



BERGISCHE
UNIVERSITÄT
WUPPERTAL

Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme

**Eine quantitative empirische Untersuchung des Nutzungs- und Mobilitätsverhaltens
sowie der Bindung von Kund*innen des kombinierten CarSharing-Systems von
stadtmobil Rhein-Neckar in den Städten Mannheim und Heidelberg**

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor-Ingenieur

an der

Fakultät für Architektur und Bauingenieurwesen

der

Bergischen Universität Wuppertal

vorgelegt von

Marko Sonder

aus Haan

Wuppertal, April 2023

Zusammenfassung

Der organisierten, gemeinschaftlichen Nutzung von Automobilen kommt in urbanen Räumen eine zunehmende Bedeutung zu. Insbesondere das *free-floating* CarSharing, bei dem die Fahrzeuge nicht zu festen Stationen retourniert werden müssen, hat in den letzten zehn Jahren zu starken Angebots- und Nachfragezuwächsen geführt, so dass Anfang 2023 in Deutschland bereits knapp 4,5 Millionen fahrberechtigte Kund*innen bei CarSharing-Organisationen registriert waren. Während das klassische, stationsbasierte CarSharing aufgrund der umfassenderen Reservierungsmöglichkeiten eine verlässliche und planbare Automobilität ermöglicht, bieten free-floating Systeme ihren Kund*innen eine höhere Flexibilität.

Zur Erhöhung der Attraktivität des CarSharing-Systems und zur Erschließung neuer Zielgruppen haben einige stationsbasierte CarSharing-Unternehmen ihr Angebot um free-floating Fahrzeuge erweitert. Solche kombinierten Systeme zeichnen sich i.d.R. durch eine tarifliche sowie digitale Integration beider CarSharing-Formen aus. Während die Fahrzeugnutzung reiner free-floating Systeme hauptsächlich auf Basis eines Minutenpreises abgerechnet wird, wird bei den meisten kombinierten Angeboten eine Best-Price-Abrechnung angewendet, die bei längeren Buchungen einen automatischen Übergang in die kostengünstigeren Stunden- oder Tagstarife des stationsbasierten CarSharings bewirkt.

Stationsbasierten CarSharing-Systemen werden überwiegend positive, verkehrsentlastende Wirkungen zugesprochen. In Bezug auf free-floating Systeme ergibt sich hingegen ein differenzierteres Bild. Während das stationsbasierte CarSharing eine komplementäre und stärkende Wirkung auf den Öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV) aufweist, existiert bei free-floating Systemen – aufgrund der One-Way-Fähigkeit – ein größeres Risiko der Substitution von Fahrten mit öffentlichen Verkehrsmitteln. Free-floating Angebote in Kombination mit stationsbasierten Systemen sind bislang wenig erforscht.

Aus diesem Grund wird im Rahmen dieser Arbeit das Nutzungs- und Mobilitätsverhalten von Kund*innen des kombinierten CarSharing-Anbieters stadtmobil Rhein-Neckar analysiert. Ziel der Arbeit ist es, den Nutzen kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher, kommunaler sowie kund*innenbezogener Sicht zu evaluieren. Auf diese Weise soll Anbietern des stationsbasierten CarSharings eine Entscheidungsgrundlage hinsichtlich der Integration eines free-floating Systems in das herkömmliche Angebot gegeben werden. Zudem soll die Evaluation des Mobilitätsverhaltens von Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme kommunalen Entscheidungsträger*innen eine Grundlage für die verkehrliche sowie nachhaltigkeitsbezogene Beurteilung der Angebote liefern.

Die Analyse des Nutzungsverhaltens beruht auf über einer Million Buchungen, die im Zeitraum von 2011 bis 2019 in den Städten Mannheim und Heidelberg durchgeführt wurden. Mittels zweier Befragungen von Kund*innen sowie einer einwöchigen GPS-gestützten Mobilitätserhebung wurden weitere empirische Daten für die Analyse und Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme erzeugt. Zur Beantwortung der Forschungsfragen kommen verschiedene statistische Methoden zur Anwendung. Anhand eines *Negative Binomial-Regressionsmodells* sowie einer *Zero-Inflated Negative Binomial-Regression* werden die Einflussgrößen der stationsbasierten und stationsunabhängigen Buchungshäufigkeit bestimmt. Unter Verwendung einer logistischen Regression sowie einer multiplen linearen Regression wird der Effekt der Kombination beider CarSharing-Angebotsformen auf den privaten Pkw-Besitz bzw. die Verkehrsleistung mit Verkehrsmitteln des motorisierten Individualverkehrs ermittelt. Zur Analyse des sich aus der Kombination beider Angebotsformen ergebenden Mobilitätsnutzens sowie der Zufriedenheit und Bindung der CarSharing-Kund*innen kommen zwei Strukturgleichungsmodelle zum Einsatz. Auf Grundlage einer *Two-Step-Clusteranalyse* werden zudem verhaltenshomogene Nutzer*innengruppen identifiziert.

Die Auswertung der Buchungsdaten offenbart sowohl Gemeinsamkeiten als auch Unterschiede in der Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge des kombinierten CarSharing-Systems von stadtmobil Rhein-Neckar. Im Vergleich zu reinen free-floating Systemen weist das stationsunabhängige System von stadtmobil mit fast 70 Prozent einen wesentlich höheren Anteil an Rundbuchungen auf. Nur etwa jede zehnte Buchung stellt eine One-Way-Fahrt dar. Trotz des hohen Anteils an Rundbuchungen sind die durchschnittlichen Nutzungsdauern und Buchungsdistancen weniger als halb so lang wie mit stationsbasierten Fahrzeugen, jedoch deutlich länger als mit reinen free-floating Fahrzeugen. Rundbuchungen werden hauptsächlich in den Zentren hochverdichteter Wohnquartiere sowie in Gebieten durchgeführt, in denen keine Stationen existieren. Das free-floating CarSharing wird in diesen Quartieren als Surrogat für ein fehlendes stationsbasiertes Angebot genutzt.

Kombinierer*innen beider Systeme nutzen das CarSharing-Angebot häufiger als Kund*innen, die nur auf eine der beiden Angebotsformen zurückgreifen. Obwohl die Anzahl an Kombinierer*innen mit der Anzahl an stationsbasierten Nutzer*innen vergleichbar ist, lassen sich drei Viertel aller CarSharing-Buchungen auf die erstgenannte Gruppe zurückführen. Im Mittel nutzen Kombinierer*innen fast wöchentlich ein CarSharing-Fahrzeug, während stationsbasierte Nutzer*innen im Durchschnitt nur etwa einmal im Monat ein Fahrzeug entleihen. Kund*innen, die im Jahresverlauf ausschließlich free-floating Fahrzeuge nutzen, sind in der Minderheit und machen nur elf Prozent der Kund*innen aus. Sie nutzen die Fahrzeuge durchschnittlich alle drei Wochen.

Die CarSharing-Nutzung der Kombinierer*innen ist jedoch keineswegs homogen. Mittels einer Clusteranalyse werden neun Gruppen von Nutzer*innen identifiziert, die hinsichtlich ihrer CarSharing-Nutzung Gemeinsamkeiten aufweisen. Bei den Gruppen handelt es sich um:

- Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten (34%)
- Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten (15%)
- Nachtschwärmer*innen (15%)
- Kombinierer*innen mit regelmäßiger free-floating Nutzung (12%)
- Kombinierer*innen mit regelmäßiger stationsbasierter Nutzung (11%)
- Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen (4%)
- Kombinierer*innen mit substituierender Nutzung beider CarSharing-Formen (4%)
- Vielnutzer*innen (Pendler*innen) (3%)
- Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge (2%)

Die Nutzungsmöglichkeit stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Fahrzeuge bietet den Kund*innen aufgrund der systemimmanenten Vorteile der jeweiligen Angebote einen Mehrwert und vergrößert ihr Mobilitätsspektrum. Die kausalanalytische Modellierung zeigt, dass Kund*innen, die beide Angebotsformen kombinieren, einen höheren Mobilitätsnutzen aus ihrer CarSharing-Nutzung ziehen als Kund*innen, die ausschließlich das stationsbasierte CarSharing nutzen. Der höhere Mobilitätsnutzen trägt dazu bei, dass Kombinierer*innen das Angebot eher als gleichwertigen Ersatz zu dem Besitz privater Fahrzeuge wahrnehmen. Dies äußert sich in geringeren Motorisierungsquoten. Auch bei gleichzeitiger Kontrolle weiterer Variablen zeigt sich ein signifikanter negativer Effekt der kombinierten Nutzung auf den Pkw-Besitz. In den zwölf Monaten vor der CarSharing-Anmeldung sowie im Zeitraum danach reduzieren Kombinierer*innen ihren Pkw-Bestand sowohl anteilmäßig als auch absolut stärker als Kund*innen, die nur eine Angebotsform nutzen.

Die geringeren Motorisierungsquoten von Kombinierer*innen führen jedoch nicht in beiden untersuchten Städten zu einem vergleichsweise höheren Anteil des Umweltverbundes am Modal-Split. Während Kombinierer*innen in Heidelberg einen höheren Anteil des Umweltverbundes am Modal Split aufweisen als stationsbasierte Nutzer*innen, ist der Anteil der Mannheimer Kombinierer*innen aufgrund der höheren CarSharing-Nutzung geringfügig niedriger. Verglichen mit der Gesamtbevölkerung der beiden Städte weisen stadtmobil-Kund*innen jedoch sowohl in Heidelberg als auch in Mannheim ein nachhaltigeres, stärker auf den Umweltverbund ausgerichtetes Mobilitätsverhalten auf. So nutzen bspw. auch die Mannheimer Kombinierer*innen durchschnittlich auf vier von fünf Wegen den ÖPNV oder das Fahrrad bzw. absolvieren den Weg zu Fuß.

Unterschiede zwischen den beiden Städten ergeben sich auch hinsichtlich der Zufriedenheit der Kund*innen. Heidelberger Kombinierer*innen weisen im Gegensatz zu Mannheimer Kombinierer*innen höhere Zufriedenheitswerte auf verglichen mit den stationsbasierten Nutzer*innen der jeweiligen Städte. Als Grund kann die höhere free-floating Angebotsdichte und Fahrzeugverfügbarkeit in Heidelberg angeführt werden. Während die Integration des free-floating Systems in das bestehende stationsbasierte Angebot in beiden Städten zu einer Erhöhung der objektiven räumlichen Fahrzeugverfügbarkeit führt, nehmen Mannheimer Kombinierer*innen die CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit negativer wahr als die stationsbasierten Nutzer*innen. Eine höhere Fahrzeugdichte kann dazu beitragen, dass Kund*innen seltener auf beabsichtigte free-floating Buchungen verzichten müssen. Dies kann einen positiven Effekt auf die Zufriedenheit mit dem System haben.

Während die Zufriedenheit von Kombinierer*innen mit dem CarSharing zumindest in Heidelberg signifikant höher ist als die Zufriedenheit der stationsbasierten Nutzer*innen, werden bezogen auf die Kund*innenbindung in beiden Städten keine signifikanten Unterschiede erzielt. Für das CarSharing-Unternehmen kann die Integration einer free-floating Komponente in das bestehende stationsbasierte Angebot trotzdem vorteilhaft sein. So steigert sich die kund*innenbezogene Buchungshäufigkeit nach der ersten free-floating Nutzung um durchschnittlich

42 Prozent. Die höhere Buchungshäufigkeit resultiert in höheren Einnahmen für die CarSharing-Organisation. Kund*innen mit kombinierter CarSharing-Nutzung bedeuten für das Unternehmen einen etwa doppelt so hohen monetären Mittelzufluss im Vergleich zu stationsbasierten Nutzer*innen. Das kombinierte CarSharing-System weist zudem eine höhere Attraktivität auf als ein alleiniges stationsbasiertes Angebot. Dies äußert sich unter anderem in höheren Neukund*innenzahlen. Darüber hinaus bieten free-floating Systeme auch betriebliche Vorteile. So lassen sich bspw. Stadtgebiete erschließen, in denen nur wenige Flächen für die Errichtung von CarSharing-Stationen zur Verfügung stehen. Zudem können kürzere Buchungen verstärkt auf das free-floating System verlagert werden, wodurch stationsbasierte Fahrzeuge für längere Buchungen zur Verfügung stehen.

Anhand der umfangreichen quantitativen empirischen Analysen des Nutzungs- und Mobilitätsverhaltens sowie der Bindung und des Nutzens von Kund*innen kombinierter CarSharing-Angebote lassen sich den Systemen in der Gesamtschau positive Effekte attestieren. Die Integration eines free-floating Systems in das bestehende stationsbasierte Angebot, wie sie von stadtmobil Rhein-Neckar durchgeführt wurde, ist mit verkehrlichen, mobilitätsbezogenen, betrieblichen und finanziellen Vorteilen verbunden und kann daher empfohlen werden. Die Etablierung weiterer kombinierter CarSharing-Systeme bietet das Potenzial, dass noch mehr Menschen Zugang zu einer Form der Automobilität ermöglicht wird, die ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge begünstigt.

Abstract

The organised membership based shared use of vehicles, known as carsharing, is becoming more and more important in urban areas. Free-floating carsharing systems, which enable a vehicle usage without the necessity to return the car to fixed parking spaces, have led to a strong growth both in supply and demand over the last ten years. By the beginning of 2023 almost 4.5 million eligible customers were already registered with carsharing organisations in Germany. While roundtrip station-based carsharing offers reliable and plannable automobility due to more extensive reservation options, free-floating systems offer their customers greater flexibility.

In order to increase the attractiveness of the carsharing system and to develop new target groups, several roundtrip station-based carsharing providers have expanded their offer by including free-floating vehicles. Such combined systems are usually characterised by both a tariff and digital integration of the two carsharing variants. While the use of vehicles in plain free-floating systems is mainly charged on the basis of a price per minute, most combined systems use best-price billing, which automatically results in a transition to the lower-cost hourly or daily rates of roundtrip station-based carsharing for longer bookings.

Most studies report traffic-reducing effects of roundtrip station-based carsharing systems. With regard to free-floating systems, however, both positive and negative effects can be observed. While roundtrip station-based carsharing has a complementary and strengthening effect on public transport, free-floating systems run a greater risk of substituting rides with public transport due to the possibility to perform one-way trips. Free-floating carsharing offers in combination with station-based systems have not been researched extensively.

For this reason, the usage and mobility behaviour of customers of the combined carsharing provider *stadtmobil Rhein-Neckar* are analysed in this thesis. The aim is to evaluate combined carsharing systems from an operational, municipal and customer-related perspective. In this way, providers of roundtrip station-based carsharing will be given a basis for decision-making regarding the integration of free-floating vehicles into their conventional offer. In addition, the evaluation of the mobility behaviour of customers of combined systems should provide municipal decision-makers with a basis for the traffic and sustainability-related assessment of the carsharing offers.

The analysis of usage behaviour is based on over one million bookings made in the cities of Mannheim and Heidelberg between 2011 and 2019. In addition, two customer surveys and a one-week GPS-based mobility survey were used to collect further empirical data for the analysis and evaluation of combined carsharing systems. Various statistical methods were used to answer the research questions. The influencing variables of station-based and free-floating booking frequency are determined by using a negative binomial regression model and a zero-inflated negative binomial regression model. A logistic regression and a multiple linear regression are used to determine the effect of the combination of both carsharing variants on private car ownership and transport performance with motorised individual transport. Two structural equation models are used to analyse the mobility benefits resulting from the combination of both service variants as well as the satisfaction and loyalty of carsharing customers. In addition, behaviourally homogeneous user groups are identified on the basis of a two-step cluster analysis.

The evaluation of the booking data reveals both similarities and differences in the usage of roundtrip station-based and free-floating vehicles in the combined carsharing system of *stadtmobil Rhein-Neckar*. Compared to plain free-floating systems, *stadtmobil's* free-floating system has a much higher proportion of roundtrips with almost 70 percent. Only about every tenth booking is a one-way trip. Despite the high proportion of roundtrips, the average duration of use and booking distance are less than half as long as with roundtrip station-based vehicles, but significantly longer than with plain free-floating vehicles. Roundtrip bookings are mainly carried out in the centres of very densely populated inner-city residential areas and in areas where there are no carsharing stations. In these neighbourhoods, free-floating carsharing is used as a substitute for missing roundtrip station-based services.

Users with combined usage of both variants – hereafter referred to as combiners – use the carsharing service more frequently than customers who only use one of the two service variants. Although the number of combiners is comparable to the number of roundtrip station-based users, three quarters of all carsharing bookings can be attributed to the former group. On average, combiners use a carsharing vehicle almost weekly, while roundtrip station-based users only rent a vehicle about once a month. Customers who exclusively use free-floating

vehicles during the course of the year are in the minority and make up only eleven percent of all customers. On average, they use the vehicles every three weeks.

However, the carsharing use of combiners is not homogeneous. By means of a cluster analysis, nine groups of users are identified that have commonalities with regard to their carsharing usage. The groups are:

- Low-volume users with a high proportion of short trips (34%)
- Low-volume users with a high proportion of weekend trips (15%)
- Night owls (15%)
- Combiners with regular free-floating usage (12%)
- Combiners with regular roundtrip station-based usage (11%)
- Holiday and weekend drivers (4%)
- Combiners with substituting usage of both carsharing variants (4%)
- Frequent users (commuters) (3%)
- Frequent users of roundtrip station-based vehicles (2%)

The opportunity for using both roundtrip station-based and free-floating carsharing vehicles offers customers added value due to the system-immanent advantages of the respective offers and increases their mobility spectrum. The causal-analytical modelling shows that customers who combine both variants of service derive a higher mobility benefit from their carsharing use than customers who only use roundtrip station-based carsharing. This higher mobility benefit contributes to the fact that combined users perceive the service as an equivalent substitute to owning a private car. This is reflected in lower motorisation rates. Even when controlling for other variables, there is a significant negative effect of combined use on car ownership. In the twelve months before carsharing registration and in the period afterwards, combined users have reduced their car ownership more than customers who have only used one form of service, both proportionally and in absolute terms.

However, in Mannheim the lower motorisation rates of combiners do not lead to a comparatively higher share of the transport modes of eco-mobility. Whereas combiners in Heidelberg have a higher share of transport modes of eco-mobility than roundtrip station-based users, the share among combiners in Mannheim is slightly lower due to the higher usage of carsharing. However, *stadtmobil* customers in Heidelberg as well as in Mannheim show a more sustainable mobility behaviour compared to the total population of both cities. For example, combiners in Mannheim also use transport modes of eco-mobility on four out of five journeys on average.

There are also differences between the two cities in terms of customer satisfaction. In contrast to Mannheim's combiners, Heidelberg's combiners show higher satisfaction values compared to the roundtrip station-based users of the respective cities. The reason for this is the higher free-floating service density and vehicle availability in Heidelberg. While the integration of the free-floating system into the existing roundtrip station-based offer in both cities leads to an increase in the objective spatial vehicle availability, Mannheim combiners perceive the carsharing vehicle availability more negatively than the roundtrip station-based users. A higher vehicle density can help to ensure that customers are less likely to miss out on intended free-floating bookings. This can have a positive effect on satisfaction with the carsharing system.

While at least in Heidelberg the satisfaction of combiners with carsharing is significantly higher than the satisfaction of roundtrip station-based users, no significant differences can be found in terms of customer loyalty in both cities. For the carsharing provider, the integration of free-floating vehicles into the existing roundtrip station-based offer can still be beneficial. The customer-related booking frequency increases by an average of 42 percent after the first free-floating usage. The higher booking frequency results in higher revenues for the carsharing organisation. Customers with combined carsharing use generate about twice as much monetary inflow for the organisation compared to roundtrip station-based users. The combined carsharing system is also more attractive than a roundtrip station-based offer alone. This is expressed, among other things, in higher numbers of new customers. Furthermore, free-floating systems also offer operational advantages. For example, it is possible to expand the carsharing service to urban areas in which there are only a few spaces available for setting up new stations. In addition, shorter bookings can increasingly be shifted to the free-floating system, making roundtrip station-based vehicles available for longer bookings.

Based on the extensive quantitative empirical analyses of the usage and mobility behaviour as well as the loyalty and benefits of customers of combined carsharing services, positive effects can be attested to the systems

overall. The integration of a free-floating system into the existing roundtrip station-based offer, as carried out by *stadtmobil Rhein-Neckar*, is associated with traffic, mobility-related, operational and financial advantages and can therefore be recommended. The establishment of further combined carsharing systems offers the potential to give even more people access to a form of automobility that favours mobility behaviour without private car ownership.

Für meine Eltern

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich allen Personen meinen großen Dank aussprechen, die mich bei der Umsetzung dieser Arbeit unterstützt haben.

Allen voran gilt mein Dank meiner Doktormutter, Frau Prof. Dr.-Ing. Ulrike Reutter, die mir die Durchführung der Dissertation ermöglicht hat, die mir die erforderliche Zeit für die Erstellung der Arbeit eingeräumt hat und die im Verlauf des Promotionsprozesses immer ein offenes Ohr hatte und mir mit ihren konstruktiven Ratschlägen lösungsorientiert weitergeholfen hat.

Zudem möchte ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Tobias Kuhnimhof für seine Bereitschaft danken, die Zweitbegutachtung der Arbeit zu übernehmen. Auch den weiteren Mitgliedern der Prüfungskommission, Herrn Prof. Dr.-Ing. Jürgen Gerlach sowie Frau Prof. Dr.-Ing. Heather Kathz, gilt mein Dank.

Für die unkomplizierte Bereitstellung der umfangreichen Datenbasis und die Möglichkeit mehrere Online-Befragungen sowie eine Mobilitätserhebung der CarSharing-Kund*innen durchzuführen, möchte ich Frau Miriam Caroli von stadtmobil Rhein-Neckar herzlich danken.

Für seine Unterstützung bei der Erstellung der PostGIS-Dankbanken und den Berechnungen der Fahrzeugverfügbarkeiten möchte ich insb. auch Herrn Michael Kaufmann danken. Desweiteren danke ich Herrn Prof. Dr. Dirk Temme für die Beantwortung meiner Fragen zu den im Rahmen dieser Arbeit zum Einsatz gekommenen statistischen Analyseverfahren.

Herrn Thomas Klemmer möchte ich für die Entwicklung der Smartphone-Applikation multiMobil danken, mittels derer das Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen erfasst werden konnte.

Den neun Mitgliedern des Fachzentrums Mobilität & Verkehr der Bergischen Universität Wuppertal - Frau Dr.-Ing. Olivia Spiker, Frau. Dr.-Ing. Katharina Schmitt, Frau Mareike Hasenburg, Herrn Michael Kaufmann, Herrn Marius Hellmund, Herrn Marius Balke, Herrn Mathias Sonneborn, Herrn Felix Franke sowie Herrn Andre Thiemermann – danke ich für die Bereitschaft ihre verkehrs- und wirtschaftswissenschaftliche Expertise in den Prozess der Skalenerstellung einfließen zu lassen.

Weiterhin möchte ich allen Kolleginnen und Kollegen des Lehr- und Forschungsgebietes Öffentliche Verkehrssysteme und Mobilitätsmanagement der Bergischen Universität Wuppertal danken, mit denen ich im Verlauf der letzten acht Jahre zusammenarbeiten durfte. Das gute, kollegiale Miteinander und den fachlichen Austausch habe ich immer sehr geschätzt.

Nicht zuletzt möchte ich meiner Familie danken, die mich mein ganzes Leben lang und auch während des Promotionsstudiums in vielerlei Hinsicht unterstützt hat und ohne die die Fertigstellung eines solchen Projektes nicht möglich gewesen wäre.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	iii
Abstract	vii
Inhaltsverzeichnis	xiii
Abbildungsverzeichnis	xvii
Tabellenverzeichnis	xix
Abkürzungsverzeichnis	xxi
Teil A: Einleitung & Methoden	1
1 Einleitung	2
1.1 Anlass	2
1.2 Ziel der Arbeit	4
1.3 Aufbau der Arbeit	4
2 CarSharing als Modell zur organisierten gemeinschaftlichen Nutzung von Automobilen	6
2.1 Entwicklung von CarSharing-Systemen	6
2.2 Zusammenfassung und kritische Würdigung bisheriger Forschungsergebnisse	9
2.3 Möglichkeiten zur Bevorzugung des CarSharings	11
3 Methodisches Vorgehen	13
3.1 Forschungsfragen & Hypothesen	13
3.2 Datenbasis	14
3.2.1 Daten der CarSharing-Organisation	14
3.2.2 Befragungen der CarSharing-Kund*innen	18
3.2.3 Mobilitätserhebung multiMobil	21
3.3 Methoden zur Beantwortung der Forschungsfragen	29
3.3.1 Clusteranalysen zur Klassifizierung der CarSharing-Nutzer*innen	30
3.3.2 Regressionsmodelle zur Modellierung von CarSharing- und Mobilitätskennwerten	31
3.3.3 Strukturgleichungsmodelle zur Modellierung von Antezedenzen der Kund*innenbindung	32
3.3.4 Übersicht der gewählten Methoden	34
3.4 Innovation der Arbeit	34
Teil B: Analyse kombinierter CarSharing-Systeme	37
4 Analyse der Nutzung kombinierter CarSharing-Systeme	38
4.1 Untersuchungsraum & Angebotscharakteristika	38
4.2 Auswertungskonzept	43
4.3 Buchungsbezogene Analysen	48
4.3.1 Vergleichende Darstellung der Nutzung von stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen	48
4.3.2 Detailauswertungen	62
4.3.3 Zwischenfazit	72
4.4 Kund*innenbezogene Analysen	73
4.4.1 Analyse des Buchungsverhaltens unterschiedlicher Nutzer*innengruppen	75

4.4.2 Klassifizierung von Kombiniierer*innen beider CarSharing-Systeme anhand ihres Nutzungsverhaltens	80
4.4.3 Beschreibung der CarSharing-Nutzer*innentypen	80
4.4.4 Vergleich der CarSharing-Nutzer*innentypen mit den Nutzer*innenprofilen anderer Studien	86
5 Determinanten der CarSharing-Nutzung	90
5.1 Auswahl unabhängiger Variablen	90
5.2 Modellierung der Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen	92
5.3 Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen	97
Zusammenfassung: Analyse kombinierter CarSharing-Systeme	104
Teil C: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme	107
6 Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht	108
6.1 Motorisierungsquote der CarSharing-Kund*innen	109
6.2 Analyse des Effektes der Kombination beider CarSharing-Formen auf die Motorisierungsquote	113
6.3 Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen	117
6.4 Analyse des Effektes der Kombination beider CarSharing-Formen auf die MIV-Verkehrsleistung	122
Fazit: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht	127
7 Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht	129
7.1 Theoretische Analyse der Antezedenzen der Kund*innenbindung	132
7.1.1 Explikation des Konstrukts Kund*innenbindung	132
7.1.1.1 Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereiches der Kund*innenbindung	132
7.1.1.2 Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kund*innenbindung	139
7.1.2 Einflussgrößen der Kund*innenbindung	143
7.1.3 Gesamtmodell	151
7.1.4 Explikation der Determinanten der Kund*innenbindung	151
7.1.4.1 Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereiches der Kund*innenzufriedenheit	151
7.1.4.2 Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kund*innenzufriedenheit	156
7.1.4.3 Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereiches des wahrgenommenen Nutzens	158
7.1.4.4 Konzeptualisierung und Operationalisierung des wahrgenommenen Nutzens	160
7.1.4.5 Festlegung des inhaltlich-semantischen und konzeptionellen Bereiches der wahrgenommenen Fahrzeugverfügbarkeit	161
7.1.4.6 Festlegung des inhaltlich-semantischen und konzeptionellen Bereiches der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit	163
7.2 Empirische Analyse der Antezedenzen der Kund*innenbindung	164
7.2.1 Analyse des Kund*innenbindungsmodells der stationsbasierten Nutzer*innen	165
7.2.1.1 Evaluierung des Messmodells	165
7.2.1.2 Evaluierung des Strukturmodells	169
7.2.2 Analyse des Kund*innenbindungsmodells der Kombiniierer*innen	173
7.2.2.1 Evaluierung des Messmodells	173
7.2.2.2 Evaluierung des Strukturmodells	173
7.2.3 Analyse der Existenz von Gruppenunterschieden	175

Fazit: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht	177
Teil D: Zusammenfassung & Reflexion	179
8 Zusammenfassung der Ergebnisse	180
9 Reflexion des methodischen Vorgehens und Einordnung der Ergebnisse	186
10 Ausblick und weiterer Forschungsbedarf	191
Literaturverzeichnis	195
Anhang A: Textanhang	247
A.1 Stand des Wissens	248
A.1.1 Kund*innen von CarSharing-Organisationen	248
A.1.2 Nutzung von CarSharing-Systemen	257
A.1.3 Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung	268
A.1.3.1 Soziodemographische und –ökonomische Faktoren	268
A.1.3.2 Räumliche Einflussgrößen	271
A.1.3.3 Zeitliche Einflussgrößen	275
A.1.3.4 Wettereinflüsse	277
A.1.3.5 Einstellungen von Kund*innen	278
A.1.3.6 Übersicht von Einflussgrößen auf die CarSharing-Nutzung	280
A.1.4 Umweltwirkungen von CarSharing-Systemen	280
A.1.4.1 Auswirkungen auf den Pkw-Besitz	280
A.1.4.2 Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten	292
A.2 Arbeitsschritte der Datenbereinigung	300
A.3 Regressionsmodelle	312
A.3.1 Lineare Regressionsmodelle	312
A.3.2 Generalisierte lineare Modelle	317
A.4 Strukturgleichungsmodelle	322
A.4.1 Grundlagen des Aufstellens und der Analyse von Strukturmodellen	322
A.4.2 Grundlagen der Messung latenter Variablen	326
A.4.3 Beurteilung von Strukturgleichungsmodellen	331
A.4.4 Analyse von Gruppenunterschieden	336
A.5 Clusteranalyse	338
A.5.1 Vorbereitung der Clusteranalyse	338
A.5.2 Durchführung der Clusteranalyse	343
Anhang B: Abbildungs- und Tabellenanhang	349
Anhang C: Wissenschaftlicher Lebenslauf	379

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Entwicklung des CarSharings in Deutschland	8
Abbildung 2: CarSharing-Angebote in Deutschland (Stand Dez. 2022)	9
Abbildung 3: Schematische Darstellung der Berechnung der Fahrzeugverfügbarkeit	16
Abbildung 4: Schematische Darstellung der Wegeaufzeichnung mit der multiMobil-App	24
Abbildung 5: Arbeitsschritte bei der Datenaufbereitung.....	25
Abbildung 6: Arbeitsschritte bei der Datenbereinigung	27
Abbildung 7: Übersicht der verwendeten Datenquellen und Methoden	34
Abbildung 8: Wohnorte der CarSharing-Kund*innen	39
Abbildung 9: Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen im Tagesverlauf	40
Abbildung 10: Anzahl verfügbarer Carsharing-Fahrzeuge am Wohnort der Kund*innen	41
Abbildung 11: Steigerung der prozentualen Verfügbarkeit mindestens eines CarSharing-Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes in Mannheim.....	42
Abbildung 12: Entfernung zwischen den Wohnorten der Kund*innen und den Start- und Endpositionen der free-floating Buchungen	45
Abbildung 13: Entfernung zwischen den Start- und Endpositionen der free-floating Buchungen	46
Abbildung 14: Räumliches Kriterium bei der Festlegung von One-Way Buchungen und Rundbuchungen.....	47
Abbildung 15: CarSharing-Anteile im Zeitverlauf.....	49
Abbildung 16: Räumliche Verteilung von Buchungsstarts mit free-floating Fahrzeugen	50
Abbildung 17: Verteilung der Buchungen im Tagesverlauf.....	51
Abbildung 18: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf	52
Abbildung 19: Normierte Buchungshäufigkeit im Jahresverlauf	52
Abbildung 20: Häufigkeitsverteilung der Nutzungsdauer	54
Abbildung 21: Vergleich der Nutzungsdauer mit free-floating Fahrzeugen von CSO mit kombiniertem und reinem free-floating Angebot	54
Abbildung 22: Nutzungsdauer in Abhängigkeit der Tageszeit	55
Abbildung 23: Nutzungsdauer in Abhängigkeit des Wochentages	56
Abbildung 24: Nutzungsdauer in Abhängigkeit des Monats.....	57
Abbildung 25: Häufigkeitsverteilung der Buchungsdistanzen	58
Abbildung 26: Häufigkeitsverteilung der Fahrtweiten	58
Abbildung 27: Vergleich der Buchungsdistanzen mit free-floating Fahrzeugen von CSO mit kombiniertem und reinem free-floating Angebot	59
Abbildung 28: Verkehrsaufkommen mit CarSharing-Fahrzeugen nach Wegezweck.....	60
Abbildung 29: Vergleich der Wegezwecke von Fahrten mit CarSharing-Fahrzeugen zwischen MiD 2017 und der eigenen Mobilitätserhebung.....	61
Abbildung 30: Häufigkeitsverteilung der Reservierungsvorlaufzeit von Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen.....	63
Abbildung 31: Häufigkeitsverteilung nach Fahrzeugklassen.....	63
Abbildung 32: Nutzungsdauer und Buchungsdistanz in Abhängigkeit der Fahrzeugklasse	64
Abbildung 33: Auslastung der CarSharing-Fahrzeuge nach Fahrzeugklassen.....	64
Abbildung 34: Anteile von One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen im Zeitverlauf.....	65
Abbildung 35: Anteil an One-Way Fahrten in Abhängigkeit der räumlichen Lage.....	66
Abbildung 36: Räumliche Verteilung der Zielpositionen von One-Way Fahrten	67
Abbildung 37: Anteil an Rundbuchungen in Abhängigkeit der räumlichen Lage.....	67
Abbildung 38: Anteile von One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen im Tagesverlauf	68
Abbildung 39: Häufigkeitsverteilung der Reservierungsvorlaufzeit von Buchungen mit free-floating Fahrzeugen.....	70
Abbildung 40: Buchungshäufigkeit von free-floating Fahrzeugen in Abhängigkeit des Wetters.....	71
Abbildung 41: Anteil von Kund*innen mit free-floating Nutzung nach Stadtteilen (Mannheim).....	74
Abbildung 42: Veränderung der Buchungshäufigkeit nach der ersten free-floating Buchung	75
Abbildung 43: Verteilung der Buchungshäufigkeit	77
Abbildung 44: Gegenüberstellung von Kund*innen und CarSharing-Buchungen	77
Abbildung 45: Verteilung der Buchungen im Tagesverlauf in Abhängigkeit der CarSharing-Gruppe.....	78

Abbildung 46: Quantil-Quantil-Diagramm zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des Negative Binomial Modells	94
Abbildung 47: Streudiagramm zur Prüfung der Linearitätsannahme des Negative Binomial Modells.....	94
Abbildung 48: Vorhersage der stationsbasierten Buchungshäufigkeit	97
Abbildung 49: Streudiagramm zur Prüfung der Linearitätsannahme des Zero-Inflated Negative Binomial Modells	98
Abbildung 50: Quantil-Quantil-Diagramm zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des Zero-Inflated Negative Binomial Modells	99
Abbildung 51: Vorhersage der free-floating Buchungshäufigkeit.....	100
Abbildung 52: Pkw-Bestand der CarSharing-Kund*innen.....	111
Abbildung 53: Entwicklung des Pkw-Bestandes der CarSharing-Kund*innen	112
Abbildung 54: Modal Split der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar (Verkehrsleistung)	118
Abbildung 55: Modal Split der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar (Verkehrsaufkommen)	118
Abbildung 56: Modal Split in Abhängigkeit des Wegezweckes.....	119
Abbildung 57: Modal Split auf Arbeitswegen in Abhängigkeit des ÖV-Pkw-Fahrzeitverhältnisses	120
Abbildung 58: Modal Split nach CarSharing-Gruppen	120
Abbildung 59: Vergleich der Modal Split-Anteile verschiedener Erhebungen.....	121
Abbildung 60: Anteil mono- und multimodaler Personengruppen	122
Abbildung 61: Streudiagramme zur Prüfung der Linearitätsannahme des multiplen linearen Regressionsmodells.....	125
Abbildung 62: Diagramme zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des multiplen linearen Regressionsmodells.....	125
Abbildung 63: Entwicklung der Neukund*innenanzahl	130
Abbildung 64: Konzeptionelles Gesamtmodell	151
Abbildung 65: Ergebnisse des Strukturgleichungsmodells (stationsbasierte Nutzer*innen)	170
Abbildung 66: Ergebnis des Strukturgleichungsmodells (Kombinierer*innen)	174

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Bereitgestellte Daten von stadtmobil Rhein-Neckar	14
Tabelle 2: Beschreibung der Grundgesamtheit.....	18
Tabelle 3: Vergleich der Stichprobe und der Grundgesamtheit (Befragung).....	20
Tabelle 4: CarSharing-Studien mit Einsatz von Wegetagebüchern	22
Tabelle 5: Vergleich der Stichprobe und der Grundgesamtheit (Mobilitätserhebung)	28
Tabelle 6: Vergleich zentraler Mobilitätskennziffern mit der MiD 2017	29
Tabelle 7: Prüfung der Repräsentativität der CarSharing-Nutzung während der Erhebungswoche	29
Tabelle 8: Verfügbare CarSharing-Fahrzeuge in Abhängigkeit der Wahl des Radius	41
Tabelle 9: Auswertungskonzept der buchungsbezogenen Analysen	44
Tabelle 10: Free-floating Buchungen in Abhängigkeit der Niederschlagsintensität	71
Tabelle 11: Zusammenfassende Darstellung der buchungsbezogenen Analysen (private Nutzung)	72
Tabelle 12: Genutzte Tarife nach CarSharing-Gruppen	76
Tabelle 13: Vergleich der Nutzungsparameter sowie soziodemographischer Merkmale der Kund*innen in Abhängigkeit der CarSharing-Gruppe	79
Tabelle 14: Vergleich von Merkmalen der Kund*innen der neun Cluster	80
Tabelle 15: Vergleich der Nutzungsparameter der neun Cluster.....	81
Tabelle 16: Clusterergebnisse anderer CarSharing-Studien.....	89
Tabelle 17: Variablen des Regressionsmodells zur Modellierung der Buchungshäufigkeit	92
Tabelle 18: AIC und BIC verschiedener Zählmodellen zur Modellierung der stationsbasierten Buchungshäufigkeit.....	93
Tabelle 19: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen	96
Tabelle 20: AIC und BIC verschiedener Zählmodellen zur Modellierung der free-floating Buchungshäufigkeit	98
Tabelle 21: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen (Zählmodellen).....	102
Tabelle 22: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen (Zero-Inflation Komponente)	103
Tabelle 23: Anschaffungswahrscheinlichkeit privater Pkw bei Wegfall des CarSharing-Angebotes	113
Tabelle 24: Ergebnisse der Modellierung des Privat-Pkw-Besitzes.....	116
Tabelle 25: Variablen des Regressionsmodells zur Modellierung der MIV-Verkehrsleistung	124
Tabelle 26: Ergebnisse der Modellierung der MIV-Verkehrsleistung	126
Tabelle 27: Definitionen der Kund*innenbindung	138
Tabelle 28: Operationalisierung der Kund*innenbindung	142
Tabelle 29: Auswahl von Kund*innenbindungsstudien im Verkehrsdienstleistungsbereich.....	148
Tabelle 30: Definitionen der Kund*innenzufriedenheit.....	156
Tabelle 31: Operationalisierung der Kund*innenzufriedenheit.....	158
Tabelle 32: Operationalisierung des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens.....	161
Tabelle 33: Operationalisierung der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit	162
Tabelle 34: Operationalisierung der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit	164
Tabelle 35: Indikatorladungen der fünf Konstrukte	166
Tabelle 36: Indikatorladungen der Kund*innenbindung nach Löschung zweier Items	168
Tabelle 37: Prüfung der Internen-Konsistenz-Reliabilität und der Konvergenzvalidität.....	168
Tabelle 38: Prüfung der Diskriminanzvalidität	169
Tabelle 39: Effektstärken	170
Tabelle 40: Direkte, indirekte und totale Effekte des Kund*innenbindungsmodells der stationsbasierten Nutzer*innen	171
Tabelle 41: Prüfung der Out-of-Sample-Prädiktionsgüte.....	172
Tabelle 42: Direkte, indirekte und totale Effekte des Kund*innenbindungsmodells der Kombinerer*innen ...	174
Tabelle 43: Ergebnisse des Permutationsverfahrens	176
Tabelle 44: P-Werte unterschiedlicher Testverfahren der Multigruppenanalyse	176
Tabelle 45: Vergleich der Mittelwerte und Varianzen zwischen den Gruppen	176
Tabelle 46: Übersicht über die Hypothesen des Kund*innenbindungsmodells	178

Tabelle 47: Überblick über die Forschungshypothesen	184
Tabelle 48: Vergleich der Mittelwertdifferenzen der latenten Variablen in Mannheim und Heidelberg	189

Abkürzungsverzeichnis

ACSI	American Customer Satisfaction Index (Amerikanisches Kund*innenbarometer)
AIC	Akaike Informationskriterium (engl.: Akaike Information Criterion)
API	Programmierschnittstelle (engl.: Application Programming Interface)
App	Applikation
AVE	Durchschnittlich erfasste Varianz (engl.: Average Variance Extracted)
BIC	Bayes'sches Informationskriterium (engl.: Bayesian Information Criterion)
BLUE	Bester linearer unverzerrter Schätzer (engl.: Best Linear Unbiased Estimation)
CCA	Konfirmatorische Komponentenanalyse (engl.: Confirmatory Composite Analysis)
C/D-Paradigma	Confirmation/Disconfirmation-Paradigma
CFA	Konfirmatorische Faktorenanalyse (engl.: Confirmatory Factor Analysis)
CS	CarSharing
CsgG	CarSharing-Gesetz
CSO	CarSharing-Organisation
CSV	Comma-Separated Values (Dateiformat)
C _{sv}	Substantive-Validity Coefficient (Index zur Validitätsbeurteilung)
DWD	Deutscher Wetterdienst
Exp	Exponentialfunktion
FFCS	Free-floating CarSharing
FGSV	Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen
FLK	Fornell-Larcker-Kriterium
GIS	Geoinformationssystem
GLM	Generalisiertes lineares Modell
GTFS	General Transit Feed Specification (digitales Austauschformat für Fahrpläne)
HCSE	Heteroscedasticity Consistent Standard Error (robuste Standardfehler)
HTMT	Heterotrait-Monotrait-Verhältnis
I-CVI	Content-Validity Index (Index zur Validitätsbeurteilung)
KB	Kund*innenbindung
KCS	Kombiniertes CarSharing
KI	Konfidenzintervall
KZ	Kund*innenzufriedenheit
Lat. V.	Latente Variable
MAE	Mittlerer absoluter Fehler (engl.: Mean Absolute Error)
MGA	Multigruppenanalyse (engl.: Multi Group Analysis)
MICOM	Ansatz zur Prüfung von Messinvarianz (engl.: Measurement Invariance of Composite Models)
MiD	Mobilität in Deutschland (Mobilitätserhebung)
MIV	Motorisierter Individualverkehr
MOP	Deutsches Mobilitätspanel

MSA	Measure of Sample Adequacy (Prüfgröße im Zuge einer Faktorenanalyse)
MVI	Ministerium für Verkehr und Infrastruktur
NCS	Kund*innen ohne CarSharing-Nutzung im Betrachtungszeitraum
NRW	Nordrhein-Westfalen
ÖPNV	Öffentlicher Personennahverkehr
OSM	OpenStreetMap
ÖSPV	Öffentlicher Straßenpersonennahverkehr
P2P	Peer-to-peer (privates) CarSharing
P-P-Diagramm	Probability-Probability-Diagramm
PCA	Hauptkomponentenanalyse (engl.: Principal Component Analysis)
Pkw	Personenkraftwagen
PLS	Partielle Kleinst-Quadrate-Methode (engl.: Partial Least Squares)
P _{SA}	Proportion of Substantive Agreement (Index zur Validitätsbeurteilung)
PSM	Propensity Score Matching
Q-Q-Diagramm	Quantil-Quantil-Diagramm
RMSE	Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (engl.: Root Mean Square Error)
SCS	Stationsbasiertes CarSharing
SE	Standardfehler (engl.: Standard Error)
S-O-R-Paradigma	Stimulus-Organismus-Response-Paradigma
SPNV	Schienenpersonennahverkehr
S-R-Paradigma	Stimulus-Response-Paradigma
SrV	System repräsentativer Verkehrsbefragungen (Mobilitätserhebung)
StrWG	Straßen- und Wegegesetz
StVO	Straßenverkehrsordnung
VIF	Varianz-Inflations-Faktor (engl.: Variance Inflation Factor)
VRN	Verkehrsverbund Rhein-Neckar
WCFV	Wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit
WMN	Wahrgenommener Mobilitätsnutzen
WPG	Wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit

Teil A: Einleitung & Methoden

1 Einleitung

1.1 Anlass

Als organisierte, gemeinschaftliche Nutzungsmöglichkeit von Automobilen kommt dem CarSharing in urbanen Mobilitätsräumen eine zunehmende Bedeutung zu. Die Anzahl an Kund*innen ist in Deutschland in den letzten 20 Jahren kontinuierlich angestiegen. Zu Beginn des Jahres 2023 waren deutschlandweit knapp 4,5 Millionen fahrberechtigte Kund*innen bei CarSharing-Organisationen (kurz: CSO) registriert [vgl. Bundesverband CarSharing (2023), S.1].¹ Besonders in deutschen Großstädten sind CarSharing-Fahrzeuge häufig im Straßenbild präsent. 91 Prozent aller Städte über 100.000 Einwohner*innen verfügten Anfang 2023 über mindestens ein CarSharing-Angebot [vgl. ebd., S.3].

Während das CarSharing in der Anfangsphase ein langsames, wenngleich nachhaltiges Wachstum zu verzeichnen hatte, konnten in den letzten Jahren starke Angebots- und Nachfragezuwächse erzielt werden. So hat sich die Anzahl angebotener CarSharing-Fahrzeuge in den letzten zehn Jahren mehr als verdreifacht, die Kund*innenzahl sogar mehr als verelfacht [vgl. ebd., S.1]. Die hohen Wachstumszahlen können insb. auf die Einführung des free-floating CarSharings im Jahr 2009 zurückgeführt werden [vgl. Riegler et al. (2016), S.32]. Mittels dieser CarSharing-Variante konnten neue Zielgruppen bzw. Kund*innensegmente erschlossen werden.

Beim free-floating CarSharing werden innerhalb eines durch die CSO festgelegten Bedienegebietes Fahrzeuge bereitgestellt, die flexibel und spontan genutzt werden können. Die Rückgabe der free-floating Fahrzeuge kann im gesamten Bedienegebiet erfolgen, eine Rückkehrpflicht zum Startpunkt der Buchung existiert nicht. Das Auffinden der Fahrzeuge erfolgt internetbasiert bzw. per Smartphone-App. Hierzu wird der Standort der Fahrzeuge bei Beendigung der Buchung GPS-gestützt erfasst und an das Buchungssystem der CSO übertragen. Der Zugang zum Fahrzeug sowie das Beenden der Buchung erfolgt i.d.R. per Smartphone-App oder per Kund*innenkarte.

Bei Start der Buchung wird kein Rückgabezeitpunkt der Fahrzeuge festgelegt. Free-floating Systeme ermöglichen folglich Open-End Buchungen, die jedoch häufig auf eine bestimmte Höchstnutzungsdauer begrenzt sind. Aufgrund dessen können die Fahrzeuge nicht lange im Voraus reserviert werden. Häufig beträgt die maximale Reservierungsvorlaufzeit² 15 Minuten. Für die Nutzung der Fahrzeuge wird i.d.R. ein Minutenpreis bezahlt. Mittlerweile haben einige free-floating Anbieter neben einer zeitlichen auch eine entfernungsabhängige Preiskomponente eingeführt. Zudem können inzwischen für längere Fahrten Stunden-, Tages- oder Wochentarife gewählt werden [vgl. z.B. <https://www.share-now.com>]. Aufgrund der Möglichkeit von Einwegfahrten (bzw. der One-Way-Fähigkeit) sowie der verhältnismäßig hohen zeitabhängigen Kosten werden free-floating Fahrzeuge häufig für kurze Buchungen eingesetzt (vgl. Kapitel A.1.2 in Anhang A).

Bei der anderen primären CarSharing-Form, die bereits auf eine längere Historie zurückblicken kann (vgl. Kapitel 2.1), handelt es sich um das stationsbasierte CarSharing. Wie der Name offenbart, werden die CarSharing-Fahrzeuge an Stationen entliehen und müssen – in den meisten Fällen³ – wieder an den Standort des Ausleihvorgangs retourniert werden. Neben der Stationsgebundenheit teilen entsprechende CarSharing-Systeme die Eigenschaft, dass vor Nutzungsbeginn der Start- und Endzeitpunkt der Buchung festgelegt werden muss. Die Kenntnis über die räumliche und zeitliche Verfügbarkeit der Fahrzeuge ermöglicht eine verlässliche und planbare CarSharing-Nutzung. Fahrzeuge können lange im Voraus gebucht werden, aber auch spontane Buchungen sind grundsätzlich möglich [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.9; Kagerbauer et al. (2020), S.13]. Für den Fall, dass keine Folgebuchungen existieren, können Kund*innen aktive Buchungen im Regelfall auch verlängern. Die Tarife von stationsbasierten CarSharing-Systemen enthalten üblicherweise eine Kilometer- und Zeitkomponente. Im Gegensatz zu free-floating Systemen werden die Buchungen jedoch nicht minutengenau abgerechnet.

¹ Da Kund*innen in der Statistik nicht überschneidungsfrei erfasst werden, ist davon auszugehen, dass die tatsächliche Anzahl niedriger liegt [vgl. Bundesverband CarSharing (2023), S.1].

² Bei der Reservierungsvorlaufzeit handelt es sich um den Zeitraum zwischen der Reservierung des CarSharing-Fahrzeugs und dem Nutzungsstart.

³ In einigen Städten existieren stationsbasierte (one-way) CarSharing-Systeme, die eine Rückgabe der Fahrzeuge an anderen Stationen ermöglichen.

Seit dem Jahr 2012 existieren zudem kombinierte CarSharing-Systeme, bei denen das Angebotsportfolio einer CSO sowohl stationsbasierte als auch stationsunabhängige⁴ Fahrzeuge umfasst. Das erste kombinierte CarSharing-System wurde von stadtmobil Hannover angeboten, das vorher bereits eine stationsbasierte Fahrzeugflotte in Betrieb hatte. Inzwischen existieren kombinierte CarSharing-Systeme in 14 deutschen Städten bzw. Regionen (Stand März 2023).⁵ Wie bei stadtmobil Hannover handelt es sich bei den meisten Anbietern um Organisationen, die ihr bereits bestehendes stationsbasiertes Angebot um free-floating Fahrzeuge ergänzt haben.

Kombinierte Systeme zeichnen sich durch eine tarifliche sowie digitale Integration der beiden CarSharing-Formen aus [vgl. Bundesverband CarSharing (2023), S.2]. Für die Buchung der stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeuge steht den Kund*innen ein gemeinsames Zugangs- und Buchungssystem zur Verfügung. Die Tarifierung des free-floating Systems orientiert sich in den meisten Fällen an den bereits bestehenden stationsbasierten Tarifen [vgl. Bundesverband CarSharing (2021c), S.3]. Wie bei allen free-floating Systemen existiert zudem eine Minutenabrechnung. Das Tarifsystem kombinierter Anbieter ist jedoch nicht auf Kurznutzungen zugeschnitten, da auf Grundlage einer Best-Price-Abrechnung ein automatischer Übergang in die kostengünstigeren Stunden- oder Tagesstarife erfolgt [vgl. Nehrke (2016), S.96].

Mit CarSharing-Systemen wird die Hoffnung verbunden, das Aufkommen mit Verkehrsmitteln des motorisierten Individualverkehrs (MIV) zu reduzieren, indem CarSharing-Kund*innen für den Großteil ihrer Alltagsmobilität den Umweltverbund nutzen und nur im Bedarfsfall auf Automobile zurückgreifen. Stationsbasierten Systemen werden in zahlreichen Studien positive, verkehrsentlastende Wirkungen zugesprochen. In Bezug auf free-floating Systeme ergibt sich hingegen ein differenzierteres Bild (vgl. Anhang A.1.4). Während das stationsbasierte CarSharing eine komplementäre und stärkende Wirkung auf den Öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV) aufweist [vgl. Bundesverband CarSharing (2007), S.1], existiert bei free-floating Systemen – aufgrund der One-Way-Fähigkeit – ein größeres Risiko der Substitution von Fahrten mit öffentlichen Verkehrsmitteln.

Free-floating Systeme in Kombination mit stationsbasierten Angeboten sind bislang wenig erforscht. Im Rahmen dieser Arbeit soll daher untersucht werden, welche Wirkungen von kombinierten CarSharing-Systemen ausgehen. Hierzu wird das Nutzungs- und Mobilitätsverhalten von Kund*innen des kombinierten CarSharing-Anbieters stadtmobil Rhein-Neckar analysiert. Diese CSO zählt seit mehr als 30 Jahren zu den Anbietern des klassischen, stationsbasierten CarSharings – zunächst als Verein, dann als GmbH und seit 2003 als Aktiengesellschaft. Seit Juli 2013 bietet das Unternehmen in Mannheim auch free-floating CarSharing unter dem Namen JoeCar an. Ein Jahr später wurde das stationsungebundene Angebot in der Stadt Heidelberg eingeführt. Die beiden free-floating Angebote fungieren als autarke Systeme. Ein Transfer der Fahrzeuge zwischen den Bedienegebieten ist den Kund*innen nicht gestattet.

Die Rückgabe von free-floating Fahrzeuge kann generell innerhalb des Bedienegebietes auf allen durch die CSO autorisierten Stellplatzflächen erfolgen. Die Stellplätze müssen grundsätzlich öffentlich zugänglich sein und eine GPS-basierte Ortung der Fahrzeuge ermöglichen. Während die Fahrzeuge in manchen Städten ausschließlich auf kostenfreien Stellplätzen abgestellt werden dürfen, kann eine Rückgabe in anderen Städten zudem auf kommunal bewirtschafteten Parkflächen erfolgen. Hierzu schließt die CSO i.d.R. Vereinbarungen mit der Kommune ab, die eine pauschalisierte Abrechnung von Parkgebühren oder eine minutengenaue Erfassung der Gebühren mittels Handy-Parken ermöglichen [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.68]. Das 2017 verabschiedete Gesetz zur Bevorrechtigung des CarSharing (CsgG) schafft zudem einen Rechtsrahmen für eine Ermäßigung oder Befreiung der Gebührenpflicht [§3 Abs. 2 CsgG].

In vielen Bereichen der Städte Mannheim und Heidelberg sind jedoch Bewohner*innen-Parkgebiete eingerichtet. In diesen Gebieten ist das Abstellen des Kraftfahrzeugs ausschließlich Bewohner*innen gestattet, die über einen jährlich neu zu erwerbenden Bewohner*innenparkausweis verfügen. Auf diese Weise wird die Wohnbevölkerung bei der Parkraumsuche privilegiert. Der Bewohner*innenparkausweis berechtigt die Fahrzeugführer*innen zum Abstellen ihrer Fahrzeuge in fest definierten Bewohner*innenparkzonen und ist jeweils nur für eine Zone gültig. Für einen zonenübergreifenden Parkausweis, der die Grundvoraussetzung für die Existenz eines

⁴ Die Begriffe „stationsunabhängig“, „stationsungebunden“, „freifließend“ und „free-floating“ werden in dieser Arbeit synonym verwendet.

⁵ Das kombinierte CarSharing-System der CSO book-n-drive wird in den Städten Frankfurt am Main, Darmstadt, Offenbach, Mainz und Wiesbaden angeboten. Da die Bedienegebiete außerhalb von Frankfurt sehr klein dimensioniert sind, werden die Städte in aggregierter Form als Rhein-Main-Region berücksichtigt.

free-floating CarSharing-Systems darstellt, musste bei der Einführung des Systems im Jahr 2013 beim Ministerium für Verkehr und Infrastruktur (MVI) des Landes Baden-Württemberg eine Ausnahmegenehmigung gemäß §46 StVO beantragt werden.⁶ Als Auflage zur Erteilung der Ausnahmegenehmigung verlangte das MVI unter anderem eine wissenschaftliche Begleitforschung, durch die die verkehrlichen Effekte und die Umweltwirkungen der Maßnahme abgeschätzt werden sollten. Im Kontext dieser Begleitforschung kamen mehrere der in Kapitel 3.2 beschriebenen Methoden zur Anwendung.⁷

1.2 Ziel der Arbeit

Die Nutzungsmöglichkeit stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Fahrzeuge kann den Kund*innen aufgrund der systemimmanenten Vorteile der jeweiligen Angebote – wie die höhere Verlässlichkeit und Planbarkeit beim stationsbasierten CarSharing und die größere Flexibilität beim free-floating CarSharing – einen Mehrwert bieten und ihr Mobilitätsspektrum vergrößern [vgl. Bundesverband CarSharing (2021c), S.2; Nehrke (2016), S.93]. Dies erfordert eine hohe Verfügbarkeit der Fahrzeuge. Da die Rückgabe der stationsunabhängigen Fahrzeuge im gesamten Bedienebiet erfolgen kann, besteht das Risiko einer inhomogenen räumlichen Verteilung sowie von langen Standzeiten in Gebieten geringer Nachfrage und damit verbunden geringen Fahrzeugauslastungen. Der Betrieb einer free-floating Flotte ist für die CSO folglich mit Unwägbarkeiten verbunden. Um eine hohe, die Kund*innen zufriedenstellende räumliche Fahrzeugabdeckung zu erreichen, werden verhältnismäßig viele free-floating Fahrzeuge benötigt. Dies impliziert ein hohes wirtschaftliches Risiko für die Unternehmen.

Auf kommunaler Ebene besteht das Risiko, dass von den free-floating Fahrzeugen eine verkehrsinduzierende Wirkung ausgeht und Fahrten mit Verkehrsmitteln der städtischen Nahverkehrsunternehmen substituiert werden. Auf der anderen Seite bieten kombinierte CarSharing-Systeme die Perspektive, dass Kund*innen durch die Nutzungsmöglichkeit beider CarSharing-Formen in ihrem Alltag mehr Mobilitätssituationen abdecken und daher eher in der Lage sind, auf private Fahrzeuge zu verzichten und ihre Mobilität stattdessen stärker auf den Umweltverbund auszurichten. Für eine mögliche kommunale Förderung kombinierter CarSharing-Systeme sind deshalb Kenntnisse über die Nutzung der Fahrzeuge sowie das Mobilitätsverhalten der Kund*innen bedeutsam, um verkehrliche Effekte abschätzen zu können.

In dieser Arbeit soll daher das Nutzungs- und Mobilitätsverhalten von Nutzer*innen kombinierter CarSharing-Angebote aus einer Hand evaluiert werden. Die Arbeit zielt darauf ab, Anbietern des stationsbasierten CarSharings eine Entscheidungsgrundlage hinsichtlich der Integration eines free-floating Systems in das herkömmliche Angebot zu geben. Darüber hinaus soll die Evaluation des Mobilitätsverhaltens der CarSharing-Nutzer*innen auch kommunalen Entscheidungsträger*innen Grundlagen für die nachhaltigkeitsbezogene sowie verkehrliche Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme liefern. Als dritte Evaluationsebene wird der sich durch die Kombination ergebende Nutzen für CarSharing-Kund*innen untersucht. Die systematische Analyse kombinierter CarSharing-Systeme basiert auf empirisch gewonnenen quantitativen Daten.

1.3 Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 wird das CarSharing als Modell zur organisierten gemeinschaftlichen Nutzung von Automobilen näher beschrieben. Nach einer Darstellung der Entwicklung wird der aktuelle Wissensstand zu CarSharing-Systemen sowie deren rechtliche Verankerung dargelegt. Auf Grundlage einer umfangreichen Literaturanalyse findet eine Charakterisierung der Kund*innen sowie eine Beschreibung der Nutzung und der Umweltwirkungen beider CarSharing-Formen statt. In Kapitel 3 wird dargestellt, mit welchen methodischen Ansätzen die Forschungsfragen beantwortet und die aufgestellten Hypothesen verifiziert bzw. falsifiziert werden sollen. Hierzu werden zunächst

⁶ Die Ausnahmegenehmigung wurde zunächst für drei Jahre erteilt und im Jahr 2016 verlängert. Seit der Novellierung der allgemeinen Verwaltungsvorschrift zur Straßenverkehrsordnung (VwV-StVO) im November 2021 ist ein Abstellen von stationsungebundenen CarSharing-Fahrzeugen in Bewohner*innenparkbereichen ohne Ausnahmegenehmigung möglich, insofern allgemeine Stellplätze für CarSharing-Fahrzeuge reserviert werden oder das Parken in den Bewohner*innenparkzonen mittels Beschilderung freigegeben wird [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.66].

⁷ Die Ergebnisse der Begleitforschung befinden sich in einem unveröffentlichten Abschlussbericht, der dem MVI sowie stadtmobil Rhein-Neckar vorliegt.

die empirisch erhobenen quantitativen Daten beschrieben, bevor im Anschluss die Grundlagen der im Rahmen der Arbeit zum Einsatz kommenden statistischen Modelle dargestellt werden.

Im ersten Auswertungsteil findet eine detaillierte Untersuchung der Nutzung kombinierter CarSharing-Systeme statt. Mittels buchungsbezogener Analysen sollen Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Nutzung der beiden CarSharing-Formen festgestellt werden. Die im Anschluss in Kapitel 4 durchgeführten Analysen fokussieren auf das Nutzungsverhalten der Kund*innen. Zur Identifizierung verhaltenshomogener Nutzer*innengruppen wird u.a. eine Clusteranalyse durchgeführt. Der erste Auswertungsteil schließt mit einer Untersuchung der Einflussgrößen der Nutzung von stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharing-Fahrzeugen. Die Bestimmung der Determinanten erfolgt mittels zweier aufgestellter Regressionsmodelle (vgl. Kapitel 5).

Der zweite Auswertungsteil widmet sich der Evaluation des kombinierten CarSharing-Systems von stadtmobil Rhein-Neckar. Die in Kapitel 6 durchgeführte Beurteilung aus kommunaler Sicht umfasst Analysen der Motorisierungsquoten sowie des Mobilitätsverhaltens der CarSharing-Kund*innen. Mittels zwei weiterer Regressionsmodelle sollen die Effekte der Kombination beider Angebotsformen auf die MIV-Verkehrsleistung sowie den privaten Pkw-Besitz analysiert werden. Im Zuge der Evaluation des kombinierten CarSharing-Systems aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht werden in Kapitel 7 mittels eines Strukturgleichungsmodells die Bindung und Zufriedenheit der Kund*innen untersucht. Die Arbeit schließt mit einer Reflexion der zum Einsatz kommenden Methoden und der Übertragbarkeit der Ergebnisse sowie einem Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf.

2 CarSharing als Modell zur organisierten gemeinschaftlichen Nutzung von Automobilen

Der Bundesverband CarSharing definiert CarSharing als „die organisierte, gemeinschaftliche Nutzung von Kraftfahrzeugen“ [Bundesverband CarSharing (2007), S.1]. Die Nutzung der CarSharing-Fahrzeuge basiert auf Grundlage einer Rahmenvereinbarung, die zwischen den Kund*innen und der CSO geschlossen wird. Die Kund*innen können alle angebotenen und verfügbaren CarSharing-Fahrzeuge des Anbieters eigenständig reservieren und auf Basis eines festgelegten Tarifes jederzeit nutzen [vgl. CsgG §2; Kagerbauer et al. (2020), S.12; Bundesverband CarSharing (2007), S.1]. Im Gegensatz zu Autovermietungen werden keine buchungsbezogenen Einzelverträge abgeschlossen.

Durch das CarSharing wird den Kund*innen ein Zugang zur Automobilität ermöglicht, ohne ein privates Fahrzeug besitzen zu müssen. Dies bietet den monetären Vorteil, dass sich die Fixkosten eines Automobils auf mehrere Nutzer*innen verteilen lassen [vgl. Firnkorn & Müller (2011), S.1520f]. Für die Kund*innen entstehen – zusätzlich zu einem häufig in Abhängigkeit des gewählten Tarifs zu zahlenden Monatsbeitrags⁸ – ausschließlich Kosten für die tatsächliche Fahrzeugnutzung. Die CSO kommt für die Kosten von Versicherungen, Instandhaltungen und die Antriebsenergien der Fahrzeuge auf [vgl. Shaheen et al. (2015), S.20].

Stationsbasierte und free-floating Systeme stellen die beiden primären operativen CarSharing-Modelle dar. Zusätzlich zu diesen beiden Hauptkategorien kann auf Basis der räumlichen Angebotscharakteristiken eine feinere Differenzierung vorgenommen werden. Im Rahmen der STARS-Studie⁹ werden – auf Grundlage einer Analyse der in Europa existierenden CarSharing-Systeme – in Bezug auf gewerblich organisierte CSO vier Angebotsformen unterschieden [vgl. Rodenbach et al. (2018), S.27f]. Eine Variation des klassischen stationsbasierten CarSharings ist das Homezone-CarSharing. Die Rückgabe der Fahrzeuge erfolgt nicht auf fest definierten Stellplätzen, sondern in eng umgrenzten Parklizenzengebieten¹⁰ [vgl. Kagerbauer et al. (2020), S.13]. Einen vergleichbaren Ansatz gibt es auch in Bezug auf free-floating Systeme. Anstelle eines größeren, zusammenhängenden Bedienegebietes werden mehrere kleinere Bedienebereichszonen eingerichtet.¹¹ Im Gegensatz zum Homezone-CarSharing müssen die Fahrzeuge nicht zu der ursprünglichen Zone zurückgebracht werden [vgl. Blees & Zerban (2021), S.381; Rodenbach et al. (2018), S.27].

Darüber hinaus existieren private Formen des Autoteilens, die sich unter dem Begriff peer-to-peer Carsharing subsumieren lassen. Da die Autonutzung im Zuge des peer-to-peer CarSharings jedoch nicht auf einer rahmenvertraglichen Regelung basiert, stellt sie – gemäß des CsgG – keine eigene Form des CarSharings dar.

In den folgenden Ausführungen wird zunächst die Entwicklung von CarSharing-Systemen skizziert. Im Anschluss erfolgt eine umfangreiche Literaturrecherche zu aktuellen Wissensständen über CarSharing-Systeme. Abschließend werden die rechtlichen Möglichkeiten zur Privilegierung von CarSharing-Fahrzeugen im öffentlichen Straßenraum dargestellt.

2.1 Entwicklung von CarSharing-Systemen

CarSharing-Systeme haben in den letzten Jahren einen Bedeutungszuwachs erfahren, der sich u.a. in stark anwachsenden Kund*innenzahlen ausdrückt. Das erste stationsbasierte CarSharing-Angebot entstand im Jahr 1988 als unternehmerischer Feldversuch im Rahmen eines Promotionsvorhabens an der Technischen Universität Berlin [vgl. Kremer (2016), S.9; Petersen (1995), S.124ff]. Im Gegensatz zu diesem unternehmerisch ausgerichteten Pilotprojekt wurden CarSharing-Angebote in den Folgejahren hauptsächlich als Vereine realisiert [vgl. Loose (2016c), S.19]. Die Angebote fußen während der Gründungsphase größtenteils auf ehrenamtlichem Engagement von ökologisch orientierten Menschen, die das Ziel verfolgten, mittels einer gemeinsamen und effizienteren Autonutzung den Bestand an Personenkraftwagen zu reduzieren [vgl. Kremer (2016), S.9; Loose (2016c), S.22; Caroli (2016), S.41].

⁸ Viele CSO bieten zudem Tarife an, bei denen den Kund*innen keine monatlichen Gebühren entstehen, die häufig jedoch durch höhere Nutzungspreise gekennzeichnet sind.

⁹ Die Abkürzung STARS steht für „Shared mobility opportunities and challenges for european cities“. Hierbei handelt es sich um ein von der Europäischen Union gefördertes Projekt aus dem Rahmenprogramm Horizon 2020.

¹⁰ Entsprechende Systeme existieren bspw. in München [vgl. Schreier et al. (2015), S.14ff].

¹¹ Ein entsprechendes System existiert bspw. im Rhein-Main Gebiet.

Mit zunehmenden Kund*innenzahlen und Buchungsanfragen war ein auf ehrenamtlichem Engagement basierendes Angebot nicht mehr viabel. Ende der Neunzigerjahre fand daher eine Professionalisierung vieler CarSharing-Anbieter statt [vgl. Münzel et al. (2018), S.273f; Loose (2016c), S.20; Kremer (2016), S.9]. So wurde bspw. auch die im Rahmen dieser Arbeit untersuchte CSO stadtmobil Rhein-Neckar im Jahr 1992 als gemeinnütziger Verein Ökostadt e.V. gegründet. Das CarSharing-Angebot firmierte unter der Bezeichnung „teilAuto“. Sieben Jahre später wurde im Zuge der Professionalisierung des Angebotes die stadtmobil Rhein-Neckar GmbH gegründet, die eine hundertprozentige Tochtergesellschaft des Vereins Ökostadt darstellte. Im Jahr 2003 wurde die Gesellschaftsform in eine Aktiengesellschaft umgewandelt¹² [vgl. Caroli (2016), S.42f; Huwer (2003), S.65; <https://rhein-neckar.stadtmobil.de>].

Zur Optimierung des Ressourceneinsatzes kam es bereits in den Anfangsjahren des CarSharings zu Kooperationen zwischen verschiedenen Anbietern. Infolgedessen wurden etwa Buchungs-, Verwaltungs- und Abrechnungssoftwares entwickelt, die zu einer effizienteren Durchführung von sich wiederholenden Betriebsabläufen führten [vgl. Schwarz et al. (2016), S.99]. Ein weiterer technischer Fortschritt war ab 1997 der Einsatz von Bordcomputern und Kartenlesegeräten, die einen schlüssellosen Zugang zu den Fahrzeugen ermöglichten. Zuvor wurden hauptsächlich an den Stationen installierte Schlüsseltresore genutzt, für die alle Kund*innen einen Generalschlüssel erhielten. Die Buchung erfolgte telefonisch über eine Buchungszentrale. Für die Abrechnung relevante Parameter, wie die Dauer sowie die Distanz der Buchung, wurden in handschriftlich auszufüllenden Fahrtenbüchern festgehalten [vgl. Latsch & Langendorf (2016), S.111ff].

Die Entwicklungen im Bereich der Informations- und Kommunikationstechnologien haben im letzten Jahrzehnt zu Innovationen im CarSharing-Bereich geführt und dessen Popularität sowie die Nachfrage nach CarSharing-Fahrzeugen stark ansteigen lassen [vgl. Lagadic et al. (2019), S.68]. Vor allem die Möglichkeit der Datenübertragung über das mobile Internet sowie die Einführung und Verbreitung von Smartphones haben CarSharing-Unternehmen neue technische Optionen bei der Weiterentwicklung ihrer Angebote geboten [vgl. Latsch & Langendorf (2016), S.115]. Auf Basis dieser technischen Fortschritte wurde im Oktober des Jahres 2008 mit car2go das erste free-floating CarSharing – zunächst als Pilotprojekt in der Stadt Ulm – entwickelt und im Folgejahr der Öffentlichkeit zugänglich gemacht [vgl. Beermann et al. (2016), S.80]. Zwei Jahre später startete mit DriveNow – zunächst in der Stadt München – ein weiteres free-floating Angebot. Mittlerweile existieren in Deutschland vier CSO, die in mehreren Städten ein reines free-floating Angebot bereitstellen.

Da hinter vielen der reinen free-floating Anbieter große Automobilkonzerne wie BMW oder Daimler stecken, waren diese CSO in der Lage, von Beginn an mit großen Fahrzeugflotten zu operieren [vgl. Kremer (2016), S.10], während die meisten stationsbasierten Anbieter ein langsames, organisches Wachstum verzeichneten. Die Marktentwicklung des CarSharings in Deutschland ist in Abbildung 1 für die Jahre 2000 bis 2021 dargestellt. Drei Viertel der knapp 3,4 Millionen fahrberechtigten CarSharing-Kund*innen waren im Jahr 2021 bei den vier CSO mit reinem free-floating Angebot angemeldet. Im Verhältnis zu ihrem Kund*innenstamm bieten diese CSO weniger Fahrzeuge an als stationsbasierte CSO. Auf ein Fahrzeug kommen 192 Fahrberechtigte. Demgegenüber „teilen“ sich bei stationsbasierten bzw. kombinierten Anbietern im Durchschnitt 59 Fahrberechtigte ein Fahrzeug. Anzumerken ist, dass die Anzahl an Fahrberechtigten nicht überschneidungsfrei ermittelt wird [vgl. Bundesverband CarSharing (2023), S.1f] und Kund*innen, die bei mehreren CSO angemeldet sind, mehrfach gezählt werden. Dies ist die Ursache für den Rückgang der free-floating Fahrberechtigten im Jahr 2019, in dem die CarSharing-Angebote von car2go und DriveNow unter der neuen Bezeichnung Share Now fusioniert wurden [vgl. Jochem et al. (2020), S.374].

Trotz der – u.a. durch die Einführung der free-floating Systeme – stark ansteigenden Kund*innenzahlen hat das CarSharing nur einen sehr geringen Anteil am gesamtdeutschen Verkehrsaufkommen. Weniger als 0,1 Prozent der Wege werden mit den Fahrzeugen zurückgelegt. Der Anteil des CarSharings an der Verkehrsleistung beträgt etwa 0,2 Prozent [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.86]. Die spezifische Nutzung der Fahrzeuge wird in Kapitel 4 erörtert.

¹² Die Umwandlung in eine Aktiengesellschaft erfolgte mit dem Ziel der Realisierung einer größeren Eigenkapitalbasis und – damit verbunden – einer höheren Handlungs- und Leistungsfähigkeit [vgl. Huwer (2003), S.65].

Carsharing - Entwicklung bis 2021*

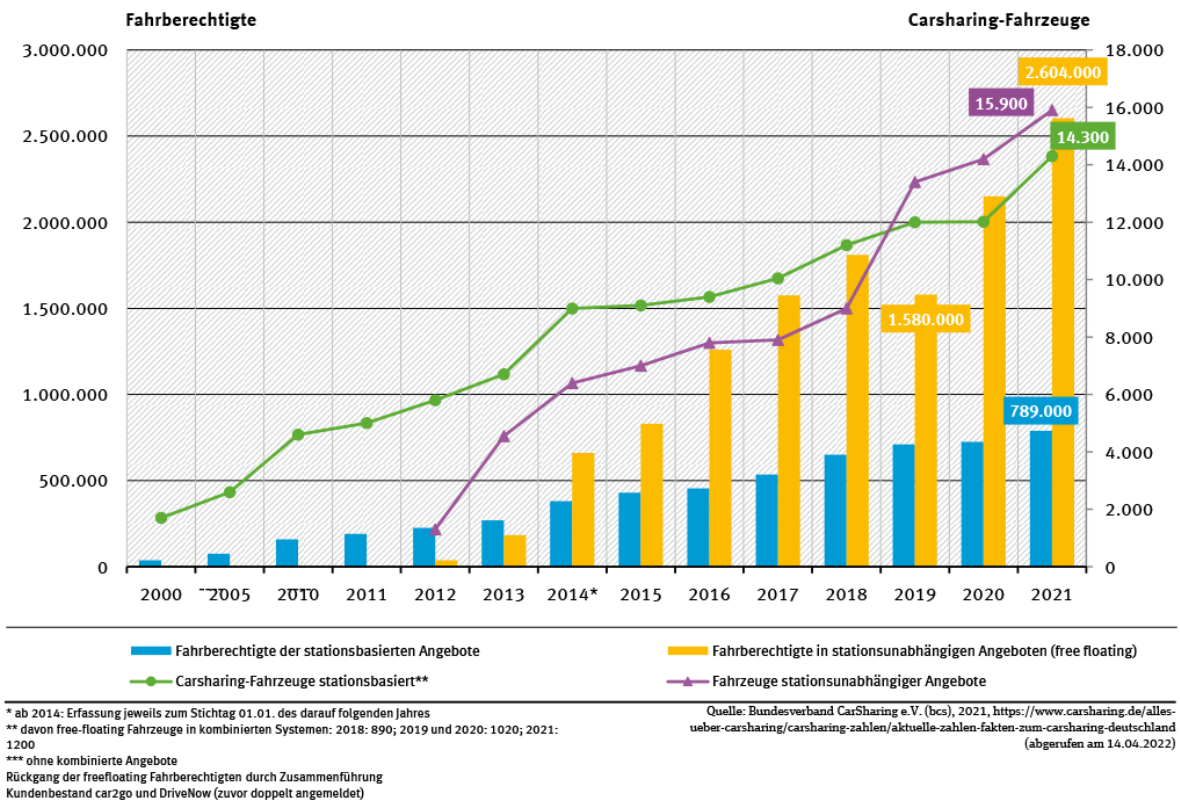


Abbildung 1: Entwicklung des CarSharings in Deutschland

Quelle: <https://www.umweltbundesamt.de> (a); aufgerufen am 26.03.2023

Kombinierte CarSharing-Systeme existieren seit dem Jahr 2012. Bis Anfang 2023 wurden entsprechende Systeme in 14 deutschen Städten bzw. Gebieten¹³ realisiert. Ein Überblick über die deutsche CarSharing-Landschaft findet sich in Abbildung 2. Es ist zu erkennen, dass reine free-floating Angebote hauptsächlich in Metropolen oder Großstädten mit mehr als 500.000 Einwohner*innen vorzufinden sind. Durch die kombinierten CarSharing-Systeme werden free-floating Angebote hingegen auch in Großstädten mit weniger Einwohner*innen zugänglich gemacht. Die Hälfte der kombinierten Systeme wird in Städten mit weniger als 300.000 Einwohner*innen betrieben. In Klein- und Mittelstädten existieren ausschließlich stationsbasierte Angebote. Mehr als die Hälfte der stationsbasierten Systeme befindet sich in Städten mit weniger als 20.000 Einwohner*innen [vgl. Bundesverband CarSharing (2023), S.3]. Im Gegensatz zu Großstädten existieren in Kleinstädten sowie im ländlichen Raum häufig keine professionellen Angebotsstrukturen [vgl. Kagerbauer et al. (2020), S.13; Münzel et al. (2018), S.281].

Das CarSharing erfährt auch außerhalb von Deutschland eine zunehmende Verbreitung. Gemäß des Beratungsunternehmens Kearney hat sich die globale CarSharing-Flottengröße von 2013 bis 2018 fast verdreifacht. Im selben Zeitraum konnte sogar eine Verachtfachung der Kund*innenzahlen verzeichnet werden. Im Jahr 2018 waren weltweit 27 Millionen CarSharing-Kund*innen registriert [vgl. A.T. Kearney (2019), S.3]. Auf dem europäischen Kontinent existieren die meisten CarSharing-Angebote in Westeuropa. Hier dominieren stationsbasierte CarSharing-Systeme. Insb. in Süd- und Osteuropa sind verhältnismäßig viele free-floating Angebote entstanden [vgl. Rodenbach et al. (2018), S.22ff]. Kombinierte Systeme finden sich außerhalb Deutschlands bspw. in Montreal (Kanada), Boston (USA), Basel und Genf (Schweiz) [vgl. Lagadic et al. (2019), S.73]

¹³ Das Rhein-Main-Gebiet umfasst die Städte Frankfurt am Main, Offenbach, Wiesbaden, Mainz und Darmstadt. Während in Frankfurt am Main ein größeres, wenngleich separiertes Bediengebiet existiert, sind in den anderen vier Städten hauptsächlich kleine Abstellzonen vorhanden, die zum Teil wenige Quadratmeter umfassen und eine heterogene Verteilung innerhalb der Stadtgebiete aufweisen. One-Way Fahrten sind zwischen den einzelnen Zonen einer Stadt sowie zwischen den verschiedenen Städten möglich. Aufgrund des räumlichen Zusammenhangs wird das kombinierte CarSharing-Angebot im Rhein-Main-Gebiet nur einmal gezählt.

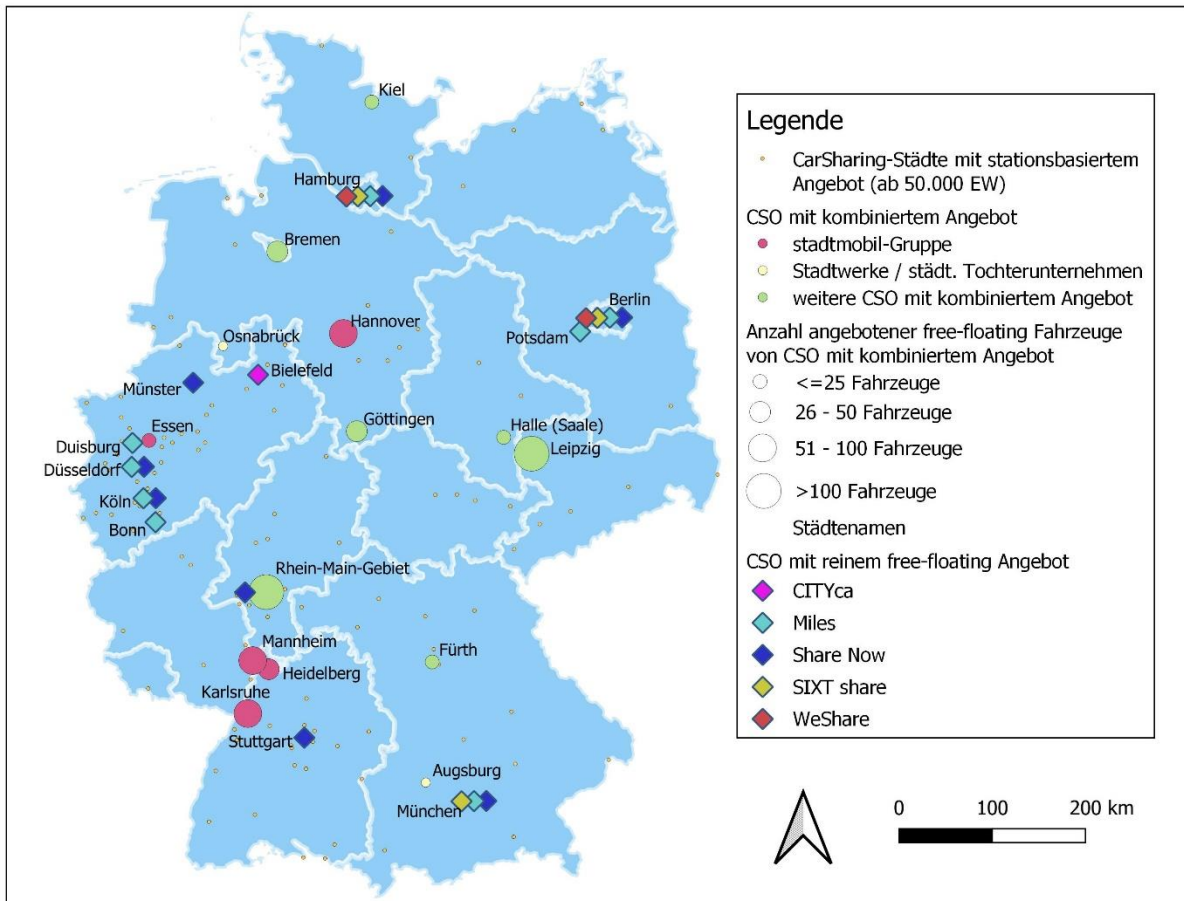


Abbildung 2: CarSharing-Angebote in Deutschland (Stand Dez. 2022)

Quelle: Eigene Darstellung, Datengrundlage: Bundesverband CarSharing (2022); Bundesverband CarSharing (2021c); Webseiten der dargestellten CSO

2.2 Zusammenfassung und kritische Würdigung bisheriger Forschungsergebnisse

Das CarSharing weist weltweit eine zunehmende Verbreitung auf. Es existieren viele Studien, im Rahmen derer Kund*innen sowie die Nutzung von CarSharing-Systemen untersucht werden. Die folgenden Ausführungen stellen eine Zusammenfassung bisheriger Forschungsergebnisse dar. Sie basiert auf einer umfangreichen über 200 Quellen umfassenden Literaturrecherche, die sich in Anhang A.1 befindet.

Hinsichtlich sozioökonomischer Merkmale können CarSharing-Kund*innen als relativ homogener Personenkreis beschrieben werden. Das Bildungsniveau und Haushaltseinkommen der Kund*innen beider Systeme ist überdurchschnittlich. Diese Ergebnisse lassen sich jedoch nicht eins zu eins auf die tatsächliche CarSharing-Nutzung übersetzen. Hinsichtlich soziodemographischer Merkmale liegen häufig Unterschiede zwischen Kund*innen stationsbasierter und stationsunabhängiger Systeme vor. Nutzer*innen von free-floating Systemen sind größtenteils jung und männlich. Kund*innen stationsbasierter CarSharing-Angebote weisen eine heterogenere Altersstruktur und niedrigere Männeranteile auf als Kund*innen stationsunabhängiger Systeme.

Ein Großteil der Kund*innen nutzt das CarSharing selten. Wenige Kund*innen integrieren die Fahrzeuge regelmäßig in ihre Alltagsmobilität. Genutzt werden die Fahrzeuge hauptsächlich für Einkaufs- oder Freizeitaktivitäten, auf Arbeitswegen kommen sie hingegen seltener zum Einsatz. Hinsichtlich der Nutzungscharakteristika unterscheiden sich stationsbasierte und stationsunabhängige Systeme deutlich. Während stationsbasierte Fahrzeuge größtenteils für längere Buchungen genutzt werden, sind die Nutzungsdauern und Buchungsdistanzen von free-floating Buchungen i.d.R. kurz.

Stationsbasierten Systemen werden mehrheitlich verkehrsentlastende Wirkungen attestiert. Kund*innen entsprechender CarSharing-Systeme weisen nach ihrem CSO-Beitritt ein umweltfreundlicheres Mobilitätsverhalten auf als vor der Anmeldung [vgl. Harms (2003), S.72], was hauptsächlich auf hohe Abschaffungsquoten privater

Pkw zurückzuführen ist. Der Abschaffung privater Fahrzeuge kommt im Zuge der nachhaltigkeitsbezogenen Evaluation eine zentrale Bedeutung zu [vgl. Martin & Shaheen (2010), S.62]. Eine gewisse Abschaffungsquote vorausgesetzt, kann die Umweltbilanz des CarSharings selbst dann positiv ausfallen, wenn einige bislang autofreie Kund*innen nach der Anmeldung eine geringfügig höhere Automobilnutzung zu verzeichnen haben [vgl. Firnkorn & Müller (2012), S.266].

In Bezug auf das free-floating CarSharing zeichnet sich in der Forschungslandschaft hingegen kein einheitliches Bild ab. Beschränkt man die Analyseebene auf einzelne Fahrten, kann in vielen Fällen – aufgrund des hohen Anteils kurzer Direktfahrten – von einer Konkurrenzsituation mit dem öffentlichen Nahverkehr ausgegangen werden. Erweitert man die Betrachtungsebene hingegen auf die gesamte Mobilität der CarSharing-Kund*innen, zeigen sich differenziertere Ergebnisse. Während einige Studien dem free-floating CarSharing eine verkehrsinduzierende Wirkung zuschreiben [vgl. z.B. Hülsmann et al. (2018), S.95ff; Schreier et al. (2015), S.22], geben andere Studien an, dass das Mobilitätsverhalten von free-floating Kund*innen nach der CarSharing-Anmeldung eine stärkere Ausrichtung auf den Umweltverbund aufweist [vgl. z.B. Clark & Dilks (2019), S.16f; Becker et al. (2016), S.13].

Manche Studien vergleichen das aktuelle Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen mit dem Mobilitätsverhalten zum Zeitpunkt der Anmeldung. Harms (2003) führt in diesem Kontext jedoch an, dass sich die Pkw-Nutzung vieler CarSharing-Nutzer*innen bereits einige Zeit vor dem CSO-Beitritt reduziert [vgl. Harms (2003), S.236]. Hierfür spricht auch, dass die meisten privaten Fahrzeuge im Jahr vor der Anmeldung beim CarSharing abgeschafft werden [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.7; Loose (2016a), S.3f]. Das CarSharing stellt in vielen Fällen nicht die alleinige Ursache der Pkw-Abschaffung dar, kann aber dazu beitragen, dass Kund*innen ein Mobilitätsverhalten ohne Privat-Pkw ausprobieren und langfristig stabilisieren. Der in vielen Studien praktizierte Ansatz, das Mobilitätsverhalten sowie Verhaltensveränderungen mittels Befragungen zu erfassen, kann generell kritisch gesehen werden. Eine retrospektive Dokumentation alltäglicher Verhaltensweisen stellt immer eine Abstraktion und somit eine Vereinfachung der Realität dar. Insb. Fragen über Veränderungen der Mobilität erfordern den anspruchsvollen Abgleich vergangener und aktueller Verhaltensweisen und sind hinsichtlich ihrer Validität eingeschränkt.

Wegetagebücher weisen eine höhere Eignung zur realitätsgetreuen Abbildung der Mobilität von CarSharing-Kund*innen auf. Der Einsatz von Wegetagebüchern im Rahmen von Panelerhebungen zur Bestimmung von Veränderungen des Mobilitätsverhaltens sind jedoch selten. Auch zur Erfassung des Nutzungsverhaltens werden in manchen Arbeiten Befragungen verwendet. Eine validere Methode ist die Auswertung von Backenddaten der CSO, mittels derer sich auch Entwicklungen der CarSharing-Nutzung im Zeitverlauf darstellen lassen. Durch die Analyse längerer Zeitreihen lässt sich ein Nachteil mancher Querschnitterhebungen vermeiden. In einigen Studien werden neue CarSharing-Angebote evaluiert. Kund*innen entsprechender Angebote können als Early Adopter bezeichnet werden, die häufig von der Mehrheit der CarSharing-Kund*innen abweichende Merkmale aufweisen [vgl. Liao et al. (2018), S.938]. Die Generalisierbarkeit entsprechender Untersuchungsergebnisse ist daher eingeschränkt. Eine Ausdehnung des Analysezeitraums ermöglicht eine universellere Betrachtung der Nutzung und der Auswirkungen von CarSharing-Systemen.

Ein direkter Vergleich der Ergebnisse verschiedener Studien ist i.d.R. nur eingeschränkt möglich, da zum einen häufig abweichende methodische Ansätze gewählt werden und zum anderen regionale bzw. räumliche Unterschiede existieren können [vgl. Foljanty et al. (2017), S.47]. Die Existenz eines einheitlichen Forschungsdesigns ist insb. bei Vergleichen der Auswirkungen stationsbasierter und stationsunabhängiger Systeme essenziell. In einigen Studien werden daher sowohl stationsbasierte als auch free-floating Kund*innen erhoben und hinsichtlich soziodemographischer und –ökonomischer Kennwerte sowie der CarSharing-Nutzung und des Mobilitätsverhaltens verglichen. Um eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten und mögliche Verzerrungen der Ergebnisse durch unterschiedliche räumliche Bedingungen zu umgehen, werden i.d.R. Kund*innen von CarSharing-Anbietern aus denselben Städten untersucht. Da reine free-floating Angebote ausschließlich in Großstädten bzw. Metropolen vorzufinden sind, ist die Auswahl möglicher Untersuchungsräume begrenzt. So analysieren beispielsweise WiMobil (2016), Bogenberger et al. (2016), Giesel & Nobis (2016), Müller (2016), Kortum et al. (2016), Schmöller et al. (2015), Müller & Bogenberger (2015a), Kopp (2015) sowie Schreier et al. (2015) free-floating und/oder stationsbasierte Angebote in den Städten Berlin und München.

Ein (weiterer) Kritikpunkt ergibt sich hinsichtlich der häufig fehlenden Differenzierung von CarSharing-Kund*innen. Besonders in Metropolen, in denen mehrere CarSharing-Angebote existieren, ist ein hoher Anteil

von Kund*innen bei mehr als einer CSO angemeldet. So sind beispielsweise 39 Prozent der bei dem stationsbasierten Anbieter Flinkster angemeldeten Kund*innen auch Mitglied bei einer free-floating Organisation [vgl. WiMobil (2016), S.91]. In der Ergebnispräsentation wird diesem Umstand jedoch keine Rechnung getragen und stattdessen ausschließlich zwischen free-floating und stationsbasierten Nutzer*innen unterschieden. Die Einordnung in eine der Kund*innengruppen basiert auf dem Vorgehen im Rahmen der Proband*innenrekrutierung. Befragte Personen werden beispielsweise als stationsbasierte CarSharer*innen klassifiziert, insofern sie die von Flinkster in Umlauf gebrachte Befragung ausgefüllt haben. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass sich einzelne Studienteilnehmer*innen in beiden Gruppen befinden und die Ergebnisse dementsprechend beeinflussen. Zudem erscheint die dichotome Gruppierung vor diesem Hintergrund als willkürlich, da einzelne Proband*innen auch der anderen Kund*innengruppe hätten zugeordnet werden können. Wenige Studien berücksichtigen diese Aspekte und stellen die Ergebnisse in differenzierterer Form dar [z.B. Bergstad et al. (2018); Schreier & Keßler (2017)].

2.3 Möglichkeiten zur Bevorrechtigung des CarSharings

CarSharing-Angebote – insb. in stationsbasierter Form – haben verkehrsentlastende Effekte, die sich u.a. in einer reduzierten Stellplatznachfrage sowie einem geringeren Aufkommen mit Verkehrsmitteln des motorisierten Individualverkehrs und – damit einhergehend – niedrigeren Treibhausgas- und Luftschadstoffemissionen äußern. Im Verhältnis zu allen dem Verkehrssektor zuzurechnenden Emissionen sind die auf das CarSharing zurückzuführenden Einsparungen jedoch gering. Als Grund kann der – trotz des starken Kund*innenwachstums – immer noch geringe Anteil an Menschen angeführt werden, die in Deutschland CarSharing-Angebote nutzen.

Die Diffusion des CarSharings erfordert eine höhere Sichtbarkeit der Fahrzeuge im öffentlichen Straßenraum [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.13; Reutter et al. (2014), S.43], um Zugangsbarrieren abzubauen und die Wahrnehmung des Angebotes zu erhöhen [vgl. Ackermann et al. (2016), S.135; Tils et al. (2015), S.102]. CarSharing-Stationen befinden sich überwiegend auf privaten Flächen¹⁴ [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.63], die insb. in innenstadtnahen, hochverdichteten Gründerzeitvierteln – aufgrund der hohen Nutzungskonkurrenz – häufig nur in begrenztem Ausmaß angemietet werden können [vgl. Lawinczak & Heinrichs (2008), S.3]. Bei den privaten Parkflächen handelt es sich oftmals um Hinterhöfe oder Tiefgaragen, die eine schlechte Sichtbarkeit, Auffindbarkeit und Zugänglichkeit der Fahrzeuge implizieren [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.23; Schick & Herffs (2017), S.190f; Lawinczak & Heinrichs (2008), S.1].

Um eine hohe, wohnortnahe Verfügbarkeit von CarSharing-Fahrzeugen zu gewährleisten, sollten CarSharing-Stellplätze im öffentlichen Straßenraum ausgewiesen werden. Mit dem im September 2017 in Kraft getretenen CsgG wurde die rechtliche Grundlage für eine Reservierung von CarSharing-Stellplätzen im öffentlichen Straßenraum geschaffen. Paragraph 5 des CsgG ermöglicht eine Reservierung von unternehmensspezifisch zugeordneten Stellplätzen für stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge auf Basis von Sondernutzungen. Paragraph 3 des CsgG schafft die Grundlage für die Reservierung allgemeiner CarSharing-Stellplätze sowie zur Befreiung bzw. Ermäßigung von Parkgebühren. Von diesen beiden Maßnahmen können grundsätzlich beide CarSharing-Formen profitieren. Aufgrund der Systemeigenschaften des stationsunabhängigen CarSharings ergibt sich der Nutzen allerdings in erster Linie für free-floating Angebote [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.10f].

Hinsichtlich der Privilegierung des CarSharings muss zwischen straßenverkehrsrechtlich und straßenrechtlich begründeten Maßnahmen differenziert werden. Das Straßenverkehrsrecht und das Straßen- und Wegerecht weisen in Deutschland unterschiedliche Regelungszwecke und –kompetenzen auf. Während der Bund für Maßnahmen nach Straßenverkehrsrecht die ausschließliche Regelungskompetenz besitzt¹⁵, beschränkt sich seine Gesetzgebungskompetenz im Straßen- und Wegerecht auf Bundesfernstraßen [vgl. Richter (2007), S.70]. Nach CsgG stellen unternehmensspezifisch zugeordnete Stellplätze in den öffentlichen Raum verlagerte Betriebsflächen dar, die nicht durch das Straßenverkehrsrecht begründbar sind. Die sich aus dem Gesetz ergebenden Regelungen gelten daher nur für Bundesstraßen in Ortsdurchfahrten, die i.d.R. nur von geringer Bedeutung für CarSharing-Systeme sind [vgl. ebd., S.11f].

¹⁴ Bei den privaten Flächen kann es sich auch um Flächen handeln, die im Besitz der Kommune sind [vgl. Lawinczak & Heinrichs (2008), S.3].

¹⁵ Die Umsetzung von Maßnahmen des Straßenverkehrsrechts erfolgt jedoch im Ermessen der Kommunen [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.12].

Sollen CarSharing-Stationen an Straßen mit anderer Straßenkategorie errichtet werden, bedarf es einer Ergänzung der Landesstraßengesetze bzgl. der Regelungen der CarSharing-Sondernutzung. Die Sondernutzungsregelung des CsgG kann hierbei als Vorlage für die Straßen- und Wegegesetze der Bundesländer sowie als rechtlicher Legitimationsrahmen dienen. Die meisten der 16 Bundesländer haben bis Anfang 2022 entsprechende Regelungen eingeführt, die als Grundlage für kommunale Satzungen dienen können [vgl. ebd., S.12 & S.26; Kurte et al. (2021), S.21].

Die Vergabe der Stellplätze kann bis zu einer maximalen Dauer von acht Jahren erfolgen und muss auf einem diskriminierungsfreien und transparenten Auswahlverfahren basieren. Gemäß Paragraph 5 Absatz 4 müssen die CSO Eignungskriterien erfüllen. In Bremen erfolgt die Vergabe von Stationen bspw. mittels eines Interessenbekundungsverfahrens, bei dem die CarSharing-Anbieter einen Parkraumlastungseffekt ihres Angebotes sowie die Erfüllung der Kriterien des Umweltzeichens „Blauer Engel für CarSharing“ nachweisen müssen [vgl. Glotz-Richter & Karbaumer (2019), S.6]. Das CarSharing-Gesetz ermöglicht auch eine Freihaltung der Stellplätze durch bauliche Elemente wie Klapppoller [§5 Abs. 8 CsgG].

Der Reservierung allgemeiner CarSharing-Stellplätze sowie der Ermäßigung bzw. Befreiung von Parkgebühren für CarSharing-Fahrzeuge liegen straßenverkehrsrechtliche Regelungen zugrunde. Entsprechende Parkregelungen sind für das free-floating CarSharing von hoher Bedeutung, da die Bedienegebiete stationsunabhängiger Angebote häufig in bewirtschafteten Parkzonen liegen [vgl. Kiel & Loose (2016), S.147]. Auch stationsbasierte Angebote können von den Regelungen profitieren, da die Fahrzeuge während aktiver Buchungen auf allgemeinen CarSharing-Stellplätzen geparkt werden können. Für Kund*innen ergibt sich zudem der Vorteil, dass im Falle einer Befreiung bzw. Ermäßigung der Parkgebühren für das zwischenzeitliche Abstellen der Fahrzeuge keine oder geringere Kosten anfallen. Aufgrund der erst im April 2020 stattgefundenen Novellierung der Straßenverkehrsordnung (StVO), konnten die Fördermöglichkeiten des Gesetzes bislang allerdings nicht vollständig ausgeschöpft werden. Seit der Anpassung der Verwaltungsvorschrift der StVO im November 2021 ist eine amtliche Beschilderung von reservierten CarSharing-Stellplätzen sowie eine Kennzeichnung der Fahrzeuge mit einer amtlichen CarSharing-Plakette möglich.

Bereits vor Erlass des CsgG wurden in mehreren Städten CarSharing-Stellplätze im öffentlichen Straßenraum per Sondernutzung auf Zeit oder Widerruf eingerichtet [vgl. Reutter et al. (2014), S.33; Lawinczak & Heinrichs (2008), S.7f]. Dies erfolgte jedoch ohne endgültige Rechtssicherheit. Kritiker dieses Verfahrens führten bspw. an, dass eine Sondernutzung eine Nutzung über den üblichen Gemeingebrauch impliziert, die im Falle des Abstellens von Fahrzeugen nicht gegeben ist [vgl. Schick & Herffs (2017), S.191f]. Eine Absicherung der Stellplätze mittels baulicher Elemente sowie eine Beschilderung der Stationen mit dem Namen der CSO waren zudem nicht möglich [vgl. Lawinczak & Heinrichs (2008), S.4]. Eine weitere in der Praxis vorzufindende Variante war die Teileinziehung öffentlicher Straßen, wodurch deren „Widmung [...] nachträglich auf bestimmte Benutzungsarten, Benutzungszwecke oder Benutzerkreise beschränkt“ [StrWG NRW §7 Abs.1]¹⁶ wurde. Durch die Teileinziehung geht die Straße in das Privateigentum der Kommune über. Stellplätze können anschließend an die CSO vermietet bzw. verpachtet werden [vgl. Reutter et al. (2014), S.32f]. Über eine Teileinziehung kann eine Straßenbaubehörde verfügen, wenn „überwiegende Gründe des öffentlichen Wohls“ [StrWG NRW §7 Abs.2] vorliegen. Teileinziehungen sind jedoch mit einem hohen Verwaltungsaufwand verbunden [vgl. Beiter et al. (2015), S.25]. Zusätzlich zu den beiden dargestellten Maßnahmen kann eine Festsetzung von CarSharing-Stellplätzen in neu aufgestellten Bebauungsplänen erfolgen, wodurch eine Widmung dieser Flächen verhindert wird [vgl. Schick & Herffs (2017), S.191; Richter (2007), S.84]. Die Aufstellung impliziert jedoch einen hohen planerischen Aufwand [vgl. Beiter et al. (2015), S.25]. Durch das CsgG wurde der Rahmen für ein einheitliches und rechtssicheres Vorgehen bei der Reservierung von CarSharing-Stellplätzen im öffentlichen Straßenraum geschaffen.¹⁷

¹⁶ Sowohl die Sondernutzung als auch die Teileinziehung beruhen auf den Straßengesetzen der Länder [vgl. Lawinczak & Heinrichs (2008), S.7]. Exemplarisch werden Passagen des Straßen- und Wegegesetzes NRW dargestellt.

¹⁷ Eine erste Evaluierung des CsgG wird von Kurte et al. (2021) vorgenommen.

3 Methodisches Vorgehen

Hinsichtlich der Umweltwirkungen von stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharing-Systemen ergibt sich in der Literatur kein einheitliches Bild. Im Rahmen dieser Arbeit soll daher untersucht werden, welche Wirkungen von der Kombination beider Angebotsformen ausgehen. Die sich aus diesem Kontext ergebenden Forschungsfragen und Hypothesen werden in Kapitel 3.1 erörtert. Zur Beantwortung der Forschungsfragen sowie zur Verifizierung bzw. Falsifizierung der Hypothesen kommen verschiedene Methoden zum Einsatz, die in den nachfolgenden Kapiteln beschrieben werden. Zunächst erfolgt eine Darstellung der Datenbasis, die die Grundlage für die Analysen dieser Arbeit bildet. Anschließend werden die verwendeten statistischen Modelle erläutert.

3.1 Forschungsfragen & Hypothesen

Die Recherche existierender CarSharing-Studien hat gezeigt, dass stationsungebundene Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter anders genutzt werden als stationsbasierte Fahrzeuge (vgl. Anhang A.1). Die wenigen Untersuchungen kombinierter CarSharing-Systeme offenbaren kein einheitliches Bild. Während free-floating Fahrzeuge in Osnabrück für kurze Buchungen eingesetzt werden, sind die Buchungsdistanzen und Nutzungsdauern in Karlsruhe und Frankfurt am Main wesentlich länger und ähneln den Buchungseigenschaften vieler stationsbasierter Systeme. Die erste Forschungsfrage lautet daher:

(1) Werden stationsunabhängige Fahrzeuge in kombinierten CarSharing-Systemen anders genutzt als in reinen free-floating Systemen?

Aufgrund der tariflichen Kongruenz beider Angebotsformen in kombinierten CarSharing-Systemen wird davon ausgegangen, dass die free-floating Fahrzeuge für längere bzw. weitere Buchungen eingesetzt werden.

Hypothese 1: Buchungen mit free-floating Fahrzeugen aus kombinierten CarSharing-Systemen weisen stärkere Parallelen mit stationsbasierten Buchungen auf als mit Buchungen reiner free-floating Systeme.

Im Kontext kombinierter CarSharing-Systeme stellt sich die Frage, ob die Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge durch unterschiedliche Faktoren beeinflusst wird. Aus der Literaturrecherche konnte abgeleitet werden, dass CarSharing-Kund*innen kein homogenes Nutzungsverhalten aufweisen. Während viele Kund*innen die Fahrzeuge nur selten nutzen, sind wenige Kund*innen für einen verhältnismäßig großen Anteil der Buchungen verantwortlich. Im Rahmen dieser Arbeit soll daher untersucht werden, ob zwischen den Kund*innen Gemeinsamkeiten in der Kombination beider CarSharing-Formen existieren. Zwei weitere, auf die CarSharing-Nutzung abzielende Forschungsfragen lauten daher:

(2) Welche Faktoren beeinflussen die Nutzung von stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen eines kombinierten CarSharing-Systems?

(3) Welche Nutzer*innentypen von kombinierten CarSharing-Systemen können ausgemacht werden?

Durch die Kombination stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge lassen sich mehr Anwendungsfälle in der Alltagsmobilität abdecken. Es kann daher angenommen werden, dass Kund*innen, die beide Angebotsformen kombinieren, aus der CarSharing-Nutzung einen höheren Nutzen für ihre Mobilität ziehen können.

(4) Ist die Kombination beider Angebotsformen mit einem für die Kund*innen höheren Mobilitätsnutzen verbunden?

*Hypothese 2: Durch die Kombination beider Angebotsformen ergibt sich für Kund*innen ein höherer Mobilitätsnutzen.*

Aus der zweiten Hypothese lässt sich eine weitere Forschungsfrage ableiten. Wenn Kund*innen durch die Kombination beider Angebotsformen einen höheren Mobilitätsnutzen erfahren, dann kann angenommen werden, dass sie sich eher dazu befähigt fühlen, auf private Fahrzeuge zu verzichten. Die Kombination stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge ermöglicht den Kund*innen einen sowohl planbaren als auch flexiblen Zugriff auf Automobile. Sie deckt eine Vielzahl an Szenarien privater Automobilität ab. Es kann daher vermutet werden, dass entsprechende Nutzer*innen das CarSharing als gleichwertigen Ersatz für den Besitz privater Fahrzeuge wahrnehmen. Die Forschungsfrage sowie die dazugehörigen Hypothesen lauten wie folgt:

(5) Welchen Effekt hat die Kombination beider Angebotsformen auf die Motorisierungsquote der Kund*innen?

Hypothese 3: *Die Kombination beider Angebotsformen trägt dazu bei, dass das CarSharing als gleichwertiger Ersatz für den Besitz privater Pkw angesehen wird.*

Hypothese 4: *Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer stärkeren Reduzierung des privaten Pkw-Bestandes.*

Der Besitz privater Pkw impliziert i.d.R. den häufigen Einsatz der Fahrzeuge zur Bewältigung von Wegen. Mit einer Verringerung der Motorisierungsquote geht daher meistens eine Veränderung des Mobilitätsverhaltens einher, hin zu mehr Körperkraftmobilität und einer verstärkten Nutzung des ÖPNVs. Eine an die beiden vorherigen Hypothesen anschließende Forschungsfrage lautet daher:

(6) Bewirkt die Kombination beider Angebotsformen ein nachhaltigeres Mobilitätsverhalten?

Hypothese 5: *Kombinierer*innen beider Angebotsformen weisen ein nachhaltigeres, stärker auf den Umweltverbund ausgerichtetes Mobilitätsverhalten auf als Nutzer*innen nur einer der beiden Angebotsformen.*

Ein hypothetisierter höherer Mobilitätsnutzen durch die Kombination beider Angebotsformen kann auch für die CSO vorteilhaft sein. Wenn durch die kombinierte CarSharing-Nutzung ein Mobilitätsverhalten ohne private Pkw begünstigt wird, erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass Kund*innen von zukünftigen Pkw-Anschaffungen absehen und stattdessen stärker an die CSO gebunden werden. Darüber hinaus kann angenommen werden, dass sich die Zufriedenheit der Kund*innen steigern lässt, da ihnen das kombinierte CarSharing mehr Mobilitätsmöglichkeiten bietet. Die letzte Forschungsfrage sowie die dazugehörigen Hypothesen lauten:

(7) Welche Auswirkungen hat die Kombination beider Angebotsformen auf die Zufriedenheit und Bindung von Kund*innen?

Hypothese 6: *Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer gesteigerten Zufriedenheit mit dem CarSharing.*

Hypothese 7: *Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer stärkeren Bindung der Kund*innen an die CSO.*

3.2 Datenbasis

In den folgenden Kapiteln wird dargestellt, welche Daten für die Beantwortung der Forschungsfragen genutzt werden. Zunächst erfolgt eine Beschreibung der von stadtmobil Rhein-Neckar bereitgestellten Buchungs-, Kund*innen- und Fahrzeugdaten. Im Anschluss werden die eigenen, im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Erhebungen beschrieben. Hierbei handelt es sich um zwei Online-Befragungen sowie eine einwöchige GPS-gestützte Mobilitätsenerhebung.

3.2.1 Daten der CarSharing-Organisation

Die Buchungsdaten werden aus dem Backend-System von stadtmobil generiert und als Text- bzw. CSV-Dateien auf Monatsbasis bereitgestellt. Die zur Verfügung gestellten Buchungsdaten umfassen mehr als zwei Millionen Rohdatensätze. Die Rohdaten enthalten alle Informationen zu Buchungen, die im Zeitraum von 2011 bis 2019 in den Städten Mannheim und Heidelberg durchgeführt wurden. Da sich die Angebotscharakteristika im Verlauf der Jahre verändert haben und für eine vergleichende Betrachtung der beiden CarSharing-Formen ein homogener räumlicher Bezugsrahmen vorliegen sollte, werden im Regelfall nicht alle Buchungsdaten für die Analyse der Nutzung kombinierter CarSharing-Systeme verwendet. Stattdessen wird die Datenbasis in Abhängigkeit der durchzuführenden Analysen zeitlich und/oder räumlich begrenzt (vgl. Kapitel 4.2).

Tabelle 1: Bereitgestellte Daten von stadtmobil Rhein-Neckar

Datenquelle	Zeitraum	Anzahl CSV-Dateien	Anzahl Datensätze (Rohdaten)	Verknüpfender Schlüssel
Stationsbasierte Buchungsdaten	01.2011 - 12.2019	216	1.780.094	Kund*innen-ID; Fahrzeug-ID
Free-floating Buchungsdaten	07.2013 - 12.2019	142	563.318	Kund*innen-ID
Kund*innendaten	11.1992 - 02.2020	1	25.982	Kund*innen-ID
Anonymisierte Wohndaten	2019	1	23.479	Kund*innen-ID
Stellplatzdaten	01.1999 - 03.2020	1	9.195	Fahrzeug-ID; Stellplatz-ID
Stationsdaten	01.1992 - 02.2020	1	1.881	Stellplatz-ID; Stations-ID

Quelle: Eigene Darstellung

Wie aus Tabelle 1 ersichtlich wird, umfasst die in dieser Arbeit genutzte Datenbasis noch weitere Datenquellen. Mittels der Stellplatz- und Stationsdaten ist es möglich, die Anzahl sowie die Verfügbarkeit von stationsbasierten Fahrzeugen zeitlich differenziert zu ermitteln. Über die Fahrzeug-ID sowie die Stellplatz- und Stations-IDs lassen sich die Datensätze miteinander verknüpfen. In einem weiteren Datensatz sind alle Kund*innen aufgelistet, die ab November 1992 bei der CSO angemeldet waren. Neben der individuellen stadtmobil-Nummer beinhaltet die Tabelle auch das Geschlecht, das Geburtsdatum, das Anmeldedatum und – insofern vorliegend – das Abmeldedatum der Kund*innen. Da die genannten Informationen nicht für alle Kund*innen vorliegen, besteht auch bei diesen Datensätzen die Notwendigkeit, die Datenbasis einzugrenzen. Die Notwendigkeit besteht auch aufgrund des unterschiedlichen zeitlichen Bezugsrahmens der Daten. So werden bspw. Kund*innen, deren Abmeldedatum vor dem Jahr 2011 liegt, aus den Analysen exkludiert, da eine Verknüpfung mit den Buchungsdaten nicht möglich ist.

Um differenziertere räumliche Analysen durchführen zu können, wurden aus der Nutzer*innendatenbank von stadtmobil Rhein-Neckar zudem Wohnadressen bereitgestellt. Zur Sicherstellung des Schutzes dieser sensiblen Daten fand vor der Bereitstellung eine Anonymisierung der Wohnorte statt. Hierzu wurde der CSO ein eigens erstelltes Python-Skript zur Verfügung gestellt, das den Standort aller in der Datenbank gespeicherter Wohnadressen leicht verfälscht. Zunächst wurde hierzu über Nominatim-Anfragen eine Geocodierung der Adressdaten durchgeführt. Mittels des Faker-Moduls wurde anschließend in der Nähe jeder Geokoordinate eine neue, zufällige Koordinate erzeugt und abgespeichert. Hierzu wurden die longitudinalen und lateralen Koordinatenwerte des Wohnortes umgerechnet um maximal 100 Meter verändert. Um zu prüfen, auf welcher Basis das Modul die Anonymisierung vornimmt, wurden für eine Geokoordinate testweise eine Million Anonymisierungsvorgänge durchgeführt. Anhand eines anschließend ermittelten Histogramms kann abgeleitet werden, dass die Verschiebung der longitudinalen und lateralen Koordinatenwerte annähernd gleichverteilt ist.

Vorgehensweise bei der Datenaufbereitung und -bereinigung

Mittels der zur Verfügung gestellten Buchungsdaten können vergleichende Analysen der Nutzung der beiden CarSharing-Formen durchgeführt werden. Zudem lässt sich auf Basis der Daten beantworten, ob das Buchungsverhalten von Kund*innen, die ausschließlich Fahrzeuge eines der beiden Systeme nutzen, vom Buchungsverhalten derjenigen Kund*innen abweicht, die beide Angebotsformen kombinieren. Bevor die Daten für Analysen genutzt werden können, müssen sie aufbereitet bzw. bereinigt werden.

In den bereitgestellten free-floating Daten verfügt jede Buchung über zwei Zeilen bzw. Datensätze. Während in der ersten Zeile die meisten Buchungsmerkmale gespeichert werden, befindet sich in der darunterliegenden Zeile der Reservierungszeitpunkt. Auch in den stationsbasierten Daten können pro Buchung mehrere Zeilen existieren. Dies ist dann der Fall, wenn Kund*innen im Vorlauf einer Buchung die Start- und/oder Endzeitpunkte oder das Fahrzeug ändern. Auch während aktiver Buchungen können Veränderungen der Buchung in Form einer Anpassung des Endzeitpunktes vorgenommen werden. Für jede Veränderung wird ein neuer Datensatz mit den angepassten Buchungsmerkmalen erzeugt. Die Zuordnung erfolgt über eine Buchungs-ID (Spalte: seqinorg).

In einem ersten Datenaufbereitungsschritt werden die Informationen der Buchungen verdichtet. Für jede Buchung wird ein Datensatz angelegt, in dem alle Informationen abgespeichert werden. Da manche der für die vergleichende Nutzung der CarSharing-Formen relevanten Kennwerte nicht direkt in den Buchungsdaten enthalten sind, müssen sie im Zuge der Datenaufbereitung berechnet werden. In Tabelle B1 in Anhang B befindet sich eine Übersicht über verschiedene im Rahmen dieser Arbeit berechnete Kenngrößen.

Als nächstes wird eine Datenbereinigung durchgeführt. Diese ist erforderlich, da in den Buchungsdaten u.a. betriebliche Fahrten und in wenigen Fällen auch Buchungen mit fehlenden oder nicht plausiblen Buchungsmerkmalen enthalten sind. Da die Buchungsdaten auf Monatsbasis bereitgestellt wurden, existieren in den Daten Duplikate. Diese entstehen immer dann, wenn die Start- und Endzeitpunkte der Buchungen in verschiedenen Monaten liegen. Folgende Schritte wurden im Zuge der Bereinigung der Buchungsdaten durchgeführt:

- Löschen von Duplikaten
- Löschen von betrieblichen Fahrten anhand der stadtmobil-Nummer
- Löschen von Datensätzen, die weder Buchungsdistancen noch Buchungsstartzeitpunkte enthalten
- Löschen von Datensätzen, bei denen die errechnete, buchungsbezogene Durchschnittsgeschwindigkeit über 200 km/h beträgt
- Verdichtung von Datensätzen auf Buchungsebene

Es verbleiben 801.445 Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen und 246.426 Buchungen mit stationsunabhängigen Fahrzeugen, die für die Analyse genutzt werden können.

Auf Grundlage der anonymisierten Wohndaten können räumliche Analysen in Bezug auf die Wohnstandorte der Kund*innen durchgeführt werden. So lässt sich bspw. ermitteln, welche räumlichen Bezüge zwischen den Start- bzw. Endpunkten der free-floating sowie stationsbasierten Buchungen und den Wohnorten existieren. Zudem kann die Fahrzeugverfügbarkeit an den Wohnorten der Kund*innen mittels Verknüpfung der verschiedenen Datenquellen ermittelt werden. Die Möglichkeit der Nutzung von Wohndaten im Kontext von CarSharing-Studien ist selten. Eine Ausnahme stellt bspw. Harz (2016) dar, der für räumliche Analysen die Adressdaten von Münchener Kund*innen des free-floating Anbieters DriveNow (heute Share Now) nutzt. Da der verwendete Datensatz nur die Straßennamen, nicht jedoch die Hausnummern beinhaltet, entsteht eine gewisse Unschärfe, insb. in Bezug auf lange Straßen.

Mittels der Stellplatzdaten kann eine zeitliche Zuordnung der stationsbasierten Fahrzeuge zu Stellplätzen erfolgen. Die Stellplätze stellen hierbei keine räumlich festen Parkflächen dar, sondern dienen als buchungssystem-spezifische Schnittstelle zwischen den Fahrzeugen und Stationen. So ist es möglich, dass ein im System hinterlegter Stellplatz im Zeitverlauf einer anderen Station zugeordnet wird. In der Datei mit dem Namen „Stationsdaten“ findet daher eine zeitliche und räumliche Verknüpfung der Stellplätze und Stationen statt.

Um die Anzahl an angebotenen stationsbasierten Fahrzeugen¹⁸ sowie die Fahrzeugverfügbarkeit zu ermitteln, wird eine objektrelationale PostgreSQL-Datenbank erstellt. Mittels der PostGIS-Erweiterung können die eingespeisten Daten mit räumlichen Funktionen und Operatoren bearbeitet und analysiert werden. Auf diese Weise ist es möglich, die verschiedenen Datenquellen räumlich und zeitlich zu verknüpfen. Die Vorgehensweise bei der Berechnung der Fahrzeugverfügbarkeitswerte an den Wohnorten der Kund*innen ist in Abbildung 3 dargestellt. Als erstes werden die anonymisierten Wohndaten, die Buchungsdaten, die Stellplatzdaten sowie die Stationsdaten in die Datenbank integriert. Danach wird für alle Kund*innen geprüft, welche Stationen im Umkreis von 300 Metern um ihren Wohnort liegen.

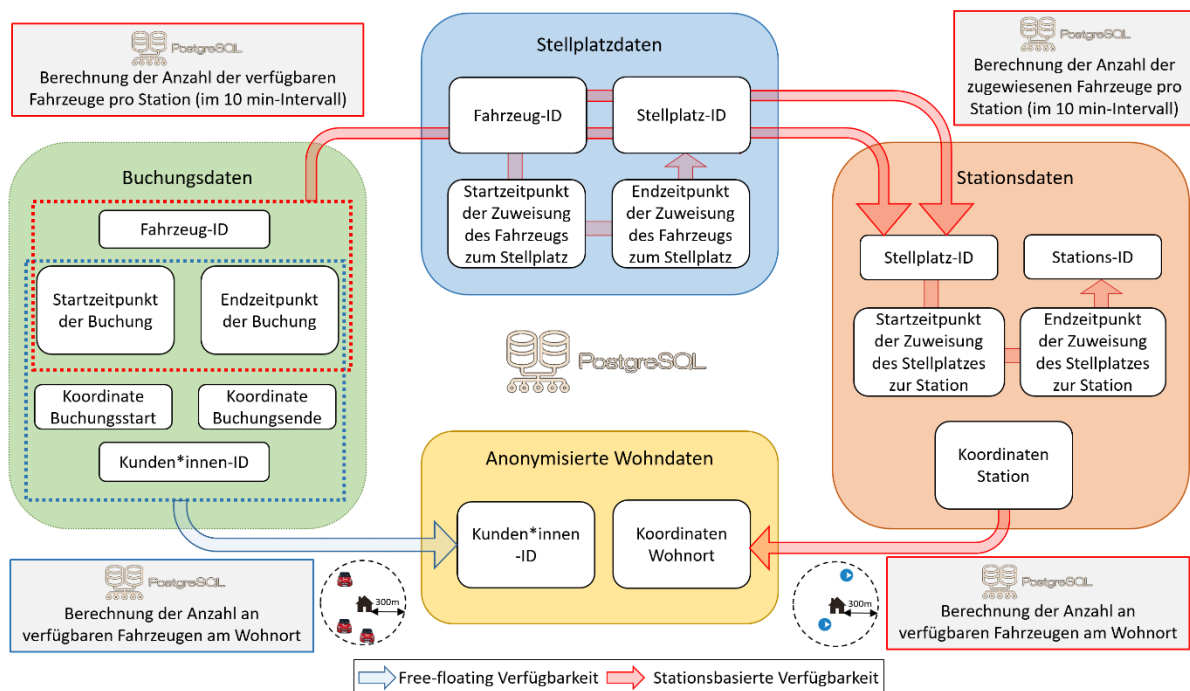


Abbildung 3: Schematische Darstellung der Berechnung der Fahrzeugverfügbarkeit

Quelle: Eigene Darstellung

¹⁸ Für das free-floating CarSharing wird von stadmobil Rhein-Neckar eine eigene Datei zur Verfügung gestellt, in der die Anzahl an verfügbaren Fahrzeugen auf Monatsbasis enthalten ist.

Mittels SQL-Abfragen erfolgt im Anschluss die Bestimmung der Anzahl an zugewiesenen sowie ausgeliehenen Fahrzeugen an den Stationen in Abhängigkeit der Zeit. Hierzu werden die Buchungs-, Stellplatz- sowie Stationsdaten – anhand der jeweiligen Schlüssel – miteinander verschnitten. Die Abfrage erfolgt auf Basis zehnmütiger Zeitintervalle. Wenn ein der Station zugewiesenes Fahrzeug innerhalb der Zeitintervalle nicht ausgeliehen ist, wird es als verfügbar gekennzeichnet. Die ermittelten stationsabhängigen Verfügbarkeitswerte werden anschließend mit den Wohnungsdaten verschnitten. Auf diese Weise können verschiedene Fahrzeugverfügbarkeiten an den Wohnorten der Kund*innen bestimmt werden, wie die durchschnittliche Anzahl an verfügbaren Fahrzeugen oder der Zeitanteil mit mindestens einem verfügbaren Fahrzeug.

Für die Berechnung der stationsunabhängigen Verfügbarkeitswerte werden mit den Wohn- und Buchungsdaten nur zwei Datenquellen benötigt. Mittels der in den Buchungsdaten enthaltenen Start- und Endkoordinaten sowie Start- und Endzeitpunkte kann bestimmt werden, zu welchen Zeiten und an welchen Orten die jeweiligen Fahrzeuge verfügbar waren. Um ein einheitliches Vorgehen zu gewährleisten, werden die Verfügbarkeitswerte erneut auf Basis zehnmütiger Zeitintervalle bestimmt. Reservierte Fahrzeuge werden in diesem Zusammenhang wie ausgeliehene Fahrzeuge betrachtet, da andere Kund*innen nicht mehr auf diese zugreifen können. Im Gegensatz zu der in Kapitel 4 dargestellten Beschreibung des CarSharing-Nutzungsverhaltens werden im Zuge der Verfügbarkeitsberechnung zudem betriebliche Fahrten berücksichtigt, da durch diese die Fahrzeugverfügbarkeit reduziert wird.

Verfügbarkeitswerte werden in nur wenigen CarSharing-Studien ermittelt. De Lorimier & El-Geneidy (2010) untersuchen bspw. die Fahrzeugverfügbarkeit eines stationsbasierten Systems in Montreal. Hierzu stellen sie über den Zeitraum eines Jahres für jeweils drei verschiedene Tageszeiten an zwei Tagen in der Woche Buchungsanfragen an den Server der CSO. Die Anfragen werden mit einer 24-stündigen Vorlaufzeit automatisiert getätigt. Die als binäre Variable operationalisierte Verfügbarkeit wird anschließend als erklärende Variable in einem logistischen Regressionsmodell verwendet [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.7f]. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Datenbasis und Vorgehensweise lässt sich als umfassenderer und zeitlich kohärenterer Ansatz charakterisieren. Ein räumlicher Bezug der CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit auf die Wohnstandorte der angemeldeten Kund*innen konnte zudem in keiner der existierenden Arbeiten gefunden werden und stellt daher eine Novität dar.

Beschreibung der Grundgesamtheit

Um die Stichproben der Mitte 2017 durchgeführten Befragung sowie Mobilitätserhebung einordnen zu können, soll an dieser Stelle eine kurze Beschreibung der Grundgesamtheit erfolgen. In diesem Kontext muss zunächst festgelegt werden, welche Kund*innen die Grundgesamtheit bilden. Bei der Grundgesamtheit handelt es sich allgemein um „alle Untersuchungseinheiten mit gleichen Ausprägungen von sachlichen, räumlichen und zeitlichen Merkmalen“ [Braunecker (2021), S.41]. Da sich die Analysen im Rahmen dieser Arbeit entweder auf Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim bzw. Heidelberg oder auf Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete beziehen, werden diese beiden Kriterien als räumliche Definitionsmerkmale der Grundgesamtheit(en) festgelegt.¹⁹ Als zeitliches Kriterium wird – hinsichtlich des oben aufgeführten Erhebungszeitpunktes – der Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 bestimmt. Die Grundgesamtheit wird folglich durch CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar gebildet, die im Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 bei der CSO angemeldet waren und in den Städten Mannheim oder Heidelberg bzw. innerhalb der JoeCar-Bediengebiete ansässig waren.

In Tabelle 2 sind verschiedene, die Grundgesamtheit(en) charakterisierende Kenngrößen enthalten. Ein etwas größerer Anteil der Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar ist männlichen Geschlechts. Dies deckt sich mit den Ergebnissen einer Untersuchung des kombinierten CarSharing-Systems in Karlsruhe, für das ein Männeranteil von 60 Prozent berichtet wird [vgl. Reiffer et al. (2019a), S.10]. Mit einem Alter von knapp 42 Jahren sind die Kund*innen im Durchschnitt älter als Nutzer*innen reiner free-floating Angebote, jedoch etwas jünger als Kund*innen der meisten reinen stationsbasierten Systeme [vgl. Bergstad et al. (2018), S.95; Riegler et al. (2016), S.38; Giesel & Nobis (2016), S.218; Belter et al. (2015), S.19]. Die Einführung des free-floating Systems im Jahr 2013 hat nicht zu einer verstärkten Anmeldung jüngerer Personen geführt. Das Alter von Neukund*innen ist in

¹⁹ An dieser Stelle muss angemerkt werden, dass der Kund*innenstamm von stadtmobil Rhein-Neckar noch weitere Städte umfasst, da die CarSharing-Fahrzeuge auch in den umliegenden Gemeinden bzw. Städten angeboten werden.

den Jahren von 2011 bis 2019 relativ konstant geblieben. Ein ähnliches Ergebnis berichtet Loose (2016a) in Bezug auf stationsbasierte Systeme [vgl. Loose (2016a), S.9f]. Hinsichtlich der CarSharing-Nutzung wird an dieser Stelle ausschließlich die jährliche Buchungshäufigkeit²⁰ dargestellt. Eine umfassendere Beschreibung des Buchungsverhaltens erfolgt in Kapitel 4.4.

Tabelle 2: Beschreibung der Grundgesamtheit

Kenngroße	Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg	Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bedienggebiete
Bezugszeitraum: Okt. 2016 - Sep. 2017	[n=5.902]	[n=3.052]
Geschlecht (Anteil weiblich)	44%	45%
Durchschnittsalter	44,9	44,0
Ø Mitgliedsdauer	5,2	5,0
Anteil Classic/VRN-Tarif	74%	75%
Ø Buchungshäufigkeit im Jahr	21,9	24,7

Quelle: Eigene Darstellung

3.2.2 Befragungen der CarSharing-Kund*innen

Mittels der zur Verfügung gestellten Daten des CarSharing-Unternehmens können eine Vielzahl an Analysen durchgeführt werden. Hinsichtlich der Charakterisierung der Nutzer*innen bieten die stadtmobil-Daten jedoch nur begrenzte Informationen. So können aus den Daten das Geschlecht sowie das Alter der angemeldeten Kund*innen bestimmt werden. Zur Erfassung weiterer soziodemographischer und –ökonomischer Kennwerte, wurde im Juli 2017 mittels der Umfrage-Applikation LimeSurvey eine Befragung der stadtmobil-Kund*innen durchgeführt. Neben der Erfassung möglicher Determinanten der CarSharing-Nutzung (vgl. Kapitel 5) wurde mit der Befragung das Ziel verfolgt, die Entwicklung des privaten Pkw-Besitzes der Kund*innen nachzuvollziehen und Gründe für An- und Abschaffungen privater Fahrzeuge zu ermitteln (vgl. Kapitel 6.1).

Im Zuge der Evaluation des kombinierten CarSharing-Systems soll im Rahmen dieser Arbeit die Bindung der Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar untersucht werden (vgl. Kapitel 7). Zur Erfassung des Bindungszustandes der Kund*innen sowie potenzieller Einflussgrößen auf die Kund*innenbindung, wie der Zufriedenheit mit dem CarSharing-Angebot, wurde im April 2022 eine zweite Befragung durchgeführt, die erneut online über LimeSurvey umgesetzt wurde.

Vorgehensweise

Die Befragungen wurden online durchgeführt. Online-Befragungen bieten eine günstige Möglichkeit zur Realisierung großer Stichproben [vgl. Kuckartz et al. (2009), S.9]. Im Vergleich zu schriftlich-postalischen Befragungen weisen Online-Befragungen zudem die Vorteile auf, dass über digital zu hinterlegende Bedingungen Filterfragen ermöglicht werden und dass keine fehleranfällige Übertragung der Daten in digitale Auswertungsprogramme erfolgt [vgl. Pötschke (2009), S.77]. Aus diesen Gründen werden seit einigen Jahren im Rahmen von Forschungsvorhaben zunehmend Online-Befragungen genutzt [vgl. Maurer & Jandura (2009), S.61].

Vom Aufbau her wurde in der ersten Erhebung zunächst nach der CarSharing-Nutzung sowie den Gründen der Nutzung bzw. Nichtnutzung von free-floating Fahrzeugen gefragt. Im mittleren Teil wurden Fragen zu der Entwicklung des Pkw-Besitzes sowie den Gründen für An- bzw. Abschaffungen privater Fahrzeuge gestellt. Da CarSharing-Nutzer*innen gemäß anderer Studien private Pkw häufig bereits vor der Anmeldung bei einer CSO abschaffen [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.7; Loose (2016a), S.3f; Harms (2003), S.110], wurde der Privat-Pkw-Besitz zu drei Zeitpunkten erhoben. Die Angabe erfolgte in Bezug auf den Zeitpunkt ein Jahr vor der Anmeldung, den Zeitpunkt während der Anmeldung sowie den Zeitpunkt während der Erhebung. Die zweite Befragung hatte das

²⁰ Bei der Berechnung der Buchungshäufigkeit werden die Tage berücksichtigt, die Kund*innen zwischen Oktober 2016 und September 2017 angemeldet waren.

Ziel, die Verbundenheit der Kund*innen mit der CSO sowie die Wahrnehmung der Qualität des CarSharing-Angebotes zu erfassen. Hierzu sollten die Kund*innen verschiedene Aussagen bzw. Items hinsichtlich des Grades ihrer Zustimmung beurteilen. Mittels einer Verdichtung der Items sollten anschließend Konstrukte wie die Kund*innenbindung erzeugt werden (vgl. Kapitel 7.1.1). Gemäß den Literaturempfehlungen wurden sozialstatische Fragen an das Ende der Befragungen gestellt [vgl. Kuckartz et al. (2009), S.36]. Um eine Verknüpfung mit den Nutzungsdaten herstellen zu können, wurde in beiden Befragungen nach der stadtmobil-Kund*innenummer gefragt. An den Start sowie an das Ende der Befragungen wurden zudem Einleitungs- bzw. Abschlusstexte integriert, in denen über das Forschungsvorhaben sowie die Möglichkeit des Widerrufs der Teilnahme informiert wurde.

Bei der Gestaltung der Fragebögen muss zwischen der Erzielung einer möglichst umfassenden Datenbasis und dem daraus entstehenden Aufwand für die Proband*innen abgewogen werden. Aus forschungsökonomischen Gründen sollte darauf geachtet werden, dass die Fragebögen nicht zu lang sind, um einer hohen Abbruchquote entgegenzuwirken. Der Median der Ausfülldauer betrug bei der ersten Befragung zwölf Minuten und bei der zweiten Befragung knapp acht Minuten.

Bei der Konzeption der Fragebögen wurde zudem darauf geachtet, möglichst verständliche und eindeutige Formulierungen zu verwenden [vgl. Steinmeyer et al. (2012), S.69]. Um die Verständlichkeit der Fragen zu testen und die Zeitdauer zu bestimmen, die für das Ausfüllen der Befragung benötigt wird, wurde im Vorfeld ein Pre-Test durchgeführt, an dem sich Mitarbeiter*innen von stadtmobil, die ebenfalls bei der CSO als Kund*innen registriert waren, beteiligten. Aus diesem Pre-Test ergaben sich keine Anpassungsbedarfe an den Fragebogen. Die Beurteilung der Items des zweiten Fragebogens erfolgte im Rahmen einer Expert*innenbefragung (vgl. Anhang A.4.2).

Die Information der Proband*innen erfolgte über den stadtmobil-Newsletter und Facebook sowie Instagram als weitere Kommunikationskanäle des CarSharing-Betreibers. Da knapp 90 Prozent der angemeldeten stadtmobil-Kund*innen den Newsletter abonniert haben, kann davon ausgegangen werden, dass ein Großteil der Kund*innen die Möglichkeit hatte, an der Befragung zu partizipieren.²¹

Der Zugang zu den Befragungen war jeweils für zwei Wochen möglich. In der Mitte des Erhebungszeitraums wurden die Kund*innen über den stadtmobil-Newsletter erneut auf die Befragung hingewiesen. An der ersten Befragung haben etwas mehr als eintausend Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg teilgenommen.²² Die sich hieraus ergebende Rücklaufquote von 17 Prozent kann als gut beurteilt werden. Da die Kund*innendaten nur bis zum Jahr 2019 vorlagen, kann in Bezug auf die zweite Befragung, die im April 2022 stattfand, keine Verknüpfung mit der Grundgesamtheit hergestellt werden. Im Vergleich zu der ersten Befragung konnte die Anzahl an Teilnehmer*innen um knapp 30 Prozent gesteigert werden.

Im Anschluss an die Erhebungsphasen wurden die Befragungsdaten hinsichtlich inhaltlich logischer Kriterien plausibilisiert und zum Zwecke der weiteren Datenanalyse kodiert. Inkonsistente bzw. der Logik widersprechende Antworten wurden entfernt.²³

Beschreibung der Stichprobe

Um verallgemeinerbare, inferenzstatistische Schlussfolgerungen ziehen zu können, sollte die erhobene Stichprobe die Grundgesamtheit möglichst gut abbilden. Die Repräsentativität der Daten hängt neben der Stichprobengröße stark von der gewählten Vorgehensweise bei der Proband*innenrekrutierung ab [vgl. Schreier et al. (2015), S.114]. Da im Zuge dieser Arbeit kein Auswahlverfahren zur Anwendung kam und stattdessen alle Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar, die über einen Internetzugang verfügen, die Möglichkeit hatten, an

²¹ In diesem Kontext muss angemerkt werden, dass die Buchung von CarSharing-Fahrzeugen überwiegend internetbasiert stattfindet. Es ist daher davon auszugehen, dass die meisten Kund*innen einen Zugang zum Internet haben [vgl. in diesem Zusammenhang auch Sioui et al. (2013), S.55].

²² Für die Auswertung wurden ausschließlich die Antworten von Proband*innen berücksichtigt, die den Fragebogen abgeschickt haben.

²³ Als Beispiel kann die Entwicklung des Pkw-Bestandes angeführt werden. Ist zum Zeitpunkt der Anmeldung ein Fahrzeug im Besitz des Haushaltes und wird angegeben, dass sich die Anzahl der Fahrzeuge seitdem reduziert hat, dann können zum Zeitpunkt der Erhebung folgerichtig keine Fahrzeuge mehr im Haushalt vorhanden sein. Antworten von Proband*innen, die solchen auf Logik basierenden Zusammenhängen widersprechen, werden entsprechend gelöscht.

der Befragung teilzunehmen, hängt die Repräsentativität der Befragungsdaten hauptsächlich davon ab, ob die Teilnahmebereitschaft entlang der CarSharing-Kund*innen homogen ist.

In diesem Kontext kann angemerkt werden, dass jüngere Personen häufig eine höhere Affinität im Umgang mit digitalen Medien aufweisen [vgl. Seifert & Schelling (2015), S.57]. Zudem wird vermutet, dass aktive Kund*innen eine höhere intrinsische Motivation zur Unterstützung des Systems besitzen und somit auch eine höhere Bereitschaft zeigen, an einer Umfrage über ihre CarSharing-Nutzung teilzunehmen als Kund*innen, die das Angebot nicht oder nur sehr selten in Anspruch nehmen [vgl. Sioui et al. (2013), S.60].

Zur Einordnung, inwieweit die Stichprobe die Grundgesamtheit widerspiegelt, befindet sich in Tabelle 3 eine Gegenüberstellung der Kennwerte. Da für die zweite Befragung – aufgrund des späteren Zeitpunktes der Erhebungsphase – keine Verknüpfung mit den Buchungs- und Kund*innendaten hergestellt werden konnte, sind keine Aussagen hinsichtlich der durchschnittlichen Mitgliedsdauer und der jährlichen Buchungshäufigkeit möglich.

Es ist zu erkennen, dass an der ersten Umfrage überdurchschnittlich viele (weibliche) Kundinnen teilgenommen haben. Die Proband*innen weisen eine im Mittel um ein Jahr längere Mitgliedsdauer sowie ein um etwa drei Jahre höheres Alter als der Durchschnitt aller Kund*innen auf. Die Unterschiede sind sowohl in Bezug auf das Geschlecht ($\chi^2(1) = 5,33$; $p = 0,021$), das Alter ($t(5897) = -7,65$; $p < 0,001$) als auch die Mitgliedsdauer ($t(1394,80) = -6,44$; $p < 0,001$) signifikant.

Wie bereits vermutet wurde, sind Kund*innen, die das CarSharing-System selten nutzen, in der Stichprobe unterrepräsentiert (Self Selection Bias). Dies spiegelt sich in der um knapp 35 Prozent höheren durchschnittlichen Buchungshäufigkeit wider. Der Unterschied ist ebenfalls statistisch signifikant, $t(1264,90) = -9,17$; $p < 0,001$). Der höhere Wert ist darauf zurückzuführen, dass an der Befragung viele Kund*innen teilgenommen haben, die sowohl stationsbasierte als auch stationsunabhängige Fahrzeuge nutzen. Wie in Kapitel 4.4.1 dargestellt wird, weisen Kombinerer*innen beider Systeme mehr Buchungen auf.

Vor dem Hintergrund, dass im Rahmen dieser Arbeit das Ziel verfolgt wird, die Nutzung und die Auswirkungen des kombinierten Angebotes zu untersuchen, ist die hohe Teilnahme von Nutzer*innen beider Angebotsformen und die somit hohe Anzahl an Buchungen positiv zu beurteilen. Zu beachten ist allerdings, dass aus den Befragungsergebnissen nicht direkt auch auf die Gesamtheit aller stadtmobil-Kund*innen geschlossen werden kann. Daher wird bei einigen Auswertungen, wo aus dem Sachzusammenhang eine Verzerrung der Ergebnisse erwartet wird, ein Gewichtungungsverfahren verwendet, das mittels Hilfsvariablen versucht, die Verzerrungen in der Stichprobe auszugleichen [vgl. Sommer et al. (1999), S.56]. Die Notwendigkeit der Verwendung von statistischen Gewichtungen wird auch in anderen CarSharing-Studien berichtet [vgl. z.B. Becker et al. (2018), S.8; Schreier et al. (2015), S.116].

Tabelle 3: Vergleich der Stichprobe und der Grundgesamtheit (Befragung)

Kenngröße	Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg	Unterschied zur Grundgesamtheit (Prozentpunkte oder Differenz)	Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete	Unterschied zur Grundgesamtheit (Prozentpunkte oder Differenz)
1. Befragung	[n=1.028]		[n=552]	
Geschlecht (Anteil weiblich)	47%	+3%	47%	+2%
Durchschnittsalter	45,6	+0,7	45,2	+1,2
Ø Mitgliedsdauer	6,1	+0,9	5,8	+0,8
Anteil Classic/VRN-Tarif	81%	+7%	85%	+10%
Ø Buchungshäufigkeit im Jahr	34,1	+12,2	40,3	+15,5
2. Befragung	[n=1.333]		[n=882]	
Geschlecht (Anteil weiblich)	44%	-	45%	-
Durchschnittsalter	48,9	-	48,8	-
Anteil Classic/VRN-Tarif	77%	-	78%	-

Quelle: Eigene Darstellung

Die Recherche bestehender Literatur hat gezeigt, dass CarSharing-Kund*innen als hoch gebildeter Personenkreis mit einem überdurchschnittlichen Haushaltseinkommen charakterisiert werden können. Dies trifft auch auf die Kund*innen des kombinierten Angebotes von stadtmobil Rhein-Neckar zu. Etwa 70 Prozent verfügen über einen Hochschulabschluss. Vergleichbare Anteile werden in verschiedenen Studien über stationsbasierte CarSharing-Systeme berichtet [vgl. Riegler et al. (2016), S.38; Giesel & Nobis (2016), S.218; Wappelhorst et al. (2013), S.6; Lichtenberg & Hanel (2007), S.38]. Auch das Haushaltseinkommen ist überdurchschnittlich hoch. 60 Prozent der Kund*innen leben in Haushalten, denen monatlich netto mehr als 3.000 Euro zur Verfügung stehen.²⁴ Knapp ein Viertel der Kund*innen weisen Haushaltsnettoeinkommen von über 5.000 Euro auf. Die durchschnittliche Haushaltsgröße beträgt 2,2 Personen und ist vergleichbar mit den berichteten Haushaltsgrößen anderer CarSharing-Studien [vgl. Bergstad et al. (2018), S.96; Riegler et al. (2016), S.39; Schreier et al. (2015), S.33; Franke (2001), S.27]. Auch der Anteil minderjähriger Personen im Haushalt von knapp 33 Prozent deckt sich mit Studienergebnissen über stationsbasierte Systeme [vgl. Loose (2016a), S.8; Riegler et al. (2016), S.39]. Es lässt sich festhalten, dass hinsichtlich soziodemographischer und –ökonomischer Merkmale große Übereinstimmungen zwischen Kund*innen stationsbasierter und kombinierter CarSharing-Systeme existieren.

3.2.3 Mobilitätshebung multiMobil

Die von stadtmobil Rhein-Neckar bereitgestellten Daten ermöglichen eine umfangreiche Analyse des Buchungsverhaltens der CarSharing-Kund*innen. Aussagen über das Mobilitätsverhalten sind mit den Daten jedoch nicht möglich. Da die Mobilität der Kund*innen eine wichtige Komponente im Zuge der Evaluation des kombinierten CarSharing-Systems aus kommunaler Sicht darstellt, findet im Rahmen dieser Arbeit eine Mobilitätshebung statt. Diese wurde mit der Smartphone-Applikation „multiMobil“ durchgeführt.

Beschreibung des Erhebungsansatzes

Um das Mobilitätsverhalten der Kund*innen sowie die Einsatzzwecke der CarSharing-Fahrzeuge mit einem hohen Maß an Validität ermitteln zu können, kommt im Rahmen dieser Arbeit eine weitere Methode zur Datenerhebung zum Einsatz. Mittels Wegetagebüchern soll die Mobilität von Nutzer*innen des kombinierten CarSharing-Systems von stadtmobil Rhein-Neckar eine Woche lang vollständig erfasst werden. Wegetagebücher stellen i.d.R. die zentrale Komponente von Mobilitätshebungen dar und kommen in allen größeren Erhebungen zum Einsatz [vgl. infas (2016a), S.1; Kunert et al. (2012), S.25]. Zu den bekanntesten deutschen Mobilitätshebungen zählen die Erhebung Mobilität in Deutschland (MiD), das deutsche Mobilitätspanel (MOP) sowie das System repräsentativer Verkehrsbefragungen (SrV).

In Wegetagebüchern werden alle Wege festgehalten, die Proband*innen während eines festgelegten Berichtszeitraums durchgeführt haben. Die mittels der Tagebücher bzw. Protokolle erfassten Wege enthalten üblicherweise Informationen über die Start- und Endzeitpunkte der Wege, die zurückgelegten Distanzen, die zum Einsatz gekommenen Verkehrsmittel sowie die Wegezwecke. In Tabelle 4 befindet sich eine Auflistung von Mobilitätshebungen im CarSharing-Kontext.

In klassischer Form wird die Protokollierung der Wege von den Proband*innen vorgenommen. Die Wegetagebücher können schriftlich-postalisch, per Telefon oder computergestützt erfasst werden. Als computerassistierte Befragungstechniken stehen das „Computer Assisted Telephone Interview“ (CATI), das „Computer Assisted Self Interview“ (CASI), das „Computer Assisted Web Interview“ (CAWI) und das „Computer Assisted Personal Interview“ (CAPI) zur Auswahl [vgl. Kunert et al. (2012), S.20].

Klassische Wegetagebücher weisen einige Nachteile auf. So ist diesem Ansatz der Wegetagebucherfassung inhärent, dass er die Reminiszenz von bereits durchgeführten Wegen erfordert. Eine nachträgliche Erfassung birgt das Risiko, dass sich Proband*innen nicht mehr vollständig an alle durchgeführten Wege erinnern können bzw. eine realitätsgetreue Wiedergabe erschwert wird [vgl. WiMobil (2016), S.36; Kopp (2015), S.62f]. Bei Mobilitätshebungen dieser Art existieren zudem systematische Fehler [vgl. Steinmeyer et al. (2012), S.21f]. So kommt es häufig zu einer Unterschätzung von Rad-, Fuß- und MIV-Wegen sowie einer Überschätzung der Anzahl

²⁴ Für den Vergleich wird die durchschnittliche Kaufkraft pro Haushalt herangezogen. Die Kaufkraft stellt einen Näherungswert für das Nettoeinkommen dar und beträgt in Bezug auf die Stadt Mannheim durchschnittlich 3.158 € im Monat [vgl. Stadt Mannheim (2022), S.3ff].

an Wegen, bei denen der ÖPNV genutzt wird [vgl. Sammer et al. (2018), S.652; Specht et al. (2015), S.16]. Insbesondere kurze Wege, die zu Fuß absolviert werden, werden oftmals nicht protokolliert bzw. durch die Proband*innen gar nicht als eigenständige Wege wahrgenommen [vgl. Lopez et al. (2016), S.121; WiMobil (2016), S.36; Bäumer et al. (2010), S.84]. Dies führt dazu, dass im Rahmen klassischer Wegetagebücher häufig weniger Wege berichtet werden, als tatsächlich durchgeführt wurden (Underreporting) [vgl. Sammer et al. (2018), S.652; Kuhnimhof et al. (2018), S.305; Bäumer et al. (2010), S.84]. Geschätzte Zeit- und Entfernungsangaben sind zudem i.d.R. fehlerbehaftet, da Werte gerundet und Reiseweiten häufig überschätzt werden [vgl. Lopez et al. (2016), S.121; Steinmeyer et al. (2012), S.71; Stopher & Shen (2011), S.33; Bäumer et al. (2010), S.84f].

Tabelle 4: CarSharing-Studien mit Einsatz von Wegetagebüchern

Quelle	Art der Erhebung	Tracking-Ansatz	Erhebungsdauer	Stichprobengröße	CarSharing-Form
Becker et al. (2016a)	GPS-gestützt (Smartphone)	passiv	1 Woche	37 + 35 ¹	free-floating
Kopp (2015)	GPS-gestützt (Smartphone)	aktiv	1 Woche	109 + 95 ¹	free-floating
Hülsmann et al. (2018)	online	.	2 Tage	3.096 + 3.704 ¹	free-floating
Ceccato & Diana (2021)	online + telefonisch	-	1 Tag	138 + 3.142 ¹	free-floating
Concas et al. (2013a)	GPS-gestützt (Smartphone)	passiv	9 Wochen	30	stationsbasiert
WiMobil (2016)	GPS-gestützt (Smartphone)	passiv	9 Tage + 28 Tage	135 + 58 ¹	stationsbasiert
Cervero et al. (2007)	schriftlich	-	1 Tag	-	stationsbasiert
Huwer (2003)	schriftlich	-	4 Tage	96	stationsbasiert
Sioui et al. (2013)	online	-	1 Tag	1.581	stationsbasiert

1: Kontrollgruppe bzw. Nicht-CarSharing-Kund*innen

Quelle: Eigene Darstellung

Im Vergleich zu klassischen Mobilitätserhebungen ermöglicht eine GPS-gestützte Erfassung ein präziseres Abbild des ausgeführten Mobilitätsverhaltens. Da die Streckenzuweisung und Distanzbestimmung nicht auf Basis eines Routingalgorithmus erfolgt, sondern für die Auswertung der tatsächlich durchgeführte Weg genutzt werden kann, werden realitätsgetreuere Ergebnisse generiert [vgl. infas (2016a), S.2]. Satellitengestützte Erhebungen sind u.a. besser geeignet, um sehr kurze und sehr lange Wege zu erfassen [vgl. Steinmeyer et al. (2012), S.68]. Sie bieten zudem den Vorteil, dass eine nachträgliche Digitalisierung der erhobenen Daten entfällt. Nachteilig ist jedoch die Erfordernis des Mitführens eines geeigneten, satellitengestützten Endgerätes [vgl. ebd., S.68; Stopher & Shen (2011), S.35]. Aufgrund von Abschattungen großer Gebäude kann die Signalqualität – insb. in urbanen Räumen (Urban Canyoning) – zudem Schwankungen unterliegen [vgl. Lopez et al. (2016), S.128; Gong et al. (2014), S.558; Kunert et al. (2012), S.24].

Bei GPS-gestützten Mobilitätserhebungen können grundsätzlich aktive und passive Trackingansätze unterschieden werden. Tracking bezeichnet das „technikbasierte, automatisierte Aufzeichnen der Mobilität“ [Kunert et al. (2012), S.24] von Proband*innen. Wie der Name bereits verrät, wird die Aufzeichnung bei aktiven Ansätzen von den Proband*innen eigenständig gestartet und beendet. Vor der Wegeaufzeichnung können i.d.R. das Verkehrsmittel und der Wegezweck ausgewählt werden. Besteht ein Weg aus mehreren Etappen, kann die Aufzeichnung pausiert und das Verkehrsmittel angepasst werden (vgl. Abbildung 4). Diese Erhebungsform impliziert ein genaues Verständnis von Wegen und Etappen.²⁵ Aktive Trackingansätze bieten den Vorteil, dass die Wegeinformationen bereits im Zuge der Aufzeichnung vollständig erfasst werden. Eine nachträgliche Identifizierung von Wegen, Wegezwecken und Verkehrsmitteln ist daher nicht erforderlich. Wie bei klassischen Wegetagebüchern existiert bei aktiven Ansätzen jedoch weiterhin das Problem des Underreportings. Zudem stellen Proband*innen eine potenzielle Fehlerquelle bei der Aufzeichnung dar.

²⁵ Die Begrifflichkeiten werden an anderer Stelle in diesem Kapitel abgegrenzt.

Passive Trackingansätze erfordern hingegen keine Interaktion durch die Proband*innen. Die Verkehrsmittel und Wegezwecke werden nicht direkt erfasst, sondern müssen ex post ermittelt werden. Hierzu werden i.d.R. die im Hintergrund erhobenen Daten analysiert, die mittels der in den Smartphones bzw. GPS-Loggern²⁶ verbauten Sensoren erzeugt wurden. Eine Verkehrsmittel- bzw. Modusidentifizierung ist über Methoden des maschinellen Lernens, kriterienbasierte Methoden oder Wahrscheinlichkeitsverfahren möglich [vgl. Gong et al. (2014), S.560f]. So kann bspw. über die zugrundeliegenden Geschwindigkeitsprofile, das Beschleunigungs- und Verzögerungsverhalten sowie weitere Indikatoren auf das genutzte Verkehrsmittel geschlossen werden [vgl. Feng & Timmermans (2019), S.277ff]. Studien zeigen, dass die zum Einsatz kommenden Algorithmen in der Lage sind, die genutzten Verkehrsmittel mit Trefferquoten von 70 bis 80 Prozent zuzuordnen [vgl. ebd., S.274].

Wegezwecke können auf Basis zeitlicher und räumlicher Merkmale präsumiert werden, was häufig jedoch mit einer gewissen Unschärfe einhergeht [vgl. Gong et al. (2014), S.562f; Kunert et al. (2012), S.24]. Eine weitere Herausforderung passiver Trackingansätze ist die erforderliche Abgrenzung von Wegen und Aktivitäten [vgl. Feng & Timmermans (2019), S.277]. Länger andauernde Aktivitäten können i.d.R. leicht identifiziert werden. Da die Datenaufzeichnung fortlaufend stattfindet, während der Aktivitätsausführung aber i.d.R. nur ein geringer Aktionsraum existiert, werden viele Datenpunkte in räumlicher Nähe zueinander erzeugt (Punktwolken). Auf Basis zeitlicher und räumlicher Kriterien lassen sich diesen Punktwolken Aktivitäten zuordnen (vgl. Anhang A.2). Aktivitäten, die nur von kurzer Dauer sind – wie bspw. das Geldabheben an einem Bankautomaten –, können hingegen häufig nicht automatisiert erfasst werden. Die kontinuierliche Datenaufzeichnung impliziert zudem einen hohen Stromverbrauch. Die Möglichkeit der Datenerfassung ist daher abhängig von der Akkukapazität bzw. dem Akkustand der verwendeten GPS-Logger oder Smartphones [vgl. infas (2016a), S.2; Montini et al. (2015), S.238f].

Grundsätzlich kann festgehalten werden, dass eine automatisierte Bestimmung von Wegen sowie Wegezwecken und – in geringem Ausmaß auch von Verkehrsmitteln – mit Ungenauigkeiten verbunden ist. In einigen GPS-gestützten Mobilitätserhebungen mit passiven Trackingansätzen werden die Proband*innen daher im Nachgang in die Datenvalidierung eingebunden [vgl. Feng & Timmermans (2019), S.274]. Bei diesen als „prompted recall surveys“ bezeichneten Studien erhalten die Proband*innen Visualisierungen ihrer durchgeführten Wege, auf Basis derer ex post eine Zuordnung von Wegezwecken und Verkehrsmitteln erfolgen kann [vgl. Kopp (2015), S.64; Concas et al. (2013a), S.5; Greaves et al. (2010), S.70; Bricka et al. (2010), S.67].

Aktive und passive Trackingansätze weisen Vor- und Nachteile auf. Die Wahl fällt im Rahmen dieser Arbeit auf eine Smartphone-Applikation mit aktivem Trackingansatz. Als ein Grund für diese Entscheidung können Datenschutzbedenken angeführt werden. Becker et al. (2018) und (2016a) merken bspw. an, dass die geringe Teilnahmebereitschaft an ihrer GPS-gestützten Studie mit passivem Trackingansatz auf Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre zurückzuführen ist [vgl. Becker et al. (2018), S.8; Becker et al. (2016), S.5]. Da die Wegeaufzeichnung bei aktiven Trackingansätzen nicht automatisch passiert, sondern durch die Proband*innen gestartet werden muss, kann davon ausgegangen werden, dass entsprechenden Erhebungsformen weniger Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre erfahren. Darüber hinaus implizieren aktive Trackingansätze geringere Stromverbräuche, was der Akkulaufzeit der Smartphones zugutekommt und somit das Risiko von Ausfällen reduziert [vgl. Kopp et al. (2015), S.455f]. Ein weiterer Vorteil ist, dass kein Einsatz elaborierter Algorithmen zur Identifizierung von Wegen, Verkehrsmitteln und Wegezwecken erforderlich ist, die zudem eine Vergleichbarkeit mit anderen GPS-gestützten Mobilitätserhebungen mit passivem Trackingansatz erschweren.

Der Aufbau der eigens für das Forschungsvorhaben programmierten Smartphone-App multiMobil orientiert sich stark an der im Rahmen der Studie von Kopp (2015) zum Einsatz gekommenen MyMobility-App [vgl. Kopp (2015), S.68ff]. Hierdurch wird ein Vergleich des Mobilitätsverhaltens von Kund*innen des kombinierten Anbieters stadtmobil Rhein-Neckar mit dem Mobilitätsverhalten von Kund*innen des reinen free-floating Anbieters DriveNow ermöglicht.

Die App wurde für Smartphones mit iOS- und Android-Betriebssystem entwickelt. Den Proband*innen standen im Zuge der Wegeaufzeichnung insgesamt 14 Verkehrsmittel und sieben Wegezwecke zur Auswahl.²⁷ Die mittels

²⁶ Grundsätzlich sind sowohl Smartphones als auch GPS-Logger geeignet, um Wege mit ausreichender Qualität zu tracken [vgl. Montini et al. (2015), S.239].

²⁷ Bei den sieben Wegezwecken handelt es sich um: Nach Hause, Arbeit, Dienstlich, Ausbildung, Freizeit, Einkauf/Erledigung, Bringen/Holen von Personen. Folgende Verkehrsmittel standen zur Auswahl: Zu Fuß, Fahrrad, Pkw (Fahrer), Pkw (Beifahrer), CarSharing (stationsbasiert), CarSharing (JoeCar), Motorisiertes Zweirad, Taxi, Zug, S-Bahn, U-Bahn, Tram, Bus, Sonstiges.

der App aufgezeichneten Wege konnten von den Proband*innen – automatisch oder manuell – in verschlüsselter Form an den hierfür eingerichteten Server übertragen werden. Das grundsätzliche Vorgehen bei der Aufzeichnung der Wege ist in Abbildung 4 skizziert. Die Verknüpfung zwischen den aufgezeichneten Wegedaten und den CarSharing-Buchungsdaten erfolgt über die stadtmobil-Kund*innennummer, die im Feld des Benutzernamens eingetragen wurde.

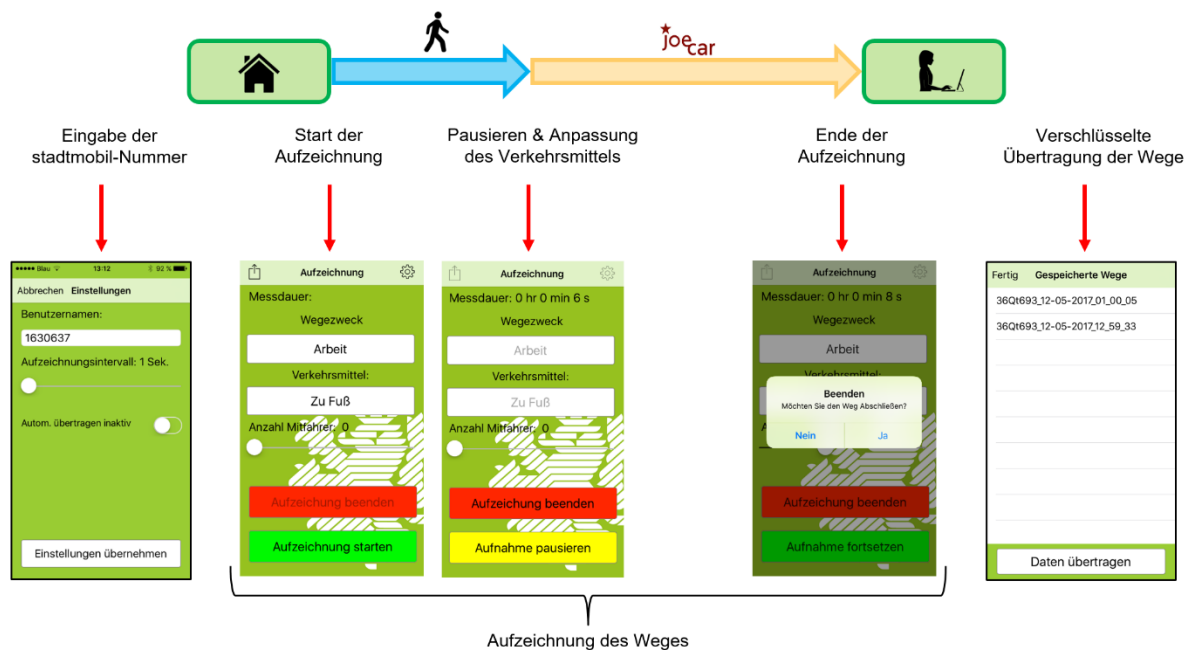


Abbildung 4: Schematische Darstellung der Wegeaufzeichnung mit der multiMobil-App

Quelle: Eigene Darstellung

Gemäß den Empfehlungen der FGSV wird für eine längsschnittorientierte Erhebung der Alltagsmobilität ein Erhebungszeitraum von einer Woche angesetzt [vgl. Kunert et al. (2012), S.20]. Im Vergleich zu Stichtagserhebungen sind Mehrtageserhebungen geeigneter, um intrapersonelle Variabilität im alltäglichen Mobilitätsverhalten zu erfassen und wochentagsabhängige Einflüsse zu berücksichtigen [vgl. ebd., S.16; Becker et al. (2016), S.4]. Der längere Erhebungszeitraum erweist sich insbesondere vor dem Hintergrund der geringen Buchungshäufigkeit vieler CarSharing-Kund*innen als vorteilhaft (vgl. Kapitel 4.4). Mittels Mehrtageserhebungen steigt die Wahrscheinlichkeit der Erfassung eines seltenen Ereignisses wie der CarSharing-Nutzung [vgl. Le Vine et al. (2014b), S.66]. Die Auswertung der Ergebnisse der MiD 2017 hat in diesem Zusammenhang gezeigt, dass die CarSharing-Nutzung mittels einer Stichtagserhebung – trotz entsprechender Stichprobengröße – nur unzureichend erfasst wird [vgl. auch Reiffer et al. (2019b), S.1]. Die zeitliche Dimension der Erhebung impliziert aber auch Hemmnisse. So bedeutet das Aufzeichnen und Nachtragen der durchgeführten Wege für die Proband*innen einen nicht zu unterschätzenden Aufwand [vgl. Kopp et al. (2015), S.455f].

Zum Zwecke der Abbildung des alltäglichen Mobilitätsverhaltens wurde für die Teilnahme an der Studie vorausgesetzt, dass sich die stadtmobil-Kund*innen während der Erhebungswoche nicht im Urlaub befinden. Darüber hinaus mussten die Teilnehmer*innen über ein Smartphone verfügen, auf denen sie die multiMobil-Applikation installieren konnten.

Die Information der Proband*innen geschah zeitgleich mit der Mitteilung über die Online-Befragung. Als Incentive wurden den Proband*innen bei vollständiger Teilnahme ein stadtmobil-Fahrguthaben in Höhe von 40 Euro in Aussicht gestellt. Zudem wurden 20 mal 100 Euro an Fahrguthaben verlost. Um sicherstellen zu können, dass das für die Studie verfügbare Budget nicht überschritten wurde und um den freiwilligen Charakter der Mobilitätserhebung zu unterstreichen, mussten sich interessierte Kund*innen aktiv auf die Teilnahme an der Studie bewerben. Hierzu wurde ein Bewerbungsformular auf der Projektwebsite (<https://archivierte-website.uni-wuppertal.de>) zur Verfügung gestellt, auf der die Proband*innen auch umfangreiche Informationen zu der Studie und zum korrekten Umgang mit der Smartphone-Applikation erhielten. Aus datenschutzrechtlichen Gründen wurden

den Proband*innen vor Beginn der Erhebungsphase postalisch Einwilligungserklärungen zugesendet, mit deren Unterzeichnung sie ihr Einverständnis hinsichtlich der Nutzung der aufgezeichneten Wegedaten gaben.

Um einer unzureichenden Dokumentation des Mobilitätsverhaltens entgegenzuwirken, wurde jeden Morgen eine SMS an die Proband*innen gesendet, in der sie an die Aufzeichnung der Wege erinnert wurden. Während der Erhebungsphase wurden die Studienteilnehmer*innen zudem über existierende räumliche Lücken zwischen aufgezeichneten Wegedaten des Vortages informiert und darum gebeten, die Lücken mittels eines Nachtrags zu schließen. Hierzu wurde serverseitig ein Skript erstellt, das existierende Lücken des Vortages identifizierte.

Datenaufbereitung

Die mittels GPS aufgezeichneten Daten unterliegen – nicht zuletzt auf Grund des aktiven Tracking-Ansatzes – einer Vielzahl an potenziellen Fehlerquellen, die zunächst identifiziert und anschließend im Rahmen der Datenbereinigung eliminiert werden müssen. Auch ohne die Existenz von Fehlerquellen müssen die Rohdaten – im Hinblick auf die gewählte Erhebungsform – aufbereitet und zusammengeführt werden.

Im Falle eines Versäumens der Datenaufzeichnung konnten die Proband*innen die fehlenden oder unvollständigen Wege über ein Nachtragsformular übermitteln, das ihnen über die Projektwebseite zur Verfügung gestellt wurde. Da bei den Studienteilnehmer*innen die Kenntnis der exakten Geokoordinaten der Start- und Zielpunkte der jeweiligen Etappen nicht vorausgesetzt werden konnte, wurden stattdessen die Adressdaten abgefragt. Im Rahmen der Datenaufbereitung müssen diese Adressdaten in einem ersten Schritt in Koordinatenform gebracht werden, um im späteren Verlauf georeferenzielle Auswertungen vornehmen zu können. Die Konvertierung erfolgt mittels des Python-Clients GeoPy unter Inanspruchnahme des Geocoders Nominatim. Dieser nutzt die öffentlich zugänglichen Daten von OpenStreetMap.

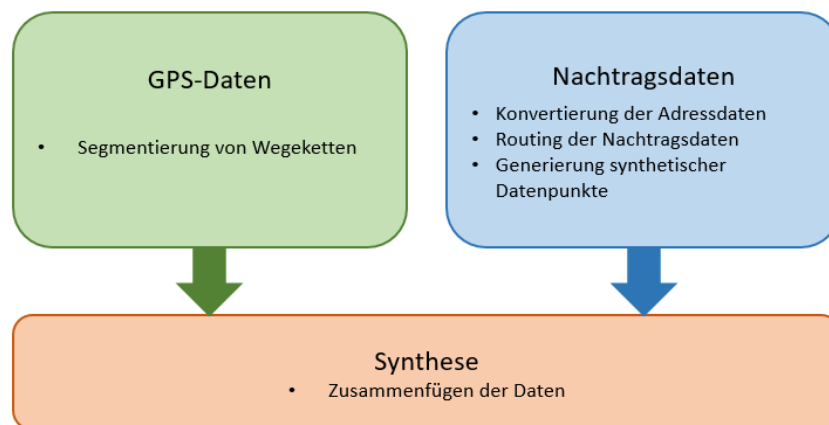


Abbildung 5: Arbeitsschritte bei der Datenaufbereitung

Quelle: Eigene Darstellung

Im nächsten Schritt werden die nachgetragenen Wege geroutet. Hierzu wird – ebenfalls mittels eines Python-Clients – die Distance Matrix API von Google Maps genutzt, um die kürzeste Route sowie den Zeitbedarf zwischen Start und Ziel der Wege zu bestimmen. Aus den Informationen des Routings werden anschließend entlang der Wegstrecke synthetische, georeferenzierte Datenpunkte erzeugt und mit einem Zeitstempel versehen, der sich auf Basis der Etappendauer und der jeweiligen Datenpunktabstände errechnet.

Da die Studienteilnehmer*innen die Möglichkeit hatten, mehrere hintereinander durchgeführte Wege in Form von Wegekettens aufzuzeichnen, ohne die aktive Aufzeichnung zu beenden, müssen diese Dateien im Zuge der Datenaufbereitung getrennt werden. Die Segmentierung erfolgt anhand des Wegezweckes. In einem finalen Arbeitsschritt werden die Wege aus beiden Datenquellen zusammengeführt. In Abbildung 5 sind die Arbeitsschritte der Datenaufbereitung grafisch veranschaulicht.

Begriffsbestimmungen

Für die Aufzeichnung der Wege – sowie im Anschluss für die Datenaufbereitung und –bereinigung – ist eine genaue Definition von Mobilitätsbegriffen erforderlich. So hat sich u.a. der Arbeitskreis „Multi- und Intermodalität“ der Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV) mit den Begriffsbestimmungen von Wegen und Etappen auseinandergesetzt und folgende Definitionen erarbeitet:

Weg

- „Ortsveränderung einer Person von einem Ausgangspunkt (Quelle) zu einem Ziel zur Ausübung einer bestimmten Aktivität (außer Haus), bei Benutzung von Verkehrsmitteln (einschließlich Zu- und Abgang) und/oder durch Fußwege. Ein Weg ist eine Ortsveränderung zwischen zwei Aktivitäten, die mindestens eine Grundstücksgrenze überschreitet und aus mindestens einer Etappe besteht.“ [Kagerbauer et al. (2021), S.13]

Etappe

- „Abschnitt eines Weges, der mit einem Verkehrsmittel oder zu Fuß zurückgelegt wird. Je nach Untersuchungsgegenstand können die Verkehrsmittel zusammengefasst werden. [...]“ [ebd., S.14]

Eine an diese Definitionen angelehnte Abgrenzung wurde den Proband*innen über die Projektwebseite zur Verfügung gestellt.

Datenbereinigung

Die Art der Datenerhebung unterliegt einer Vielzahl potenzieller Fehlerquellen. Während manche Fehler in ihrer Entstehung und Ausprägung evident sind, wurden andere Fehler erst durch die genaue Analyse der Mobilitätsdaten identifiziert. Um einen Überblick über die Fehler und die dahinterliegenden Fehlerquellen zu erhalten, werden sie einzelnen Kategorien zugeordnet. In Abbildung 6 ist dargestellt, welche Aspekte im Rahmen der Datenbereinigung beachtet werden müssen. Auf Grund der hohen Datenbasis wurden einige Arbeitsschritte automatisiert. An anderen Stellen war eine Automatisierung der Bereinigungsprozesse nicht zielführend oder mit einem zu hohen Arbeitsaufwand verbunden. In diesen Fällen wurden die Daten händisch geprüft und – falls erforderlich – angepasst. Diese Prüfung umfasste in der Regel eine visuelle Untersuchung der Datensätze, im Rahmen derer räumliche und/oder zeitliche Merkmale herangezogen und analysiert wurden.

Die Phasen der Datenbereinigung konnten zum Teil nicht vollständig voneinander abgegrenzt werden, so dass in einigen Fällen mehrere Arbeitsschritte gleichzeitig durchgeführt wurden. Ein weiterer Grund für das simultane Vorgehen ist, dass einige der Arbeitsschritte sehr zeitintensiv waren und daher andere Arbeiten parallel stattfanden. Eine Vorher-Nachher-Betrachtung der Daten – in Bezug auf einzelne Fehler – macht deshalb an vielen Stellen keinen Sinn. Stattdessen wurde untersucht, wie sich die Gesamtheit der Datenbereinigung auf die Daten und deren Informationsgehalt ausgewirkt hat. Hierzu wurden die Rohdaten der GPS-Aufzeichnung mit den final aufbereiteten und für die Auswertung herangezogenen Daten verglichen.²⁸ Untersucht wurde die Veränderung der folgenden Kenngrößen:

- Anzahl der Wege und Etappen
- Durchschnittliche Distanz und Dauer pro Weg
- ÖV-Anteil, MIV-Anteil, Rad-Anteil, Zu Fuß-Anteil

Nach Durchführung der Datenbereinigung weist der Datenbestand im Vergleich zu den Rohdaten 171 Wege weniger auf. Dies entspricht einem Minus von knapp 3,4 Prozent. Die Differenz der Etappenanzahl beträgt 163. Die durchschnittliche Etappenzahl pro Weg liegt folglich nach der Datenbereinigung geringfügig höher. Stärkere Unterschiede zeigen sich, wenn man die Wegecharakteristika betrachtet. Die bereinigten Daten weisen eine um

²⁸ Um einer Vergleichbarkeit zu gewährleisten, wird die Datenbasis der Rohdaten um die Wege derjenigen Proband*innen reduziert, die aufgrund unbrauchbarer Datensätze nicht berücksichtigt werden konnten (vgl. Anhang A.2). Zudem werden die Rohdaten um Verkehrsmittelsprünge bereinigt, da ansonsten eine Vielzahl von Etappen entstehen. Die Nachtragsdaten werden keiner Vorher-Nachher-Betrachtung unterzogen, da im Rahmen der Nachtragsformulare keine entfernungsabhängigen Parameter abgefragt wurden und daher ein Vergleich nur nach erfolgtem Routing stattfinden kann. Da es sich bei dem Routingprozess aber bereits um einen relevanten Arbeitsschritt der Datenaufbereitung handelt, ist ein Vergleich hinfällig. Insgesamt fünf Proband*innen haben ihr Mobilitätsverhalten im Rahmen der Erhebungsphase ausschließlich über Nachtragsformulare erfasst, so dass sich die Proband*innenzahl für den abschließenden Vergleich entsprechend reduziert.

etwa 94 Prozent geringere Distanz auf als die Rohdaten. In Bezug auf die einzelnen Wege sind dies im Durchschnitt 14 Kilometer Wegedistanz bei den bereinigten Wegen und fast 220 Kilometer bei den Rohdaten. Betrachtet man hingegen die kumulierte Wegedauer, dann weisen die Datenbestände wesentlich geringere Unterschiede auf. Die gesamte Unterwegszeit hat sich durch die Arbeitsschritte um fünf Prozent reduziert. Dies zeigt, dass insbesondere Datenausreißer aufgrund einer schlechten GPS-Ortung einen hohen Einfluss auf die Datenqualität besitzen.

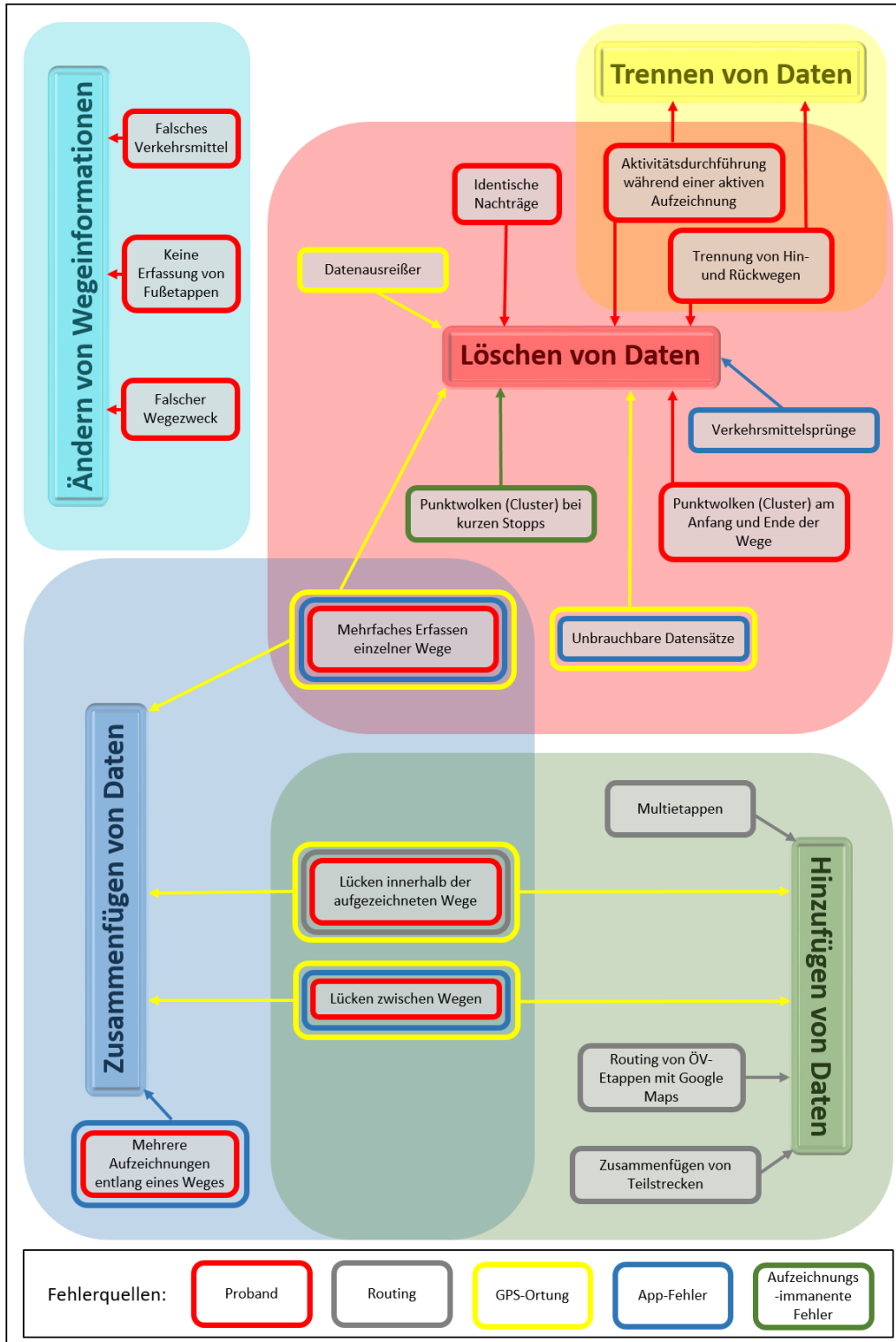


Abbildung 6: Arbeitsschritte bei der Datenbereinigung

Quelle: Eigene Darstellung

Die Überprüfung der Anteile der Verkehrsmodi zeigt, dass der ÖV-Anteil in den Rohdaten (82 Prozent) wesentlich höher ist als nach der Bereinigung (54 Prozent). Es kann die Annahme getroffen werden, dass insbesondere die Wagenkästen von Schienenverkehrsmitteln eine abschirmende Wirkung hinsichtlich des GPS-Signals haben und die daraus resultierenden Datenausreißer die Wegstrecke exponentiell erhöhen. Auch das „Zu Fuß“-Gehen weist einen höheren Anteil auf (8 Prozent zu 2 Prozent). Ein Erklärungsansatz sind die Punktwolken an den Enden der Wege, da die letzte Etappe häufig zu Fuß zurückgelegt wird und dieser Verkehrsmodus daher häufiger vom zu späten Beenden der Aufzeichnung betroffen ist. Die restlichen beiden Verkehrsmodi weisen in den Rohdaten geringere Anteile auf (MIV: 8 Prozent zu 33 Prozent; Rad: 2 Prozent zu 11 Prozent). Die Arbeitsschritte der Datenbereinigung werden in Anhang A.2 in steckbriefartiger Form dargestellt. Die durchgeführten Arbeitsschritte führen dazu, dass für die Analyse Daten verwendet werden können, welche die tatsächlich durchgeführten Wege wesentlich besser bzw. realitätsgetreuer abbilden. Die Validität der Erhebung wird dadurch erhöht.

Beschreibung der Stichprobe

An der Mobilitäts'erhebung haben im Juli 2017 insgesamt 108 Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar mit Wohnsitz in Mannheim und 83 mit Wohnsitz in Heidelberg teilgenommen.²⁹ In Tabelle 5 befindet sich ein Vergleich der Stichprobe mit der Grundgesamtheit.³⁰ Signifikante Unterschiede liegen in Bezug auf das Durchschnittsalter ($t(5897) = 2,21; p = 0,027$) sowie die jährliche Buchungshäufigkeit ($t(197,34) = -4,95; p < 0,001$) vor, nicht jedoch hinsichtlich der Mitgliedsdauer ($t(5915) = 0,99; p = 0,323$) sowie des Geschlechts ($\chi^2(1) = 0,83; p = 0,660$) der Proband*innen. Da mittels der Mobilitäts'erhebung eine tiefergehende Analyse der CarSharing-Nutzung erfolgen soll, kann die höhere durchschnittliche Buchungshäufigkeit – und die damit verbundene höhere Anzahl an CarSharing-Fahrten im Erhebungszeitraum – als positiv beurteilt werden.

Tabelle 5: Vergleich der Stichprobe und der Grundgesamtheit (Mobilitäts'erhebung)

KenngroÙe	Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg	Unterschied zur Grundgesamtheit (Prozentpunkte oder Differenz)
multiMobil-Erhebung	[n=191]	
Geschlecht (Anteil weiblich)	46%	+2%
Durchschnittsalter	40,8	-4,1
Ø Mitgliedsdauer	4,5	-0,7
Anteil Classic/VRN-Tarif	80%	+6%
Ø Buchungshäufigkeit im Jahr	38,3	+16,4

Quelle: Eigene Darstellung

Im Gegensatz zu anderen Mobilitäts'erhebungen [z.B. Becker et al. (2018); Hülsmann et al. (2018); Kopp (2015)] wurde im Rahmen der multiMobil-Studie – aufgrund finanzieller Restriktionen – keine Kontrollgruppe von Nicht-CarSharing-Kund*innen erhoben. Zur Einordnung des Mobilitätsverhaltens der an der Erhebung partizipierenden stadtmobil-Kund*innen werden in Tabelle 6 vier zentrale Mobilitätskennziffern mit den Ergebnissen der größten deutschen Mobilitäts'erhebung „Mobilität in Deutschland“ (MiD) gegenübergestellt.³¹ Bei der MiD handelt es sich um eine im Auftrag des Bundesministeriums für Digitales und Verkehr (ehemals: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur) durchgeführte bundesweite Befragung, die durch regionale Erhebungen vertieft

²⁹ Wie bei Becker et al. (2018) werden ausschließlich diejenigen 191 Proband*innen für die Analyse berücksichtigt, die an mindestens vier Tagen Wege berichtet haben [vgl. Becker et al. (2018), S.9].

³⁰ Da aufgrund der geringen StichprobengroÙe ausschließlich Analysen in Bezug auf Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim und Heidelberg durchgeführt werden, wird auf eine Darstellung der Kennwerte verzichtet, die sich für Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete ergeben.

³¹ Da die lokale und regionale Alltagsmobilität verglichen werden soll, wurden während der Erhebungsphase durchgeführte – das Ergebnis verzerrende – Flugreisen nicht inkludiert.

wurde. Die Erhebungsphase der MiD fand – wie die multiMobil-Erhebung – im Jahr 2017 statt. Für die vergleichende Untersuchung wurde das B2-Regional-Datensatzpaket herangezogen, mit dessen Hilfe die Stichprobe räumlich auf Einwohner*innen der Städte Mannheim und Heidelberg eingegrenzt werden konnte.

Während der Erhebungsphase wurden von den 191 Proband*innen 5.104 Wege zurückgelegt. Dies entspricht einer durchschnittlichen täglichen Wegeanzahl von 3,8 und ist vergleichbar mit der in der MiD berichteten täglichen Wegehäufigkeit von mobilen Personen von knapp 3,7. Wie der Tabelle entnommen werden kann, passen auch die anderen Kennwerte der multiMobil-Erhebung gut zu den Ergebnissen der MiD.

Insgesamt nutzten knapp 30 Prozent der Proband*innen während der einwöchigen Erhebungsphase free-floating Fahrzeuge und etwas mehr als ein Drittel stationsbasierte Fahrzeuge. In Tabelle 7 befindet sich eine Gegenüberstellung des Buchungsverhaltens während der Erhebungswoche und dem generellen Buchungsverhalten dieser Proband*innen während eines einjährigen Betrachtungszeitraums bzw. während der Woche nach der Erhebungsphase. Um eine Verzerrung durch saisonale bzw. jahreszeitliche Einflüsse zu verhindern, wurden für den Vergleich der durchschnittlichen Buchungshäufigkeit nicht die gesamten zwölf Monate berücksichtigt. Ausschlaggebend für die Anzahl an Buchungen war jeweils der Startzeitpunkt der jeweiligen Nutzung. Dieser musste in der betrachteten Woche liegen. Es zeigt sich, dass die Proband*innen während der Erhebungswoche kein verändertes Nutzungsverhalten aufweisen. Einzig die zurückgelegte Distanz mit stationsbasierten Fahrzeugen liegt im Jahresdurchschnitt auf einem deutlich höheren Niveau. Dies kann u.a. auf die längeren Buchungen während der Urlaubszeiten zurückgeführt werden, die während der Erhebungswoche nicht anfielen.

Tabelle 6: Vergleich zentraler Mobilitätskennziffern mit der MiD 2017

	Einheit	multiMobil [n=191]	MiD 2017 (Mannheim & Heidelberg) [n=1.748]
Ø Wegelänge	km	11,9	11,8
Ø Tagesstrecke	km	45,1	36,3
(ausschließl. mobile Pers.)			43,2
Ø Unterwegszeit pro Tag	hh:mm:ss	01:23:49	01:19:11
(ausschließl. mobile Pers.)			01:34:10
Wege pro Tag		3,80	3,07
(ausschließl. mobile Pers.)			3,65

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle 7: Prüfung der Repräsentativität der CarSharing-Nutzung während der Erhebungswoche

Ø CarSharing-Buchungen (Erhebungswoche)	1,06	Ø CarSharing-Buchungen (Woche nach der Erhebungsphase)	1,03
Ø Buchungsdistanz mit free-floating Fahrzeugen (Erhebungswoche)	23,0	Ø Buchungsdistanz mit free-floating Fahrzeugen (Okt. 16 - Sep. 17)	24,3
Ø Buchungsdistanz mit stationsbasierten Fahrzeugen (Erhebungswoche)	45,5	Ø Buchungsdistanz mit stationsbasierten Fahrzeugen (Okt. 16 - Sep. 17)	59,8

Quelle: Eigene Darstellung

3.3 Methoden zur Beantwortung der Forschungsfragen

Zur Beantwortung der aufgestellten Forschungsfragen kommen verschiedene statistische Analyseverfahren zum Einsatz. Hierbei handelt es sich um Clusterverfahren, Regressionsanalysen sowie Strukturgleichungsmodelle, deren Grundlagen in den folgenden Kapiteln dargestellt werden. Zusätzlich zu den drei statistischen Verfahren besteht ein weiterer methodischer Ansatz in der Auswertung und Beschreibung der CarSharing-Nutzungsdaten (vgl. Kapitel 4).

3.3.1 Clusteranalysen zur Klassifizierung der CarSharing-Nutzer*innen

CarSharing-Kund*innen zeichnen sich durch ein heterogenes Nutzungsverhalten der Systeme aus. Während viele Kund*innen die Fahrzeuge nur selten nutzen, integrieren andere Kund*innen das CarSharing regelmäßig in ihre Alltagsmobilität. Unterschiede existieren auch hinsichtlich der Einsatzzwecke sowie Buchungszeiträume der Fahrzeuge. Um Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Nutzung aufzuzeigen, bietet es sich an, eine Klassifizierung der CarSharing-Kund*innen durchzuführen. Mit der Klassifizierung wird das Ziel verfolgt, verhaltenshomo-gene Nutzer*innengruppen zu identifizieren.

Zur Klassifizierung von Objekten stehen verschiedene Clusterverfahren zur Auswahl. Bei der Clusteranalyse handelt es sich grundsätzlich um ein exploratives, multivariates Verfahren, das in der Lage ist, Objekte unter Berücksichtigung einer Vielzahl von Klassifizierungsvariablen zu gruppieren [vgl. Bartholomew et al. (2008), S.18; Hair et al. (2006), S.560]. Die Zusammenfassung von Objekten zu Clustern basiert auf den dem Clusteralgorithmus zugrundeliegenden – und je nach Auswahl des Clusterverfahrens wählbaren – Proximitätsmaßen, mittels derer sich die Ähnlichkeit bzw. Unähnlichkeit der Objekte quantifizieren lässt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.438; Wentura & Pospeschill (2015), S.165].

In der Forschungspraxis werden am häufigsten hierarchische oder partitionierende Clusterverfahren verwendet. Bei Erstgenannten können agglomerative und divisive Verfahren unterschieden werden, die sich hinsichtlich ihrer Fusionierungsrichtung unterscheiden. Bei den häufiger zum Einsatz kommenden hierarchisch-agglomerativen Verfahren [vgl. Hair et al. (2006), S.585] bilden im Anfangsstadium alle Objekte ein eigenes Cluster. Auf Basis des verwendeten Proximitätsmaßes werden die einander ähnlichsten Objekte anschließend sukzessive zu Clustern zusammengefasst, bis im letzten Schritt alle Objekte in einem Cluster enthalten sind. Nach jeder Agglomeration steigt die Intracluster-Heterogenität an, in den letzten Fusionierungsschritten besonders stark. Mittels eines Dendogramms lassen sich die Zuwächse an Heterogenität graphisch veranschaulichen, was sich bei der Bestimmung der optimalen Clusteranzahl als hilfreich erweist [vgl. Backhaus et al. (2018), S.438ff; Wentura & Pospeschill (2015), S.165; Fromm (2012), S.198; Schendera (2010), S.23f].

Dem k-means Clusterzentrenverfahren liegt anstelle eines Fusionierungsalgorithmus ein Partitionierungsalgorithmus zugrunde [vgl. Backhaus et al. (2018), S.437; Everitt et al. (2011), S.121ff]. Zu Beginn bestimmt das Verfahren eine Startpartition, die durch Startwerte mit größtmöglichem Abstand gekennzeichnet ist. Alternativ können Startwerte durch die Anwender*innen manuell vorgegeben werden. Die Anzahl der Startwerte entspricht im Regelfall der Anzahl an zu bildenden Clustern. Im ersten Iterationsschritt werden die verbleibenden Objekte den Startwerten auf Basis der geringsten quadrierten euklidischen Distanz zugeordnet. Für jedes der hierdurch gebildeten Cluster werden die Clusterzentren bzw. geometrischen Schwerpunkte bestimmt. Anschließend lässt sich die Distanz zwischen den Objekten und den ermittelten Clusterzentren berechnen, woraufhin eine erneute Zuordnung mit dem Ziel einer minimalen Streuungssumme innerhalb der Cluster erfolgen kann. Das Clusterverfahren wird beendet, sobald Konvergenz oder eine maximale Anzahl an Iterationsschritten erreicht wird. Im Falle von Konvergenz lässt sich die gefundene Clusterlösung durch weitere Iterationsschritte nicht mehr optimieren [vgl. Schendera (2010), S.117f].

Bei der Optimierung der Partitionen wird eine möglichst hohe Intracluster-Homogenität sowie Intercluster-Heterogenität angestrebt [vgl. Wiedenbeck & Züll (2010), S.526]. Im Gegensatz zu hierarchischen Verfahren können zugeordnete Objekte in späteren Clusterschritten umgruppiert werden. Es handelt sich daher bei k-means um ein Austauschverfahren [vgl. Fromm (2012), S.201]. Da die Distanzen nicht zwischen den einzelnen Objekten berechnet werden müssen, sondern nur zwischen den Objekten und den jeweiligen Clusterzentren, ist das Verfahren in der Lage, große Datensätze zu verarbeiten [vgl. Schendera (2010), S.22; Hair et al. (2006), S.591]. Da der k-means Algorithmus das euklidische Distanzmaß verwendet, werden quantitative Daten vorausgesetzt. Das Verfahren erfordert die Festlegung der Clusteranzahl vor Durchführung der Analyse. Für den Fall, dass vorab keine Kenntnisse über die genaue Anzahl an Clustern vorliegt, können mehrere Durchläufe mit unterschiedlichen Konfigurationen vorgenommen werden, die anschließend mittels statistischer sowie inhaltlicher Kriterien verglichen werden sollten [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.172; Wiedenbeck & Züll (2010), S.534].

Eine weitere häufig zum Einsatz kommende Möglichkeit zur Klassifizierung großer Datensätze ist die Two-Step Clustermethode, bei der es sich um ein hierarchisches, modellbasiertes Verfahren handelt [vgl. Bacher et al. (2010), S.32]. Ähnlich wie bei hierarchisch-agglomerativen Verfahren werden Objekte mit der geringsten Distanz sukzessive zu Clustern vereinigt. Das Verfahren basiert allerdings auf einem statistischen Modell [vgl. Bacher et

al. (2004), S.4f]. Wie der Name bereits offenbart, besteht das Verfahren aus zwei Schritten. Im ersten Schritt findet eine Vorsortierung der Objekte in Präclustern statt. In Abhängigkeit des Distanzkriteriums und eines festgelegten Schwellenwertes entscheidet der Algorithmus, ob ein Objekt einem bestehenden Präcluster zugeordnet wird oder ein neues bildet. Im zweiten Schritt wird auf Grundlage der Präcluster ein hierarchisch-agglomeratives Clustering durchgeführt [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.176ff; Wiedenbeck & Züll (2010), S.534f; Schendera (2010), S.96f].

Im Gegensatz zum k-means Ansatz ist das Two-Step Clusterverfahren grundsätzlich in der Lage, sowohl intervall- als auch kategorialskalierte Variablen zu verwenden [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.172]. Bacher et al. (2004) raten allerdings von der Nutzung gemischtskalierter Variablen ab, da kategoriale Variablen durch den Algorithmus eine höhere Gewichtung erfahren [vgl. Bacher et al. (2004), S.7f]. Bei ausschließlicher Verwendung quantitativer Klassifizierungsvariablen kann zwischen dem euklidischen Distanzmaß sowie einem mittels Log-Likelihood bestimmten, indexbasierten Maß gewählt werden [vgl. Wiedenbeck & Züll (2010), S.535; Bacher et al. (2004), S.4]. Als Voraussetzung für die Verwendung des Log-Likelihood Maßes gilt die Unabhängigkeit der Variablen [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.179]. Wiedenbeck & Züll (2010) führen in diesem Zusammenhang an, dass sich das Log-Likelihood Maß als robust gegenüber Verletzungen der Unabhängigkeitsannahme erweist [vgl. Wiedenbeck & Züll (2010), S.540; sowie: Schendera (2010), S.115].

Falls die gewählten Klassifizierungsvariablen unterschiedliche Maßeinheiten besitzen, bedarf es einer Standardisierung [vgl. Everitt et al. (2011), S.67; Hair et al. (2006), S.577]. Diese wird im Zuge des Two-Step Clusteralgorithmus für quantitative Variablen automatisch vorgenommen [vgl. Schendera (2010), S.97]. Bei Verwendung des k-means Clusterverfahrens sollten die Variablen vorher z-standardisiert werden [vgl. ebd., S.120]. Im Falle einer der Clusteranalyse vorangestellten Variablenverdichtung ist eine nachträgliche Standardisierung der sich aus der Verdichtung ergebenden Faktoren nicht erforderlich.

Mittels der Two-Step-Prozedur kann eine empfohlene Clusteranzahl ausgegeben werden. Die Empfehlung basiert entweder auf dem Bayes'schem- (BIC) oder dem Akaike-Informationskriterium (AIC), wobei die Verwendung des BIC bei Vorliegen quantitativ-kontinuierlicher Variablen präferiert wird [vgl. Wiedenbeck & Züll (2010), S.557]. Bei der auf Basis der statistischen Kriterien ermittelten Clusteranzahl muss es sich nicht um die inhaltlich sinnvollste Lösung handeln. Die Bestimmung und Validierung der Clusteranzahl bedarf zusätzlich einer theoriegeleiteten Vorgehensweise, bei der die Interpretierbarkeit der Cluster im Vordergrund steht [vgl. ebd., S.534 & S.547; Schendera (2010), S.131; Bacher et al. (2010), S.18]. Daher empfiehlt sich der inhaltliche Vergleich mehrerer verschiedener Clusterlösungen.

Bei den vorgestellten Clusteranalysen handelt es sich um deterministische Verfahren [vgl. Schendera (2010), S.9]. Die Objekte werden jeweils einem Cluster zugeordnet. Bei probabilistischen Clusterverfahren, wie der latenten Klassenanalyse, werden Zuordnungswahrscheinlichkeiten der Objekte zu allen vorliegenden Clustern bestimmt [vgl. Bacher et al. (2010), S.19]. Da mittels der Clusteranalyse Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der CarSharing-Nutzung verhaltenshomogener Kund*innen untersucht werden sollen und nicht von überlappenden Clustern ausgegangen wird, erscheint die Verwendung eines deterministischen Verfahrens für die vorliegende Arbeit als ausreichend.

Obwohl hierarchische Verfahren in Bezug auf die Bestimmung der optimalen Clusteranzahl Vorzüge aufweisen, kommen sie im Rahmen dieser Arbeit, aufgrund ihrer fehlenden Eignung bei großen Datensätzen, nicht zum Einsatz [vgl. Bacher et al. (2010), S.152; Hair et al. (2006), S.591ff]. Schendera (2010) gibt an, dass der Datensatz bei Verwendung hierarchischer Clusterverfahren weniger als 250 Objekte beinhalten sollte [vgl. Schendera (2010), S.16]. Im Falle zu großer Datensätze steigt die Wahrscheinlichkeit, dass zwei oder mehrere Objektpaare mit derselben Proximität existieren und der Algorithmus daher willkürliche Fusionierungen vornehmen muss, was sich im Kontext der Endgültigkeit der Clusterzuordnung als problematisch erweist [vgl. Bacher et al. (2010), S.290]. Da im Rahmen dieser Arbeit insgesamt 1210 Nutzer*innen von stadtmobil Rhein-Neckar klassifiziert werden sollen, werden das k-means- sowie das Two-Step-Clustering als potentielle Verfahren in Betracht gezogen.

3.3.2 Regressionsmodelle zur Modellierung von CarSharing- und Mobilitätskennwerten

Im Rahmen dieser Arbeit sollen verschiedene Regressionsmodelle zum Einsatz kommen. Mittels dieser Modelle lassen sich im univariaten Fall Zusammenhänge zwischen einer oder mehrerer unabhängiger (Prädiktor-) Variablen und einer abhängigen (Kriteriums-) Variablen quantitativ untersuchen. Modelle basieren grundsätzlich

auf dem Prinzip der Sparsamkeit und stellen immer eine Vereinfachung der Realität dar [vgl. Agresti (2013), S.211f]. Bei der Aufstellung der Regressionsmodelle muss daher zwischen Einfachheits- und Komplexitätsansprüchen abgewogen werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.63].

Im Gegensatz zu Korrelationsanalysen lassen sich mittels Regressionsanalysen gerichtete Variablenbeziehungen³² untersuchen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.21]. In Kapitel 5 sollen Regressionsmodelle eingesetzt werden, um Einflussgrößen der free-floating sowie der stationsbasierten CarSharing-Nutzungshäufigkeit zu bestimmen. Der Einsatz multipler Regressionsmodelle bietet die Möglichkeit, hinsichtlich des Einflusses von Drittvariablen zu kontrollieren [vgl. Bortz & Schuster (2010), S.339]. Hierzu werden für jeden Prädiktor die Einflüsse aller anderen Regressoren wechselseitig auspartialisiert bzw. bereinigt. Regressionskoeffizienten lassen sich daher immer nur modellspezifisch interpretieren, da ihre Höhe abhängig von den weiteren in das Modell aufgenommenen Prädiktoren ist [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.86; Fox (2016), S.94; Hackl (2013), S.103]. Von Auer (2016) spricht in diesem Zusammenhang von einem autonomen Einfluss, den die unabhängige Variable auf die Kriteriumsvariable ausübt [vgl. Von Auer (2016), S.192].

In den Kapiteln 6.2 und 6.4 sollen auf diese Weise die Einflüsse der kombinierten CarSharing-Nutzung auf den Pkw-Besitz sowie die Verkehrsleistung mit motorisierten Verkehrsmitteln des Individualverkehrs bestimmt werden. In die beiden Regressionsmodelle werden daher – zusätzlich zu der im Fokus stehenden Prädiktorvariable – ausschließlich Kontrollvariablen aufgenommen, um den tatsächlichen Einfluss der Nutzung beider CarSharing-Formen auf die jeweiligen Zielvariablen zu ermitteln bzw. eine um soziodemographische Faktoren bereinigte Beurteilung der verkehrlichen Wirkungen kombinierter CarSharing-Systemen zu ermöglichen.

Neben der Analyse gerichteter Variablenbeziehungen können Regressionsmodelle auch zur Prädiktion genutzt werden, um auf diese Weise anhand von neu erhobenen Messwerten der unabhängigen Variablen Werte der abhängigen Variable vorhersagen zu können. Die Prognoseeigenschaften von Regressionsmodellen stehen allerdings nicht im Fokus dieser Arbeit. In Anbetracht der in Kapitel 3.1 aufgeworfenen Forschungsfragen ist die Untersuchung des Einflusses verschiedener Regressoren auf die jeweiligen Zielvariablen von primärem Interesse.

Die Wahl des Modellierungsansatzes erfolgt auf Basis der Ausprägung der abhängigen Variablen sowie der Verteilung der Daten. Zu den klassischen Verfahren gehört die lineare Regression, die im Falle mehrerer Prädiktoren als multiple lineare Regression bezeichnet wird. Da es sich bei Regressionsmodellen um stochastische und keine deterministischen Modelle handelt, wird eine Störgröße in die Regressionsgleichung integriert, welche die Abweichung zwischen den beobachteten Werten der abhängigen Variablen und der auf Basis der Grundgesamtheit erzeugten, theoretischen Regressionsgeraden darstellt. Da i.d.R. nicht die gesamte Grundgesamtheit erhoben werden kann, werden stellvertretend Residuen als Schätzungen der Störgrößen verwendet [vgl. Coxe et al. (2009), S.122; Menard (1995), S.71]. Mittels der Residuen lässt sich die Reststreuung der Daten anzeigen, die nicht durch das Modell erklärt wird. Berechnen lassen sie sich als Differenz zwischen den empirischen sowie den durch das Modell vorhergesagten Werten der abhängigen Variablen [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.63; Berry (1993), S.27].

Eine ausführliche methodische Beschreibung der im Rahmen dieser Arbeit zum Einsatz kommenden linearen Regressionsmodellen sowie generalisierten linearen Regressionsmodellen befindet sich in Anhang A.3.

3.3.3 Strukturgleichungsmodelle zur Modellierung von Antezedenzen der Kund*innenbindung

Im Zuge der Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht sollen die Einflussgrößen auf die Kund*innenbindung untersucht werden (vgl. Kapitel 7). Ziel ist es, herauszufinden, ob durch die Kombination beider Angebotsformen eine höhere Bindung von Kund*innen an die CSO erzielt werden kann. Zur Modellierung der Kund*innenbindung werden in dieser Arbeit Strukturgleichungsmodelle verwendet, die im Folgenden näher beschrieben werden sollen. Mittels Strukturgleichungsmodellen können Zusammenhänge mehrerer unabhängiger und abhängiger Variablen simultan untersucht werden [vgl. Hair et al. (2022), S.4]. Sie lassen sich daher den multivariaten Statistikverfahren zuordnen.

³² Auf die Bezeichnung eines „kausalen Zusammenhangs“ zwischen den Prädiktor- sowie Kriteriumsvariablen wird an dieser Stelle bewusst verzichtet, da Kausalität nur mittels auf Logik basierender Herangehensweisen oder Experimente, nicht jedoch ausschließlich auf Basis statistischer Modelle untersucht bzw. nachgewiesen werden kann [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.158].

Im Kontext der Modellierung der Kund*innenbindung weisen Strukturgleichungsmodelle im Vergleich zu klassischen Regressionsanalysen verschiedene Vorzüge auf. Während bei Regressionsmodellen nur einzelne, direkt messbare (manifeste) Variablen berücksichtigt werden können [vgl. Braunstein (2001), S.223], lassen sich im Rahmen von Strukturgleichungsmodellen mittels eines integrierten Messmodells auch nicht direkt beobachtbare (latente) Variablen modellieren [vgl. Hair et al. (2018), S.7f]. Solche abstrakten Konstrukte sind insb. in verhaltenswissenschaftlichen Studien vorzufinden. Unter Verwendung faktoranalytischer oder regressionsanalytischer Verfahren lassen sich die theoretischen Konstrukte indirekt bestimmen, indem ihnen manifeste Indikatoren zugeordnet werden. Die Berücksichtigung eines Messmodells weist im Gegensatz zur Verwendung klassischer Regressionsverfahren den Vorteil auf, dass im Zuge der Modellierung Messfehler in den Indikatoren berücksichtigt werden können [vgl. Garson (2016), S.16; Fuchs (2011), S.4].

Neben dem Messmodell bestehen Strukturgleichungsmodelle aus einem Strukturmodell, mittels dessen die Beziehungen zwischen mehreren latenten Variablen modelliert werden können. Auf diese Weise lassen sich komplexe Dependenzstrukturen darstellen [vgl. Fuchs (2011), S.2]. Dies stellt ebenfalls einen Unterschied zu Regressionsmodellen dar, bei denen bspw. Abhängigkeiten zwischen unabhängigen Variablen nicht modellierbar sind [vgl. Peter (1999), S.130]. Das Strukturmodell wird auch als inneres Modell und das Messmodell als äußeres Modell bezeichnet [vgl. Henseler et al. (2016a), S.4].

Im Kontext von Strukturgleichungsmodellen wird häufig von Kausalanalysen gesprochen [vgl. Homburg & Klarman (2006), S.741]. In diesem Zusammenhang muss allerdings angemerkt werden, dass kein statistisches Verfahren in der Lage ist, mittels Querschnittsdaten gesicherte Aussagen über die Kausalität von Wirkbeziehungen zu treffen [vgl. Backhaus et al. (2018), S.60; Arzheimer (2016), S.41f]. Hierzu bedarf es kontrollierter Experimente [vgl. Hoffmann (2009), S.157; Anderson & Vastag (2004), S.93]. Die Bezeichnung als Kausalmodell ist darauf zurückzuführen, dass die Strukturbeziehungen zwischen den latenten Variablen auf Basis von sachlogischen Kriterien bzw. theoretischen Überlegungen ex ante spezifiziert werden müssen. Insofern werden im Zuge von Strukturgleichungsmodellen Annahmen über die Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge getroffen, die mittels des statistischen Modells geprüft werden sollen [vgl. Reinecke (2014), S.11f; Fuchs (2011), S.2f; Homburg & Hildebrandt (1998), S.17].³³

Im CarSharing-Bereich werden Strukturgleichungsmodelle bspw. eingesetzt, um die Absicht zur Anmeldung bei einer CSO [vgl. Riegler et al. (2016), S.67ff] oder die Wiedernutzungsintention eines free-floating Systems zu modellieren [vgl. Mattia et al. (2019), S.3ff]. Hoffmann (2009) untersucht im Rahmen seiner Dissertation mittels der Strukturgleichungsmodellierung ebenfalls die Kund*innenbindung von Nutzer*innen eines stationsbasierten Anbieters.

Die Grundlagen des Aufstellens und der Analyse von Strukturmodellen, der Messung latenter Variablen, der Beurteilung von Strukturgleichungsmodellen sowie der Analyse von Gruppenunterschieden werden in Anhang A.4 dargestellt.

³³ Auf das Kausalverständnis im sozialwissenschaftlichen Kontext gehen bspw. Weiber & Sarstedt (2021), S.10 ein.

3.3.4 Übersicht der gewählten Methoden

In Abbildung 7 befindet sich eine Übersicht, in welcher Weise die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Datenquellen sowie statistischen Methoden verknüpft werden.

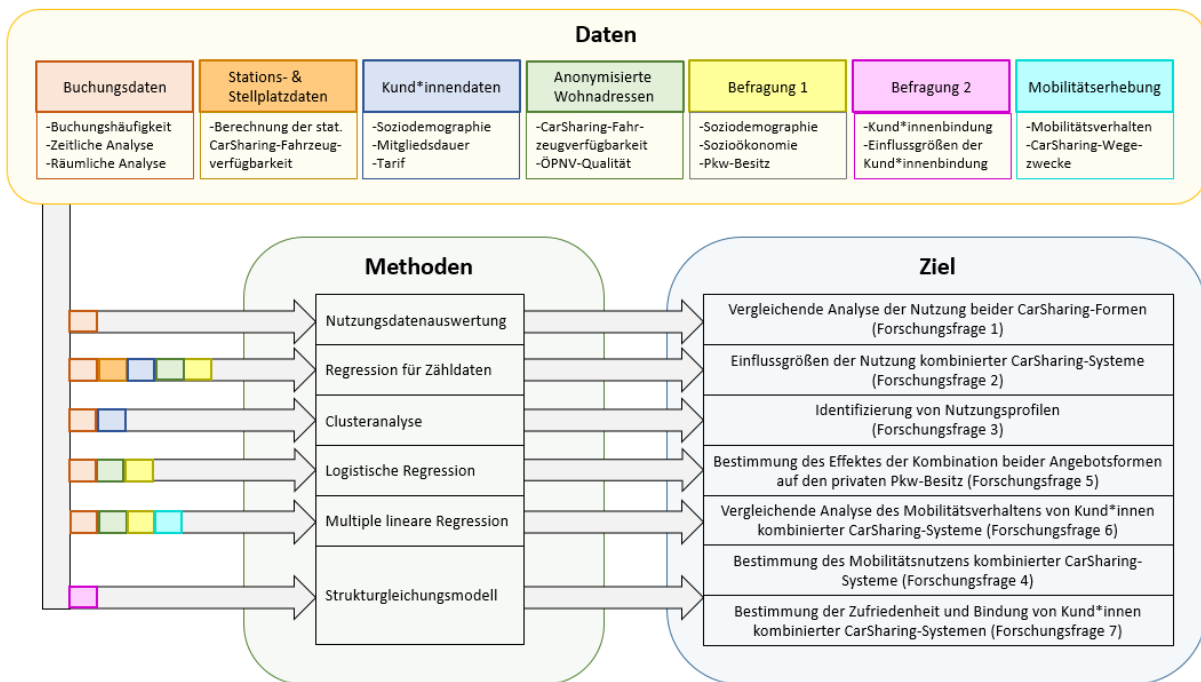


Abbildung 7: Übersicht der verwendeten Datenquellen und Methoden

Quelle: Eigene Darstellung

3.4 Innovation der Arbeit

CarSharing-Systeme werden in einer Vielzahl an Forschungsarbeiten untersucht (vgl. Anhang A.1). Durch die Einführung und Expansion des free-floating CarSharings hat sich der Fundus entsprechender Studien in den vergangenen Jahren stark vergrößert. Es existieren viele Arbeiten, die sich mit den Verkehrs- und Umweltwirkungen – oder allgemein der Nutzung – stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Systeme beschäftigen. Die kombinierte Nutzung beider CarSharing-Formen ist bislang hingegen weniger umfassend untersucht.

Im Rahmen der STARS-Studie fand eine Befragung von CarSharing-Kund*innen in verschiedenen deutschen Städten statt. In diesem Kontext wurden auch Kund*innen des kombinierten Anbieters book-n-drive aus Frankfurt am Main untersucht sowie Kund*innen, die eine Parallelnutzung bei verschiedenen Anbietern aufwiesen. Ein Vergleich dieser Kund*innengruppen mit Kund*innen reiner stationsbasierter und stationsungebundener Systeme erfolgte bspw. hinsichtlich soziodemographischer Merkmale sowie der Motorisierungsquote [vgl. Chicco et al. (2020); Nehrke & Loose (2018); Bergstad et al. (2018); Loose & Nehrke (2018)]. Als Kritikpunkt kann angeführt werden, dass die CarSharing-Nutzung der Kund*innen unberücksichtigt bleibt und daher bspw. nicht beachtet wird, ob die bei kombinierten Anbietern angemeldeten Proband*innen tatsächlich beide CarSharing-Formen nutzen. Darüber hinaus wurden die Proband*innen auch hinsichtlich der Nutzungshäufigkeit verschiedener Verkehrsmittel sowie der Veränderung ihrer privaten Pkw-Nutzung gefragt. Entsprechende Befragungen können als Erhebungsmethodik zur Erfassung des Mobilitätsverhaltens bzw. von Veränderungen im Mobilitätsverhalten kritisch gesehen werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wird die Mobilität der CarSharing-Kund*innen daher über (GPS-gestützte) Wegetagebücher erfasst, die einen valideren Erhebungsansatz darstellen. Diese Arbeit ist die erste, die eine Mobilitäts-erhebung dieser Art bei Nutzer*innen beider CarSharing-Formen durchführt und einen Vergleich mit der Mobilität von Nutzer*innen nur einer der beiden Systeme zieht. Auf Basis der erhobenen Mobilitätsdaten lassen sich auch detailliertere Auswertungen hinsichtlich der CarSharing-Nutzung anstellen. Aus den Buchungsdaten der

CSO ist in den meisten Fällen nicht ablesbar, wie die Fahrzeuge während der Buchungen genutzt werden.³⁴ Untersuchungen, die über eine reine Angabe der Nutzungsdauern, der Buchungsdistancen sowie der Buchungsstartzeitpunkte hinausgehen, sind daher selten und existieren in Bezug auf kombinierte CarSharing-Systeme bislang nicht. Mittels der Mobilitätsdaten lassen sich bspw. Aussagen bezüglich der Anzahl an Fahrten während einer Buchung sowie der Wegezwecke von Fahrten mit stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen tätigen.

Weitere Arbeiten untersuchen das kombinierte CarSharing-System des Anbieters stadtmobil Karlsruhe und berücksichtigen – im Gegensatz zu der STARS-Studie – die Buchungsdaten der CSO. Anhand ihrer CarSharing-Nutzung werden die Kund*innen mittels Clusteranalysen in verhaltenshomogene Gruppen klassifiziert. Ein vergleichbarer Ansatz wird im Rahmen dieser Arbeit gewählt. Das Clustern in den Arbeiten von Reiffer et al. (2020a), Schmitt (2019) und Reiffer et al. (2019a) erfolgt jedoch ausschließlich in Bezug auf eine CarSharing-Form. In der vorliegenden Arbeit wird erstmalig eine Clusteranalyse durchgeführt, die Nutzungsparameter beider CarSharing-Systeme und daher eine größere Anzahl an Klassifizierungsvariablen berücksichtigt. Auf diese Weise wird eine Differenzierung des Nutzungsverhaltens von Kombiniierer*innen beider Systeme ermöglicht.

Bei ihrer Analyse eines kombinierten CarSharing-Anbieters aus dem kanadischen Montreal nutzen Wielinski et al. (2019) ebenfalls Nutzungsdaten der CSO. Die Darstellung der Nutzung erfolgt jedoch fast ausschließlich in Bezug auf das free-floating CarSharing. Eine vergleichende Beschreibung der Nutzung des stationsbasierten Systems erfolgt nur rudimentär.

Den bislang umfassendsten Ansatz zur Analyse kombinierter CarSharing-Systeme führen Schreier & Keßler (2017) durch, die das Angebot von Stadtteilauto Osnabrück untersuchen. Wie bei den Arbeiten aus Karlsruhe und Montreal werden Backend-Daten der CSO verwendet. Mittels dieser Daten findet eine vergleichende Analyse des Nutzungsverhaltens der CarSharing-Kund*innen statt. Eine Differenzierung erfolgt hinsichtlich Nutzer*innen beider sowie nur einer der beiden CarSharing-Systeme. Für die Analyse wird ein sechsmonatiger Untersuchungszeitraum verwendet, kurz nach Implementierung des free-floating Systems. Aufgrund des kurzen Zeitraums können keine saisonalen Effekte untersucht werden. Im Gegensatz zu der Osnabrücker Studie werden in der vorliegenden Arbeit auch Veränderungen der CarSharing-Nutzung im Zeitverlauf analysiert. Auf diese Weise wird eine Darstellung der Nutzung sowohl während als auch nach der Eingewöhnungsphase ermöglicht. Wie in der STARS-Studie werden zudem die Nutzungshäufigkeit von Verkehrsmitteln sowie die Veränderung der Verkehrsmittelnutzung durch Befragungen – mitsamt den damit einhergehenden Nachteilen – ermittelt.

Hinsichtlich der Bindung von CarSharing-Kund*innen existieren bislang wenige Arbeiten. Den umfassendsten Ansatz präsentiert Hoffmann (2009), der im Rahmen seiner Dissertation die Bindung von Kund*innen des stationsbasierten CarSharing-Angebotes der Deutschen Bahn untersucht. Eine Analyse des Bindungsverhaltens von Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme fehlt bislang und wird in dieser Arbeit erstmalig durchgeführt. Für die im Rahmen der Modellierung berücksichtigten Konstrukte der Privat-Pkw-Gleichwertigkeit, des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens und der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit werden zudem eigene Skalen entwickelt.

Wie dargestellt wurde, existieren einige wenige Arbeiten, in denen Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme den Forschungsgegenstand darstellen. Mit Ausnahme von Schreier & Keßler (2017) wird die kombinierte Nutzung der CarSharing-Systeme jedoch nicht umfassend analysiert. In dieser Arbeit wird ein holistischer Evaluationsansatz gewählt, der die integrierte Nutzung beider Systemkomponenten erfasst und das Mobilitäts- und Bindungsverhalten sowie Wahrnehmungen und Einstellungen der Kund*innen berücksichtigt. Auch methodisch stellt diese Arbeit in verschiedener Hinsicht eine Innovation dar. In keiner der existierenden Studien werden kombinierte CarSharing-Systeme regressions-, cluster- und kausalanalytisch untersucht.

Die vorliegende Arbeit zeichnet sich zudem durch eine starke empirische Fundierung aus. Für die Analyse wurden mehr als eine Million CarSharing-Buchungen, Befragungsergebnisse von über 2.300 Proband*innen sowie knapp 5.100 aufgezeichnete Wege berücksichtigt. Mittels dieser Datenbasis lässt sich eine ganzheitliche Analyse des Nutzungs- und Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme durchführen.

³⁴ Außerhalb von Europa existieren zum Teil CarSharing-Systeme, bei denen sich mittels in den Fahrzeugen verbauter GPS-Sensoren Trajektorien erzeugen lassen [vgl. Wielinski et al. (2018); Hui et al. (2017); Leclerc et al. (2013)].

Teil B: Analyse kombinierter CarSharing-Systeme

4 Analyse der Nutzung kombinierter CarSharing-Systeme

In diesem Kapitel soll die Nutzung des kombinierten CarSharing-Systems von stadtmobil Rhein-Neckar analysiert werden. Schwerpunktmäßig sollen Unterschiede in der Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge dargestellt werden. Mit den vorliegenden Datensätzen ist eine Vielzahl von Auswertungen möglich. In Kapitel 4.2 wird daher ein Konzept aufgestellt, das als Grundlage für die folgenden Analysen dienen soll. Zuvor werden die beiden Städte Mannheim und Heidelberg als Untersuchungsräume dargestellt und das Carharing-Angebot von stadtmobil Rhein-Neckar beschrieben. Bei der Analyse der CarSharing-Nutzung wird zwischen buchungs- und kund*innenbezogenen Auswertungen differenziert. Im Rahmen der kund*innenspezifischen Analyse der CarSharing-Nutzung wird in den Kapiteln 4.4.2 und 4.4.3 eine Clusteranalyse durchgeführt, die das Ziel verfolgt, verhaltenshomogene Nutzer*innengruppen zu identifizieren.

4.1 Untersuchungsraum & Angebotscharakteristika

Stadtmobil Rhein-Neckar bietet in 32 Städten in Baden-Württemberg, Rheinland-Pfalz und Hessen stationsbasiertes CarSharing an [vgl. <https://rhein-neckar.stadtmobil.de>]. Seit Juli 2013 können in Mannheim zudem free-floating Fahrzeuge entliehen werden. Im darauffolgenden Jahr wurde das free-floating Angebot auf die Stadt Heidelberg ausgeweitet. Die anfängliche Größe der stationsungebundenen Flotte belief sich in Mannheim auf 30 Fahrzeuge und in Heidelberg auf 25 Fahrzeuge. Im Rahmen einer Angebotsvergrößerung wurde die Flotte im Juli 2016 in Mannheim auf 60 Fahrzeuge verdoppelt und in Heidelberg auf 40 Fahrzeuge ausgeweitet.³⁵

Zusätzlich zu den free-floating Fahrzeugen wurden 2019 innerhalb der JoeCar-Bediengebiete in Mannheim durchschnittlich 111 Fahrzeuge an 44 Stationen und in Heidelberg 55 Fahrzeuge an 22 Stationen angeboten. Die Stationsgröße ist heterogen. Während an knapp einem Drittel der Stationen nur ein Fahrzeug angeboten wird, können an der größten Station 16 Fahrzeuge entliehen werden. An etwas mehr als der Hälfte der Stationen sind mehr als eine Fahrzeugklasse verfügbar. Es existieren sechs verschiedene Fahrzeugklassen (A – F), die sich hinsichtlich der Größe bzw. des Komforts der Fahrzeuge sowie der Tarifierung unterscheiden. Über die Hälfte der innerhalb der beiden Bediengebiete angebotenen stationsbasierten Fahrzeuge sind den Fahrzeugklassen A und B zuzuordnen. Hierbei handelt es sich hauptsächlich um kleinere Fahrzeugeinheiten mit begrenztem Laderaum.

Stadtmobil Rhein-Neckar konnte im Zeitraum zwischen 2011 und 2019 ein kontinuierliches Kund*innenwachstum verzeichnen. In den innenstadtnahen Bezirken ist der Kund*innenstamm aufgrund der stadt- und raumstrukturellen Gegebenheiten sowie der höheren Angebotsqualität erwartungsgemäß größer als in den Randbezirken. Dies spiegelt sich auch in höheren Kund*innendichten wider. Abbildung 8 gibt Auskunft über den Anteil an Kund*innen in den einzelnen Bezirken der beiden Städte. Die höchsten Kund*innendichten werden in hochverdichteten Wohnquartieren in den Stadtbezirken Neuenheim, Schwetzingen/Oststadt, Bergheim und Weststadt erzielt. In diesen Gebieten sind mehr als vier Prozent der Einwohner*innen bei der CSO angemeldet.

Das Mannheimer free-floating Bediengebiet wurde im Juli 2016 um die innerstädtischen Quadrate erweitert und weist eine Fläche von knapp 7,3 km² auf, was einem Anteil von etwa fünf Prozent der gesamten Mannheimer Stadtfläche entspricht. Das Heidelberger JoeCar-Bediengebiet ist mit 3,7 km² etwa halb so groß und macht knapp drei Prozent der Stadtfläche aus. Die Dichte an free-floating Fahrzeugen liegt mit knapp elf Fahrzeugen pro km² in Heidelberg höher als in Mannheim mit acht Fahrzeugen pro km². Im Vergleich geben Boldrini et al. (2019) für zehn untersuchte free-floating Systeme in Europa eine durchschnittliche Fahrzeugdichte von 5,9 Fahrzeugen pro km² an [vgl. Boldrini et al. (2019), S.7].

Als Grundvoraussetzung für den Erfolg von CarSharing-Systemen benennen De Lorimier & El-Geneidy (2010) eine hohe Verfügbarkeit der CarSharing-Fahrzeuge [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.4]. Um die Verfügbarkeit ermitteln zu können, wurde eine PostgreSQL-Datenbank erstellt (vgl. Kapitel 3.2.1). Die Verfügbarkeitsberechnung basiert auf zehnminütigen Zeitintervallen. Ein Fahrzeug wird als verfügbar gekennzeichnet, wenn es innerhalb des jeweiligen Intervalls mindestens eine Minute verfügbar war. In Abbildung 9 sind die Anzahl an verfügbaren free-floating Fahrzeugen sowie der Anteil an verfügbaren Fahrzeugen im Tagesverlauf dargestellt.

³⁵ Aufgrund von zwei Totalausfällen waren im Jahr 2019 im Mittel ca. 98 free-floating Fahrzeuge innerhalb beider Bediengebiete verfügbar.

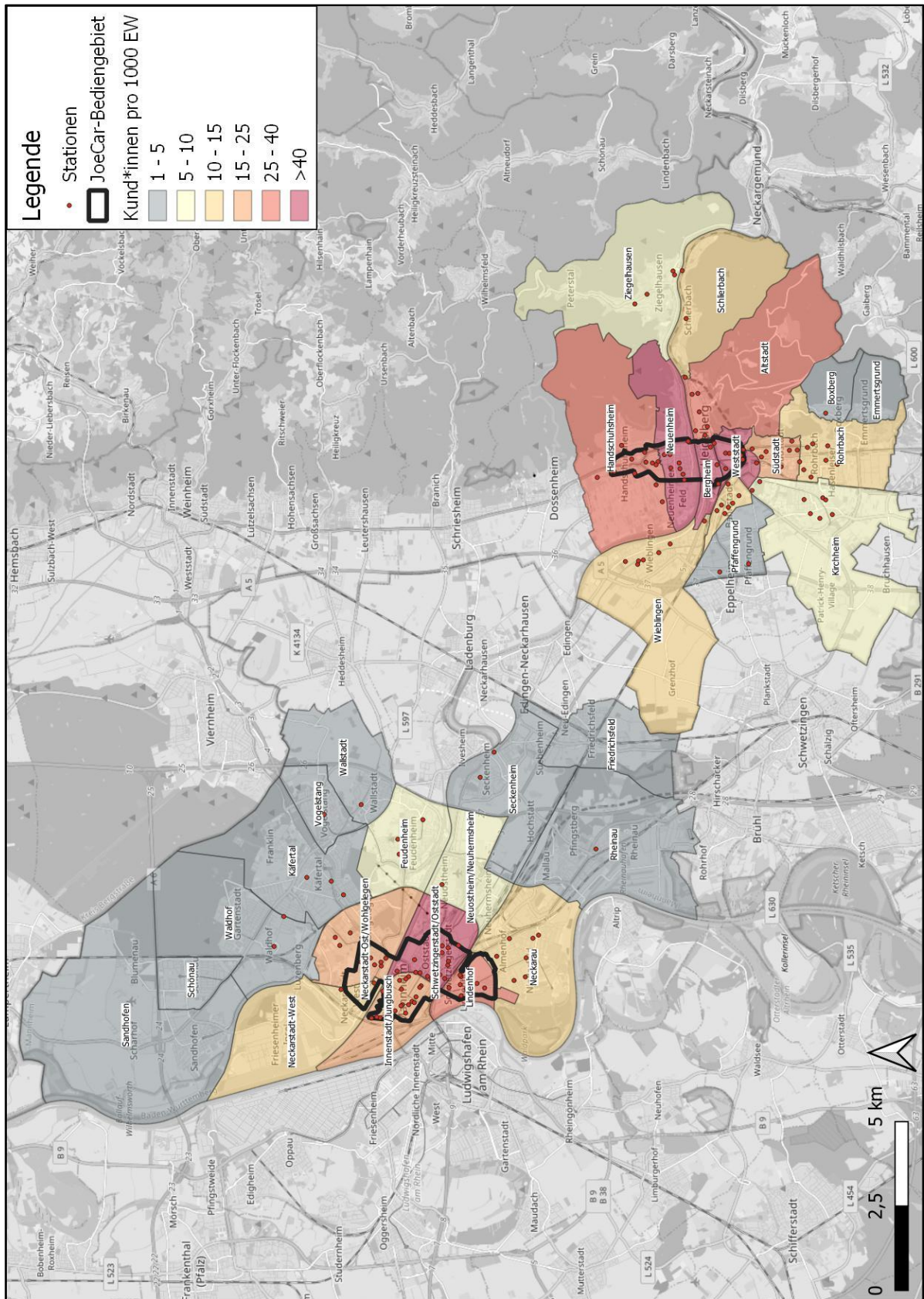


Abbildung 8: Wohnorte der CarSharing-Kund*innen

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

In den Nacht- und frühen Morgenstunden ist die Verfügbarkeit erwartungsgemäß am höchsten und bewegt sich in einem Bereich zwischen 80 und 90 Prozent. Im mittäglichen und nachmittäglichen Zeitraum stehen durchschnittlich nur 50 bis 60 Prozent der free-floating Fahrzeuge zur Verfügung, da die weiteren JoeCars bereits entliehen sind. Der Anteil an verfügbaren Fahrzeugen in ist Mannheim etwas höher als in Heidelberg. Die Kurven weisen ansonsten identische tageszeitliche Verläufe auf. Im Zeitraum zwischen vier und fünf Uhr morgens sind im Mittel am meisten free-floating Fahrzeuge verfügbar. Im Zeitraum zwischen 16 und 17 Uhr ist die Wahrscheinlichkeit, ein freies Fahrzeug zu finden, hingegen am geringsten. In keinem der 52.560 untersuchten, zehninütigen Zeitfenstern wurden zeitgleich alle Fahrzeuge entliehen. Der niedrigste Verfügbarkeitswert lag in Mannheim bei sechs und in Heidelberg bei fünf Fahrzeugen. Grundsätzlich decken sich die hohen Verfügbarkeitswerte am frühen Morgen sowie die niedrigen Verfügbarkeitswerte am Nachmittag mit den in der Literatur berichteten tageszeitlichen CarSharing-Verfügbarkeiten [vgl. Boldrini et al. (2016), S.3; De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.10].

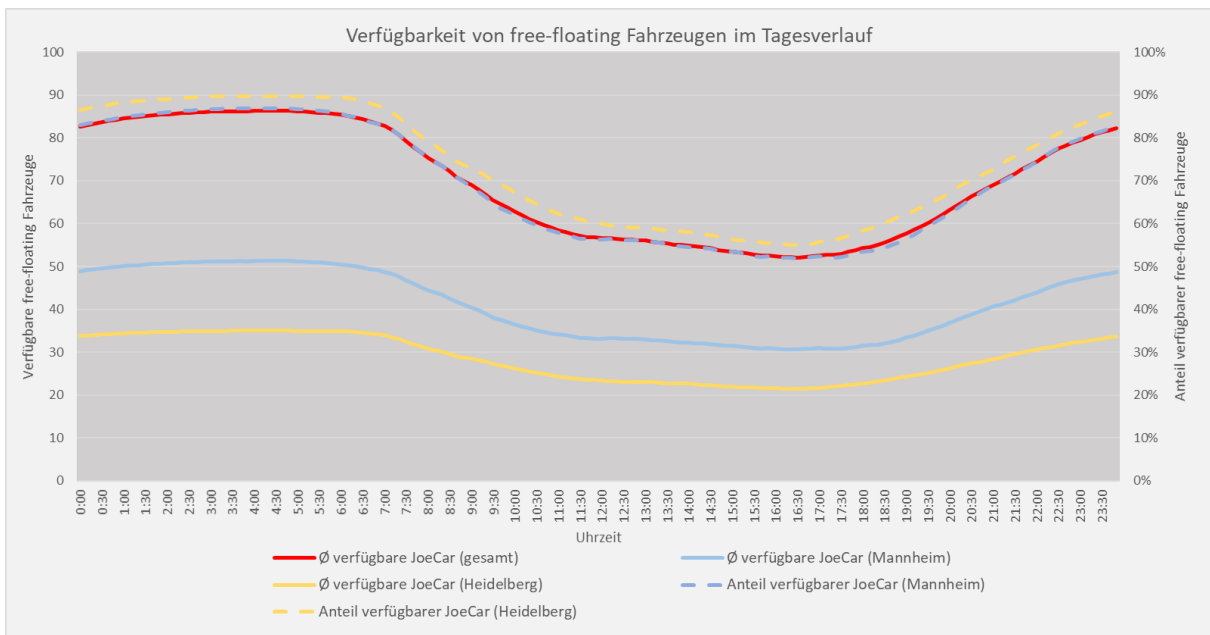


Abbildung 9: Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen im Tagesverlauf

Quelle: Eigene Darstellung

Da die räumliche Verteilung der Fahrzeuge im Regelfall heterogen ist, lässt sich auf Basis der durchschnittlichen Anzahl von innerhalb eines Bedienegebietes verfügbaren Fahrzeugen im Einzelfall keine Aussage über die Wahrscheinlichkeit des Auffindens eines freien Fahrzeugs treffen. Daher wurden in einem weiteren Schritt Verfügbarkeitswerte im Umkreis der (anonymisierten) Wohnorte der CarSharing-Kund*innen erzeugt. Die Wahl des Wohnortes erscheint geeignet, da knapp drei Viertel der free-floating Buchungen am Wohnsitz der Kund*innen starten. In Abbildung 10 sind die durchschnittlich verfügbaren CarSharing-Fahrzeuge im Umkreis von 300, 400 und 500 Metern um den Wohnort der Kund*innen dargestellt. Als weitere Linien sind die Verfügbarkeitswerte des stationsbasierten CarSharings abgetragen. Berücksichtigt wurden über 4.000 Kund*innen, die ihren Hauptwohnsitz innerhalb der beiden JoeCar-Bedienegebiete hatten und im Jahr 2019 mindestens einen Tag angemeldet waren.

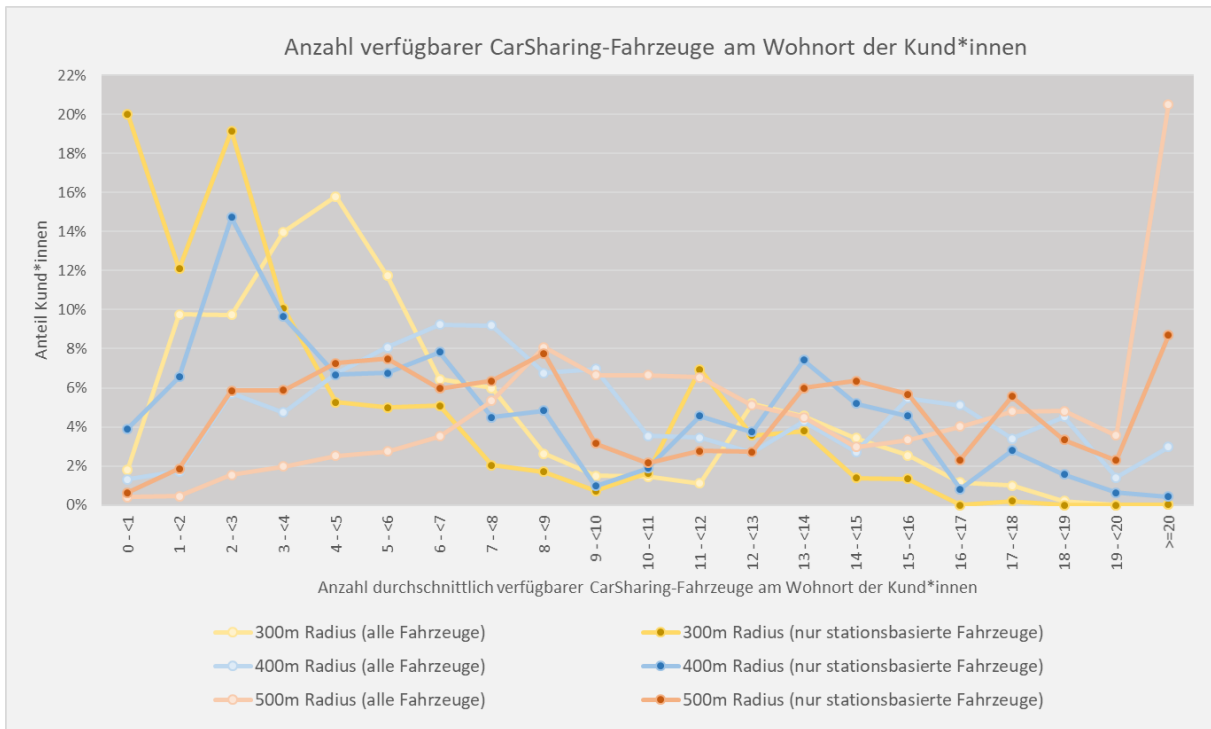


Abbildung 10: Anzahl verfügbarer Carsharing-Fahrzeuge am Wohnort der Kund*innen
Quelle: Eigene Darstellung

Erwartungsgemäß steigt die Anzahl verfügbarer Fahrzeuge an, je größer der Radius um den Wohnsitz der Kund*innen gezogen wird. So können knapp 20 Prozent der Kund*innen im Durchschnitt auf mindestens 20 Car-Sharing-Fahrzeuge im Umkreis von 500 Metern um ihren Wohnort zurückgreifen. Der Anteil an Kund*innen, denen im Mittel weniger als ein Fahrzeug zur Verfügung steht, liegt bei weniger als einem Prozent. Bei Verwendung eines 300 Meter Radius erhöht sich dieser Anteil auf knapp zwei Prozent. Interessant erscheint der Vergleich mit dem Anteil an Kund*innen, denen weniger als ein Fahrzeug zur Verfügung steht, wenn nur stationsbasierte Fahrzeuge berücksichtigt werden. Dieser liegt bei 20 Prozent. Das free-floating Angebot führt folglich zu einer höheren Verfügbarkeit bzw. Angebotsqualität, insbesondere bei denjenigen Kund*innen, die nicht in der Nähe einer CarSharing-Station wohnen oder die an Stationen wohnen, an denen die Verfügbarkeit aufgrund einer hohen Nachfrage gering ist. Knapp die Hälfte der innerhalb der Bediengebiete ansässigen Kund*innen können im Durchschnitt auf mindestens fünf (Radius 300m), acht (Radius 400m) bzw. 13 (Radius 500m) Fahrzeuge zurückgreifen.

Tabelle 8: Verfügbare CarSharing-Fahrzeuge in Abhängigkeit der Wahl des Radius

	300m Radius um Wohnort	400m Radius um Wohnort	500m Radius um Wohnort
Ø verfügbare stationsbasierte Fahrzeuge	4,26	6,13	8,48
Ø Zeitanteil, bei dem mind. ein stationsbasiertes Fahrzeug zur Verfügung stand	91,9%	95,6%	97,7%
Ø verfügbare free-floating Fahrzeuge	1,58	2,53	3,58
Ø Zeitanteil, bei dem mind. ein free-floating Fahrzeug zur Verfügung stand	71,0%	82,7%	89,3%
Ø verfügbare CarSharing-Fahrzeuge	5,84	8,66	12,06
Ø Zeitanteil, bei dem mind. ein CarSharing-Fahrzeug zur Verfügung stand	92,9%	96,4%	98,0%
Ø verfügbare CarSharing-Stationen	1,8	3,0	4,3

Quelle: Eigene Darstellung

In Tabelle 8 findet sich eine Gegenüberstellung, wie viele Fahrzeuge im Durchschnitt in der Nähe der Wohnorte der Kund*innen verfügbar sind. Aus der Tabelle wird ersichtlich, dass den stadtmobil-Kund*innen im Durchschnitt auch ohne free-floating Angebot während der meisten Zeit mindestens ein CarSharing-Fahrzeug zur Verfügung steht. Dies ist darauf zurückzuführen, dass ein Großteil der Kund*innen in der Nähe von CarSharing-Stationen wohnt. Der durchschnittliche Zeitanteil lässt sich – unter Berücksichtigung eines 300 Meter Radius – durch das JoeCar-Angebot nur um einen Prozentpunkt erhöhen.

In der Abbildung 11 wird visualisiert, in welchen Mannheimer Stadtgebieten sich die prozentuale Verfügbarkeit mindestens eines Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes erhöhen lässt.³⁶ Dies ist insbesondere in Nähe der Bediengebietsgrenzen der Fall, an denen die Stationsdichte i.d.R. geringer ist.³⁷ Auch in stärker verdichteten Wohnquartieren, wie der Oststadt, lässt sich die aufgrund fehlender CarSharing-Stationen geringe Verfügbarkeit deutlich erhöhen. Eine Steigerung der prozentualen Verfügbarkeit kann in manchen Fällen auch in der Nähe von CarSharing-Stationen realisiert werden, an denen nur ein oder zwei Fahrzeuge angeboten werden.

Es lässt sich festhalten, dass das free-floating Angebot zu einer Erhöhung der CarSharing-Verfügbarkeit beiträgt. Insbesondere in Gebieten, in denen die Stationsdichte gering ist, lässt sich die Angebotsqualität aufgrund der JoeCar-Fahrzeuge deutlich verbessern. Das free-floating Angebot führt dazu, dass sich der Anteil an Kund*innen, an deren Wohnsitz weniger als 70 Prozent der Zeit mindestens ein CarSharing-Fahrzeug zur Verfügung steht, von knapp sieben Prozent auf drei Prozent reduziert.

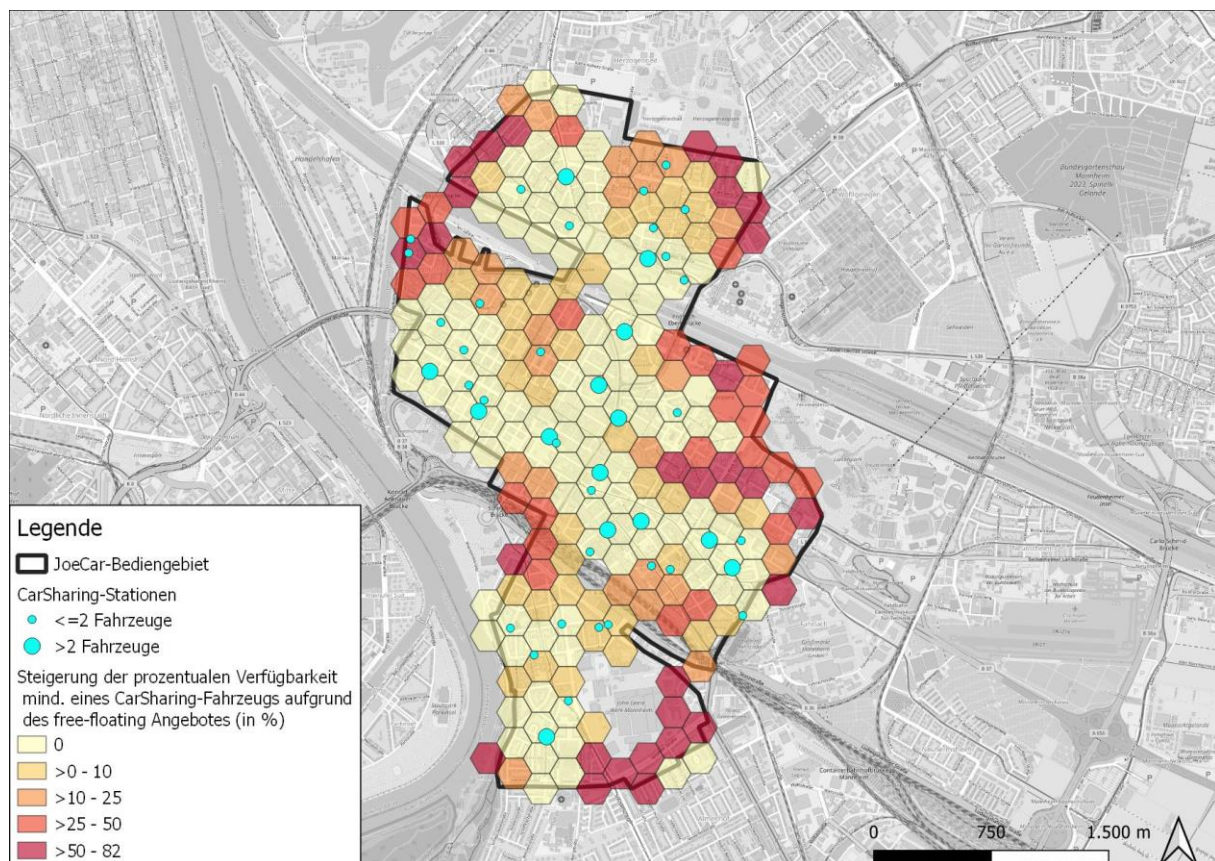


Abbildung 11: Steigerung der prozentualen Verfügbarkeit mindestens eines CarSharing-Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes in Mannheim

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

³⁶ Eine entsprechende Visualisierung für die Stadt Heidelberg befindet sich in Abbildung B1 in Anhang B.

³⁷ In der Abbildung sind ausschließlich CarSharing-Stationen dargestellt, die sich innerhalb des JoeCar-Bediengebietes befinden. Für die Verfügbarkeitsberechnung wurden jedoch auch Stationen berücksichtigt, die sich maximal 300 Meter von der Bediengebietsgrenze entfernt befinden. Auf diese Weise kann gewährleistet werden, dass die Verfügbarkeitswerte von Kund*innen mit Wohnsitz an den Rändern des Bediengebietes nicht verfälscht werden.

4.2 Auswertungskonzept

In den nachfolgenden Kapiteln soll die Nutzung der kombinierten CarSharing-Systeme von stadtmobil Rhein-Neckar eingehend untersucht werden. Mit den im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Datensätzen sind eine Vielzahl von Auswertungen möglich. Es empfiehlt sich daher, ein Auswertungskonzept zu erstellen, anhand dessen die Analyse der CarSharing-Nutzung vorgenommen werden kann. Die Analyse verfolgt das Ziel, Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge zu identifizieren. Hierzu werden zunächst in Kapitel 4.3 buchungsbezogene Analysen durchgeführt. Im Anschluss erfolgt eine Untersuchung der kund*innenspezifischen Nutzung.

Aus den Buchungsdaten können verschiedene Kennwerte generiert werden. Im Rahmen dieser Arbeit werden u.a. die Buchungshäufigkeiten, die Nutzungsdauern³⁸, die Buchungsdistanzen³⁹, die Reservierungsvorlaufzeiten⁴⁰ sowie die Anteile bestimmter Buchungsarten⁴¹ betrachtet. Der Vergleich bzw. die Darstellung der Kennwerte kann auf verschiedenen Ebenen erfolgen. So können bspw. räumliche und zeitliche Vergleiche durchgeführt werden. Zusätzlich zu den vergleichenden Analysen der beiden CarSharing-Formen existieren Auswertungen, die für jede CarSharing-Form getrennt durchgeführt werden sollten. So ist bspw. ein Vergleich der Reservierungsvorlaufzeiten stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge aufgrund unterschiedlicher Regelungen nicht sinnvoll. Darüber hinaus existieren Auswertungen, die nur für eine der beiden CarSharing-Formen durchführbar sind. Ein Vergleich der Nutzung unterschiedlicher Fahrzeugklassen ist bspw. nur in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing möglich, da in Mannheim und Heidelberg nur eine free-floating Fahrzeugklasse angeboten wird. Ergänzt werden die Auswertungen um zusätzliche Analysen, die zum Teil auf weiteren Datenquellen, wie der durchgeführten Mobilitätserhebung, basieren.

In Tabelle 9 ist das Auswertungskonzept für die buchungsbezogenen Analysen dargestellt. Es sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass ein Querstrich nicht zwingend bedeutet, dass eine entsprechende Analyse für den Kennwert nicht durchführbar ist. Aufgrund fehlender bzw. geringer Relevanz wird auf Auswertungen, wie bspw. die räumliche Analyse der Nutzungsdauern oder der Buchungsdistanzen, verzichtet.

Um dem Wachstum der Fahrzeugflotte sowie des Kund*innenstamms Rechnung zu tragen und eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten, werden für die Auswertungen – mit Ausnahme der Analysen, die sich auf die Veränderung der Kennwerte im Zeitverlauf beziehen – ausschließlich Nutzungsdaten aus dem Jahr 2019 verwendet. Als weiterer Vorteil für die Begrenzung der Datenbasis kann die höhere Aktualität der Daten angeführt werden. Zwecks Komparabilität werden für die buchungsbezogenen Analysen ausschließlich Buchungen berücksichtigt, die innerhalb der JoeCar-Bediengebiete durchgeführt wurden.

Im Anschluss an die buchungsbezogenen Auswertungen sollen kund*innenspezifische Analysen durchgeführt werden. In diesem Kontext wird zunächst dargestellt, wie häufig Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar die CarSharing-Fahrzeuge entleihen und welchen Effekt das free-floating Angebot auf das individuelle Nutzungsverhalten aufweist. Danach werden auf Basis der Nutzung der beiden CarSharing-Systeme Nutzer*innengruppen gebildet und hinsichtlich ihres Buchungsverhaltens sowie soziodemographischer Merkmale unterschieden. Gemeinsamkeiten und Unterschiede im Nutzungsverhalten von Kund*innen, die sowohl auf stationsbasierte als auch auf free-floating Fahrzeuge zurückgreifen, werden anschließend mittels Clusteranalysen ermittelt.

Um eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten, werden im Rahmen der kund*innenbezogenen Auswertungen ausschließlich Kund*innen berücksichtigt, deren Hauptwohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete liegt. Die Eingrenzung des Datensatzes erfolgt auf Basis der anonymisierten Adressdaten. Wie bei den buchungsbezogenen Analysen werden ausschließlich Buchungen aus dem Jahr 2019 verwendet. Die stationsbasierten Buchungen sind

³⁸ Die Nutzungsdauer gibt die Zeit zwischen dem Öffnen der Fahrzeuge bzw. dem Eingeben des persönlichen PINs in den Bordcomputer und der Beendigung der Buchung an. Da während aktiver Buchungen von den Kund*innen Aktivitäten durchgeführt werden können, besteht die Nutzungsdauer i.d.R. nicht nur aus der reinen Fahrzeit. Im Gegensatz zur Nutzungsdauer beinhaltet die Buchungsdauer in den meisten Fällen ungenutzte Zeitanteile am Anfang und/oder Ende der Buchung.

³⁹ Unter Buchungsdistanz wird die Entfernung der während der gesamten Buchung zurückgelegten Fahrstrecke verstanden.

⁴⁰ Unter der Reservierungsvorlaufzeit wird die zeitliche Differenz zwischen dem Startzeitpunkt der Buchung und dem Reservierungszeitpunkt verstanden.

⁴¹ Im Rahmen dieser Arbeit werden Rundbuchungen, One-Way Buchungen und One-Way Fahrten unterschieden. Eine detaillierte Abgrenzung dieser Buchungsarten erfolgt am Ende dieses Kapitels.

jedoch nicht auf Buchungen innerhalb der JoeCar-Bediengebiete begrenzt, sondern erstrecken sich auf das gesamte Stadtgebiet von Mannheim und Heidelberg.

Tabelle 9: Auswertungskonzept der buchungsbezogenen Analysen

Kennwert	Veränderung im Zeitverlauf	Häufigkeitsverteilung	Räumliche Analyse	Zeitliche Analyse	Vergleich mit reinen FFCS-Systemen	Vergleich der Fahrzeugklassen	Zusätzliche Analysen
Buchungsanzahl	v	-	v	v	-	s	-Standauern der free-floating Fahrzeuge -Wegezwecke -Einfluss des Wetters
Nutzungsdauer	-	v	-	v	f	s	-Vergleich von Buchungsdauer & Nutzungsdauer -Fahrzeugauslastung -Anteil der reinen Fahrzeit
Buchungsdistanz	-	v	-	v	f	s	-Fahrtweiten -Laufleistung der Fahrzeuge
Reservierungsvorlaufzeit	-	g	-	-	-	s	-Nutzungsdauer in Abhängigkeit der Reservierungsvorlaufzeit -Reservierungsvorlaufzeit in Abhängigkeit der Reservierungsform
Anteil One-Way Fahrten & Rundbuchungen	f	-	f	f	-	-	
v = Vergleichende Analyse der free-floating & stationsbasierten Daten g = Getrennte Analyse der free-floating & stationsbasierten Daten f = Analyse nur in Bezug auf die free-floating Daten s = Analyse nur in Bezug auf die stationsbasierten Daten							

Quelle: Eigene Darstellung

Im Fokus der vorliegenden Arbeit steht die Analyse der Nutzung von free-floating Fahrzeugen eines kombinierten CarSharing-Angebotes. Das stationsungebundene System ermöglicht aufgrund der fehlenden Rückkehrpflicht die Durchführung von Einweg- (bzw. One-Way-) Buchungen, bei denen das CarSharing-Fahrzeug nicht zum Standort des Ausleihvorgangs retourniert wird. Im Rahmen dieser Arbeit soll u.a. untersucht werden, in welchem Ausmaß von dieser Möglichkeit gebraucht gemacht wird. Hierzu ist es zunächst erforderlich, One-Way Buchungen von anderen Buchungen abzugrenzen und einen Entfernungswert festzulegen, ab dem von einer One-Way Buchung ausgegangen werden kann. Die Bestimmung eines Grenzwertes ist notwendig, da die Start- und Endkoordinaten der Buchungen – aufgrund von Abweichungen der Parkpositionen sowie der Ungenauigkeiten des GPS-Signals in der zivilen Nutzung – so gut wie nie identisch sind.

In der Literatur lassen sich keine etablierten, einheitlichen Definitionen von One-Way- und Rundbuchungen finden. Harz (2016) gibt bspw. als Grenzwert eine Luftliniendistanz zwischen Start- und Endkoordinate von 500 Metern an [vgl. Harz (2016), S.13]. Die Wahl des Grenzwertes erfolgt nur bedingt datengestützt und erscheint daher eher willkürlich. Schreier & Keßler (2017) verwenden einen Grenzwert von 250 Metern, ohne eine Begründung für diese Wahl zu liefern. Schmöller et al. (2015) berücksichtigen zusätzlich zu der Luftliniendistanz zwischen Start- und Endpunkt noch die Buchungsdistanz. Sie gehen davon aus, dass Buchungen mit einer Luftliniendistanz kleiner gleich 800 Metern und einer Buchungsdistanz von über drei Kilometern potenzielle Rundbuchungen dar-

stellen [vgl. Schmöller et al. (2015), S.44]. Seign (2014) beschreibt Rundbuchungen als Buchungen, die Luftlinien-
distanzen unter einem Kilometer und Nutzungsdauern von über zehn Minuten aufweisen [vgl. Seign (2014),
S.44]. Eine Begründung für die Wahl dieser Werte bleibt jedoch aus.

Aufgrund der Vielzahl der in der Literatur diskutierten, i.d.R. aber nur bedingt datengestützten Grenzwerte
erscheint es zielführend, auf Basis quantitativer Kriterien eine fundiertere Grenzwertbestimmung vorzunehmen.
Die Kategorisierung der free-floating Buchungen soll auf Grundlage der Nutzungsdaten von stadtmobil Rhein-
Neckar sowie der Charakteristika der JoeCar-Bediengebiete erfolgen. Die Festlegung eigener Grenzwerte für die
free-floating Komponente eines kombinierten CarSharing-Systems erscheint auch vor dem Hintergrund sinnvoll,
dass die in der Literatur aufgeführten Luftliniendistanzen zur Charakterisierung von Rundbuchungen zum Teil
sehr groß sind, was u.a. auf die wesentlich größeren Bediengebiete der untersuchten reinen free-floating Ange-
bote in München und Berlin zurückzuführen ist.

Im Rahmen dieser Arbeit wird zwischen drei verschiedenen Arten von free-floating Buchungen differenziert.
Eine Buchung ohne zwischenzeitliche Aktivitätsausführung, die folglich nur aus einer direkten Fahrt zwischen
Start und Ziel besteht, wird im Folgenden als One-Way Fahrt bezeichnet. Eine Buchung, bei der das Fahrzeug in
die Nähe des Startpunktes retourniert wird, wird als Rundbuchung bezeichnet. Alle anderen Buchungen werden
– in Abgrenzung zu One-Way Fahrten – als One-Way Buchungen bezeichnet⁴². Sowohl bei Rundbuchungen als
auch bei One-Way Buchungen werden während der aktiven Buchung eine oder mehrere Aktivitäten durchge-
führt.

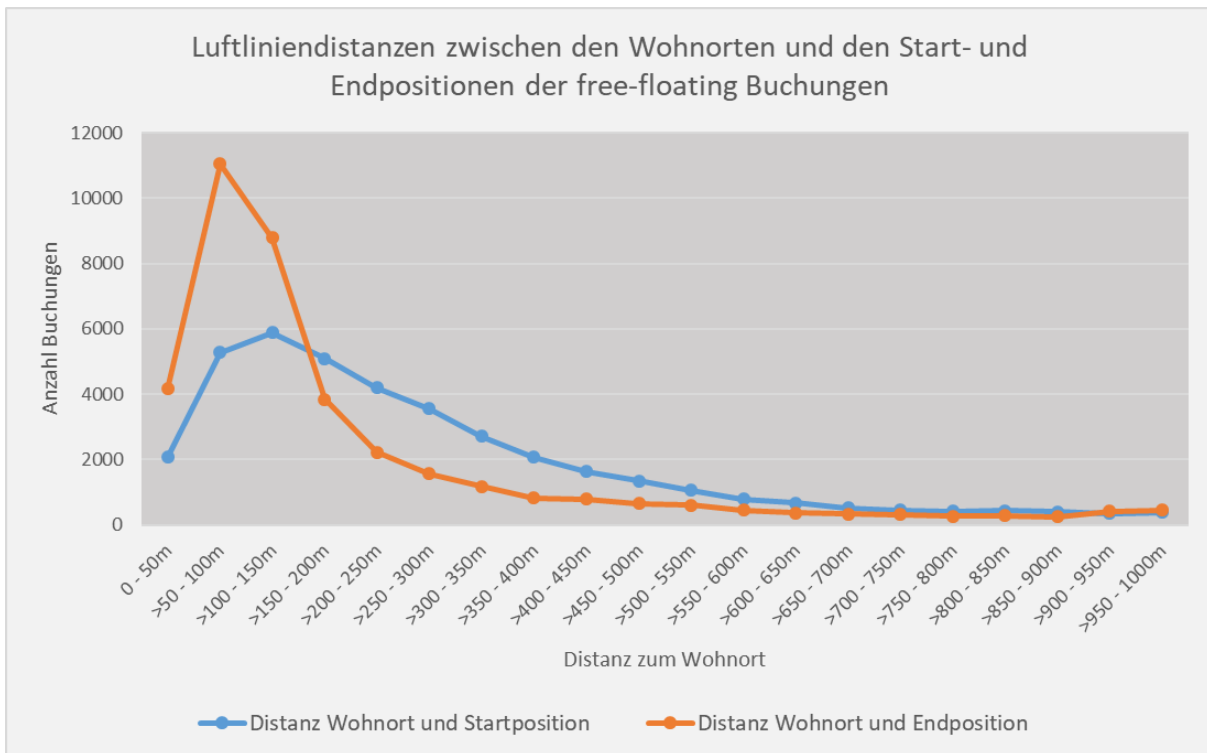


Abbildung 12: Entfernung zwischen den Wohnorten der Kund*innen und den Start- und Endpositionen der free-floating Buchungen

Quelle: Eigene Darstellung

Eine Rundbuchung liegt vor, wenn das CarSharing-Fahrzeug nach der Aktivitätsausführung wieder zum Ur-
sprungsort retourniert wird. Grundsätzlich dürften die meisten Kund*innen intendieren, möglichst nah am Ziel-
ort zu parken, um die Distanz der letzten Fußetappe zu minimieren. Berücksichtigt man nur Kund*innen mit
Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete, starten und enden über die Hälfte der free-floating Buchungen in
der Nähe der Wohnorte. Die Luftlinienentfernungen zwischen den Start- sowie Endpositionen der Buchungen

⁴² Schreier & Keßler (2017) nutzen in diesem Zusammenhang die Bezeichnungen „direkte“ und „indirekte“ One-Way Fahrten [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.8]

und den Wohnorten der Kund*innen sind in Abbildung 12 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass Kund*innen versuchen, die Fahrzeuge möglichst nah an ihrem Wohnort zu parken. Ein Großteil der free-floating Fahrzeuge wird innerhalb von 200 Metern um den Wohnstandort retourniert. Beeinflusst wird diese Distanz insb. durch die Parkplatzsituation bzw. den im Wohngebiet vorherrschenden Parkdruck. Die Entfernung zwischen Wohnort und Startpunkt der Buchungen ist abhängig von der räumlichen Verfügbarkeit der CarSharing-Fahrzeuge. Die blaue Kurve weist ebenfalls eine Rechtsschiefe auf, verläuft jedoch weniger steil als die Kurve, welche die Distanz zwischen Wohnort und Endposition ausdrückt.

Zur Bestimmung eines Rundbuchungen charakterisierenden Wertes wird in Abbildung 13 die Häufigkeitsverteilung der Luftliniendistanz zwischen den Start- und Endpositionen der free-floating Buchungen dargestellt. Darüber hinaus sind die durchschnittlichen Nutzungsdauern sowie die Mediane der Nutzungsdauern in Abhängigkeit der Luftliniendistanzen abgebildet. Da Rundbuchungen in den meisten Fällen einen Wohnortbezug aufweisen, werden für die Analyse nur Buchungen berücksichtigt, deren Start- und Endpunkte nicht weiter als einen Kilometer vom Wohnsitz der Kund*innen entfernt liegen.

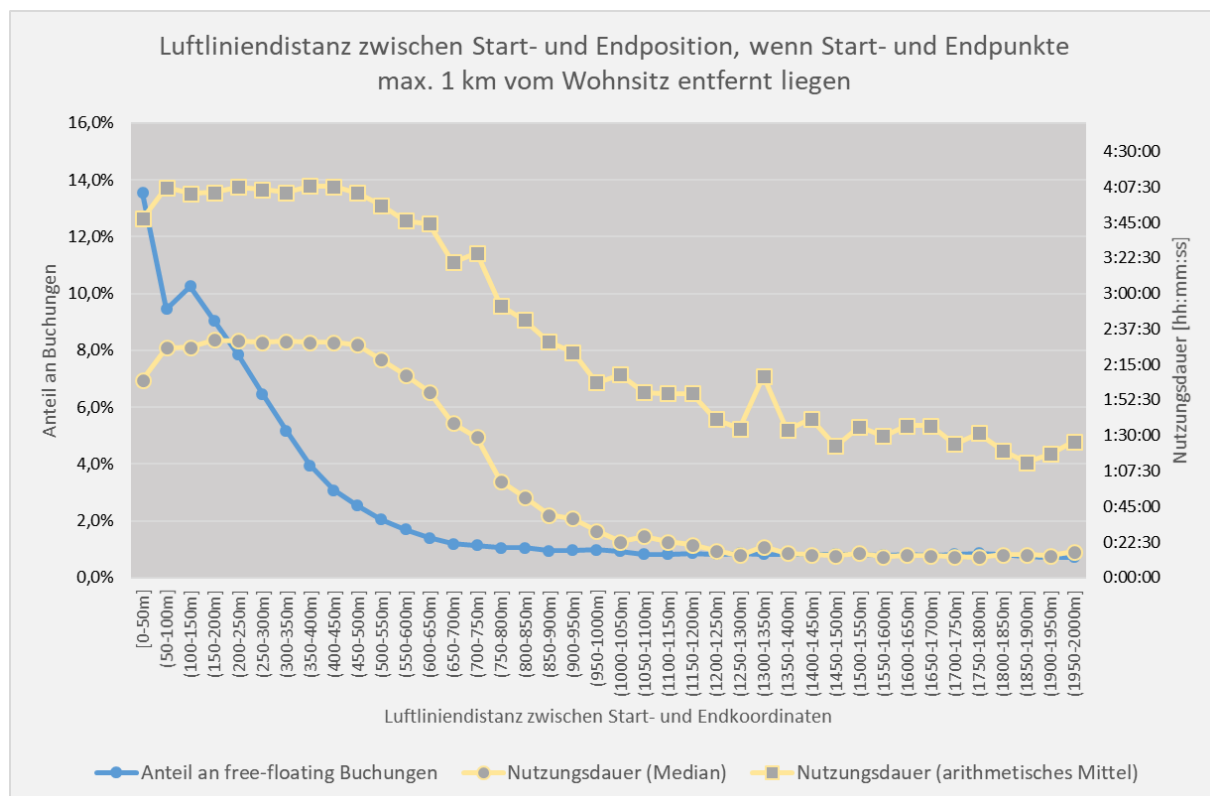


Abbildung 13: Entfernung zwischen den Start- und Endpositionen der free-floating Buchungen

Quelle: Eigene Darstellung

Bei einem Großteil der free-floating Buchungen liegen die Start- und Endkoordinaten nah beieinander. Mit zunehmender Luftlinienentfernung verringern sich die Buchungsanteile, die in der Abbildung in Form einer blauen Kurve dargestellt werden. Knickpunkte können bspw. bei den Kategorien „400-450 Meter“ sowie „650-700 Meter“ verortet werden. Die Nutzungsdauer bleibt sowohl in Bezug auf das arithmetische Mittel als auch den Median – mit Ausnahme der niedrigsten Distanzkategorie – auf einem relativ konstanten Niveau und verringert sich erst ab der Kategorie „450-500 Meter“. Buchungen, bei denen die Distanz zwischen Start- und Endpunkt weniger als 500 Meter betragen, weisen die höchsten Nutzungsdauern auf. Die Reduzierung der Nutzungsdauern ab dem Wert von 500 Metern deutet darauf hin, dass die Fahrzeuge zunehmend für kürzere One-Way Fahrten bzw. Buchungen eingesetzt werden. Es erscheint daher plausibel, als räumliches Kriterium für Rundbuchungen einen Wert von 500 Metern anzusetzen, der sich mit dem verwendeten Wert von Harz (2016) deckt. Aus theoretischen Überlegungen erscheint eine Luftliniendistanz von 500 Metern als fußläufig in den meisten Fällen akzeptierbare Entfernung.

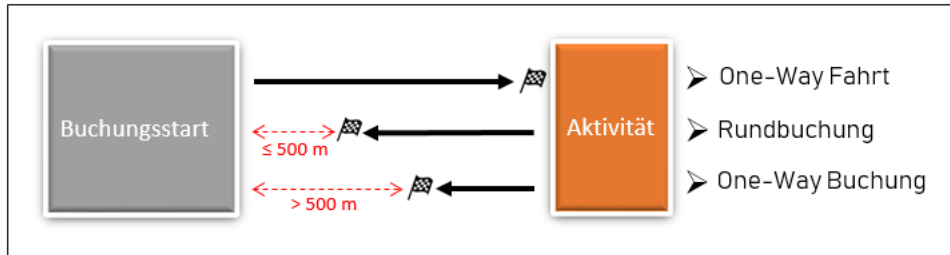


Abbildung 14: Räumliches Kriterium bei der Festlegung von One-Way Buchungen und Rundbuchungen

Quelle: Eigene Darstellung

Um zu verhindern, dass sehr kurze One-Way Fahrten fälschlicherweise als Rundbuchungen klassifiziert werden, sollte zusätzlich zu einer räumlichen auch eine zeitliche Komponente berücksichtigt werden. Es wird daher eine Mindestnutzungsdauer verwendet, deren Wert in Abhängigkeit der benötigten Zeit zum Überwinden der 500 Meter zwischen Start- und Endpunkt der Buchung festgelegt werden muss. Da die gefahrene Distanz i.d.R. nicht der Luftliniendistanz entspricht, sollte zusätzlich ein Umwegfaktor berücksichtigt werden, der mit der Luftliniendistanz von 500 Metern multipliziert wird. In die Berechnung der Mindestnutzungsdauer fließen zudem die (städtischen) Fahrgeschwindigkeiten sowie ein prozentualer Zuschlag ein:

$$\text{Mindestnutzungsdauer (sek)} = \text{Grenzwert Luftliniendistanz (m)} \cdot \text{Umwegfaktor} \cdot \frac{3,6}{\text{Fahrgeschwindigkeit} \left(\frac{\text{km}}{\text{h}} \right)} \cdot \frac{100 + \text{Zuschlag (\%)}}{100}$$

Für die Bestimmung des Umwegfaktors werden 35 Punkte, die sich zufällig innerhalb des Mannheimer Bedienegebietes verteilen, erzeugt und miteinander verbunden (vgl. Abbildung B2 in Anhang B). Für jede der 595 Relationen wird anschließend mittels der Distance Matrix API von Googlemaps ein automatisiertes Routing durchgeführt, um die zu fahrende Strecke zwischen den jeweiligen Punkten zu ermitteln. In Abhängigkeit dieser gerouteten Distanzen sowie der Luftliniendistanzen werden Umwegfaktoren generiert, die im Mittel einen Wert von 1,3 aufweisen. Die Multiplikation des Umwegfaktors mit dem Grenzwert der Luftliniendistanz ergibt einen Wert von 650 Metern.

Die durchschnittliche Fahrgeschwindigkeit wird aus den GPS-gestützten Wegetagebüchern der multiMobil-Erhebung abgeleitet. Auf Basis von 109 Etappen mit Verkehrsmitteln des MIVs, deren Start- und Endpunkte innerhalb der JoeCar-Bedienegebiete liegen, ergibt sich eine Durchschnittsgeschwindigkeit von 20 Kilometern pro Stunde. Setzt man diese Geschwindigkeit an, werden für die Bewältigung der 650 Meter 117 Sekunden benötigt. Um den Zeitbedarf vom Einparken der Fahrzeuge bis zum Beenden der Buchung zu berücksichtigen, wird ein Zuschlag von 50 Prozent inkludiert. Aufgerundet ergibt sich eine Mindestnutzungsdauer von drei Minuten, die zusätzlich zu den 500 Metern Luftliniendistanz als Kriterium für die Festlegung von Rundbuchungen fungiert.

Als nächstes erfolgt die Festlegung von One-Way Fahrten. Eine One-Way Fahrt liegt vor, wenn der Buchung eine einzige, direkte Fahrt zwischen Start und Ziel zugrunde liegt. Die Bestimmung von One-Way Fahrten erfolgt auf Basis von vier Parametern. Als entfernungsbezogenes Kriterium wird eine maximale Buchungsdistanz festgelegt. Hierfür werden zwischen den am weitesten entfernt liegenden Punkten der JoeCar-Bedienegebiete alle in Frage kommenden Routen untersucht und die längste Strecke ausgewählt. In Bezug auf Mannheim beträgt die maximale Buchungsdistanz acht Kilometer, in Heidelberg fünf Kilometer. Für die Festlegung maximaler Nutzungsdauern werden erneut die ermittelten längsten Strecken innerhalb der Bedienegebiete verwendet. Für diese beiden Strecken werden mittels des verkehrsabhängigen Routings von Googlemaps die im Wochenverlauf längsten Fahrdauern bestimmt und mit einem Zuschlag von 25 Prozent versehen. Hierdurch ergibt sich für Mannheim eine maximale Nutzungsdauer von 38 Minuten und für Heidelberg von 25 Minuten.

Um zu verhindern, dass Buchungen, bei denen während der Nutzungsdauer Aktivitäten stattfinden, als One-Way Fahrten klassifiziert werden, wird zusätzlich die gefahrene Geschwindigkeit berücksichtigt. Kortum & Machemehl (2012) verwenden als ein Kriterium zur Bestimmung von One-Way Fahrten eine Mindestgeschwindigkeit von fünf Meilen pro Stunde (\approx acht Kilometer pro Stunde) [vgl. Kortum & Machemehl (2012), S.16]. Die Festlegung einer Mindestgeschwindigkeit erfolgt in dieser Arbeit auf Grundlage der im Rahmen der Mobilitäts-

erhebung aufgezeichneten Etappen mit Verkehrsmitteln des MIVs. Mit einer Ausnahme liegt die niedrigste etappenbezogene Geschwindigkeit bei acht Kilometern pro Stunde. Es wird daher der gleiche Wert wie bei Kortum & Machemehl (2012) angesetzt. Als letztes Kriterium wird ein maximaler Umwegfaktor festgelegt. Als oberer Grenzwert wird ein Umwegfaktor von zwei verwendet. Hierbei handelt es sich um den Maximalwert aller 595 zufällig bestimmten Relationen im Mannheimer Bedienebiet.

Die Vorgehensweise zur Bestimmung von One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen wird anhand des erhobenen multiMobil-Datensatzes validiert. Die GPS-gestützten Wegetagebücher erscheinen als probater Validierungsansatz, da exakte Wegeverläufe mit CarSharing-Fahrzeugen vorliegen. Die Analyse der Daten zeigt, dass die festgelegten Parameter geeignet sind, um zwischen den drei definierten Ausprägungen von free-floating Buchungen zu differenzieren.

4.3 Buchungsbezogene Analysen

4.3.1 Vergleichende Darstellung der Nutzung von stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen

Stationsbasierte und stationsunabhängige CarSharing-Systeme weisen verschiedenartige Attribute auf. In diesem Kapitel soll untersucht werden, ob sich die Unterschiede zwischen den beiden Systemen in differierenden Buchungscharakteristika ausdrücken. Die Gliederung dieses Kapitels orientiert sich grob an dem in Tabelle 9 dargestellten Auswertungskonzept. Analysen, die sich nur für eine der beiden CarSharing-Formen durchführen lassen, werden getrennt im eigenen Unterkapitel mit der Bezeichnung „Detailauswertungen“ bearbeitet.

Die Buchungshäufigkeit innerhalb der Bedienebiete unterscheidet sich signifikant zwischen privaten und gewerblichen Kund*innen, $t(1193,28) = -2,414$, $p = 0,016$. Obwohl gewerbliche Kund*innen weniger als zwölf Prozent des Kund*innenstamms ausmachen, sind sie für knapp 14 Prozent aller Carsharing-Buchungen und sogar für knapp 20 Prozent aller stationsbasierten Buchungen innerhalb der JoeCar-Bedienebiete verantwortlich. Da sich zudem auch die zurückgelegten Buchungsdistanzen zwischen gewerblichen und privaten Kund*innen signifikant voneinander unterscheiden ($t(19295,76) = -11,526$, $p < 0,001$), erscheint es sinnvoll, im Rahmen der Analysen zwischen Buchungen gewerblicher und privater Kund*innen zu differenzieren.⁴³

Buchungsanzahl

Die Anzahl der innerhalb der beiden Bedienebiete durchgeführten Buchungen ist im Zeitraum von 2011 bis 2019 kontinuierlich gestiegen. Das positive Wachstum trifft sowohl auf das stationsbasierte als auch auf das free-floating System zu. Im Gegensatz hierzu wurde in einer Studie über ein kombiniertes CarSharing-System in Vancouver von einer leicht rückläufigen stationsbasierten Buchungsanzahl nach Implementierung des free-floating Angebotes berichtet [vgl. Wielinski et al. (2019), S.39f]. In Abbildung 15 ist dargestellt, wie sich die Anteile des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings in den neun Jahren entwickelt haben. Private CarSharing-Kund*innen buchen seit dem Jahr 2017 häufiger free-floating als stationsbasierte Fahrzeuge. Als Grund kann die im Juli 2016 durchgeführte Erweiterung des JoeCar-Angebotes angeführt werden. Weil gewerbliche Kund*innen häufiger auf stationsbasierte Fahrzeuge zurückgreifen, ist der Anteil dieser CarSharing-Form geringfügig höher als der Anteil des free-floating CarSharings. Die durchschnittliche Anzahl an Buchungen pro Fahrzeug ist in Bezug auf das stationsunabhängige CarSharing jedoch höher, da innerhalb des Bedienebietes mehr stationsbasierte Fahrzeuge angeboten werden. Im Jahr 2019 wurde ein free-floating Fahrzeug im Durchschnitt 1,48 Mal pro Tag ausgeliehen, stationsbasierte Fahrzeuge hingegen nur 0,94 Mal. Auf einen Monat bezogen entspricht dies 45 bzw. 29 Buchungen pro Fahrzeug. Mittels des meistgenutzten free-floating Fahrzeugs wurden in einem Monat 76 Buchungen durchgeführt. Die geringen täglichen Ausleihvorgänge von stationsbasierten Fahrzeugen werden auch in anderen Studien berichtet [vgl. Bi et al. (2020), S.3; Reiffer et al. (2019a), S.11; Schreier et al. (2015), S.46; Baptista et al. (2014), S.33]. Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter werden jedoch i.d.R. – u.a. aufgrund der geringeren Nutzungsdauern – häufiger pro Tag gebucht als die JoeCar-Fahrzeuge [vgl. Sprei et al. (2019), S.131; Boldrini et al. (2019), S.7; Habibi et al. (2017), S.774].

⁴³ Die Unterscheidung erfolgt auf Basis der Kund*innennummern. Aus den Buchungsdaten lässt sich nicht ableiten, ob die Buchungen gewerblicher Kund*innen dienstlichen oder privaten Zwecken dienen.

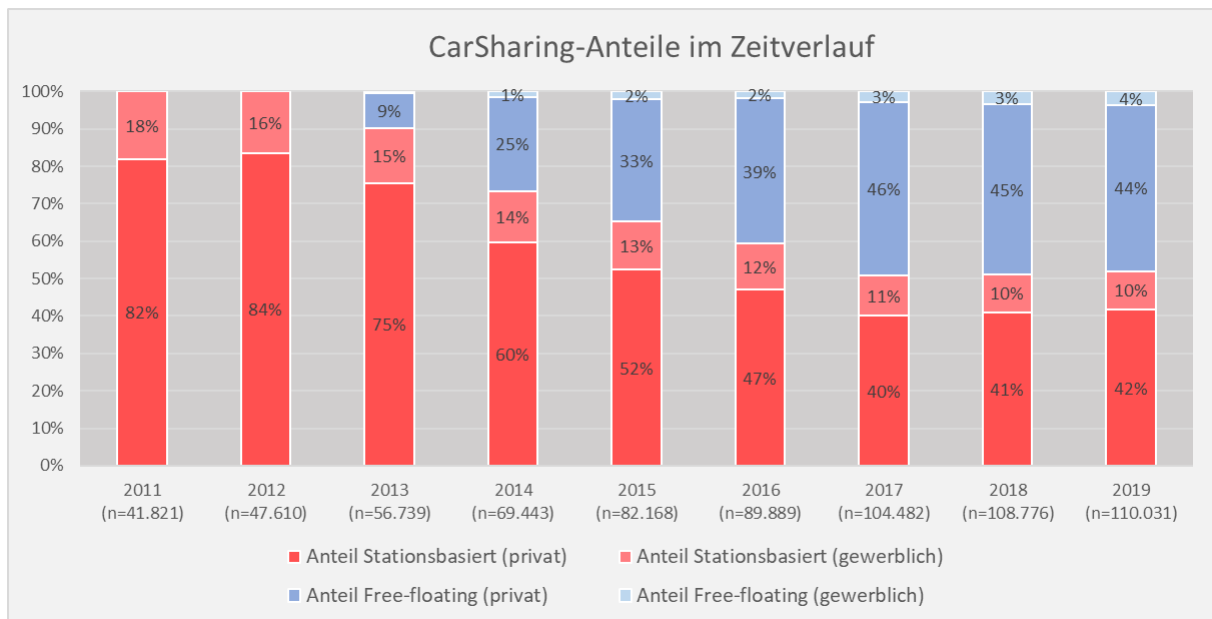


Abbildung 15: CarSharing-Anteile im Zeitverlauf
Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 16 befindet sich eine räumliche Visualisierung der Buchungshotspots des free-floating CarSharings in Mannheim. Die erstellte Heatmap basiert auf der Dichte der in das Geoinformationssystem eingespeisten Punkte, welche die georeferenzierten Buchungsstarts darstellen. Mittels eines Interpolationsverfahrens wurden die Punkte räumlich geclustert [vgl. QGIS 3.22 Documentation]. Für die Kerndichteschätzung wurde ein Radius von 100 Metern festgelegt, der für den vorliegenden Datensatz geeignet ist, um lokale Buchungsschwerpunkte zu identifizieren. Rote Flächen offenbaren besonders markante Buchungshäufungsbereiche. Für einen direkten Vergleich wurden in die Karte zudem die CarSharing-Stationen in Form von Punkten integriert, deren Größen sich in Abhängigkeit der Anzahl der an der Station entliehenen Fahrzeuge unterscheiden. Eine analoge Darstellung für die Stadt Heidelberg befindet sich in Abbildung B3 in Anhang B.

Ein Vergleich der Buchungs- und Kund*innendichte (nicht dargestellt) zeigt, dass insb. in den Quartieren der Stadtbezirke Schwetzingen/Oststadt und Neckarstadt-Ost, in denen eine hohe Kund*innendichte existiert, auch eine hohe free-floating Buchungsdichte zu verzeichnen ist. Im Gegensatz hierzu existiert zwar innerhalb der innerstädtischen Quadrate ebenfalls eine hohe Konzentration von Kund*innen, markante Buchungshäufungsbereiche können jedoch in diesem Gebiet nicht ausgemacht werden. Potenzielle Gründe sind die zentrale Lage der Mannheimer Quadrate mit kurzen Wegen zu Einkaufsmöglichkeiten sowie zum Hauptbahnhof mit einer entsprechend sehr guten ÖV-Anbindung und dem damit einhergehenden niedrigeren Bedarf nach free-floating Fahrzeugen. Darüber hinaus sind die Abstellmöglichkeiten der Fahrzeuge innerhalb der innerstädtischen Bereiche aufgrund weniger Bewohnerparkzonen sowie kostenfreier Parkplätze beschränkt.

Die Abbildung offenbart zudem, dass in der Nähe stark frequentierter CarSharing-Stationen häufig auch Buchungsschwerpunkte des free-floating CarSharings zu verzeichnen sind. Auch im Umfeld von CarSharing-Stationen, die geringe Verfügbarkeitswerte aufweisen, zeichnen sich Buchungsschwerpunkte des stationsunabhängigen CarSharings ab. Hohe Buchungsdichten können bspw. in der Nähe der vier Stationen in der Neckarstadt-Ost beobachtet werden, an denen in weniger als 70 Prozent der Zeit mindestens ein CarSharing-Fahrzeug verfügbar ist. In der Mannheimer Oststadt, in der das stationsbasierte Angebot weniger stark ausgebaut ist, existieren ebenfalls klar identifizierbare Häufungspunkte. In Bezug auf die Stadt Heidelberg zeichnen sich insbesondere im nördlichen und südlichen Bereich des Bedienegebietes Buchungsschwerpunkte ab. Wie in Mannheim lassen sich in den zentral gelegenen Bereichen des Bedienegebietes keine Buchungshotspots verzeichnen. Im Gegensatz zu Mannheim ist die Buchungsintensität mit free-floating Fahrzeugen im direkten Umfeld stark nachgefragter CarSharing-Stationen dort jedoch geringer.

In den zentralen innerstädtischen Bereichen der beiden Städte sowie in den Zentren der einzelnen Quartiere sind die durchschnittlichen Standdauern der free-floating Fahrzeuge niedriger als in den äußeren Bereichen der

Bediengebiete, in denen größtenteils eine geringere Bevölkerungsdichte und somit auch eine niedrigere Nachfrage existiert. An einzelnen Stellen dieser Bereiche können besonders niedrige durchschnittliche Standzeiten registriert werden, etwa in der Nähe des Mannheimer Hauptbahnhofes, in Teilen der Innenstadt und Oststadt sowie in der Nähe der Heidelberger Altstadt. In den wenigen Fällen, in denen die Buchung außerhalb der Bediengebiete beendet wird, beträgt die Standdauer häufig weniger als eine Stunde. Dies legt den Schluss nahe, dass eine Retournierung der Fahrzeuge in die Bediengebiete durch die gleichen Kund*innen vorgenommen wird, die die JoeCars unerlaubt abgestellt haben.

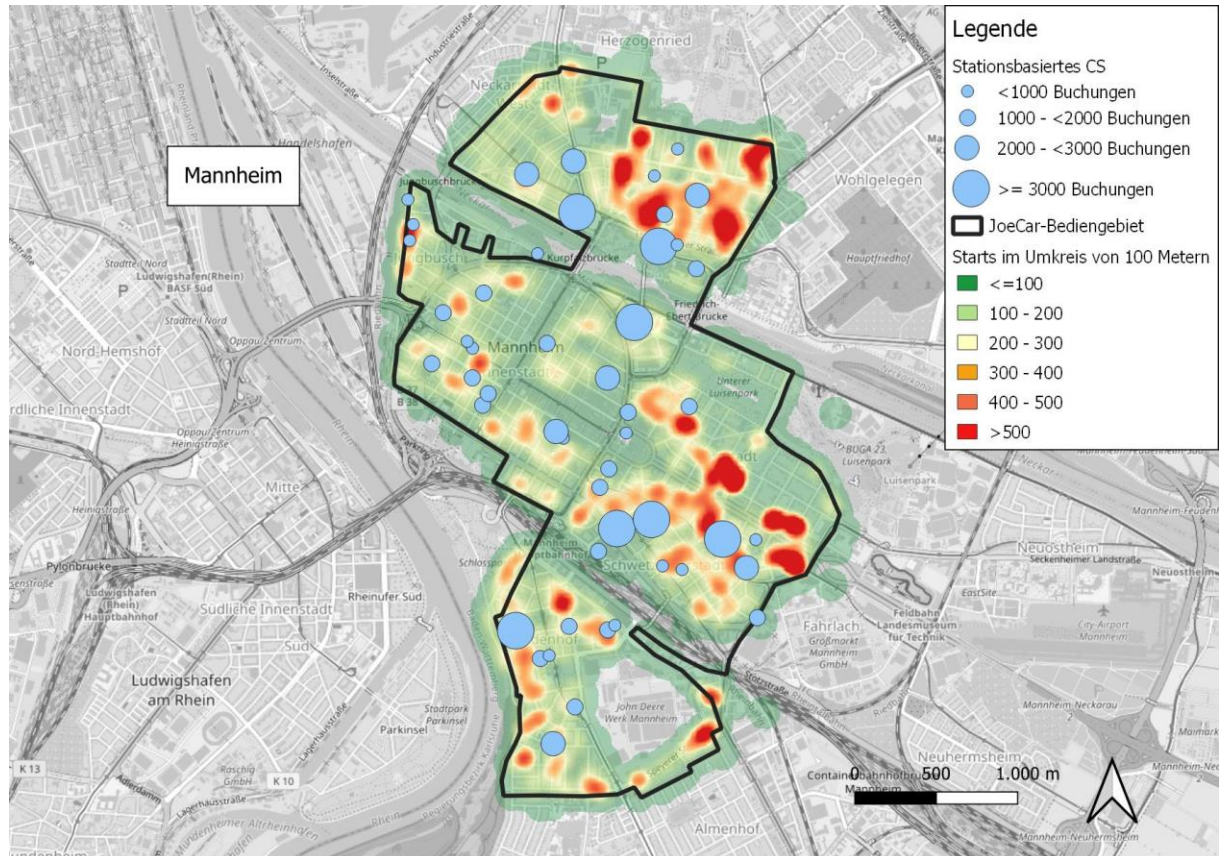


Abbildung 16: Räumliche Verteilung von Buchungstarts mit free-floating Fahrzeugen

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende; Datenbasis: 2017-2019

In Abbildung 17 ist dargestellt, zu welchen Tageszeiten CarSharing-Fahrzeuge entliehen werden.⁴⁴ Da davon ausgegangen werden kann, dass sich die tageszeitlichen Buchungsverläufe an Wochentagen und am Wochenende unterscheiden [vgl. WiMobil (2016), S.139; Schreier et al. (2015), S.47; Schmöller & Bogenberger (2014), S.11], wird zwischen Buchungen differenziert, die an den Tagen Montag bis Freitag sowie Samstag bis Sonntag getätigt wurden. In Bezug auf das private CarSharing weisen die stationsbasierten und stationsunabhängigen Systeme in beiden Zeiträumen ähnliche tageszeitliche Buchungsverläufe auf. Montag bis Freitag können zwei Nachfragespitzen ausgemacht werden, wobei die morgendliche bzw. vormittägliche Spitze in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing etwas niedriger ausfällt als die abendliche. Ab der Mittagszeit bis in die frühen Abendstunden steigt die Buchungshäufigkeit kontinuierlich an. Knapp 90 Prozent der privaten Buchungen können dem Zeitraum von 07:00 bis 20:00 Uhr zugerechnet werden. Es kann angenommen werden, dass die CarSharing-Fahrzeuge am frühen Abend häufig für Freizeitaktivitäten oder Einkäufe bzw. Erledigungen genutzt werden. Das free-floating CarSharing weist in den späten Abendstunden ab 20:00 Uhr sowie im morgendlichen Zeitraum von 06:00 bis 09:00 Uhr höhere Anteilswerte auf als das stationsbasierte CarSharing.

Am Wochenende sind in Bezug auf beide CarSharing-Formen – mit einem leichten Zeitversatz – ebenfalls vormittägliche Nachfragespitzen zu erkennen, die im Vergleich zu Montag bis Freitag ausgeprägter ausfallen. Der

⁴⁴ Der Graph darf nicht als stetige Kurve aufgefasst werden, da alle Buchungsvorgänge den jeweils vollen Stunden zugeordnet wurden.

hohe Anteil von stationsbasierten Buchungen zwischen 09:00 und 11:00 Uhr deutet – zusammen mit den im folgenden Kapitel dargestellten Nutzungsdauern – darauf hin, dass die Fahrzeuge in diesem Zeitraum verstärkt für Wochenend- bzw. Tagesausflüge genutzt werden (vgl. WiMobil (2016), S.157]. Nach der vormittäglichen Spitze verringert sich die Anzahl an Buchungsstarts etwas und bleibt bis 15:00 Uhr auf einem ähnlichen Niveau. Von 15:00 Uhr bis in die frühen Morgenstunden nehmen die Buchungsanzahlen kontinuierlich ab. Im Gegensatz zu Buchungen, die unter der Woche durchgeführt werden, existieren am Abend keine Nachfragespitzen.

Im Vergleich zum privaten CarSharing weist das gewerblich genutzte CarSharing eine noch stärkere Buchungskonzentration im Zeitraum zwischen 07:00 und 10:00 Uhr auf. Über 40 Prozent der stationsbasierten, gewerblichen Buchungen starten unter der Woche in diesen drei Stunden. Danach sinkt die Buchungsanzahl stark ab. Eine kleinere Nachfragespitze ist im Zeitraum zwischen 13:00 und 14:00 Uhr zu erkennen. Im Vergleich zum stationsbasierten CarSharing nutzen gewerbliche Kund*innen stationsunabhängige Fahrzeuge anteilmäßig häufiger am Nachmittag und Abend. Am Wochenende können in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing mehrere Nachfragespitzen identifiziert werden. Das gewerblich genutzte free-floating CarSharing wird an Samstagen und Sonntagen verstärkt am Nachmittag genutzt.

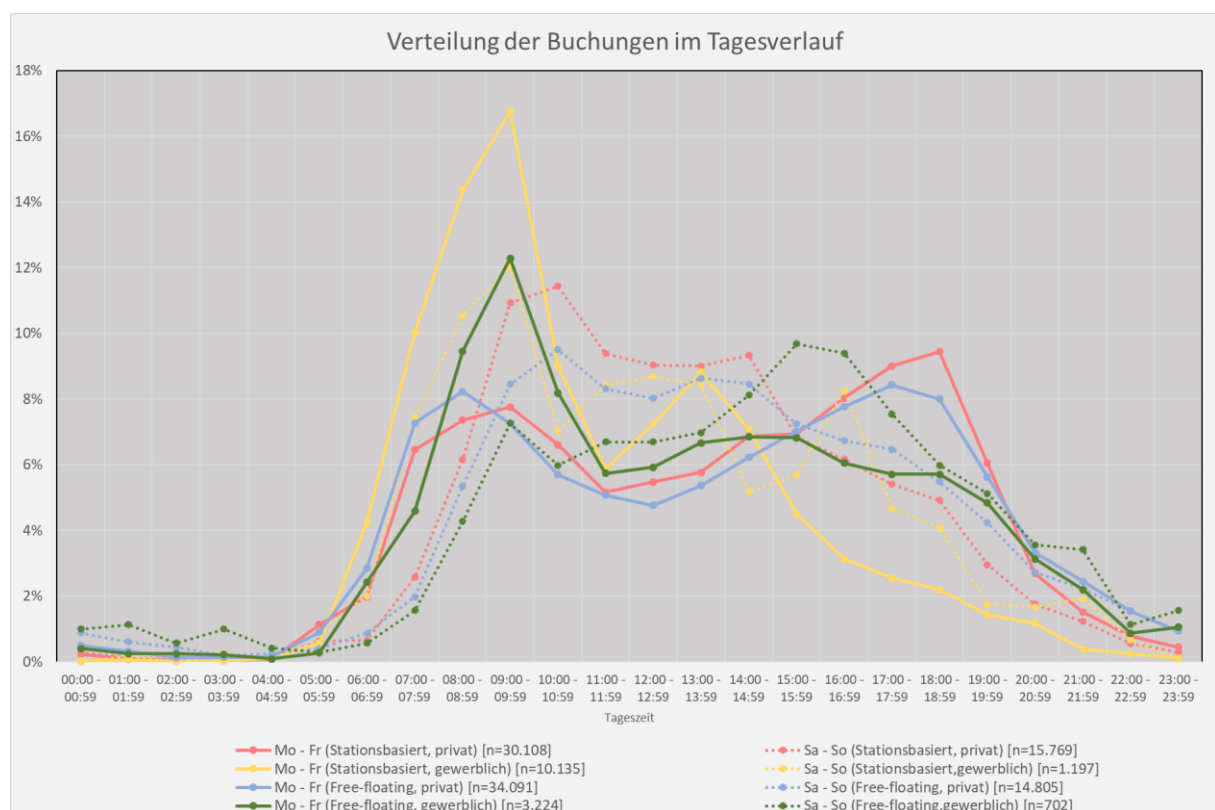


Abbildung 17: Verteilung der Buchungen im Tagesverlauf

Quelle: Eigene Darstellung

Zu berücksichtigen ist jedoch die geringe Anzahl an Buchungen, die gewerbliche Kund*innen am Wochenende durchführen. Das gewerbliche Buchungsniveau mit free-floating Fahrzeugen ist an den Tagen von Montag bis Freitag relativ konstant, reduziert sich jedoch am Wochenende (vgl. Abbildung 18). Die Reduktion fällt in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing sogar noch stärker aus. Die meisten Buchungen werden in der Mitte der Woche von Dienstag bis Donnerstag durchgeführt.

Private Kund*innen weisen eine andere Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf auf. Sowohl beim stationsbasierten als auch beim stationsunabhängigen CarSharing können am Samstag klare Nachfragespitzen ausgemacht werden. An Freitagen werden die zweitmeisten Buchungen getätigt. Das Buchungsniveau ist in Bezug auf das free-floating CarSharing etwas ausgeglichener im Wochenverlauf. Von Montag bis Donnerstag sind nur marginale Unterschiede im Buchungsverhalten feststellbar. Die beobachtete zeitliche Verteilung deckt sich grundsätzlich mit den Ergebnissen anderer CarSharing-Studien, die ebenfalls an Wochenenden sowie in den Mor-

gen- und Abendstunden eine höhere Nachfrage nach CarSharing-Fahrzeugen berichten [vgl. Anhang A.1.3.3 sowie Bi et al. (2020), S.5; Schreier & Keßler (2017), S.11; WiMobil (2016), S.139f; Schreier et al. (2015), S. 48; Schmöllner et al. (2015), S.42; Schmöllner & Bogenberger (2014), S.11].

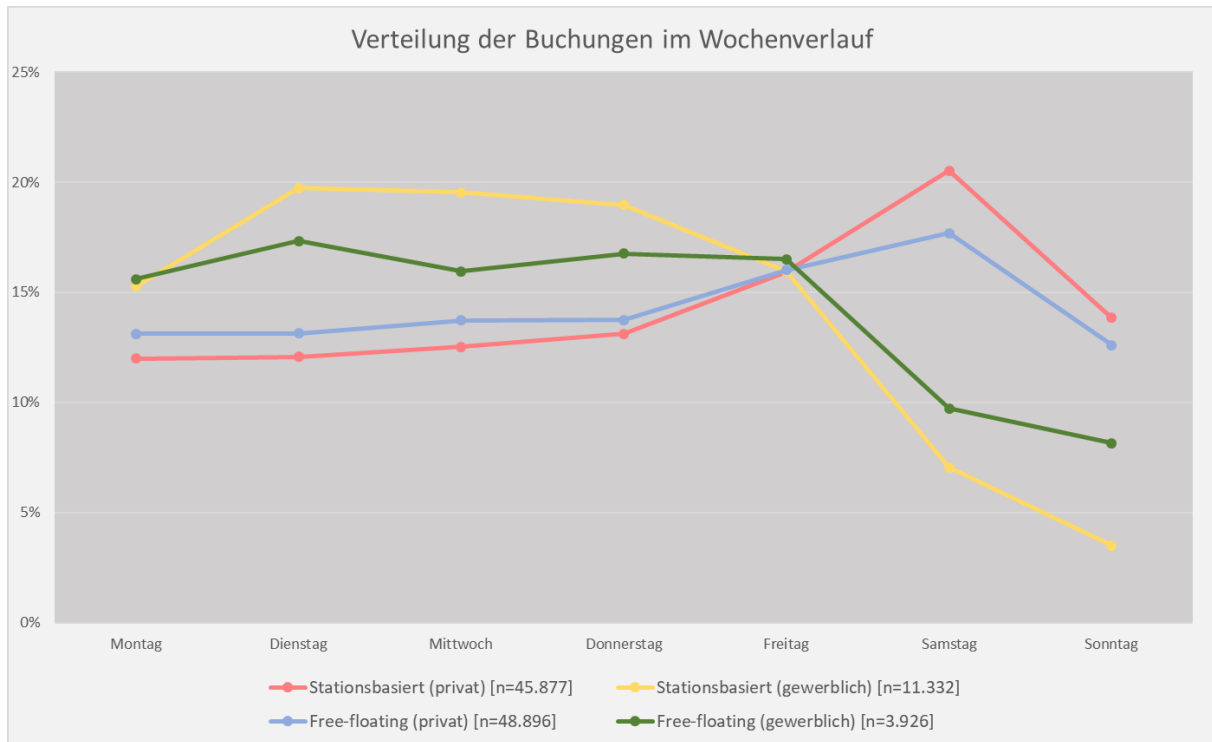


Abbildung 18: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf
Quelle: Eigene Darstellung

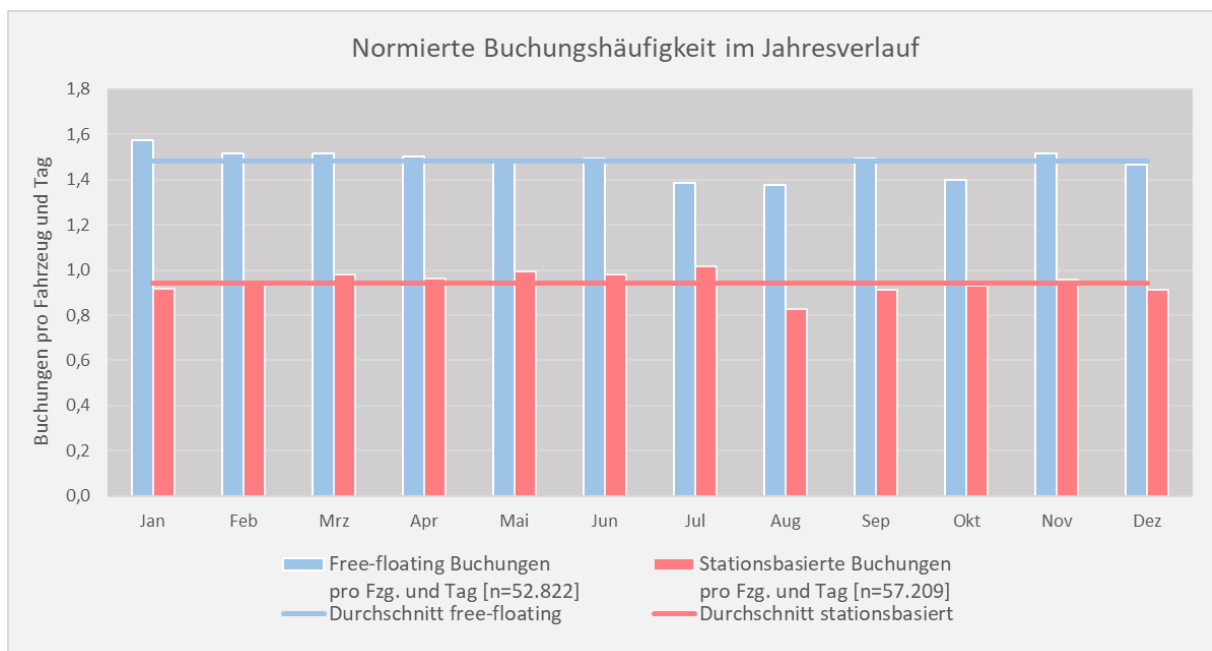


Abbildung 19: Normierte Buchungshäufigkeit im Jahresverlauf
Quelle: Eigene Darstellung

Für die Analyse der Buchungshäufigkeit im Jahresverlauf werden normierte Werte verwendet, damit die Ergebnisse nicht durch die sich verändernde stationsbasierte Flottengröße verfälscht werden [vgl. Schmöllner et al. (2015), S.41f; Müller et al. (2015), S.75]. Aufgrund dessen findet im Zuge dieser Auswertung keine Differenzierung

in privates und gewerbliches CarSharing statt. Free-floating Fahrzeuge werden durchschnittlich häufiger entliehen. Die Buchungshäufigkeit der beiden CarSharing-Formen ist im Jahresverlauf relativ konstant und weist nur marginale saisonale Effekte auf. So werden in den Monaten Juli und August weniger Buchungen mit free-floating Fahrzeugen durchgeführt. Zum einen kann die niedrigere Nachfrage auf die in diesem Zeitraum liegenden Sommerferien zurückgeführt werden. Zum anderen ist es denkbar, dass während warmer Sommermonate mehr Wege zu Fuß und mit dem Fahrrad zurückgelegt werden und tendenziell weniger mit den JoeCar-Fahrzeugen. Im Januar, dem Monat mit der niedrigsten Durchschnittstemperatur im Jahr 2019 in Mannheim, werden die Fahrzeuge hingegen etwas häufiger genutzt. Die niedrigsten Werte können im Monat August festgestellt werden. Insbesondere in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing kann die Annahme getroffen werden, dass längere Urlaubsfahrten dazu führen, dass weniger Fahrzeuge verfügbar sind und die Buchungshäufigkeit daher sinkt.

Nutzungsdauer

In diesem Kapitel soll untersucht werden, wie lange stationsbasierte und free-floating Fahrzeuge entliehen werden. Zunächst wird die Verteilung der Nutzungsdauer der beiden CarSharing-Formen dargestellt.⁴⁵ In Bezug auf das JoeCar-System wird ein Vergleich zu der Nutzung der Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter gezogen. Anschließend erfolgt eine zeitliche Analyse der Nutzungsdauern. Da sich aus den Buchungsdaten nicht ableiten lässt, wie hoch der Anteil der reinen Fahrzeit ist, werden mittels der durchgeführten Mobilitätshebung Fahrzeitverhältnisse bestimmt.

Stationsbasierte Fahrzeuge von stadtmobil Rhein-Neckar werden im Durchschnitt wesentlich länger eingesetzt als free-floating Fahrzeuge. Dies deckt sich grundsätzlich mit den Ergebnissen anderer Studien [vgl. Steer (2019), S.49; WiMobil (2016), S.143; Schreier et al. (2015), S.46]. Im Mittel beträgt die Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen 7:25:57 (h:mm:ss) und ist mehr als doppelt so hoch wie die Nutzungsdauer mit free-floating Fahrzeugen, die einen Wert von 3:16:18 aufweist. Die Mediane betragen 3:29:05 sowie 1:41:00. Da von den Kund*innen bei der Nutzung stationsbasierter Fahrzeuge vorab ein Start- und Endzeitpunkt der Buchung festgelegt werden muss, ist die tatsächliche Nutzungsdauer i.d.R. nicht identisch mit der a priori festgelegten Nutzungsdauer. Im Mittel werden bei privaten Buchungen knapp 33 Minuten und bei gewerblichen Buchungen 38 Minuten der Buchungszeit nicht genutzt. Mit 60 Prozent entfällt der größte Teil der nicht genutzten Zeit auf das Ende der Buchungen. Dies deckt sich mit den Aussagen von Burkhardt & Millard-Ball (2006), die anführen, dass manche Kund*innen Schwierigkeiten haben, die tatsächliche Nutzungszeit der Fahrzeuge vorab richtig einzuschätzen, weshalb häufig zum Zwecke der Risikovermeidung längere Nutzungsdauern festgelegt werden. Falls keine direkten Folgebuchungen existieren, können die Buchungen der Fahrzeuge durch die Nutzer*innen verlängert werden [vgl. Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.104]. Dies ist bei etwas mehr als fünf Prozent der stationsbasierten Buchungen der Fall.

Abbildung 20 gibt einen Überblick darüber, wie sich die Nutzungsdauern verteilen. Das free-floating CarSharing hat – wie aufgrund der Systemeigenschaften zu erwarten – einen höheren Anteil an kurzen Buchungen. Fast jede fünfte Buchung dauert nicht länger als 15 Minuten. Mehr als ein Drittel der Buchungen werden innerhalb einer Stunde beendet. Dies trifft sowohl auf das private als auch das gewerbliche free-floating CarSharing zu. Kurznutzungen treten in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing hingegen selten auf. Über die Hälfte der Buchungen dauern länger als drei Stunden. Langzeitbuchungen von über einem Tag können bei beiden CarSharing-Formen beobachtet werden, die Anteile des stationsbasierten Systems sind jedoch höher. 1,2 Prozent der stationsbasierten Buchungen dauern länger als drei Tage. Trotz dieses geringen Anteils machen sie – aufgrund der langen Nutzungsdauern – knapp 24 Prozent der gesamten Buchungszeit aus. 0,3 Prozent der Buchungen dauern länger als eine Woche.

⁴⁵ Seit April 2019 können die free-floating Fahrzeuge von stadtmobil Rhein-Neckar anstatt 72 Stunden eine Woche entliehen werden. In den restlichen neun Monaten des Jahres haben nur 54 Kund*innen von der Verlängerung der maximalen Nutzungsdauer Gebrauch gemacht und insgesamt 143 Buchungen durchgeführt, die länger als drei Tage gedauert haben.

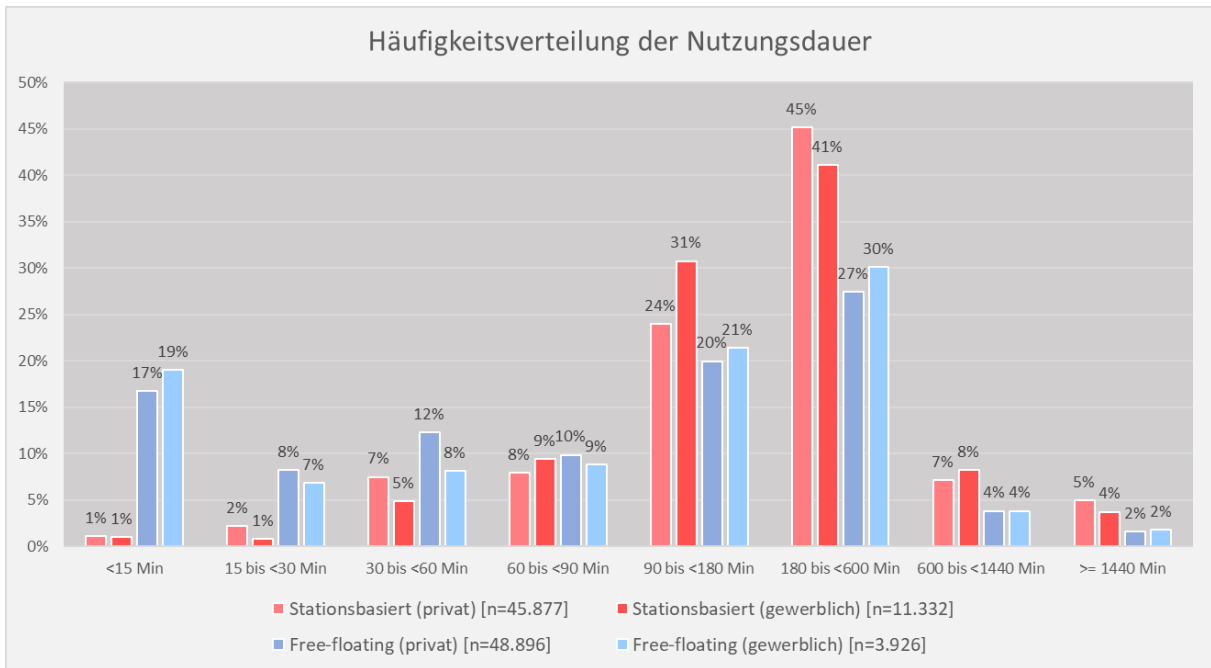


Abbildung 20: Häufigkeitsverteilung der Nutzungsdauer
Quelle: Eigene Darstellung

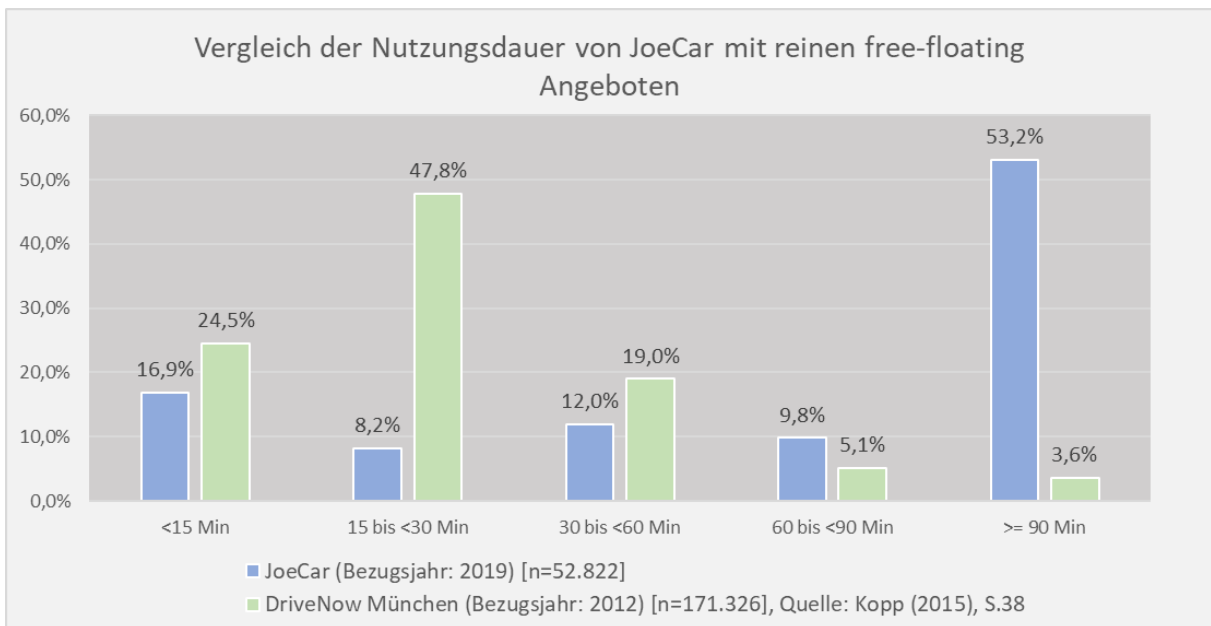


Abbildung 21: Vergleich der Nutzungsdauer mit free-floating Fahrzeugen von CSO mit kombiniertem und reinem free-floating Angebot
Quelle: Eigene Darstellung

Das free-floating System von stadtmobil weist geringere Nutzungsdauern auf als das stationsbasierte System. Im Vergleich zu den Fahrzeugen reiner free-floating Anbieter werden die stationsunabhängigen Fahrzeuge des kombinierten Anbieters im Durchschnitt jedoch wesentlich länger entliehen. Für die Stadt München gibt Kopp (2015) bspw. eine mittlere Nutzungsdauer von 48 Minuten an [vgl. Kopp (2015), S.38]. In anderen Studien werden zum Teil noch niedrigere durchschnittliche Nutzungsdauern berichtet [vgl. z.B. WiMobil (2016), S.143; Schreier et al. (2015), S.46]. Um einen Vergleich der Häufigkeitsverteilungen durchführen zu können, werden die in Abbildung 20 gebildeten Kategorien an die Auswertungen von Kopp (2015) angepasst (vgl. Abbildung 21). Auffallend ist insbesondere der große Unterschied bei Buchungen mit einer Dauer von über 90 Minuten. Während über die Hälfte aller JoeCar-Buchungen dieser Kategorie zugeordnet werden können, sind es bei den DriveNow-

Buchungen in München weniger als vier Prozent. Knapp 90 Prozent der Buchungen dauern weniger als eine Stunde, was potenziell auf einen hohen Anteil an One-Way Fahrten hindeutet.

Für die tageszeitliche Analyse werden acht dreistündige Zeitfenster gebildet. Diese Gruppierung wird einer Analyse auf Stundenbasis vorgezogen, um einer Volatilität der Zeitreihe vorzubeugen. Zur Schaffung einer höheren Vergleichbarkeit mit free-floating Buchungen wird zusätzlich zu der stationsbasierten und stationsunabhängigen Nutzung eine dritte Kategorie berücksichtigt, die Buchungen von stationsbasierten Fahrzeugen der Klasse B umfasst⁴⁶, deren Reservierungsvorlaufzeit maximal 15 Minuten betragen hat. Aus Darstellungsgründen werden im Zuge der folgenden drei zeitlichen Analysen ausschließlich private Buchungen berücksichtigt.

Aus Abbildung 22 kann abgeleitet werden, dass Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen, die in den Nacht- und Morgenstunden entliehen werden, mit über zehn Stunden die höchsten durchschnittlichen Nutzungsdauern aufweisen. Viele der Fahrzeuge werden für Tagesfahrten genutzt. Ein Vergleich der Buchungs- und Nutzungsstartzeitpunkte offenbart, dass die am Anfang ungenutzte Zeit von Buchungen, die im Zeitraum von 00:00 bis 06:00 Uhr getätigt werden, besonders hoch ist. Im Mittel vergehen 47 Minuten bis zur Anmeldung am Bordcomputer und dem damit verbundenen Nutzungsstart. Als Grund hierfür können die besonders niedrigen Zeittarife angeführt werden, die im Zeitraum von 00:00 bis 07:00 Uhr gelten. Die Nutzungsdauer stationsbasierter Fahrzeuge nimmt im Verlauf des Tages ab, steigt in den späten Abendstunden jedoch wieder leicht an. Es kann vermutet werden, dass Fahrzeuge, die am darauffolgenden Morgen zum Einsatz kommen sollen, vereinzelt bereits am Abend gebucht werden, um das Risiko einer fehlenden Fahrzeugverfügbarkeit zu umgehen.

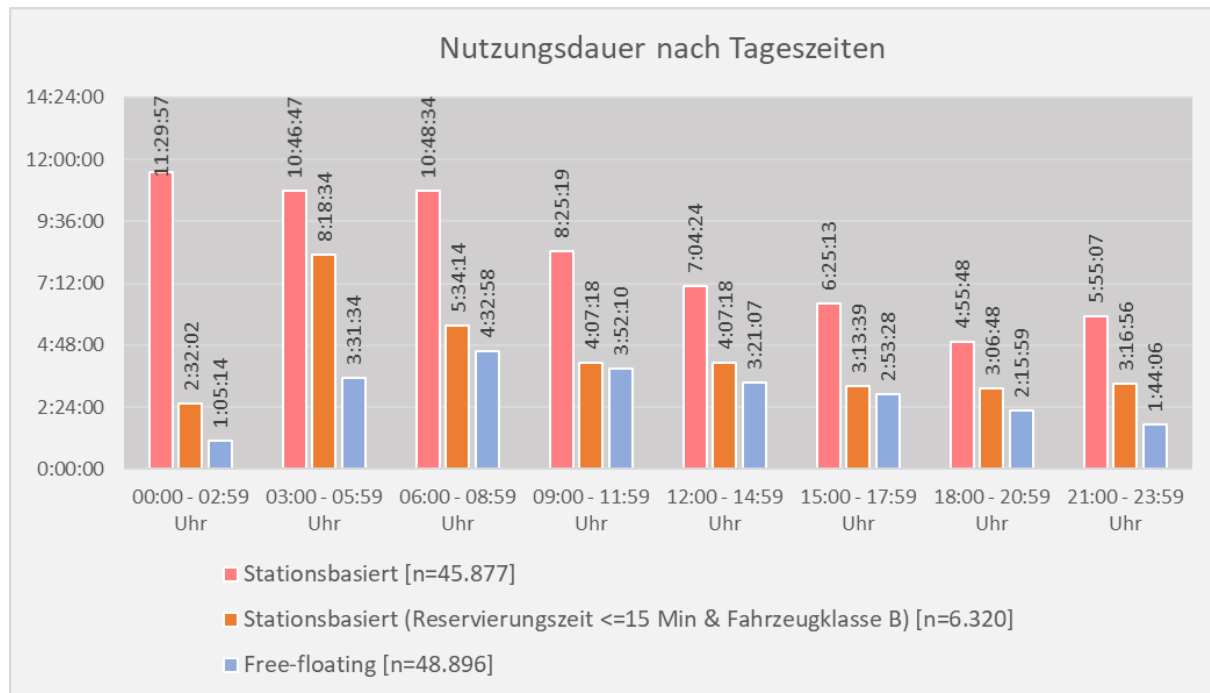


Abbildung 22: Nutzungsdauer in Abhängigkeit der Tageszeit

Quelle: Eigene Darstellung

Free-floating Buchungen weisen im nächtlichen Zeitfenster von 00:00 bis 03:00 Uhr die niedrigsten durchschnittlichen Nutzungsdauern auf, die nur etwas mehr als eine Stunde betragen. Der niedrige Wert lässt darauf schließen, dass in diesem Zeitraum ein hoher Anteil an One-Way Fahrten existiert. Die mit 4,5 Stunden längsten durchschnittlichen Nutzungsdauern sind in den Morgenstunden zwischen 06:00 und 09:00 Uhr zu beobachten. Im Tagesverlauf nimmt die Nutzungsdauer ebenfalls ab. Im Vergleich zu free-floating Buchungen weisen stationsbasierte Buchungen mit der Fahrzeugklasse B, deren Reservierungsvorlaufzeit maximal 15 Minuten entspricht, höhere Nutzungsdauern auf. Die Unterschiede im Vergleich zu der Gesamtheit aller stationsbasierten

⁴⁶ Die JoeCar-Fahrzeuge von stadtmobil Rhein-Neckar werden ebenfalls der Fahrzeugklasse B zugerechnet.

Buchungen sind jedoch deutlich geringer. Im Zeitraum von 09:00 bis 12:00 Uhr liegen die Durchschnittswerte nur knapp 15 Minuten höher.

Der in Abbildung 23 dargestellte Vergleich der Nutzungsdauern nach Wochentagen zeigt, dass die Fahrzeuge an Freitagen und Samstagen im Mittel länger ausgeliehen werden als an den restlichen fünf Tagen. Dies ist insbesondere in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing der Fall, was vermuten lässt, dass die Fahrzeuge häufig für Tages- und Wochenendausflüge genutzt werden [vgl. auch WiMobil (2016), S.139]. Beim free-floating Car-Sharing sind die Unterschiede hingegen weniger groß. An Freitagen und Sonntagen werden die Fahrzeuge ähnlich lang genutzt wie stationsbasierte Fahrzeuge der Klasse B mit geringer Reservierungsvorlaufzeit.

Während wärmerer Monate werden stationsbasierte Fahrzeuge tendenziell länger genutzt (vgl. Abbildung 24). Die im vorangegangenen Kapitel getätigte Annahme, dass stationsbasierte Fahrzeuge im Monat August vermehrt für Urlaubsfahrten eingesetzt werden, verdichtet sich bei Betrachtung der durchschnittlichen Nutzungsdauern dieses Monats [vgl. auch Hu et al. (2019), S.4; Schmöllner & Bogenberger (2014), S.10; Morency et al. (2011), S.6ff]. Mit fast 11,5 Stunden liegt die Nutzungsdauer knapp vier Stunden über dem Jahresdurchschnitt. 1,3 Prozent der im August getätigten Buchungen dauern länger als eine Woche – verglichen mit dem Anteil von 0,3 Prozent, der sich in Bezug auf das ganze Jahr ergibt. Die mittlere Nutzungsdauer von free-floating Buchungen ist im Jahresverlauf relativ konstant. Ähnlich verhält es sich mit stationsbasierten Fahrzeugen der Fahrzeugklasse B. Es kann davon ausgegangen werden, dass für Urlaubsfahrten bzw. Wochenendausflüge größere Fahrzeugeinheiten mit einer längeren Reservierungsvorlaufzeit gebucht werden.

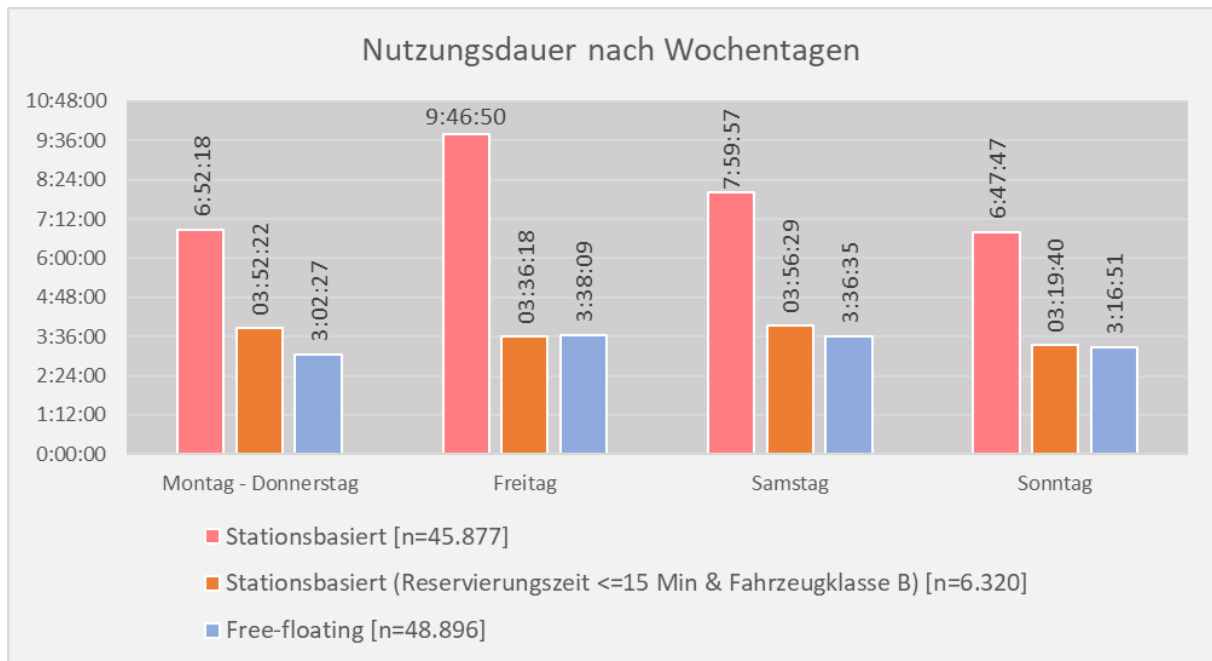


Abbildung 23: Nutzungsdauer in Abhängigkeit des Wochentages

Quelle: Eigene Darstellung

Auf Basis der mittleren Nutzungsdauern sowie der durchschnittlichen Buchungen pro Fahrzeug und Tag lässt sich die zeitliche Auslastung der Fahrzeuge bestimmen. Diese liegt in Bezug auf stationsbasierte Fahrzeuge bei 6:59:12 (=29 Prozent) und in Bezug auf free-floating Fahrzeuge bei 4:50:31 (=20 Prozent). Höhere Auslastungen stationsbasierter Fahrzeuge berichten auch Schreier et al. (2015) [vgl. Schreier et al. (2015), S.46]. In Bezug auf reine free-floating Systeme werden häufig Fahrzeugauslastungsgrade von unter zehn Prozent angegeben [vgl. Sprei et al. (2019), S.131]. Der Auslastungsgrad der free-floating Fahrzeuge des kombinierten Anbieters ist folglich doppelt so hoch.

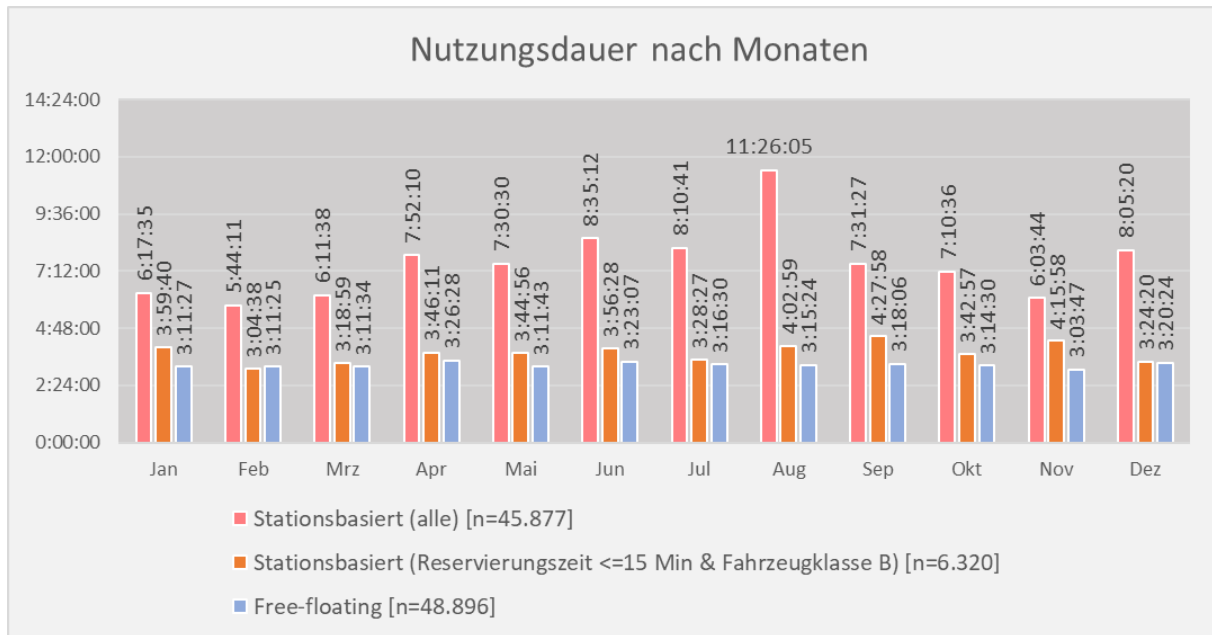


Abbildung 24: Nutzungsdauer in Abhängigkeit des Monats

Quelle: Eigene Darstellung

Da diese Werte nichts darüber aussagen, wie lange die Fahrzeuge tatsächlich bewegt wurden, werden mittels der Daten aus der multiMobil-Erhebung Fahrzeitverhältnisse gebildet. Die Anteile der Fahrzeit an der gesamten Nutzungszeit unterscheiden sich nur marginal zwischen stationsbasierten und stationsunabhängigen Buchungen. Während 23,9 Prozent der free-floating Nutzungszeit befinden sich die Fahrzeuge auf der Strecke. Für das stationsbasierte CarSharing ergibt sich ein Anteilswert von 24,8 Prozent. Im Gegensatz hierzu befinden sich die Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter zu fast zwei Drittel der Nutzungszeit im Fahrmodus [vgl. Schreier et al. (2015), S.46]. Die Fahrzeitanteile in Mannheim und Heidelberg liegen in der Mitte der in der Literatur berichteten Fahrzeitanteile reiner stationsbasierter CarSharing-Systeme [vgl. Leclerc et al. (2013), S.63ff; Martin (2007), S.88].

Multipliziert man die Anteile mit den durchschnittlichen Fahrzeugauslastungen, dann lassen sich die tatsächlichen Standzeiten der Fahrzeuge bestimmen. Private Pkw stehen im Schnitt etwa 95 Prozent am Tag still [vgl. Shaheen et al. (2015), S.6]. Ein ähnlicher Anteil ergibt sich auch in Bezug auf das free-floating CarSharing von stadtmobil Rhein-Neckar. Die Fahrzeuge befinden sich pro Tag durchschnittlich 69 Minuten im Fahrmodus, was einem Anteil von knapp fünf Prozent der Tageszeit entspricht. Das stationsbasierte CarSharing weist mit 104 Minuten einen etwas höheren Wert auf (\approx sieben Prozent).⁴⁷

Buchungsdistanz

Da die CarSharing-Fahrzeuge während aktiver Buchungen im Regelfall nicht ununterbrochen genutzt werden, wird geprüft, inwieweit die Nutzungsdauern mit den gefahrenen Kilometern korrelieren. Es zeigt sich, dass die free-floating Buchungsdistanzen und Nutzungsdauern stark positiv miteinander korrelieren; $r = 0,556$, $p < 0,001$. Dies trifft auch auf stationsbasierte Buchungen zu; $r = 0,754$, $p < 0,001$. Der positive Zusammenhang zwischen Dauer und Distanz von CarSharing-Buchungen wird auch in anderen Studien bestätigt [vgl. Hui et al. (2017), S.8]. Im Durchschnitt werden bei free-floating Buchungen 26,4 Kilometer und bei stationsbasierten Buchungen 70,3 Kilometer zurückgelegt. Ein Unterschied zwischen privaten und gewerblichen Buchungen zeigt sich insb. in Bezug auf das free-floating CarSharing. Gewerbliche Kund*innen weisen im Mittel etwa vier Kilometer längere Buchungsdistanzen mit JoeCar-Fahrzeugen auf.

⁴⁷ Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle, dass während der Erhebungsphase der Mobilitätsstudie keine längeren Urlaubsfahrten mit stationsbasierten Fahrzeugen erfasst wurden, bei denen der Anteil der Fahrzeit an der gesamten Buchungszeit potenziell niedriger liegen dürfte.

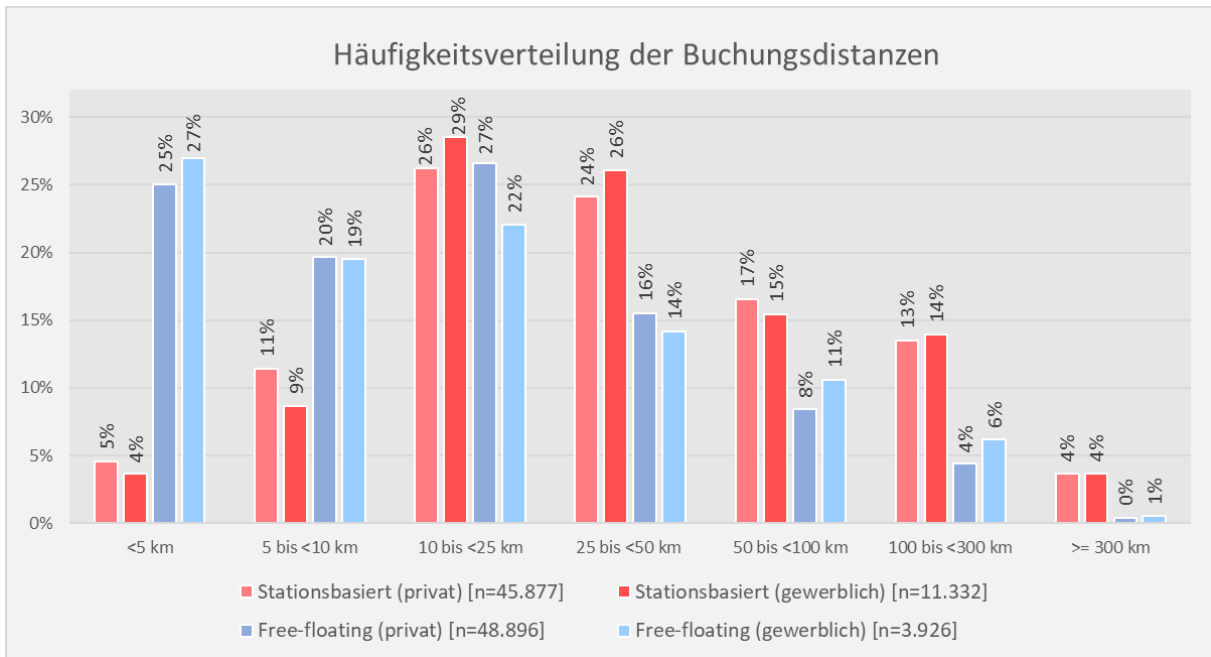


Abbildung 25: Häufigkeitsverteilung der Buchungsdistanzen
Quelle: Eigene Darstellung

Wie sich die Buchungsdistanzen verteilen, wird in Abbildung 25 dargestellt. Knapp ein Viertel der free-floating Buchungen enden nach weniger als fünf Kilometern. Bei stationsbasierten Buchungen sind es nur fünf Prozent. Etwa die Hälfte der Buchungen bewegt sich im Distanzbereich zwischen zehn und 50 Kilometern. Stationsbasierte Fahrzeuge werden anteilmäßig häufiger für weitere Buchungen über 100 Kilometern eingesetzt als free-floating Fahrzeuge.

Mittels der Daten aus der durchgeführten Mobilitätsenerhebung lassen sich zudem die Fahrtweiten der CarSharing-Fahrzeuge bestimmen. Die Verteilung der Fahrtweiten ist in Abbildung 26 dargestellt. Es zeigt sich, dass auch in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing viele Fahrten mit geringer Weite durchgeführt werden [vgl. auch Riegler et al. (2016), S.75]. Der Anteil von Wegen mit einer Distanz von unter fünf Kilometern, die sich potenziell für Fahrten mit dem Fahrrad eignen [vgl. <https://www.umweltbundesamt.de> (b)], beträgt beim stationsbasierten CarSharing 42 Prozent und beim free-floating CarSharing 56 Prozent. Lange Fahrten über 100 Kilometer wurden während der Erhebung, welche die Alltagsmobilität der Proband*innen abbildet, nicht aufgezeichnet.

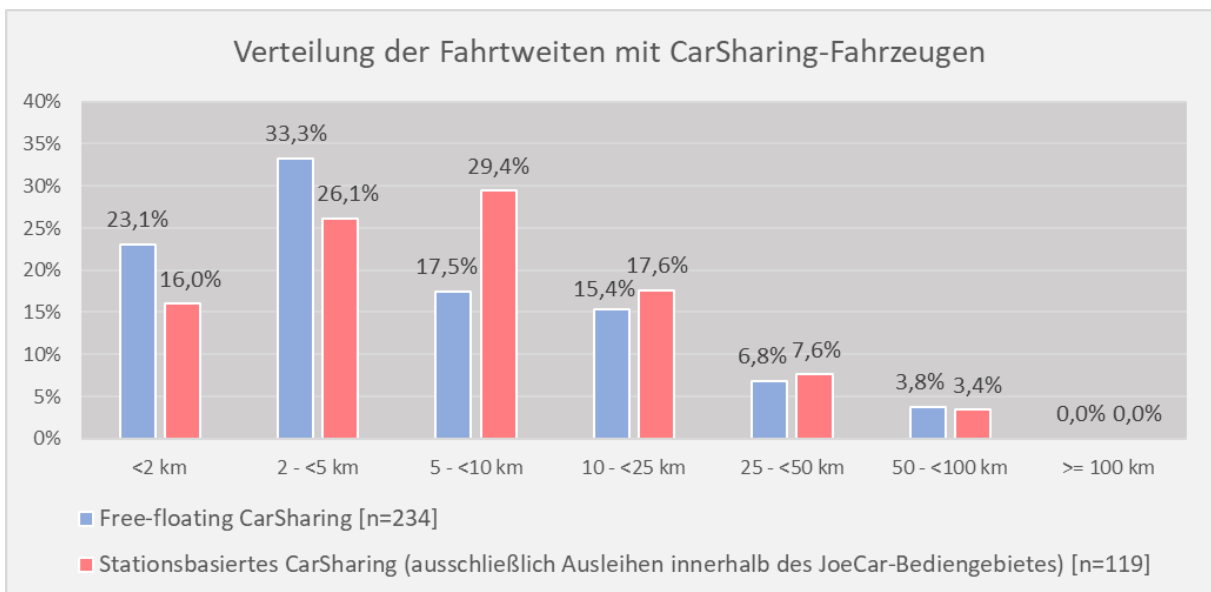


Abbildung 26: Häufigkeitsverteilung der Fahrtweiten
Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 27 findet sich erneut ein Vergleich des stationsunabhängigen Systems von stadtmobil Rhein-Neckar mit dem reinen free-floating Angebot von DriveNow in München. Die durchschnittliche Buchungsdistanz bei DriveNow beträgt 13 Kilometer [vgl. Kopp (2015), S.37] und ist nur halb so lang wie die mittlere Buchungsdistanz mit JoeCar-Fahrzeugen. Im Vergleich zur Nutzungsdauer sind die Unterschiede in Bezug auf die Buchungsdistanz jedoch geringer. Stadtmobil-Kund*innen nutzen die JoeCar-Fahrzeuge prozentual geringfügig häufiger für sehr kurze Strecken, mit einer Länge von unter vier Kilometern, als DriveNow-Kund*innen. Demgegenüber werden die JoeCar-Fahrzeuge aber auch wesentlich häufiger für Buchungen mit höheren Buchungsdistanzen genutzt. Während bei fast der Hälfte der free-floating Buchungen von stadtmobil mehr als zwölf Kilometer zurückgelegt werden, sind es bei DriveNow nur knapp 23 Prozent.

Da die Dauer und Distanz der Buchungen korrelieren, kommt die zeitliche Analyse der zurückgelegten Buchungsdistanzen zu ähnlichen Ergebnissen wie die bereits im vorangegangenen Kapitel durchgeführte zeitliche Analyse der Nutzungsdauern. Auf eine grafische Darstellung wird daher aus Platzgründen verzichtet. In Bezug auf das stationsbasierte CarSharing können die Buchungen mit den meisten Kilometern im Zeitfenster von 06:00 bis 09:00 Uhr verortet werden. Buchungen, die in diesem Zeitraum starten, weisen eine durchschnittliche Distanz von 101 Kilometern auf. Der niedrigste Wert von 44 Kilometern wird zwischen 18:00 und 21:00 Uhr erzielt. Der Höchstwert des free-floating CarSharings liegt mit 33 Kilometern im Zeitraum zwischen 09:00 und 12:00 Uhr. Mit neun Kilometern am wenigsten Strecke weisen Buchungen auf, die zwischen 00:00 und 03:00 Uhr beginnen.

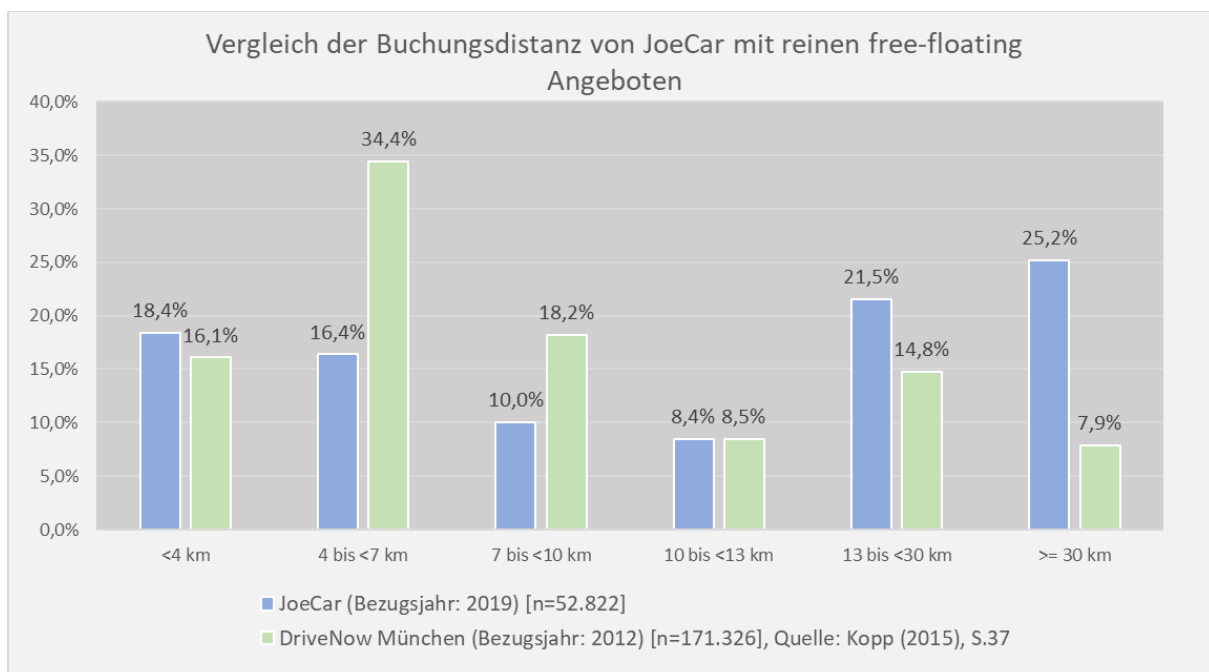


Abbildung 27: Vergleich der Buchungsdistanzen mit free-floating Fahrzeugen von CSO mit kombiniertem und reinem free-floating Angebot
Quelle: Eigene Darstellung

Die längsten Buchungsdistanzen entstehen bei stationsbasierten Buchungen an Freitagen. Free-floating Fahrzeuge werden hingegen an Samstagen und Sonntagen für weitere Strecken eingesetzt [vgl. auch Schmöller & Bogenberger (2014), S.11 für ähnliche Ergebnisse]. In wärmeren Sommermonaten werden tendenziell mehr Kilometer mit stationsbasierten Fahrzeugen zurückgelegt. Dies kann als weiterer Hinweis aufgefasst werden, dass das stationsbasierte CarSharing im Sommer häufiger für Ausflüge genutzt wird. Auch in Bezug auf das free-floating CarSharing können in den Sommermonaten längere Buchungsdistanzen verzeichnet werden.

Die MiD 2017 gibt für Regiopole und Großstädte eine durchschnittliche Pkw-Laufleistung von 14.100 Kilometern pro Jahr an. Die Fahrleistung mit den free-floating Fahrzeugen von stadtmobil liegt mit 14.243 Kilometern geringfügig höher. Stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge weisen eine um 71 Prozent bzw. knapp 10.000 Kilometer höhere Laufleistung auf als private Pkw. Überdurchschnittliche Jahresfahrleistungen mit stationsbasierten CarSharing-Fahrzeugen werden auch in anderen Studien berichtet [vgl. Braun et al. (2013), S.9; Loose (2010a),

S.28f; Morency et al. (2008), S.109; Cervero & Tsai (2004), S.117]. Auf den Tag gerechnet werden mit stationsbasierten Fahrzeugen 66,4 Kilometer und mit stationsunabhängigen Fahrzeugen 39,0 Kilometer zurückgelegt. Der Anteil gewerblicher Kund*innen an der Laufleistung stationsbasierter Fahrzeuge beträgt 20 Prozent, bei free-floating Fahrzeugen hingegen nur acht Prozent.

Nutzungszwecke

Im Rahmen der im Juli 2017 durchgeführten Mobilitätserhebung wurden 234 Wege mit free-floating Fahrzeugen und 421 Wege mit stationsbasierten Fahrzeugen aufgezeichnet. In Abbildung 28 sind die Fahrtzwecke für die beiden CarSharing-Formen in Bezug auf das Verkehrsaufkommen dargestellt. Die Unterschiede zwischen den beiden Systemen sind marginal. Mehr als ein Drittel der CarSharing-Fahrten enden am Wohnort der Nutzer*innen. Abseits von Wegen nach Hause weisen die Wegezwecke „Freizeit“ und „Einkauf/Erledigung“ die höchsten Anteile auf. Etwa die Hälfte der Fahrten können diesen Wegezwecken zugeordnet werden. Die häufige Nutzung von CarSharing-Fahrzeugen für Einkaufs- und Freizeitwecke wird auch in anderen Arbeiten berichtet [vgl. Clark & Dilks (2019), S.21; Infas (2016b), S.21; Schreier et al. (2015), S.44; Cervero et al. (2007), S.72; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.102]. Für Wege zur Arbeit oder Ausbildung werden CarSharing-Fahrzeuge hingegen selten eingesetzt. Berücksichtigt man die Pkw-Verfügbarkeit der Proband*innen, dann zeigt sich, dass Kund*innen mit privatem Pkw im Haushalt die CarSharing-Fahrzeuge noch häufiger für Einkaufs- und Erledigungsfahrten und seltener im Rahmen von Freizeitaktivitäten einsetzen. Dies trifft sowohl auf das stationsbasierte als auch das stationsunabhängige CarSharing zu.

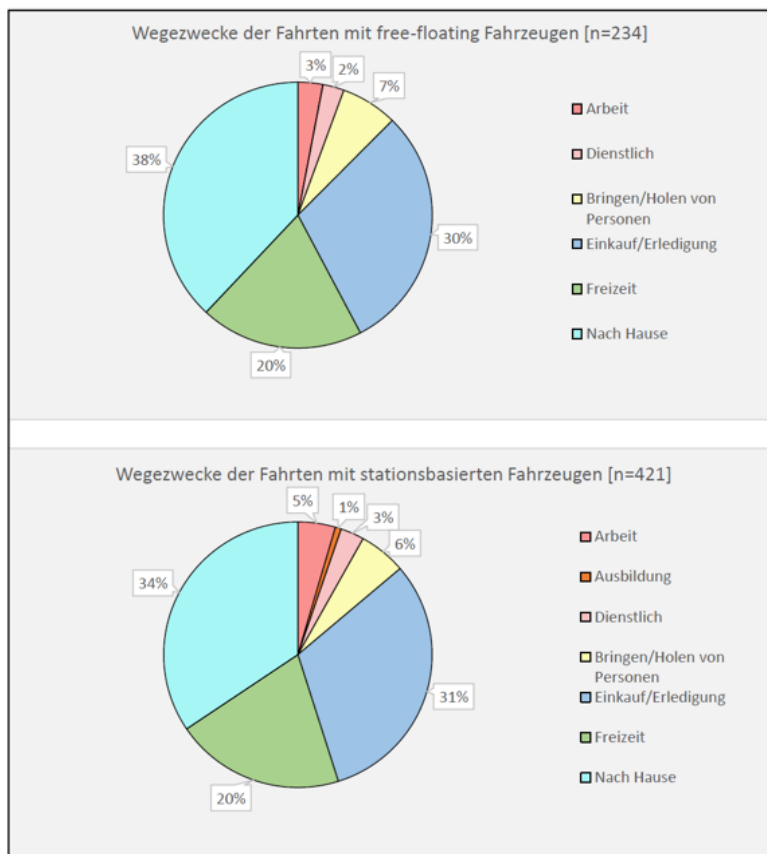


Abbildung 28: Verkehrsaufkommen mit CarSharing-Fahrzeugen nach Wegezweck

Quelle: Eigene Darstellung

Ein Blick auf das Geschlecht der Proband*innen mit Privat-Pkw zeigt, dass 86 Prozent der CarSharing-Fahrten von Studienteilnehmerinnen durchgeführt wurden. Bei den Teilnehmern ohne Privat-Pkw im Haushalt sind Probandinnen nur für 32 Prozent der CarSharing-Fahrten verantwortlich. Betrachtet man die Berufstätigkeit, dann zeigt sich, dass nur 33 Prozent der CarSharing-Nutzerinnen, die über ein privates Fahrzeug im Haushalt verfügen, voll erwerbstätig sind. Demgegenüber arbeiten 96 Prozent der männlichen Proband*innen mit Pkw im Haushalt

in Vollzeit. Zwar ist der Anteil von in Vollzeit arbeitender Männer auch bei Proband*innen ohne Pkw höher, der Unterschied ist allerdings wesentlich geringer (73 Prozent zu 61 Prozent). Anhand der Daten kann angenommen werden, dass die privaten Fahrzeuge von CarSharing-Kund*innen häufig von männlichen Haushaltsmitgliedern genutzt werden, während nicht in Vollzeit erwerbstätige weibliche Kundinnen die stadtmobil-Fahrzeuge nutzen, um (hauptsächlich) Einkäufe oder Erledigungen durchzuführen.

Zur Einordnung der Ergebnisse der Mobilitätserhebung werden die ermittelten Anteile der Wegezwecke mit den Daten der MiD 2017 verglichen. Ein Vergleich auf regionaler Ebene erscheint auf Grund der geringen Zahl von in der MiD erfassten CarSharing-Fahrten nicht zielführend. So wurden in Bezug auf die Städte Mannheim und Heidelberg im Rahmen der MiD nur zehn CarSharing-Fahrten erfasst. Daher wird die Datenbasis der MiD für den Vergleich der CarSharing-Kennziffern erweitert. Es werden alle CarSharing-Wege berücksichtigt, die von Personen durchgeführt wurden, die – gemäß regionalstatistischer Raumtypologie – aus Metropolen und Großstädten kommen.⁴⁸ Die Datengrundlage vergrößert sich dadurch auf 297 Wege, auf denen CarSharing-Fahrzeuge eingesetzt wurden. Eine Differenzierung hinsichtlich der CarSharing-Form erfolgt in der MiD allerdings nicht. So kann keine Aussage darüber getroffen werden, welche der Wege mit stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen absolviert wurden.

Da sich die Wegezwecke zwischen den beiden CarSharing-Formen nur geringfügig voneinander unterscheiden, erscheint es unproblematisch, die in Abbildung 28 zugrundeliegenden Daten zusammenzuführen. Im Vergleich zu den Ergebnissen der MiD setzen CarSharing-Kund*innen von stadtmobil die Fahrzeuge verhältnismäßig häufiger für Einkaufs- und Erledigungsfahrten sowie – in geringerem Ausmaß – für das Bringen und Holen von Personen ein (vgl. Abbildung 29). Grundsätzlich ähneln sich die in der MiD- und in der multiMobil-Erhebung ermittelten Anteile der CarSharing-Wegezwecke jedoch.

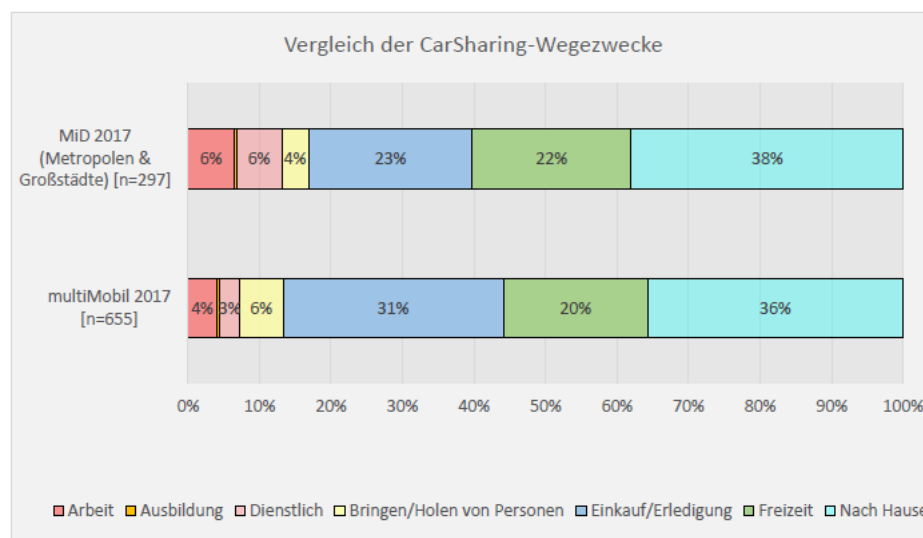


Abbildung 29: Vergleich der Wegezwecke von Fahrten mit CarSharing-Fahrzeugen zwischen MiD 2017 und der eigenen Mobilitätserhebung

Quelle: Eigene Darstellung

Im Mittel werden während stationsbasierter CarSharing-Buchungen 3,1 Fahrten und bei free-floating Buchungen 2,5 Fahrten pro Buchung durchgeführt. Dass der Wert für das stationsbasierte CarSharing über zwei liegt ist nicht verwunderlich, da die Fahrzeuge zur Ausleihstation retourniert werden müssen und daher keine One-Way Fahrten ermöglicht werden. Auch beim stationsunabhängigen System wird in den meisten untersuchten Fällen (91 Prozent) mehr als eine Fahrt pro Buchung durchgeführt. Im Vergleich hierzu werden bei reinen free-floating Systemen 1,5 Fahrten pro Buchung berichtet [vgl. Kopp (2015), S.146]. Drei Viertel der Buchungen stellen One-Way Fahrten dar, bei denen die Buchung nur aus einer Fahrt besteht [vgl. Riegler et al. (2016), S.72].

⁴⁸ In der MiD 2017 wird Mannheim als Metropole und Heidelberg als Großstadt aufgeführt.

Bei 60 Prozent der Wegeketten, im Rahmen derer CarSharing-Angebote in Anspruch genommen werden, werden ausschließlich CarSharing-Fahrzeuge genutzt. In 40 Prozent der Fälle werden während der Wegekette auch andere Verkehrsmittel eingesetzt. Sowohl beim stationsbasierten als auch beim free-floating CarSharing werden die Fahrzeuge während der Durchführung einfacher Wegeketten (Nach Hause -> Aktivität -> Nach Hause) zu über 80 Prozent für die Wegezwecke „Einkauf/Erledigung“ oder „Freizeit“ eingesetzt. Bei Wegeketten mit mehreren Aktivitäten – auf denen ausschließlich CarSharing-Fahrzeuge eingesetzt werden – dominiert mit über 60 Prozent der Wegezweck „Einkauf/Erledigung“.

Free-floating Systeme eignen sich aufgrund der One-Way Fähigkeit prinzipiell für die Einbindung im Rahmen intermodaler Wege. Kopp (2015) gibt beispielsweise an, dass 18 Prozent der mit DriveNow-Fahrzeugen durchgeführten Wege mit anderen Verkehrsmitteln verknüpft werden [vgl. Kopp (2015), S.160]. Am häufigsten werden free-floating CarSharing-Fahrten mit Verkehrsmitteln des ÖPNV kombiniert. Dies wird auch durch die Untersuchung von Hülsmann et al. (2018) bestätigt, die den Anteil intermodaler Wege auf 20 Prozent beziffern [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.93]. Der Anteil intermodaler Wege ist in Bezug auf das free-floating System von stadtmobil Rhein-Neckar jedoch geringer. Nur 1,7 Prozent der im Rahmen der multiMobil-Erhebung erfassten JoeCar-Fahrten wurden mit anderen Verkehrsmitteln kombiniert. Überraschend ist der höhere Anteil intermodaler Wege, der sich in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing ergibt. 6,9 Prozent der Fahrten wurden mit anderen Verkehrsmitteln verknüpft wurden. Die genauere Analyse der Daten zeigt, dass in einigen Fällen Fahrräder genutzt werden, um zu den Stellplätzen des stationsbasierten CarSharings zu gelangen. Zudem werden stationsbasierte Fahrzeuge zum Teil auch als Vor- oder Nachlauf von Zugfahrten genutzt.

4.3.2 Detailauswertungen

In den vorangegangenen Kapiteln wurden stationsbasierte und stationsunabhängige Buchungen hinsichtlich verschiedener Kenngrößen, wie den Nutzungsdauern und Buchungsdistanzen, verglichen. In den folgenden Kapiteln werden Analysen durchgeführt, die sich ausschließlich auf eine der beiden CarSharing-Formen beziehen. In Bezug auf das stationsbasierte CarSharing werden die Reservierungsvorlaufzeiten sowie die Nutzung der sechs Fahrzeugklassen untersucht. Die Detailauswertung des free-floating CarSharings bezieht sich auf die Analyse von Rundbuchungen, One-Way-Buchungen und -Fahrten sowie der stationsunabhängigen Reservierungsvorlaufzeiten. Zudem wird der Einfluss des Wetters auf die Buchungshäufigkeit untersucht.

Reservierungsvorlaufzeit stationsbasierter Buchungen

Da ein Vergleich mit stationsunabhängigen Fahrzeugen, die nur sehr kurze Reservierungsvorlaufzeiten ermöglichen, nicht sinnvoll ist, werden in Abbildung 30 ausschließlich Buchungen stationsbasierter Fahrzeuge berücksichtigt. Dargestellt ist die Verteilung der Reservierungsvorlaufzeiten sowie die sich in Abhängigkeit der Reservierungsvorlaufzeit ergebende Nutzungsdauer. Private Kund*innen buchen die Fahrzeuge im Durchschnitt 63 Stunden bzw. 2,6 Tage im Voraus. Gewerbliche Kund*innen weisen mit 157 Stunden bzw. 6,5 Tagen einen wesentlich höheren Durchschnittswert auf. Wie bereits aus der Abbildung entnommen werden kann, wird das arithmetische Mittel durch wenige sehr hohe Werte nach oben gezogen. Die Mediane privater und gewerblicher Buchungen liegen bei 5,5 und 21,5 Stunden.

Tendenziell steigt die Nutzungsdauer mit zunehmender Reservierungsvorlaufzeit an. Für länger andauernde Buchungen werden die stationsbasierten CarSharing-Fahrzeuge folglich länger im Voraus gebucht. Private Buchungen mit einer Reservierungsvorlaufzeit von über einem Monat weisen eine durchschnittliche Nutzungsdauer von über zwei Tagen auf. Bei fast jeder vierten privaten Buchung beträgt die Reservierungsvorlaufzeit nicht mehr als 15 Minuten. Bei fast drei Viertel der privaten Buchungen liegen zwischen dem Reservierungszeitpunkt und dem Buchungsstart weniger als 24 Stunden. Fast die Hälfte der gewerblichen Buchungen wird hingegen mindestens einen Tag im Voraus reserviert. Gewerbliche Kund*innen reservieren die Fahrzeuge primär browserbasiert über das Internet. Bei kürzeren Reservierungsvorlaufzeiten von unter einem Tag überwiegen bei privaten Kund*innen hingegen Buchungen per App.

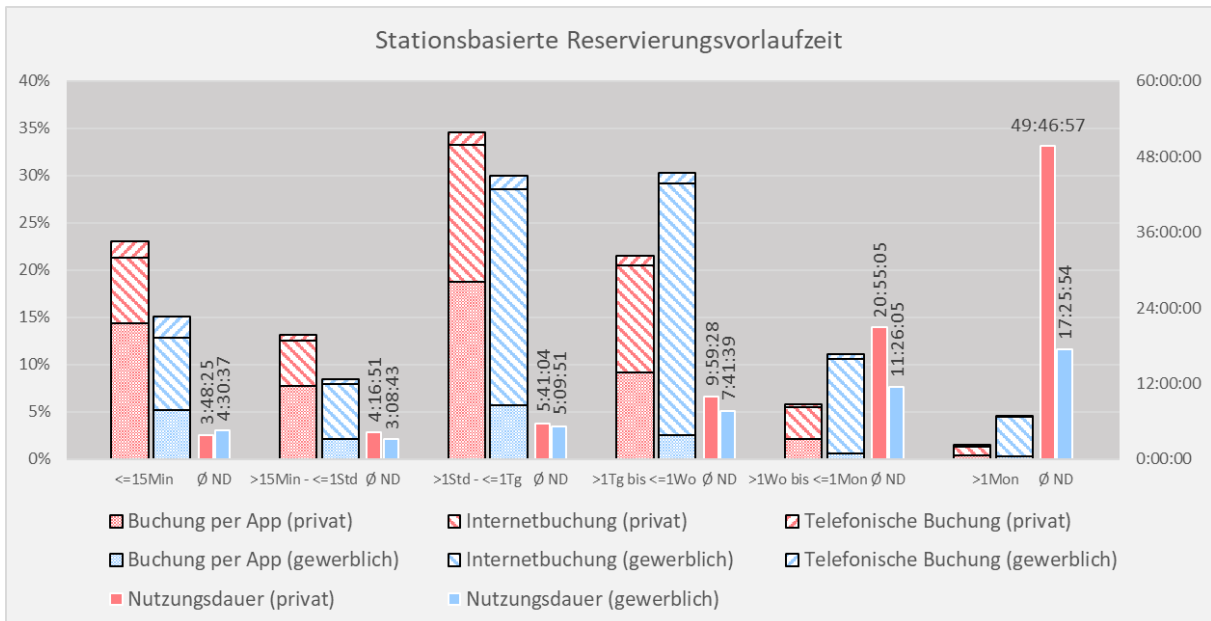


Abbildung 30: Häufigkeitsverteilung der Reservierungsvorlaufzeit von Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen

Quelle: Eigene Darstellung

Fahrzeugklassen

Stadtmobil Rhein-Neckar bietet sechs Fahrzeugklassen an. Sowohl im privaten als auch gewerblichen Bereich werden größtenteils kleinere Fahrzeuge der Klassen A und B gebucht (vgl. Abbildung 31). Im Vergleich zu der Anzahl angebotener Fahrzeuge werden verhältnismäßig viele Buchungen mit der Fahrzeugklasse B durchgeführt. Die Größe der Fahrzeuge entspricht in etwa den JoeCar-Fahrzeugen. Auffallend ist, dass gewerbliche Kund*innen verstärkt größere Fahrzeugeinheiten der Fahrzeugklasse F nutzen. Hierbei handelt sich bspw. um Kleintransporter.

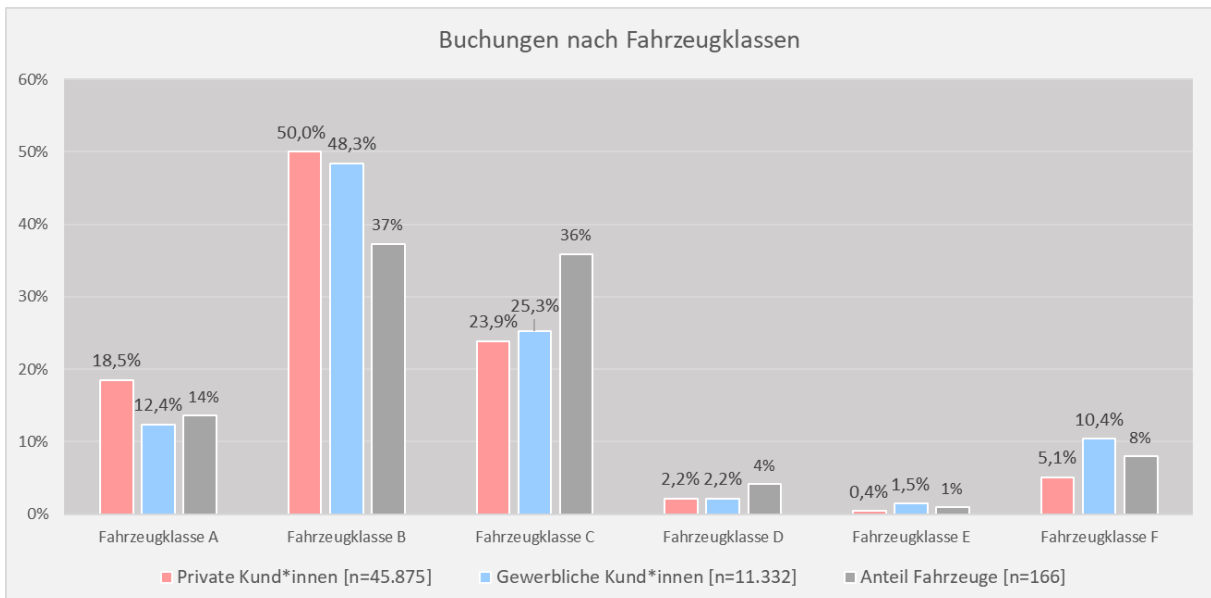


Abbildung 31: Häufigkeitsverteilung nach Fahrzeugklassen

Quelle: Eigene Darstellung

Eine vergleichende Darstellung der Nutzungsdauern und Buchungsdistancen der sechs stationsbasierten Fahrzeugklassen befindet sich in Abbildung 32. Bei kleineren Fahrzeugeinheiten sind die Nutzungsdauern und Bu-

chungsdistancen tendenziell geringer. Für längere Buchungen werden hingegen komfortablere Fahrzeuge eingesetzt (vgl. auch Reiffer et al. (2019a), S.10; Costain et al. (2012), S.11ff]. In Bezug auf private Kund*innen weist die Fahrzeugklasse E die längsten Nutzungsdauern und Buchungsdistancen auf. Als Gründe können der große Stauraum und der hohe Komfort der in dieser Tarifkategorie angebotenen Fahrzeuge angeführt werden. Gewerbliche Kund*innen nutzen für länger andauernde Buchungen eher die Fahrzeugklassen F und D. Diese umfassen Fahrzeuge wie Kleintransporter und Kastenwagen, die sich insb. für den Transport vieler bzw. voluminöser Gegenstände eignen. Bei Fahrzeugklasse F ist das Verhältnis aus Distanz und Dauer am geringsten, was darauf hindeutet, dass die Fahrzeuge im Rahmen länger andauernder Aktivitäten eingesetzt werden. Die durchschnittlich gefahrenen Geschwindigkeiten sind sowohl bei privaten als auch gewerblichen Buchungen bei Fahrzeugklasse E am höchsten, was auf die höheren Buchungsdistancen zurückzuführen ist.

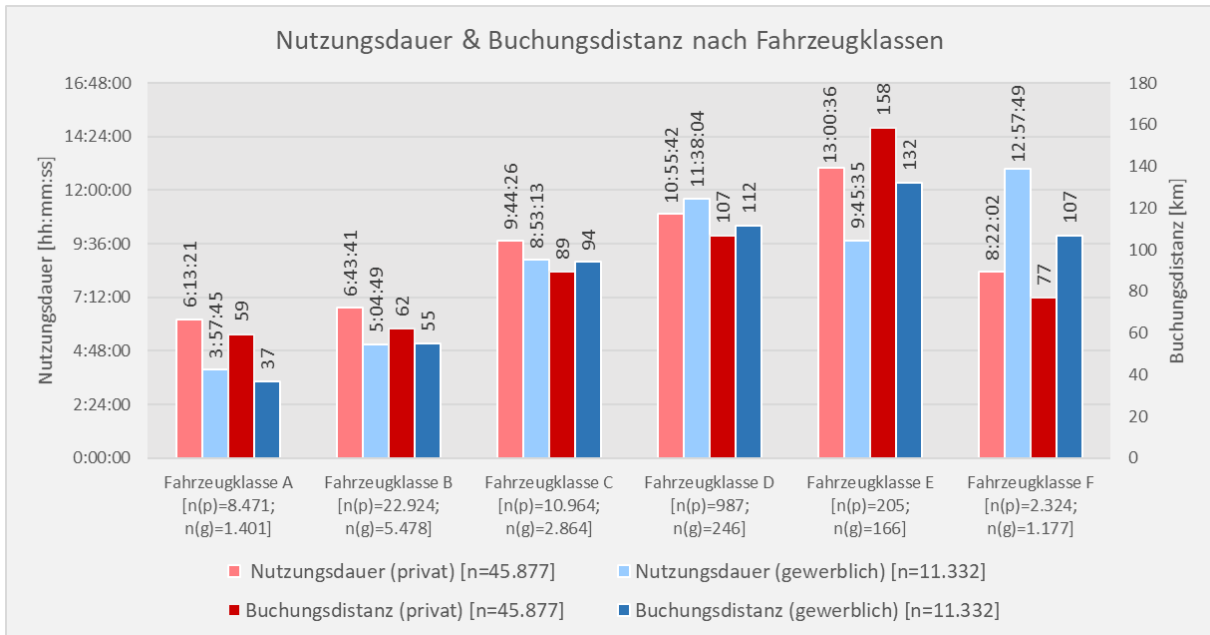


Abbildung 32: Nutzungsdauer und Buchungsdistanz in Abhängigkeit der Fahrzeugklasse
 Quelle: Eigene Darstellung

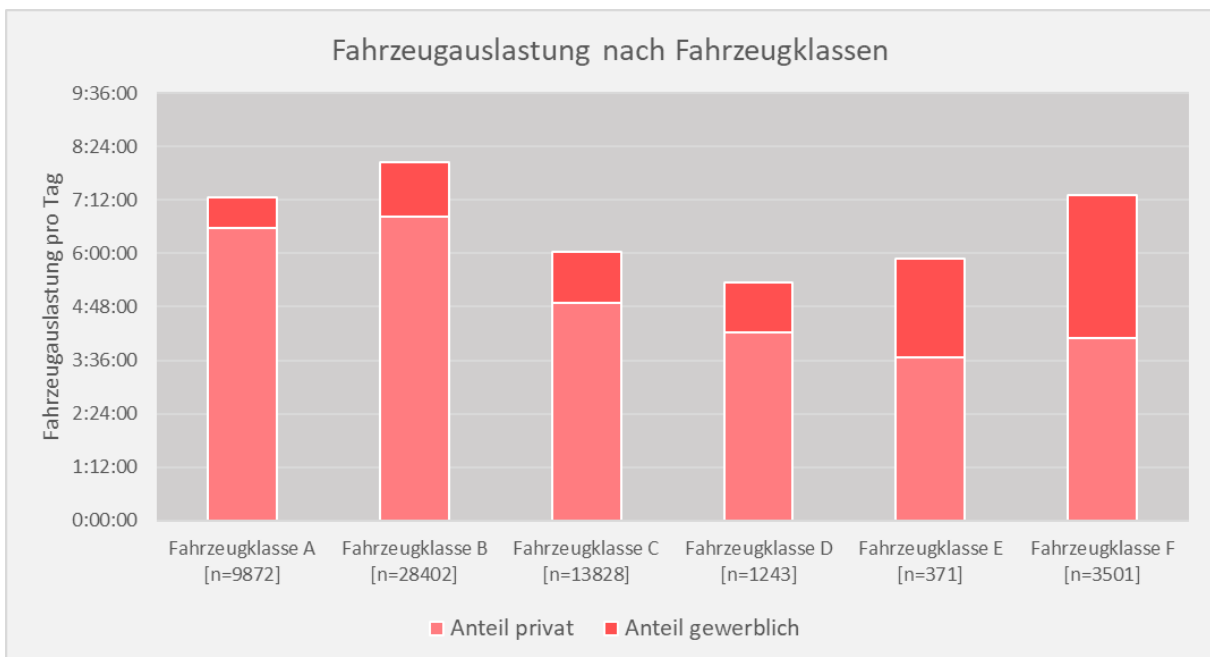


Abbildung 33: Auslastung der CarSharing-Fahrzeuge nach Fahrzeugklassen
 Quelle: Eigene Darstellung

Auf Grundlage der mittleren Nutzungsdauern und der durchschnittlichen Buchungen pro Fahrzeug und Tag lassen sich die fahrzeugklassenbezogenen Auslastungen bestimmen. Der Abbildung 33 kann entnommen werden, dass kleinere Fahrzeugeinheiten – trotz der niedrigeren durchschnittlichen Nutzungsdauern – tendenziell höhere Fahrzeugauslastungen aufweisen, da sie häufiger entliehen werden. Die Fahrzeugklasse F weist aufgrund des hohen Anteils gewerblicher Nutzungen ebenfalls eine hohe Fahrzeugauslastung auf.

Gewerbliche Kund*innen buchen die Fahrzeuge aller Fahrzeugklassen mit mehr Vorlaufzeit als private Kund*innen. Bei privaten Buchungen weist die Fahrzeugklasse E mit knapp 38 Stunden die geringste und die Fahrzeugklasse F mit 150 Stunden die höchste durchschnittliche Reservierungsvorlaufzeit auf. Auch gewerbliche Kund*innen reservieren Fahrzeuge der Klasse F mit der größten Vorlaufzeit. Sie beträgt bei gewerblichen Buchungen sogar 438 Stunden bzw. knapp 18 Tage.

Anteile One-Way-Fahrten, One-Way-Buchungen und Rundbuchungen

Im Gegensatz zu Fahrzeugen stationsbasierter Systeme können free-floating Fahrzeuge für One-Way Buchungen und Fahrten eingesetzt werden, bei denen das Fahrzeug nicht zum Standort des Ausleihvorgangs retourniert wird. Die Gliederung in One-Way Fahrten, One-Way Buchungen sowie Rundbuchungen orientiert sich an dem in Kapitel 4.2 beschriebenen Vorgehen. Aus der Abbildung 34 ist zu entnehmen, dass der Anteil von One-Way Fahrten im Zeitverlauf relativ konstant bleibt und nur in Bezug auf gewerbliche Buchungen leicht angestiegen ist. Bei etwa zehn Prozent der free-floating Buchungen handelt es sich um Direktfahrten.

Die Anteile von Rundbuchungen liegen bei privaten Buchungen auf einem relativ konstanten Niveau. Bei knapp zwei Drittel der im Jahr 2019 durchgeführten privaten Buchungen handelt es sich um Rundbuchungen. Eine Ausnahme stellt das Jahr 2016 dar, in dem die Anteile von Rundbuchungen und One-Way Buchungen in etwa gleich waren. Ein möglicher Grund ist die Erweiterung des JoeCar-Bediengebietes um die innerstädtischen Mannheimer Quadrate, die potenziell zu einer – zumindest vorübergehenden – Steigerung von One-Way Buchungen geführt haben könnte. Die One-Way Option wird nur bei etwa einem Drittel der Buchungen in Anspruch genommen. Dies stellt einen deutlichen Unterschied zu der Fahrzeugnutzung reiner free-floating Anbieter dar, bei denen Anteile von knapp 90 Prozent berichtet werden [vgl. Harz (2016), S.13; Schmöller et al. (2015), S.44; Brockmeyer et al. (2014), S.78; Seign (2014), S.45]. Auch das free-floating System des kombinierten Anbieters Stadtteilauto Osnabrück weist nur einen geringen Anteil an Rundbuchungen auf [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.9]. Als Grund für den hohen Anteil von One-Way Fahrten in Osnabrück können erneut Rückführungsfahrten in die innenstadtnahen Tarifzonen angeführt werden. Für das free-floating System des kombinierten Anbieters stadtmobil Karlsruhe berichtet Schmitt (2019) von ähnlich hohen Rundbuchungsanteilen von etwa 70 Prozent [vgl. Schmitt (2019), S.42].

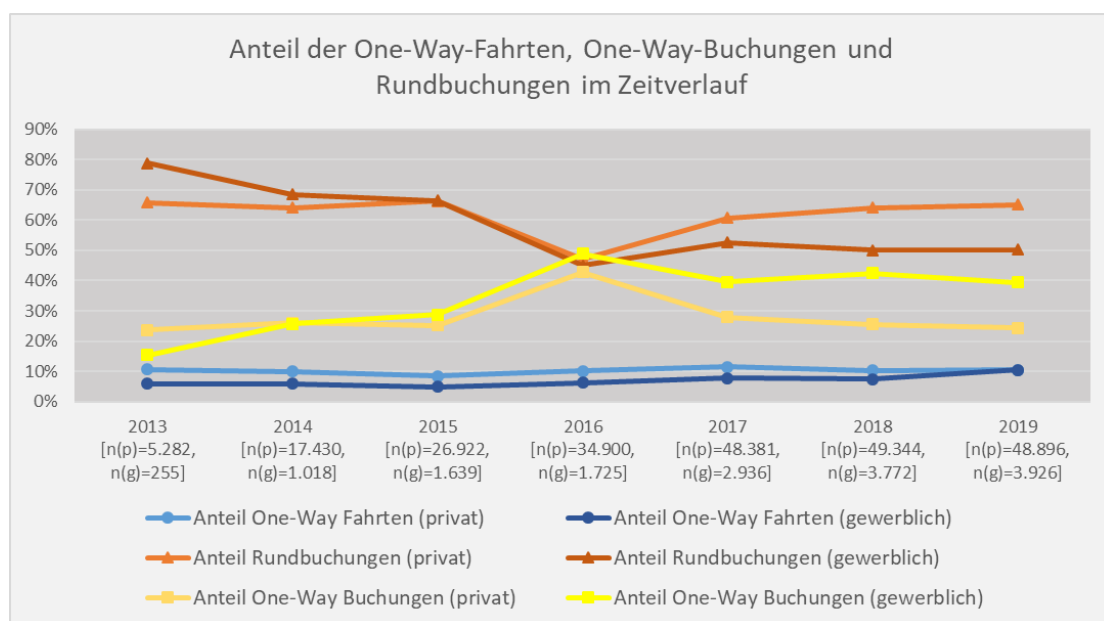


Abbildung 34: Anteile von One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen im Zeitverlauf
Quelle: Eigene Darstellung

Kundinnen von stadtmobil nutzen die stationsunabhängigen Fahrzeuge anteilmäßig etwas häufiger für Rundbuchungen als männliche Nutzer. Bei gewerblichen Buchungen hat der Anteil an Rundbuchungen im Verlauf der Jahre tendenziell abgenommen, befindet sich seit dem Jahr 2017 aber auf einem relativ konstanten Niveau.

Im Kontext der Analyse von One-Way Fahrten ist besonders interessant, in welchen Bereichen der Bedienegebiete Direktfahrten entstehen. Die JoeCar-Bedienegebiete der beiden Städte werden daher in Hexagone segmentiert, die eine horizontale und vertikale Ausdehnung von jeweils 300 Metern besitzen. Für jedes Hexagon wird das Verhältnis aus der Anzahl an One-Way Fahrten und der gesamten free-floating Buchungsanzahl berechnet. In Abbildung 35 ist zu erkennen, dass in der Stadt Mannheim mehr Bereiche existieren, die höhere Anteile an One-Way Fahrten aufweisen. Auf das ganze Bedienegebiet bezogen liegt der Anteil entsprechender Direktfahrten bei 13 Prozent. In Heidelberg ergibt sich ein Anteilswert von sechs Prozent. Als Grund für den höheren Anteil an One-Way Fahrten in Mannheim kann die größere Fläche des Bedienegebietes angeführt werden. Größere Bedienegebiete erhöhen den Aktionsradius potenzieller One-Way Fahrten. Höhere Anteile befinden sich insbesondere in der Nähe der beiden Hauptbahnhöfe sowie – in Bezug auf Mannheim – an den Bedienebietsgrenzen. In den Zentren der Wohnquartiere sind die Anteile von One-Way Fahrten hingegen gering.

Da der reine Anteilswert nichts über die Anzahl an One-Way Fahrten aussagt, wird in Abbildung 36 zudem die Dichte entsprechender Buchungen visualisiert. Da sich die Heatmaps der Buchungsstarts und Buchungsenden von One-Way Fahrten ähneln, wird die räumliche Konzentration nur in Bezug auf die Buchungsenden dargestellt. In Heidelberg sind zwei klare Hotspots zu erkennen. Viele der One-Way Fahrten enden am Heidelberger Hauptbahnhof oder im am weitesten von der Innenstadt entfernten, nördlichen Bereich des Bedienegebietes. In Mannheim sind die Häufungsstellen disperser im Raum verteilt. Neben dem Hauptbahnhof enden One-Way Fahrten häufig an den Bedienebietsgrenzen der Stadtteile Jungbusch, Almenhof, Schwetzingenstadt und Neckarstadt-Ost.

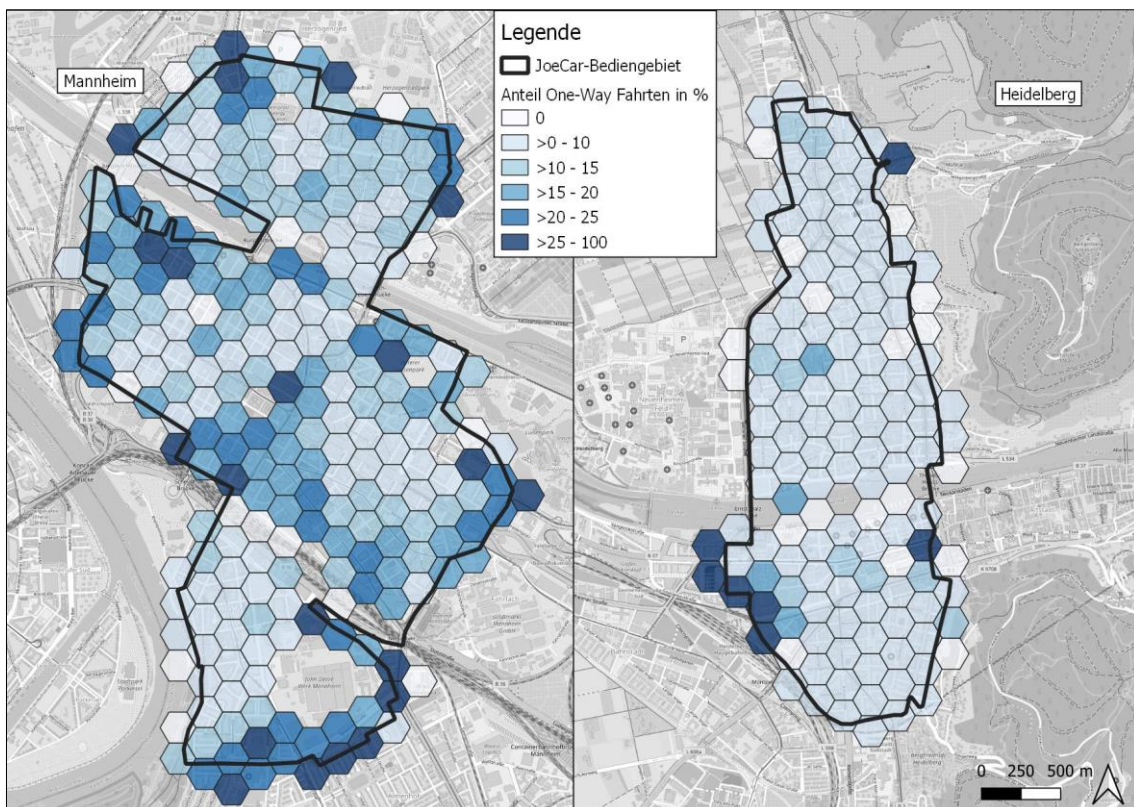


Abbildung 35: Anteil an One-Way Fahrten in Abhängigkeit der räumlichen Lage
 Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

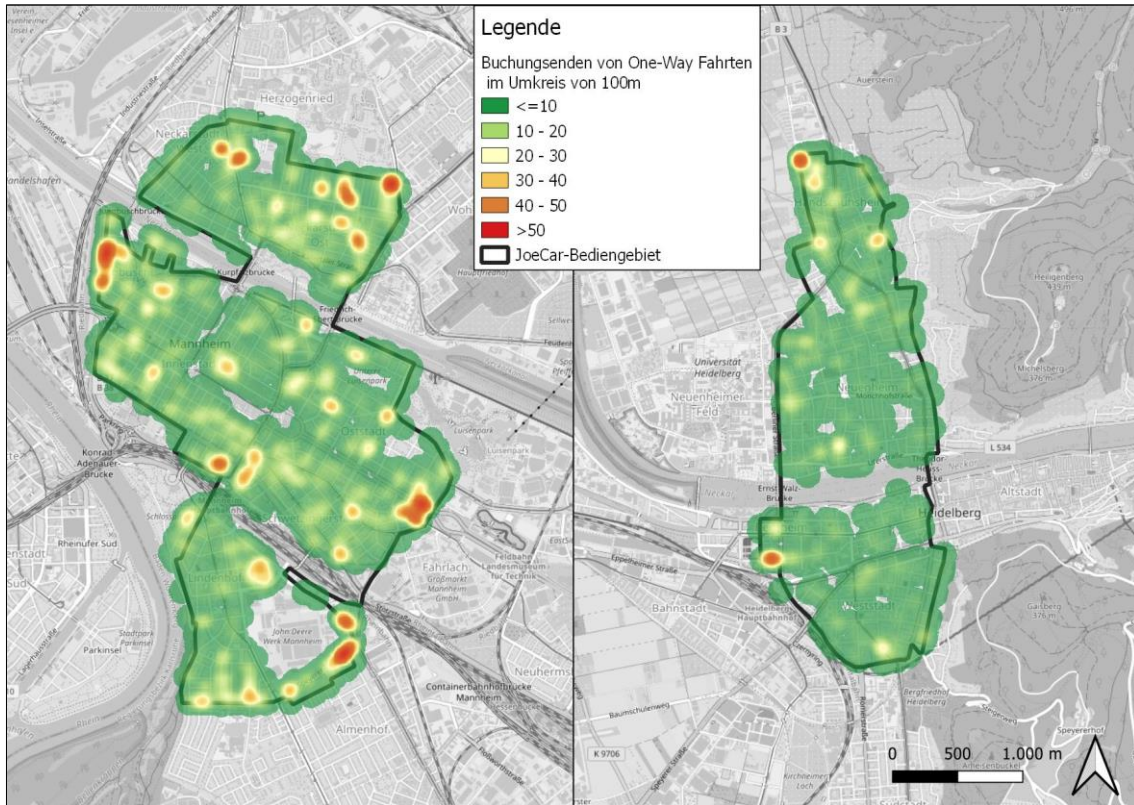


Abbildung 36: Räumliche Verteilung der Zielpositionen von One-Way Fahrten
 Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

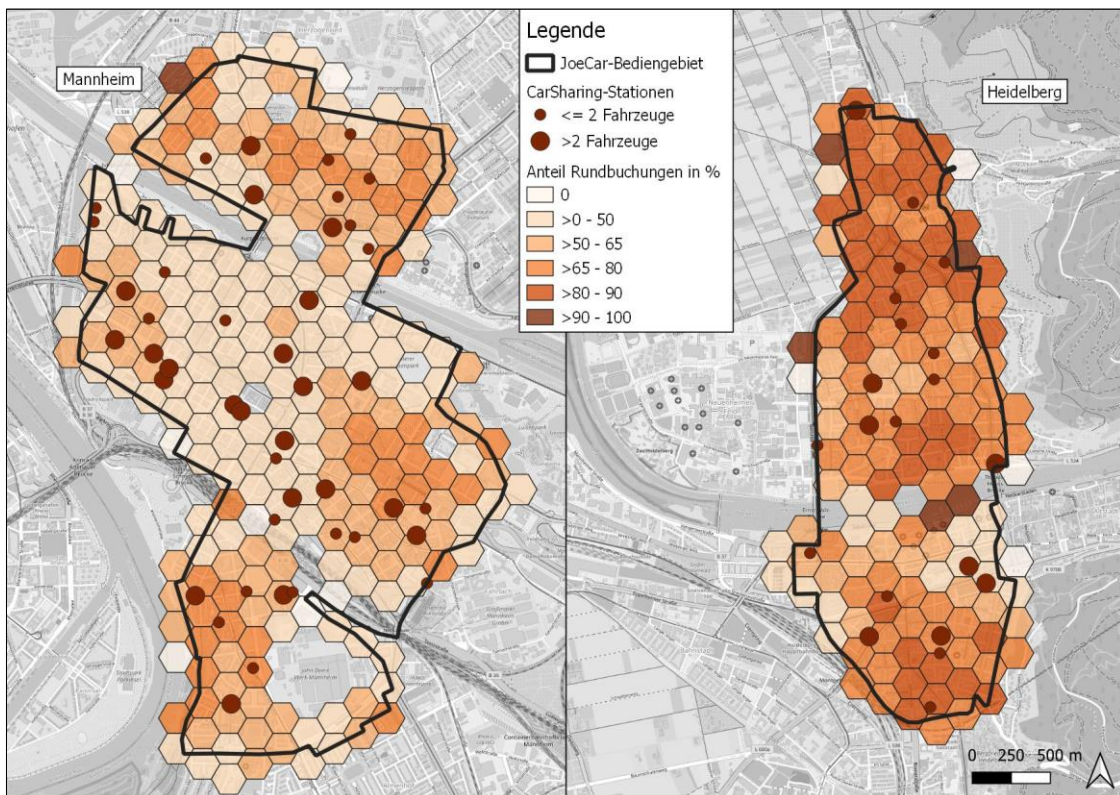


Abbildung 37: Anteil an Rundbuchungen in Abhängigkeit der räumlichen Lage
 Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

Im Vergleich zu One-Way Fahrten werden Rundbuchungen häufig in den Zentren der Wohnquartiere durchgeführt (vgl. Abbildung 37). Der Anteil an Rundbuchungen liegt in Mannheim bei 55 Prozent. In Heidelberg enden hingegen drei von vier Buchungen am Ort des Ausleihvorgangs. Aus der Abbildung ist zu erkennen, dass in Bereichen, in deren direktem Umfeld keine stationsbasierten Angebote existieren oder nur kleinere Stationen mit wenigen Fahrzeugen angeboten werden, höhere Rundbuchungsanteile erzielt werden. Als Beispiel kann die Mannheimer Oststadt angeführt werden, in der nur wenige CarSharing-Stationen liegen. Es kann vermutet werden, dass einige Kund*innen die free-floating Fahrzeuge als Alternative für stationsbasierte Fahrzeuge nutzen. In diesem Kontext kann angemerkt werden, dass die Nutzungsdauer der allermeisten stationsbasierten Buchungen nicht die maximale Nutzungsdauer stationsunabhängiger Fahrzeuge übersteigt. Insofern eine verlässliche Nutzung der JoeCars durch eine hohe Fahrzeugverfügbarkeit gewährleistet ist, kann das free-floating System für die meisten Nutzungsfälle als gleichwertige Alternative angesehen werden.⁴⁹ In den zentralen Bereichen der Mannheimer Innenstadt sind die Anteile an Rundbuchungen sowie One-Way Fahrten gering. Hieraus kann geschlossen werden, dass innerhalb der Quadrate verhältnismäßig viele One-Way Buchungen gestartet werden.⁵⁰

Eine tageszeitliche Analyse der verschiedenen Buchungsformen ist in Abbildung 38 dargestellt. Es zeigen sich klare tageszeitliche Muster. Zwischen 09:00 und 18:00 Uhr liegt der Anteil an One-Way Fahrten bei unter zehn Prozent. In den späten Abend- und Nachtstunden steigen die Anteile auf bis zu 30 Prozent an. Als Grund kann die in diesen Tageszeiten i.d.R. geringere Angebotsqualität des ÖPNVs angeführt werden. Auch der Anteil von One-Way Buchungen liegt in der Nacht auf einem höheren Niveau. Zwischen 05:00 und 18:00 Uhr liegt der Anteil an Rundbuchungen bei über 60 Prozent. Die Analyse im Wochenverlauf zeigt, dass die Anteile der drei Buchungsformen unter der Woche relativ konstant sind (vgl. Abbildung B4 in Anhang B). Die Anteile an Rundbuchungen befinden sich an den Tagen von Freitag bis Sonntag auf einem geringfügig höheren Niveau. Da an diesen Tagen die längsten durchschnittlichen Nutzungsdauern zu verzeichnen sind, kann vermutet werden, dass der etwas höhere Anteil an Rundbuchungen auf Ausflugsfahrten zurückzuführen ist. Rundbuchungen weisen auch bei einer Jahresbetrachtung in jedem Monat die höchsten Anteilswerte auf (vgl. Abbildung B5 in Anhang B). Die Anteile von One-Way Fahrten bleiben im Jahresverlauf relativ konstant, befinden sich in kälteren Monaten aber auf einem geringfügig höheren Niveau.

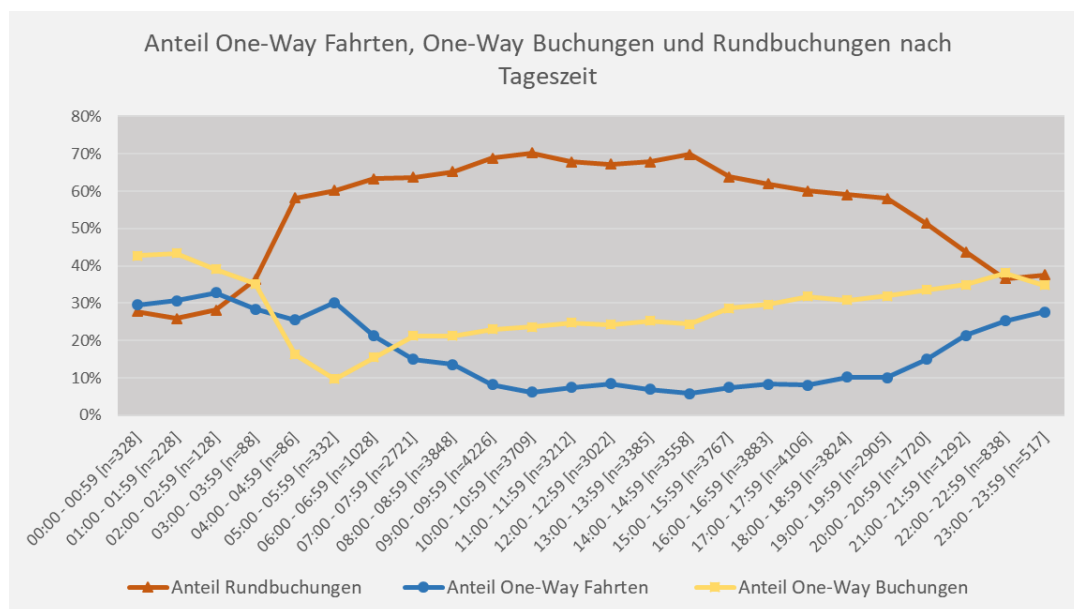


Abbildung 38: Anteile von One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen im Tagesverlauf
Quelle: Eigene Darstellung

⁴⁹ An dieser Stelle muss angemerkt werden, dass die Rückführung stationsbasierter Fahrzeuge an einen reservierten Stellplatz einen weiteren Nutzungsgrund und Vorteil gegenüber free-floating Systemen darstellen kann, insbesondere in Quartieren, in denen ein hoher Parkdruck herrscht.

⁵⁰ Aus Platzgründen erfolgt keine separate räumliche Analyse von One-Way Buchungen.

Neben Rundbuchungen, bei denen das Fahrzeug während der Buchung zum Startpunkt retourniert wird, existieren auch Fälle, bei denen die Buchung zwischenzeitlich beendet wird und bei denen die jeweiligen Nutzer*innen die Fahrzeuge erst im Rahmen einer getätigten Folgebuchung zum Ort des Ausleihvorgangs der ersten Buchung zurückbringen. Im Mittel beträgt die Dauer zwischen zwei Buchungen, die Kund*innen mit demselben Fahrzeug durchführen, etwas mehr als zehn Stunden (Arithmetisches Mittel: 10:12:05; Median: 07:20:00). Der Anteil von Buchungen, bei denen zwei separate Buchungen eine Rundbuchung darstellen, beträgt 10,8 Prozent.⁵¹ Berücksichtigt man nur Buchungen mit demselben Fahrzeug, dann liegt der Anteilswert bei 5,2 Prozent. Die Betrachtung der Buchungshäufigkeit von Kund*innen, die separate Buchungen zu Rundbuchungen kombinieren, zeigt, dass diese fast fünf Mal häufiger free-floating Fahrzeuge nutzen als Kund*innen, die keine entsprechenden Buchungen zu verzeichnen haben (vgl. auch Wielinski et al. (2019), S.42f). Es kann daher angenommen werden, dass Kund*innen, die das free-floating System häufig nutzen, die Fahrzeugverfügbarkeit bzw. die Verlässlichkeit des Systems besser einschätzen können und daher Buchungen häufiger beenden, anstatt sie während der Aktivitätsausführung weiterlaufen zu lassen.

Reservierungsvorlaufzeit stationsunabhängiger Buchungen

Im Gegensatz zu stationsbasierten Buchungen können free-floating Fahrzeuge spontan und ohne vorherige Festlegung der Nutzungsdauer entliehen werden. Durch das Vorhalten der stadtmobil-Kund*innenkarte lassen sich die Fahrzeuge entriegeln. Die Nutzungsdauer startet allerdings erst durch Eingabe des individuellen PINs in den Bordcomputer der Fahrzeuge. Das Öffnen per Karte kann daher als eigene Reservierungsform verstanden werden, bei der die Zeitdauer zwischen der Fahrzeugöffnung und der Eingabe des PINs die Reservierungsvorlaufzeit darstellt.

Die Fahrzeuge werden in 44 Prozent der Fälle per App gebucht. Buchungen per Karte kommen auf einen Anteil von 35 Prozent, Internetbuchungen auf 20 Prozent. Buchungen per Telefon werden – vermutlich aufgrund der anfallenden Gebühr von einem Euro – nur sehr selten getätigt. Kund*innen reiner free-floating Anbieter nutzen mit einem Anteil von knapp 75 Prozent vergleichsweise häufiger die Smartphone-App der CSO, jedoch wesentlich seltener die Website des Anbieters [vgl. Niels & Bogenberger (2017), S.126]. Wie in Abbildung 39 zu erkennen ist, werden etwa ein Drittel der privaten free-floating Buchungen mit einer sehr geringen Reservierungsvorlaufzeit von weniger als einer Minute gebucht. Die Fahrzeuge werden bei entsprechenden Buchungen in den meisten Fällen mittels der stadtmobil-Karte geöffnet.

Bei Reservierungsvorlaufzeiten von über fünf Minuten steigt der Anteil von Buchungen, die über die App oder das Internet getätigt werden. Knapp die Hälfte der privaten und etwa 40 Prozent der gewerblichen free-floating Buchungen starten innerhalb von fünf Minuten nach Reservierung der Fahrzeuge (vgl. Schmitt (2019), S.40 für vergleichbare Werte in Bezug auf das free-floating System in Karlsruhe). Bei einem gewissen Prozentsatz der Buchungen erfolgt der Nutzungsstart erst nach über 15 Minuten. Dies ist möglich, da das Buchungssystem von stadtmobil so angelegt ist, dass eine getätigte Reservierung erst nach 45 Minuten storniert wird. Im Mittel beträgt die Reservierungsvorlaufzeit bei Buchungen per Karte 44 Sekunden. Buchungen per App und Internet werden hingegen im Durchschnitt knapp zehn bzw. elf Minuten im Voraus getätigt.

Betrachtet man die durchschnittlichen Nutzungsdauern in Abhängigkeit der Reservierungsform, dann zeigt sich, dass Buchungen per Karte mit 156 Minuten die geringsten Nutzungsdauern aufweisen. Per App getätigte Buchungen dauern im Durchschnitt 202 Minuten, Internetbuchungen 249 Minuten. Ein Vergleich der mittleren Nutzungsdauern von Buchungen, die mit einer Reservierungsvorlaufzeit von weniger als zwei Minuten beginnen, mit Buchungen, die mindestens zwei Minuten im Voraus gebucht werden, zeigt einen statistisch signifikanten Unterschied, $t(46644,03) = -22,322$; $p < 0,001$. Spontane Buchungen mit sehr kurzen Reservierungsvorlaufzeiten weisen niedrigere Nutzungsdauern auf als Buchungen, bei denen die Vorlaufzeit bis zum Nutzungsstart höher ist. Die Differenzierung anhand des zweiminütigen Grenzwertes hat den Hintergrund, dass 95 Prozent aller Buchungen, die per Karte reserviert werden, innerhalb von zwei Minuten starten. Als Grund für den Unterschied kann angeführt werden, dass der Anteil an One-Way Fahrten bei Buchungen mit Reservierungsvorlaufzeiten unter

⁵¹ Berücksichtigt werden einfache Wege- bzw. „Buchungsketten“, bei denen die Luftlinienentfernung zwischen dem Startpunkt des ersten Weges und dem Endpunkt des zweiten Weges sowie zwischen dem Endpunkt des ersten Weges und dem Startpunkt des zweiten Weges höchstens 500 Meter beträgt. Darüber hinaus muss die Luftliniendistanz zwischen dem Start- und Endpunkt des ersten Weges mindestens 800 Metern betragen. Als weiteres Kriterium wurde festgelegt, dass Aktivität zwischen den beiden Buchungen nicht länger als zwölf Stunden dauern darf.

zwei Minuten besonders hoch ist. Dieser beträgt 18 Prozent und liegt somit drei Mal höher als der Direktfahrten-Anteil von Buchungen mit längeren Reservierungsvorlaufzeiten.

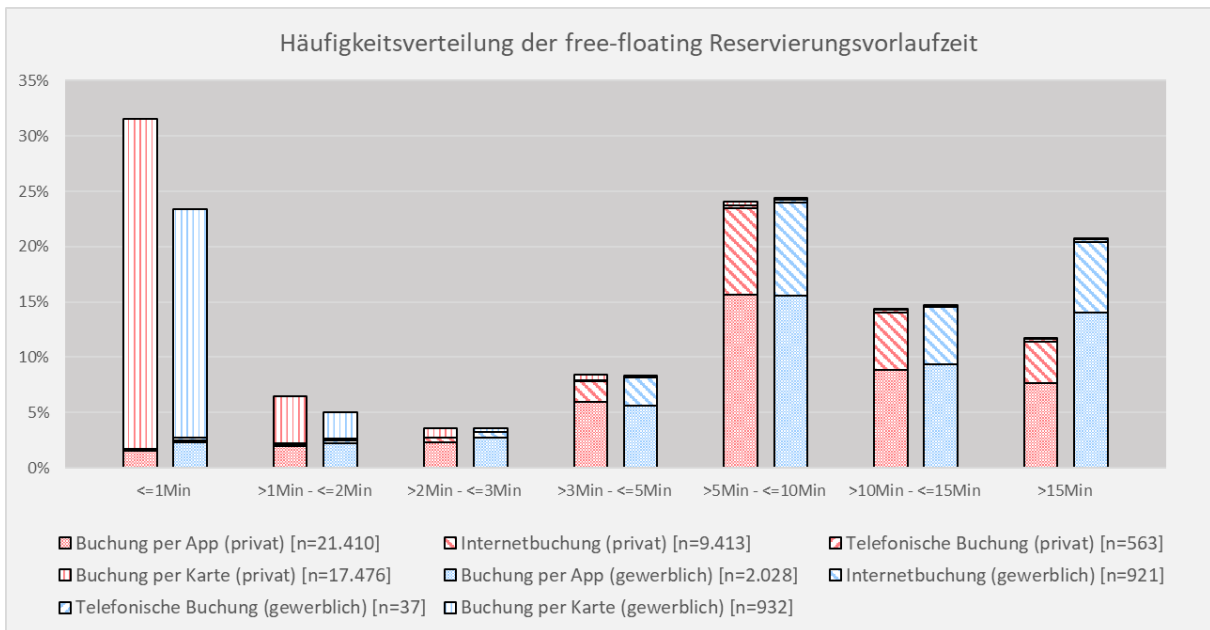


Abbildung 39: Häufigkeitsverteilung der Reservierungsvorlaufzeit von Buchungen mit free-floating Fahrzeugen

Quelle: Eigene Darstellung

Einfluss Wetter

JoeCar-Fahrzeuge sind ohne lange Reservierungszeiten flexibel nutzbar. Untersuchungsergebnisse anderer Studien zeigen, dass das Wetter einen Einfluss auf die free-floating Nutzung haben kann [vgl. z.B. Bogenberger et al. (2016), S.169f; Harz (2016), S.15]. Im Folgenden soll überprüft werden, ob die Buchungsfrequenz in Zeiträumen, in denen es geregnet hat, höher liegt als in Zeiträumen, in denen kein Niederschlag zu verzeichnen war.⁵² Der Auswertung liegt die Annahme zugrunde, dass auf free-floating Fahrzeuge – aufgrund der komfortableren Fortbewegungsmöglichkeit – bei Regen häufiger zurückgegriffen wird.

Als Datenbasis werden historische Daten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) für die Messstation Mannheim herangezogen, die im „Climate Data Center“ des DWD zur Verfügung gestellt werden. Auf Grund dessen wird die Auswertung der Buchungsdaten auf das Mannheimer free-floating System begrenzt. Um den potenziellen Einfluss von Niederschlägen in Mannheim feststellen zu können, werden für den Zeitraum von August 2016 bis Dezember 2019 die im zehnminütigen Intervall vorliegenden Niederschlagsdaten des DWD verwendet. Die Begrenzung des Untersuchungszeitraums auf die genannten 41 Monate erfolgt vor dem Hintergrund, dass im Juli 2016 die free-floating Fahrzeugflotte vergrößert wurde. Für jedes der knapp 180.000 Zeitfenster wird die Anzahl an Buchungen bestimmt und in Verbindung zur Niederschlagsintensität gesetzt. Bei der Verknüpfung der Wetter- und der stadtmobil-Buchungsdaten muss darauf geachtet werden, dass die Zeitstempel des DWD im UTC-Format vorliegen und die Uhrzeiten in den CarSharing-Daten in mitteleuropäischer (Sommer- und Winter-) Zeit angegeben werden. Die Zuordnung der Daten erfolgt auf Basis des Reservierungszeitpunktes der free-floating Fahrzeuge.

Die Analyse der Wetterdaten zeigt, dass in knapp sechs Prozent der zehnminütigen Zeitfenster Niederschläge vorliegen. Die Durchführung eines Mittelwertvergleiches offenbart, dass in Zeiträumen, in denen Niederschläge gemessen werden konnten, free-floating Fahrzeuge signifikant häufiger gebucht werden ($M=0,73$) als in Zeiträumen, in denen es nicht geregnet hat ($M=0,61$), $t(275,33) = -2,017$, $p = 0,045$. In Abbildung 40 ist die durchschnittliche Buchungsanzahl bei Regen und ohne Regen im Tagesverlauf dargestellt. Aus Darstellungszwecken wurden die zehnminütigen Zeitfenster auf Stundenbasis aggregiert. Es ist zu erkennen, dass free-floating Fahrzeuge im

⁵² Die ausschließliche Fokussierung auf Regenereignisse erfolgt vor dem Hintergrund, dass in der Literatur kein Zusammenhang zwischen der Temperatur und der Buchungshäufigkeit berichtet wird [vgl. Schmöller et al. (2015), S.44ff].

Zeitraum zwischen 07:00 und 20:00 Uhr bei Regen häufiger entliehen werden. In den Abend- und Nachtstunden bewegt sich die Buchungsfrequenz hingegen auf einem vergleichbaren Niveau. Die in der Abbildung enthaltenen Säulen zeigen, dass die Niederschlagsereignisse im Tagesverlauf relativ gleichverteilt sind. Auf die im Durchschnitt knapp 400 Zeitfenster mit Niederschlägen kommen pro Stunde etwa 7.000 Zeitfenster, in denen es nicht geregnet hat.

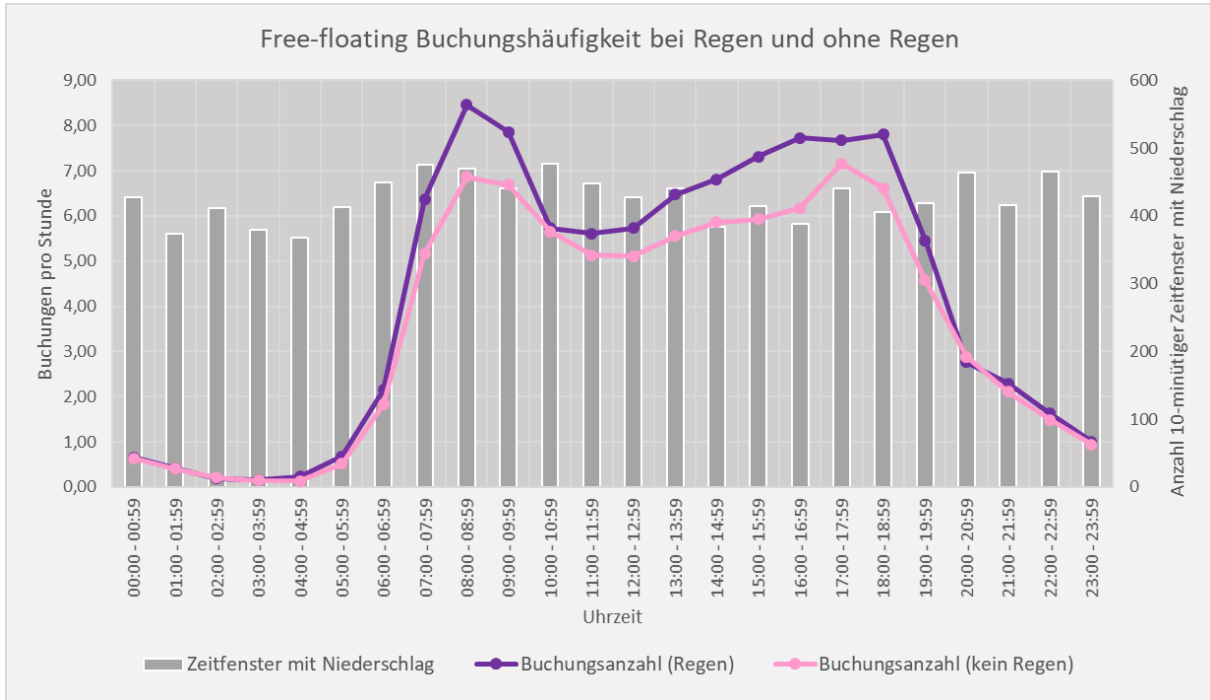


Abbildung 40: Buchungshäufigkeit von free-floating Fahrzeugen in Abhängigkeit des Wetters
Quelle: Eigene Darstellung

Eine Differenzierung kann hinsichtlich der Stärke des Niederschlages vorgenommen werden. Der DWD unterscheidet zwischen vier Regenarten in Abhängigkeit der Niederschlagsmenge pro Zeiteinheit. In Bezug auf ein Zeitintervall von zehn Minuten wird zwischen leichtem Regen (>0 mm bis <0,5 mm), mäßigem Regen (>=0,5 mm bis <1,7 mm), starkem Regen (>=1,7 bis <8,3 mm) sowie sehr starkem Regen (>=8,3 mm) unterschieden [vgl. <https://www.dwd.de>]. In Tabelle 10 sind die durchschnittliche Buchungszahl und Nutzungsdauer sowie der Anteil an One-Way Fahrten in Abhängigkeit der Niederschlagsintensität dargestellt.

Free-floating Fahrzeuge werden während Niederschlagsereignissen häufiger entliehen. Am höchsten ist die durchschnittliche Buchungshäufigkeit bei starkem bzw. sehr starkem Regen [vgl. auch Schmitt (2019), S.45; Harz (2016), S.14f]. Während bei leichtem und mäßigem Regen nur geringe Veränderungen der Anteile der One-Way Fahrten sowie der durchschnittlichen Nutzungsdauern zu verzeichnen sind, werden die free-floating Fahrzeuge bei Starkregen häufiger für kürzere Fahrten genutzt. Zu berücksichtigen sind allerdings die wenigen starken Niederschlagsereignisse, die in den betrachteten 41 Monaten erfasst werden konnten. So wurden nur in knapp 0,05 Prozent der zehnminütigen Zeitfenster Niederschlagshöhen von über 1,7 mm gemessen.

Tabelle 10: Free-floating Buchungen in Abhängigkeit der Niederschlagsintensität

Niederschlagsintensität im zehnminütigen Zeitfenster	Buchungen pro zehnminütigem Zeitfenster	Anteil One-Way Fahrten	Ø Nutzungsdauer [hh:mm:ss]
kein Regen (0 mm) [n=168.652]	0,61	12,6%	03:08:22
leichter Regen (>0 - <0,5 mm) [n=9.436]	0,73	13,7%	03:01:43
mäßiger Regen (>=0,5 - <1,7 mm) [n=706]	0,70	12,3%	03:19:39
starker Regen (>=1,7 - <8,3 mm) [n=78]	0,81	14,3%	01:47:07
sehr starker Regen (>=8,3 mm) [n=8]	0,88	28,6%	01:36:24

Quelle: Eigene Darstellung

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass Niederschlagsereignisse dazu führen, dass free-floating Fahrzeuge häufiger genutzt werden. Dies ist insbesondere im Zeitraum zwischen 07:00 und 20:00 Uhr der Fall. Hohe Niederschlagsmengen führen dazu, dass die JoeCars vermehrt auch für kürzere Fahrten genutzt werden.

4.3.3 Zwischenfazit

In Tabelle 11 sind die zentralen Ergebnisse der buchungsbezogenen Analysen zusammenfassend dargestellt. Die Ergebnisse beziehen sich auf die CarSharing-Nutzung privater Kund*innen. Eine Interpretation der Ergebnisse erfolgt auf den Seiten 104 bis 106.

Tabelle 11: Zusammenfassende Darstellung der buchungsbezogenen Analysen (private Nutzung)

	Ergebnisse
Häufigkeit von Buchungen	<ul style="list-style-type: none"> • höhere Anzahl an Entleihvorgängen mit free-floating Fahrzeugen als mit stationsbasierten Fahrzeugen (1,42 Buchungen/Tag zu 0,94 Buchungen/Tag) • kleinere Fahrzeugeinheiten werden anteilmäßig häufiger gebucht • höhere (tägliche) Auslastung der stationsbasierten Fahrzeuge im Vergleich zu den free-floating Fahrzeugen aufgrund längerer Nutzungsdauern (06:59:12 zu 04:50:31) • höhere jährliche Laufleistung mit stationsbasierten Fahrzeugen im Vergleich zu free-floating Fahrzeugen (~24.000 km zu ~14.000 km)
Nutzungsdauer & Buchungsdistanz	<ul style="list-style-type: none"> • stationsbasierte Buchungen sind durchschnittlich mehr als doppelt so lang und doppelt so weit wie free-floating Buchungen (07:25:27 zu 03:16:18; 70,3 km zu 26,4 km) • für längere Buchungen werden häufiger größere bzw. luxuriösere Fahrzeuge gewählt • etwa ein Viertel der free-floating Buchungen haben eine Dauer von weniger als 30 Minuten • 98% der free-floating Buchungen und 95% der stationsbasierten Buchungen dauern nicht länger als einen Tag • ähnliche Fahrzeit-Verhältnisse von free-floating und stationsbasierten Buchungen • free-floating Buchungen des kombinierten Systems sind im Durchschnitt wesentlich länger und weiter als Buchungen reiner free-floating Anbieter
Räumliche Analyse	<ul style="list-style-type: none"> • Buchungsschwerpunkte hauptsächlich in hochverdichteten Wohnquartieren mit hoher Kund*innendichte • Free-floating Buchungsschwerpunkte in der Nähe von Stationen mit geringen Verfügbarkeitswerten • in Mannheim werden mehr One-Way-Fahrten durchgeführt aufgrund des größeren Bedienegebietes • One-Way-Fahrten starten bzw. enden häufig in Bahnhofsnähe oder an den Bedienebietsgrenzen • innerhalb von Wohnquartieren sowie in Gebieten ohne CarSharing-Stationen werden free-floating Fahrzeuge primär für Rundbuchungen genutzt
Zeitliche Analyse	<ul style="list-style-type: none"> • ähnliche tageszeitliche und wöchentliche Nutzungsverläufe mit free-floating und stationsbasierten Fahrzeugen • unter der Woche mit Nachfragespitzen am Morgen und in den frühen Abendstunden; am Wochenende mit Nachfragespitzen am Vormittag • nachts und in den späten Abendstunden werden anteilmäßig mehr One-Way-Fahrten durchgeführt • höhere Nachfrage an Freitagen und insb. Samstagen • anteilmäßig geringfügig höhere free-floating Nutzung unter der Woche; höhere stationsbasierte Nutzung an Samstagen und Sonntagen • geringfügig höheres Nutzungsniveau mit free-floating Fahrzeugen in den Wintermonaten; unterdurchschnittlich in den Monaten Juli und August

	<ul style="list-style-type: none"> • geringfügig höheres Nutzungsniveau mit stationsbasierten Fahrzeugen in den Monaten von Mai bis Juli; geringe Buchungsanzahl und hohe Nutzungsdauer im Monat August deuten auf Urlaubsfahrten hin
Nutzungszwecke	<ul style="list-style-type: none"> • free-floating und stationsbasierte Fahrzeuge werden für ähnliche Wegezwecke eingesetzt • Freizeit- und Einkaufsaktivitäten stellen die primären Nutzungszwecke dar • mit stationsbasierten Fahrzeugen werden etwas mehr Fahrten pro Buchung durchgeführt als mit free-floating Fahrzeugen (3,1 zu 2,5) • die CarSharing-Fahrzeuge von stadtmobil Rhein-Neckar werden nur selten im Rahmen intermodaler Wege eingesetzt
Reservierungsvorlaufzeit	<ul style="list-style-type: none"> • die durchschnittliche Reservierungsvorlaufzeit für stationsbasierte Fahrzeuge beträgt 63 Stunden; für Buchungen mit höheren Nutzungsdauern werden die Fahrzeuge länger im Voraus gebucht • Buchungen, bei denen free-floating Fahrzeuge nicht reserviert, sondern per Kund*innenkarte „freigeschaltet“ werden, weisen geringere Nutzungsdauern auf
Anteile One-Way-Fahrten	<ul style="list-style-type: none"> • zwei Drittel der free-floating Buchungen sind Rundbuchungen; etwa zehn Prozent sind One-Way-Fahrten • Vielnutzer*innen kombinieren häufiger (zwei) One-Way-Fahrten bzw. -Buchungen zu „Rundbuchungen“
Wettereinflüsse	<ul style="list-style-type: none"> • höhere free-floating Buchungsfrequenz während Niederschlagsereignissen (insb. im Zeitraum von 07:00 bis 20:00 Uhr) • Verringerung der durchschnittlichen Nutzungsdauern mit free-floating Fahrzeugen bei starkem und sehr starkem Regen • Anstieg des Anteils an One-Way-Fahrten bei starkem und sehr starkem Regen

Quelle: Eigene Darstellung

4.4 Kund*innenbezogene Analysen

In diesem Kapitel steht das Nutzungsverhalten der Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar im Fokus. Es soll untersucht werden, ob Kund*innen, die beide Angebotsformen in Anspruch nehmen, ein anderes Nutzungsverhalten aufweisen als Kund*innen, die nur auf eine der beiden CarSharing-Formen zurückgreifen. Einleitend wird dargestellt, in welcher Frequenz Kund*innen Fahrzeuge der CSO entleihen und wie hoch der Anteil derjenigen Kund*innen ist, die das free-floating CarSharing nutzen oder in der Vergangenheit genutzt haben. In Kapitel 4.4.1 werden schließlich Nutzer*innengruppen gebildet und hinsichtlich ihres Nutzungsverhaltens unterschieden. In den darauffolgenden Kapiteln findet mittels einer Clusteranalyse eine differenziertere Analyse des Nutzungsverhaltens von Kombinerer*innen beider Systeme statt. Im Rahmen der kund*innenbezogenen Analysen werden ausschließlich private CarSharer*innen berücksichtigt, deren Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete liegt.

Im Durchschnitt nutzen die knapp 4.100 Kund*innen an jedem 18. Tag ein CarSharing-Fahrzeug. Werden ausschließlich aktive Kund*innen berücksichtigt, liegt der Durchschnittswert bei einer Buchung alle zwei Wochen. In Einklang mit Becker et al. (2015) werden Kund*innen als aktiv eingestuft, wenn sie innerhalb eines Jahres mindestens eine Buchung zu verzeichnen hatten [vgl. Becker et al. (2015), S.15]. Der Anteil von Kund*innen, die im Jahr 2019 zwar angemeldet, aber nicht aktiv waren, liegt bei 19 Prozent und somit unter den in der Literatur berichteten Anteilswerten von 24 bis 40 Prozent [vgl. Loose (2010a), S.55; Sioui et al. (2013), S.60; Wilke et al. (2007), S.44; Haefeli et al. (2006), S.26; Maertins (2006), S.8]. Über 70 Prozent der Kund*innen, die 2019 stationsbasierte Fahrzeuge entliehen haben, nutzen mehr als eine CarSharing-Station. Ähnliche Anteilswerte berichten Kumar & Bierlaire (2012) [vgl. Kumar & Bierlaire (2012), S.9]. Im Durchschnitt werden 3,2 Stationen genutzt. Die am häufigsten genutzte Station weist einen durchschnittlichen Anteil von 65 Prozent auf.

Die meisten der untersuchten Kund*innen beschränken ihre CarSharing-Nutzung auf eine der beiden Städte. Nur knapp zwei Prozent haben 2019 sowohl in Mannheim als auch Heidelberg CarSharing-Fahrzeuge entliehen. Die durchschnittliche jährliche Fahrleistung der Kund*innen mit Fahrzeugen von stadtmobil Rhein-Neckar liegt

bei 893 Kilometern. Werden erneut nur aktive Kund*innen berücksichtigt, liegt die Fahrleistung bei 1.120 Kilometern pro Jahr. Hiervon entfallen 1.014 Kilometer auf stationsbasierte und 106 Kilometer auf free-floating Fahrzeuge.

Kund*innen, die im Jahr vor der Anmeldung bei der CSO oder nach dem Beitritt private Fahrzeuge ersatzlos abgeschafft haben, nutzen das CarSharing häufiger als Kund*innen, die zu keinem Zeitpunkt einen Pkw besessen haben. Dies deckt sich mit den Studienergebnissen von Firnkorn & Müller (2012) [vgl. Firnkorn & Müller (2012), S.274f].

Von den innerhalb der Bedienegebiete ansässigen Kund*innen, die im Jahr 2019 angemeldet waren, haben 63 Prozent während ihrer stadtmobil-Mitgliedschaft mindestens eine free-floating Buchung zu verzeichnen. Knapp ein Drittel der aktiven Kund*innen nutzten im Untersuchungsjahr häufiger das JoeCar-Angebot als stationsbasierte Fahrzeuge. Im Vergleich hierzu liegt der Anteil aktiver Mannheimer und Heidelberger Kund*innen mit Wohnsitz außerhalb der Bedienegebiete und free-floating Nutzung bei nur 22 Prozent. In Abbildung 41 ist der Anteil von Kund*innen dargestellt, die 2019 free-floating Fahrzeuge entliehen haben. Insbesondere in der Mannheimer Innenstadt sowie in dem sich durch eine hohe Stationsdichte auszeichnenden Stadtteil Schwetzingenstadt sind die Anteile an Kund*innen mit free-floating Nutzung am niedrigsten. In Heidelberg weisen insbesondere die Stadtteile nördlich des Neckars höhere Anteile auf (vgl. Abbildung B6 in Anhang B). Es ist auffallend, dass in Stadtteilen, die in der Nähe der beiden Hauptbahnhöfe liegen, anteilmäßig weniger Kund*innen wohnen, die das JoeCar-Angebot nutzen. Ein möglicher Grund besteht darin, dass intermodale Wege mit dem CarSharing als Zu- bzw. Abbringer zum/vom Schienenverkehr weniger Relevanz besitzen, wenn der Wohnort in der Nähe des Bahnhofs liegt. Wie im Rahmen der Mobilitätserhebung ermittelt wurde, ist der Anteil intermodaler Wege jedoch gering. Als weiterer Grund für höhere Anteile in den äußeren Stadtteilen kann die Attraktivität der Innenstädte für Freizeit- und Einkaufszwecke angeführt werden. Da Wege aus den äußeren Stadtteilen in die Innenstädte eine längere Wegstrecke implizieren, erhöht sich der Bedarf für motorisierte Verkehrsmittel und somit auch potenziell für das für One-Way Fahrten geeignete free-floating CarSharing.

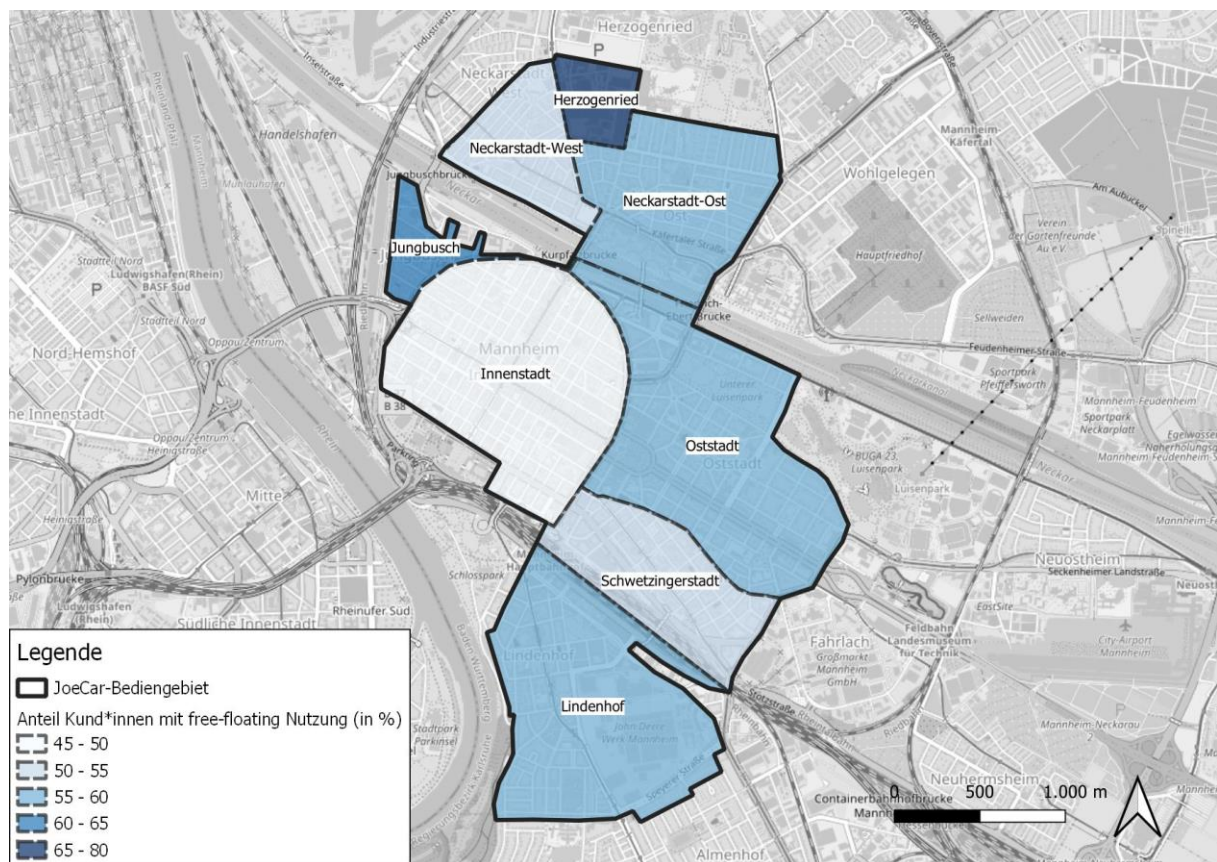


Abbildung 41: Anteil von Kund*innen mit free-floating Nutzung nach Stadtteilen (Mannheim)

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

Ein Großteil der free-floating Buchungen hat einen räumlichen Bezug zum Wohnort der CarSharing-Kund*innen. Etwa 90 Prozent der Buchungen starten oder enden innerhalb eines Umkreises von 500 Metern um den Wohnsitz der Kund*innen. Harz (2016) kommt bei seiner Analyse eines reinen free-floating Angebots auf einen Anteilswert von 60 Prozent [vgl. Harz (2016), S.12]. Bei dem free-floating System eines kombinierten CarSharing-Anbieters im kanadischen Montreal weisen knapp 70 Prozent der Buchungen einen Wohnortsbezug auf [Wielinski et al. (2019), S.41]. Der höhere Wert in Bezug auf die Städte Mannheim und Heidelberg kann auf die vergleichsweise kleineren Bedienggebiete zurückgeführt werden.

Zur Analyse, wie sich das Nutzungsverhalten von Kund*innen durch das free-floating Angebot verändert hat, werden die Buchungshäufigkeiten im Jahr vor und nach der ersten free-floating Buchung miteinander verglichen. Für die Analyse werden ausschließlich Kund*innen berücksichtigt, die mindestens zwölf Monate vor und nach der ersten JoeCar-Nutzung bei stadtmobil angemeldet und zudem nicht inaktiv waren. Die Auswertung ist folglich nicht auf das Jahr 2019 begrenzt. Aus Abbildung 42 ist ersichtlich, dass die erste JoeCar-Nutzung zu keiner einheitlichen Veränderung der Buchungshäufigkeit geführt hat. Zwei Drittel der untersuchten Kund*innen entleihen im Folgejahr ihrer ersten JoeCar-Buchung jedoch häufiger CarSharing-Fahrzeuge als im Jahr zuvor. Knapp ein Drittel nutzt das CarSharing im Durchschnitt sogar mindestens einmal mehr pro Monat. Im Mittel liegt die Steigerung der Buchungshäufigkeit bei 42 Prozent.

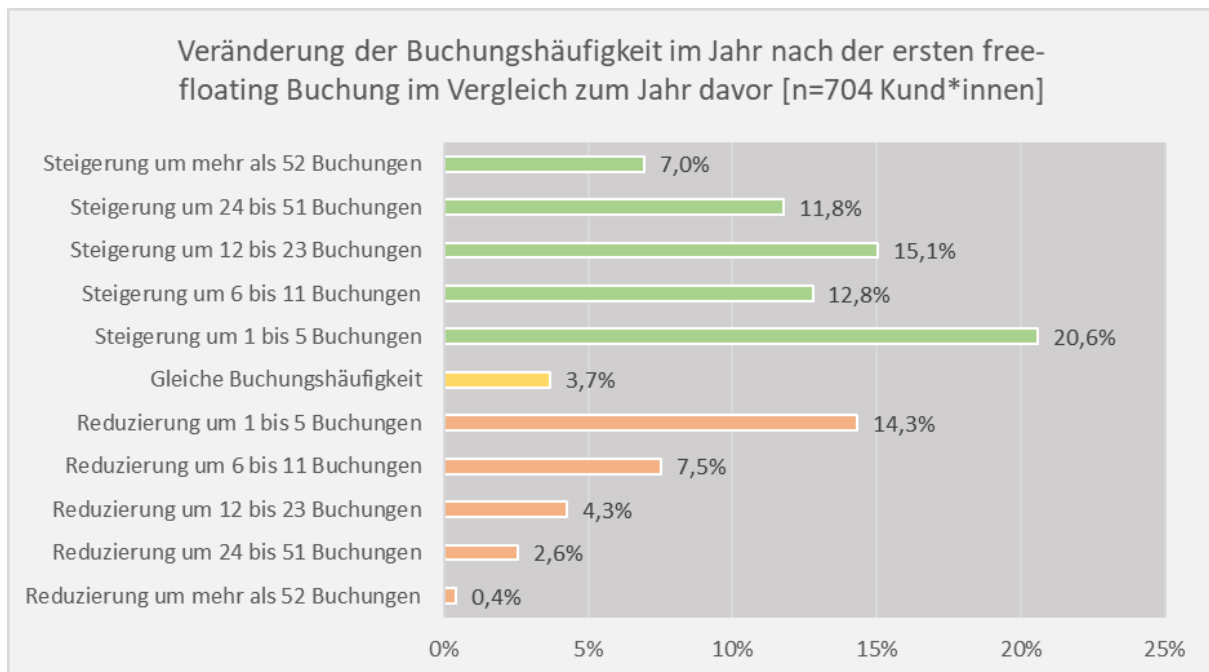


Abbildung 42: Veränderung der Buchungshäufigkeit nach der ersten free-floating Buchung

Quelle: Eigene Darstellung

4.4.1 Analyse des Buchungsverhaltens unterschiedlicher Nutzer*innengruppen

Die untersuchten CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar weisen ein heterogenes Buchungsverhalten auf. In diesem Kapitel soll analysiert werden, wie sich die CarSharing-Nutzung von Kund*innen, die auf free-floating Fahrzeuge zurückgreifen, von denjenigen Kund*innen, die nur stationsbasierte Fahrzeuge entleihen, unterscheidet. Eine Differenzierung wird zudem vorgenommen, je nachdem, ob ausschließlich free-floating Fahrzeuge genutzt werden oder eine Kombination beider Angebotsformen stattfindet. Die Analyse des Buchungsverhaltens erfolgt demnach für die drei Gruppen der stationsbasierten Nutzer*innen, der free-floating Nutzer*innen sowie der Kombiniierer*innen beider Systeme. Grundlage ist das Buchungsverhalten innerhalb des Jahres 2019. Im nachfolgenden Kapitel wird eine feinere Einteilung der Nutzer*innen vorgenommen.

Die Sinnhaftigkeit einer solchen Einteilung auf jährlicher Basis bzw. die Generalisierbarkeit der Ergebnisse hängt von der Konstanz des Nutzungsverhaltens ab. Es wird daher untersucht, wie hoch der Anteil derjenigen Kund*innen ist, die in mehreren Jahren anhand ihres jährlichen Buchungsverhaltens derselben Nutzer*innen-

gruppe zugeordnet werden können. Als Grundlage dienen die Jahre 2017 bis 2019. Die Wahl des Zeitraums erfolgt vor dem Hintergrund, dass in den drei Jahren keine bedeutenden Veränderungen der JoeCar-Bediengrößen vorgenommen wurden und die Größe der Fahrzeugflotte relativ konstant war, wodurch vergleichbare Rahmenbedingungen gewährleistet sind. Berücksichtigt werden alle Kund*innen, die 2019 innerhalb der JoeCar-Bediengebiete wohnten, in dem kompletten Untersuchungszeitraum bei der CSO angemeldet waren und in jedem Jahr mindestens zwei Buchungen zu verzeichnen hatten. Die Analyse zeigt, dass knapp drei Viertel der untersuchten Kund*innen in jedem der drei Jahre derselben CarSharing-Gruppe zugeordnet werden konnten. In Anbetracht möglicher Wohnortwechsel der Kund*innen innerhalb des Zeitraums und der damit häufig einhergehenden Veränderungen des Mobilitätsverhaltens erscheint der Anteil an Kund*innen mit gleichbleibender Gruppenzuordnung ausreichend hoch und der Klassifizierungsansatz legitim. Als weiteres Argument kann angeführt werden, dass 76 Prozent der Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der Bediengebiete, die im Jahr 2019 ausschließlich stationsbasierte Fahrzeuge genutzt haben, während ihrer gesamten Mitgliedschaft bei stadtmobil Rhein-Neckar keine einzige Buchung von JoeCar-Fahrzeugen zu verzeichnen hatten. Diejenigen stationsbasierten Nutzer*innen, die vor dem Jahr 2019 bereits einmal auf stationsunabhängige Fahrzeuge zurückgegriffen haben, weisen eine sehr geringe free-floating Buchungsanzahl auf. Seit ihrer Anmeldung bzw. seit der Implementierung des JoeCar-Systems im Juli 2013 haben diese Kund*innen durchschnittlich nur 0,22 free-floating Buchungen pro Monat durchgeführt – verglichen mit 1,86 free-floating Buchungen von Kund*innen, die 2019 beide Angebotsformen kombinierten.

Der Anteil von Kombinerer*innen sowie stationsbasierter Nutzer*innen ist mit 45 sowie 44 Prozent ähnlich hoch. Trotz der vergleichbaren Kund*innenzahl sind stationsbasierte Nutzer*innen nur für 18 Prozent der Buchungen verantwortlich, auf Kombinerer*innen beider Angebote entfallen hingegen drei Viertel aller Buchungen. Weniger Kund*innen nutzen ausschließlich stationsunabhängige Fahrzeuge. Der Anteil reiner free-floating Nutzer*innen beträgt elf Prozent. Sieben Prozent der Buchungen können dieser CarSharing-Gruppe zugeordnet werden. Aufgrund der hohen Anzahl an Entleihvorgängen weist die Gruppe der Kombinerer*innen die höchste Buchungsfrequenz auf. Im Durchschnitt nutzen sie jeden neunten Tag ein CarSharing-Fahrzeug. Free-floating Nutzer*innen entleihen im Mittel nur jeden 22. Tag ein JoeCar. Die niedrigste Buchungsfrequenz weisen stationsbasierte Nutzer*innen auf. Sie buchen durchschnittlich jeden 33. Tag und somit seltener als monatlich ein CarSharing-Fahrzeug. Auch in anderen Studien wird berichtet, dass Kund*innen, die beide Angebotsformen nutzen, höhere Buchungsfrequenzen aufweisen [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.42].

Die Unterschiede in der Buchungshäufigkeit spiegeln sich auch in der Wahl der Tarife wieder. Kombinerer*innen stellen den höchsten Anteil an Kund*innen mit plus-Tarif, für den zwar eine höhere monatliche Grundgebühr gezahlt werden muss, der dafür aber preiswertere Fahrten ermöglicht (vgl. Tabelle 12). Der relative Anteil ist mit zwei Prozent jedoch ebenfalls niedrig. Im Vergleich zu den anderen beiden Gruppen ist der Anteil der free-floating Kund*innen am monatsbeitragsbefreiten, dafür aber buchungsbezogen teureren mikro-Tarif mit 40 Prozent am höchsten. Der Classic/VRN-Tarif wird bei allen drei Gruppen am häufigsten genutzt.

Tabelle 12: Genutzte Tarife nach CarSharing-Gruppen

Tarif	Kombinerer*innen	Stationsbasierte Nutzer*innen	Free-floating Nutzer*innen
plus	2%	1%	0%
Classic/VRN	76%	64%	60%
mikro	23%	35%	40%

Quelle: Eigene Darstellung

Da das Nutzungsverhalten innerhalb der CarSharing-Gruppen nicht homogen ist, wird in Abbildung 43 dargestellt, wie sich die Buchungshäufigkeit von Kund*innen der drei Gruppen verteilt. Knapp drei Viertel der stationsbasierten sowie der free-floating Nutzer*innen entleihen seltener als monatlich ein CarSharing-Fahrzeug. Nur wenige dieser Kund*innen nutzen die Angebote im Mittel häufiger als wöchentlich. Ein anderes Bild ergibt sich in Bezug auf Kombinerer*innen. Diese nutzen zu über 70 Prozent häufiger als monatlich das CarSharing, knapp ein Viertel sogar mindestens wöchentlich. In der Abbildung ist zudem als blaue Kurve dargestellt, wie hoch der Anteil des free-floating CarSharings innerhalb der auf der Buchungshäufigkeit basierenden Kategorien ist. Dieser

steigt mit zunehmender Buchungshäufigkeit an. Während nur knapp ein Viertel der Buchungen von Kund*innen, die im Jahr nicht mehr als fünf Buchungen zu verzeichnen haben, stationsunabhängig stattfinden, sind dies bei Kund*innen, die das CarSharing-Angebot im Durchschnitt mindestens wöchentlich in Anspruch nehmen, über 60 Prozent.

In Abbildung 44 ist dargestellt, dass wenige Kund*innen für einen großen Anteil der CarSharing-Buchungen verantwortlich sind. Dies deckt sich grundsätzlich mit anderen Studienergebnissen [vgl. Loose (2010a), S.29]. In Bezug auf alle aktiven, privaten Kund*innen entfällt fast die Hälfte aller Buchungen auf nur zehn Prozent der aktivsten Nutzer*innen. Etwa 30 Prozent sind für 80 Prozent der Buchungen verantwortlich. Dies zeigt abermals, dass ein Großteil der Kund*innen das CarSharing-Angebot nur selten nutzt und wenige Kund*innen die Fahrzeuge regelmäßig in ihre Mobilität integrieren. Ein ähnliches Bild ergibt sich, wenn zwischen Nutzer*innen der drei CarSharing-Gruppen differenziert wird. Das Nutzungsverhalten von Kombinerer*innen beider Systeme ist etwas ausgeglichener. Aber auch bei dieser Gruppe sind knapp 30 Prozent der Kund*innen für 70 Prozent der Buchungen verantwortlich.

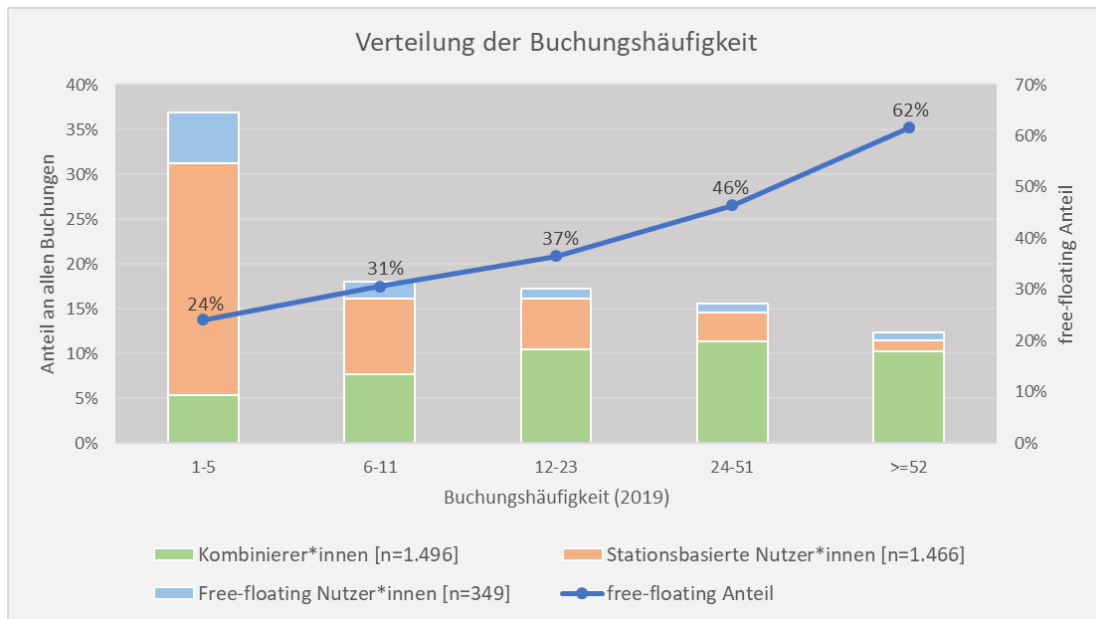


Abbildung 43: Verteilung der Buchungshäufigkeit

Quelle: Eigene Darstellung

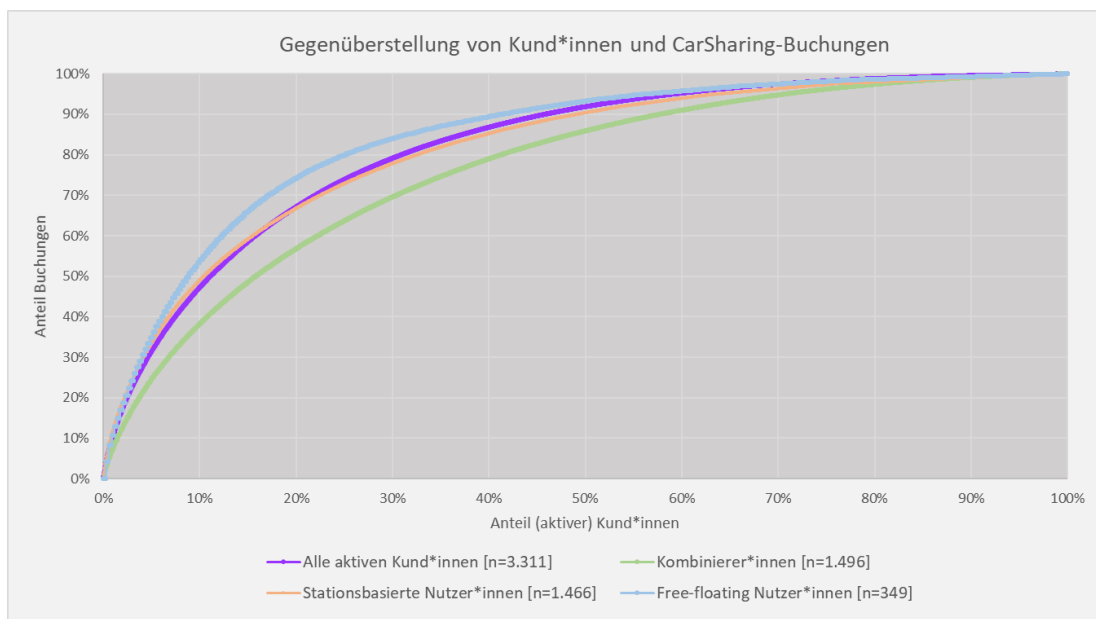


Abbildung 44: Gegenüberstellung von Kund*innen und CarSharing-Buchungen

Quelle: Eigene Darstellung

Ein statistischer Vergleich des Buchungsverhaltens sowie soziodemographischer Kennwerte zwischen Kombinerer*innen und stationsbasierten Nutzer*innen sowie Kombinerer*innen und free-floating Nutzer*innen ist in Tabelle 13 dargestellt. Bezüglich des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings weisen Kombinerer*innen statistisch signifikant höhere Buchungshäufigkeiten auf als die jeweilige Vergleichsgruppe. Die höhere stationsbasierte Buchungsfrequenz von Kund*innen, die beide Angebotsformen nutzen, deckt sich mit den Ergebnissen der Untersuchungen von Wu et al. (2019a) und Schreier & Keßler (2017). Demnach weisen Londoner CarSharing-Kund*innen, die zusätzlich bei reinen free-floating Anbietern angemeldet sind, eine höhere durchschnittliche Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen auf als Kund*innen mit exklusiver Mitglied bei einer stationsbasierten CSO [vgl. Wu et al. (2019a), S.10]. In Osnabrück nutzen Kombinerer*innen beider Systeme ebenfalls häufiger das stationsbasierte CarSharing als reine stationsbasierte Nutzer*innen [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.17].

Die hohe Buchungshäufigkeit resultiert in einer höheren jährlichen Fahrleistung von Kombinerer*innen mit CarSharing-Fahrzeugen. Im Durchschnitt werden im Jahr 1.500 Kilometer zurückgelegt. Auf den Tag gerechnet sind dies 4,1 Kilometer. Stationsbasierte Nutzer*innen fahren durchschnittlich 580 Kilometer pro Jahr bzw. 1,6 Kilometer pro Tag. Bei free-floating Nutzer*innen sind es jährlich 401 Kilometer bzw. täglich 1,1 Kilometer.

Hinsichtlich der stationsbasierten Buchungsdistanzen sowie Reservierungsvorlaufzeiten existieren signifikante Unterschiede zwischen Kombinerer*innen und stationsbasierten Nutzer*innen. Kombinerer*innen reservieren die Fahrzeuge weniger lang im Voraus und fahren während der Buchungen weniger Kilometer. Trotz der niedrigen buchungsbezogenen Distanz nutzt diese Gruppe die Fahrzeuge im Durchschnitt fast 20 Minuten länger. Der Unterschied ist jedoch statistisch nicht signifikant. In Bezug auf die Wahl der sechs Fahrzeugklassen existieren keine Unterschiede zwischen stationsbasierten Nutzer*innen und Kombinerer*innen (vgl. Abbildung B7 in Anhang B).

Keine statistisch signifikanten Unterschiede können zudem hinsichtlich des Alters der Kund*innen, der Anteile von Rundbuchungen und One-Way Fahrten sowie der stationsunabhängigen Buchungsdistanzen festgestellt werden. Die Nutzungsdauern sowie die Reservierungsvorlaufzeiten sind bei Kombinerer*innen hingegen signifikant länger als bei reinen free-floating Nutzer*innen. Auch in Bezug auf das Geschlecht können nur zwischen diesen beiden CarSharing-Gruppen signifikante Unterschiede ermittelt werden. Der Anteil weiblicher Kund*innen ist bei der Gruppe der reinen free-floating Nutzer*innen höher.

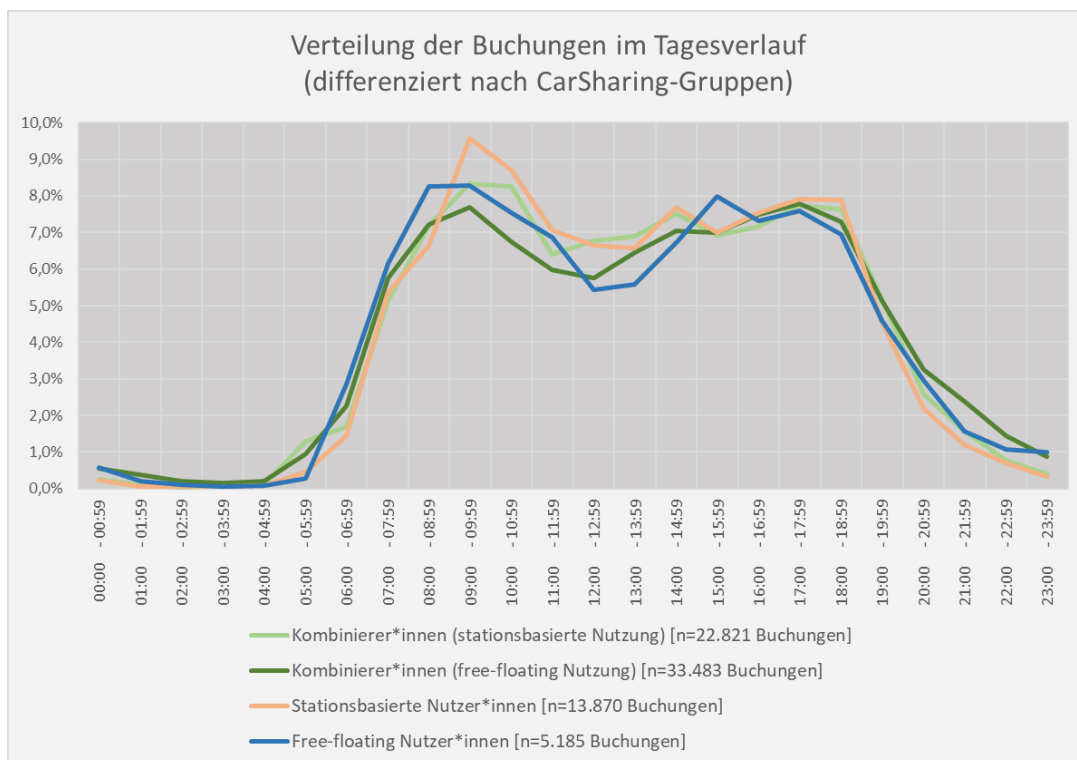


Abbildung 45: Verteilung der Buchungen im Tagesverlauf in Abhängigkeit der CarSharing-Gruppe
Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle 13: Vergleich der Nutzungsparameter sowie soziodemographischer Merkmale der Kund*innen in Abhängigkeit der CarSharing-Gruppe

Indikator	Mittelwert (Nutzer*innen nur eines Systems)	Mittelwert (Kombinierer*in- nen)	Mittelwert- differenz	p	Testverfahren
Vergleich stationsbasierte Nutzer*innen & Kombinierer*innen					
Alter	41,36 [n=1.418]	41,71 [n=1.492]	0,35	0,443	t-Test (zweiseitig)
Geschlecht [Anteil weiblich, in %]	43,09 [n=1.418]	39,65 [n=1.488]	3,44	0,060	Chi-Quadrat Test (zweiseitig)
CarSharing Buchungshäufigkeit	9,46 [n=1.466]	37,64 [n=1.496]	28,18	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Stationsbasierte Buchungshäufigkeit	9,46 [n=1.466]	15,25 [n=1.496]	5,79	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Stationsbasierte Nutzungsdauer [in hh:mm:ss]	06:41:51 [n=12.363]	06:59:24 [n=21.099]	00:17:39	0,155	Welch t-Test (zweiseitig)
Stationsbasierte Buchungsdistanz [in km]	68,76 [n=12.363]	65,04 [n=21.099]	3,72	0,013*	t-Test (zweiseitig)
Stat. Reservierungs- vorlaufzeit [in hh:mm:ss]	81:33:35 [n=12.363]	50:37:22 [n=21.099]	30:56:13	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Vergleich free-floating Nutzer*innen & Kombinierer*innen					
Alter	41,79 [n=346]	41,71 [n=1.492]	0,08	0,914	Welch t-Test (zweiseitig)
Geschlecht [Anteil weiblich, in %]	55,10 [n=343]	39,65 [n=1.488]	15,45	<0,001***	Chi-Quadrat Test (zweiseitig)
CarSharing Buchungshäufigkeit	14,86 [n=349]	37,64 [n=1.496]	22,78	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Free-floating Buchungshäufigkeit	14,86 [n=349]	22,38 [n=1.496]	7,52	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Free-floating Nutzungsdauer [in hh:mm:ss]	02:54:49 [n=5.185]	03:15:32 [n=33.483]	00:20:44	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Free-floating Buchungsdistanz [in km]	27,02 [n=5.185]	26,03 [n=33.483]	0,99	0,158	Welch t-Test (zweiseitig)
Free-floating Reser- vierungsvorlaufzeit [in hh:mm:ss]	00:04:52 [n=5.185]	00:07:10 [n=33.483]	00:02:18	<0,001***	Welch t-Test (zweiseitig)
Anteil Rundbuchun- gen [in %]	71,86 [n=349]	71,76 [n=1.496]	0,10	0,959	Welch t-Test (zweiseitig)
Anteil One-Way Fahrten [in %]	6,77 [n=349]	6,35 [n=1.496]	0,42	0,651	t-Test (zweiseitig)

Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 45 sind die Tagesganglinien der CarSharing-Nutzung für die drei Nutzer*innengruppen dargestellt. Alle Gruppen zeigen einander sich ähnelnde tageszeitliche Muster mit morgendlichen und nachmittäglichen Nachfragespitzen. Reine free-floating Nutzer*innen nutzen die JoeCar-Fahrzeuge im Vergleich zu Kombinierte*r*innen anteilmäßig etwas häufiger im morgendlichen Zeitraum zwischen 06:00 und 12:00 Uhr, dafür seltener am späten Nachmittag und Abend. Die Unterschiede sind jedoch nicht ausgeprägt. In Bezug auf das stationsbasierte System entleihen Kombinierte*r*innen die Fahrzeuge anteilmäßig etwas häufiger im morgendlichen Zeitfenster zwischen 05:00 und 07:00 Uhr. Stationsbasierte Nutzer*innen weisen hingegen eine deutlichere Nachfragespitze im Zeitraum zwischen 09:00 und 11:00 Uhr auf.

4.4.2 Klassifizierung von Kombinierte*r*innen beider CarSharing-Systeme anhand ihres Nutzungsverhaltens

Da die im vorangegangenen Kapitel vorgenommene Einteilung in drei Gruppen relativ grob ist, bietet sich die Durchführung eines elaborierteren Klassifizierungsverfahrens an, um ein differenzierteres Abbild der unterschiedlichen Nutzungsintensitäten des CarSharings zu erhalten. Die Identifizierung verhaltenshomogener Nutzer*innengruppen soll mittels einer Clusteranalyse erreicht werden. Im Fokus stehen Kund*innen, die sowohl stationsbasierte als auch stationsunabhängige Fahrzeuge genutzt haben. Kriterien für die Berücksichtigung sind ein Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete sowie eine ununterbrochene stadtmobil-Mitgliedschaft im betrachteten zwölfmonatigen Untersuchungszeitraum.⁵³ Es werden somit nur Kund*innen berücksichtigt, die im Untersuchungszeitraum aktiv waren und mindestens zwei Buchungen zu verzeichnen hatten.

Die methodischen Schritte zur Vorbereitung und Durchführung des Clusterverfahrens werden ausführlich in Anhang A.5 beschrieben.

4.4.3 Beschreibung der CarSharing-Nutzer*innentypen

Im Rahmen der Clusteranalyse konnten insgesamt neun Nutzer*innengruppen identifiziert werden (vgl. Anhang A.5). In diesem Kapitel soll eine Beschreibung bzw. Charakterisierung der neun Nutzer*innentypen erfolgen. Für die Analyse werden die in Tabelle 14 und Tabelle 15 dargestellten nutzungs- sowie personenbezogenen Werte verwendet. Es erfolgt zudem eine Beschreibung der saisonalen CarSharing-Nutzung sowie der Nutzung im Wochenverlauf. Die jeweiligen Abbildungen befinden sich in Anhang B (Abbildungen B8 bis B25). Die Untersuchung hat das Ziel, Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Nutzung der Kund*innen offenzulegen und Muster zu identifizieren, die auf mögliche Nutzungszwecke schließen lassen.

Tabelle 14: Vergleich von Merkmalen der Kund*innen der neun Cluster

Cluster	Anzahl Kund.	Anteil	Alter	Anteil Frauen	Anteil Mannheimer Kund.	Mitgliedsdauer	Anteil classic/VRN-Tarif	Anteil mikro-Tarif	Anteil plus-Tarif
1	144	12%	43	31%	55%	4,4	92%	8%	0%
2	34	3%	41,7	32%	79%	4,3	69%	14%	17%
3	48	4%	43,3	50%	46%	4,6	79%	16%	5%
4	132	11%	44,8	35%	64%	5,1	92%	8%	1%
5	27	2%	46,2	37%	59%	7,7	58%	4%	38%
6	50	4%	44,1	36%	66%	3,8	74%	14%	12%
7	185	15%	36,4	34%	77%	4,2	69%	31%	0%
8	180	15%	41,6	49%	59%	4,7	86%	13%	1%
9	410	34%	41,3	52%	51%	4,7	77%	23%	0%
∅	-	-	41,5	43%	60%	4,7	80%	18%	2%

Quelle: Eigene Darstellung

⁵³ Da die Clusterung der Kund*innen bereits zu einem früheren Zeitpunkt des Promotionsvorhabens stattgefunden hat, bezieht sich die Klassifizierung auf die CarSharing-Nutzung im Zeitraum zwischen Oktober 2016 und September 2017.

Tabelle 15: Vergleich der Nutzungsparameter der neun Cluster

Cluster	Buchungshäufigkeit		Anteil an allen CS-Buchungen	Anteil One-Way-Fahrten	Nutzungsdauer		Reservierungsvorlaufzeit	Anteil Nutzungsdauer >1 Tag	
	FFCS	SCS			FFCS	SCS		FFCS	SCS
1	66	13	22%	4%	03:25:58	09:34:33	36:59:05	1%	9%
2	208	32	16%	22%	02:05:30	06:05:35	135:18:30	0%	4%
3	31	7	4%	7%	03:41:25	51:17:12	158:09:00	2%	36%
4	17	43	16%	5%	02:45:17	06:10:40	35:34:49	0%	3%
5	29	123	8%	6%	03:05:45	06:00:05	42:52:46	1%	2%
6	16	19	3%	5%	13:38:11	13:21:14	23:37:55	20%	14%
7	18	10	10%	31%	01:15:05	05:35:03	32:24:57	0%	3%
8	13	7	7%	2%	05:28:50	06:41:19	36:00:01	2%	4%
9	10	8	14%	1%	02:28:32	05:15:27	43:35:41	0%	3%
∅	26	16	-	11%	03:08:21	07:26:28	45:00:03	1%	5%

Quelle: Eigene Darstellung

Cluster 1: Kombinerer*innen mit regelmäßiger free-floating Nutzung

Cluster 1 beinhaltet zwölf Prozent der untersuchten Kund*innen, die für insgesamt 22 Prozent der Buchungen verantwortlich sind. Die überdurchschnittliche CarSharing-Nutzung ist vor allem auf die hohe Nutzung stationsungebundener Fahrzeuge zurückzuführen. Knapp zwei Drittel der diesem Cluster angehörenden Kund*innen nutzen das free-floating System im Durchschnitt mehr als einmal pro Woche. Demgegenüber nutzen knapp die Hälfte der Kund*innen des ersten Clusters das stationsbasierte CarSharing im Mittel nicht mehr als einmal pro Monat.

Unterschiede zwischen den beiden CarSharing-Formen zeigen sich auch bei Betrachtung der Nutzungsdauern. Im Mittel nutzen Kund*innen des ersten Clusters free-floating Fahrzeuge nur leicht überdurchschnittlich. Stationsbasierte Fahrzeuge werden im Mittel zwei Stunden länger als im Durchschnitt gebucht. Fast zehn Prozent der stationsbasierten Buchungen dauern länger als einen Tag. Die längeren Nutzungsdauern spiegeln sich auch in der Wahl der Fahrzeuge wieder. Cluster 1 nutzt überdurchschnittlich häufig die Fahrzeugklasse C und unterdurchschnittlich häufig die kleinere Fahrzeugklasse B.

Weitere Unterschiede zeigen sich bei Betrachtung der CarSharing-Nutzung im Wochenverlauf (vgl. Abbildung B8 in Anhang B). Während auf stationsbasierte Fahrzeuge verstärkt im mittäglichen Zeitfenster zurückgegriffen wird, sind die Nachfragespitzen des free-floating CarSharings im abendlichen Zeitfenster verortet. Insgesamt weicht die CarSharing-Nutzung des ersten Clusters an den Tagen von Montag bis Freitag nur marginal vom Durchschnitt aller Kund*innen ab. Am Wochenende weist das Cluster eine höhere und überdurchschnittliche Nutzungsintensität in Bezug auf beide CarSharing-Formen auf.

Hinsichtlich der CarSharing-Nutzung im Jahresverlauf zeigt sich ein – im Vergleich zu anderen Clustern – relativ homogenes Nutzungsprofil. Die Buchungsanteile weichen in den meisten Monaten nicht stark vom Durchschnitt ab.

Kund*innen des ersten Clusters sind mit durchschnittlich 43 Jahren etwas älter als der Durchschnitt aller 1.210 betrachteten CarSharer*innen. Das Cluster weist mit 31 Prozent den geringsten Frauenanteil aller Cluster auf. Die Mitgliedsdauer bei stadtmobil ist leicht unterdurchschnittlich.

Zusammenfassend lässt sich das erste Cluster primär auf Basis der hohen free-floating Nutzung charakterisieren. Die JoeCar-Fahrzeuge werden regelmäßig in die Alltagsmobilität integriert. Auf stationsbasierte Fahrzeuge wird selten zurückgegriffen und in den meisten Fällen nur dann, wenn längere Buchungen anstehen. So beträgt die durchschnittlich zurückgelegte Buchungsdistanz mit stationsbasierten Fahrzeugen 92 Kilometer.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lässt sich das erste Cluster als Kombinerer*innen mit regelmäßiger free-floating Nutzung beschreiben.

Cluster 2: Vielnutzer*innen (Pendler*innen)

Cluster 2 zeichnet sich durch die höchste durchschnittliche Buchungshäufigkeit aus. Obwohl nur drei Prozent der Kund*innen diesem Cluster angehören, sind sie für etwa jede sechste CarSharing-Buchung verantwortlich. Der Großteil der Buchungen entfällt auf das free-floating CarSharing. Knapp drei Viertel der Kund*innen nutzen

die JoeCar-Fahrzeuge im Durchschnitt mindestens drei Mal pro Woche. Auch die Häufigkeit von Entleihvorgängen stationsbasierter Fahrzeuge ist überdurchschnittlich hoch. Etwa die Hälfte der Kund*innen dieses Clusters nutzen die Fahrzeuge im Durchschnitt mehr als zwei Mal pro Monat.

In Bezug auf das free-floating CarSharing sind unter der Woche klare Nutzungsmuster zu erkennen. Nachfragespitzen ergeben sich in den Zeitfenstern von 04:00 bis 10:00 Uhr sowie von 16:00 bis 22:00 Uhr. Am Wochenende ist die Buchungshäufigkeit weit unterdurchschnittlich. Im Gegensatz zu den meisten anderen Clustern, bei denen die CarSharing-Nutzung am Wochenende auf einem höheren Niveau liegt, entleihen Kund*innen des zweiten Clusters an Samstagen und Sonntagen weniger free-floating Fahrzeuge als im Rest der Woche. Zu dem Ergebnis, dass Vielnutzer*innen von CarSharing-Systemen die Fahrzeuge verhältnismäßig häufig unter der Woche buchen, kommen auch Morency et al. (2007) [vgl. Morency et al. (2007), S.287].

Die Nutzungszeitpunkte sowie die geringen Nutzungsdauern und der hohe Anteil an One-Way Fahrten lassen vermuten, dass die JoeCar-Fahrzeuge häufig im Rahmen von Wegen zur und von der Arbeit eingesetzt werden. Hierfür spricht auch, dass häufig mehrere Buchungen an einem Tag stattfinden. Knapp 60 Prozent der Buchungen stehen sowohl zeitlich als auch räumlich in Verbindung mit einer weiteren Buchung.⁵⁴ Als weitere Annahmen kann in diesem Kontext angeführt werden, dass Vielnutzer*innen die Fahrzeugverfügbarkeit aufgrund des höheren Erfahrungsschatzes besser einschätzen können und daher Buchungen, für die zu einem späteren Zeitpunkt eine Rückfahrt erforderlich wird, beenden und nach Aktivitätsdurchführung eine neue Buchung starten.

Für die Prüfung der Hypothese wurden auch die Daten aus der Mobilitätserhebung herangezogen. Die Annahme, dass Kund*innen des zweiten Clusters die free-floating Fahrzeuge häufig für (intermodale) Wege zur und von der Arbeit nutzen, kann mittels der Mobilitätsdaten weder verifiziert noch falsifiziert werden, da sich die Stichprobe hierfür als zu klein herausstellt. In der einwöchigen Erhebungsphase wurden während des morgendlichen Zeitfensters von 04:00 bis 10:00 Uhr kaum Fahrten mit CarSharing-Fahrzeugen aufgezeichnet. Die in den Buchungsdaten erkennbaren Nachfragespitzen am Morgen finden sich folglich nicht in den Erhebungsdaten wieder. Als möglicher Grund kann der Zeitpunkt der Erhebungsphase angeführt werden. Die einwöchige Mobilitäts-erhebung fand im Juli 2017 statt. Die free-floating Nutzung des zweiten Clusters ist während der Sommermonate wesentlich geringer als in den Wintermonaten. Es ist daher möglich, dass die aus den Buchungsdaten ableitbaren Nutzungsmuster zum Teil nur saisonal auftreten und während der warmen Sommermonate für Wege zur Arbeit primär auf andere Verkehrsmittel wie das Fahrrad zurückgegriffen wird. Es erscheint daher sinnvoll, die Hypothese der Arbeitsfahrten im Rahmen weiterer, über einen längeren Zeitraum angelegter Mobilitätsstudien zu überprüfen.

Der Frauenanteil liegt mit 32 Prozent – ähnlich wie bei Cluster 1 – auf einem unterdurchschnittlichen Niveau. Männer nutzen die free-floating Fahrzeuge demnach häufiger als Frauen. Das Cluster weist den zweithöchsten Anteil an Kund*innen mit Plus-Tarif auf, was in Anbetracht der hohen Nutzung kohärent ist. Der Anteil an Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim ist der höchste aller Cluster. Als Gründe hierfür können das größere Bedienegebiet sowie die höhere Fahrzeuganzahl angeführt werden, was sich im Hinblick auf die das Cluster kennzeichnende Nutzung als dienlich erweist.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens sowie der soziodemographischen Merkmale lässt sich das zweite Cluster als Vielnutzer*innen (Pendler*innen) beschreiben.

Cluster 3: Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen

Das dritte Cluster beinhaltet vier Prozent aller Kund*innen, die für vier Prozent der Buchungen verantwortlich sind. Im Mittel nutzen Kund*innen des Clusters 31 Mal im Jahr die free-floating Fahrzeuge von stadtmobil. Zu berücksichtigen ist allerdings die hohe Standardabweichung von 39 Buchungen. Das Cluster zeichnet sich folglich nicht durch eine homogene free-floating Nutzung aus. Das Charakteristische am dritten Cluster ist die geringe Anzahl, dafür im Durchschnitt aber sehr lange Dauer von Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen. Die Hälfte der diesem Cluster angehörenden Kund*innen nutzen die Fahrzeuge weniger als vier Mal im Jahr.

Mit einer Dauer von über zwei Tagen weist das dritte Cluster die mit Abstand längsten durchschnittlichen stationsbasierten Buchungen aller Cluster auf. Über ein Drittel der Buchungen dauern länger als einen Tag, knapp

⁵⁴ Bei 60 Prozent der free-floating Buchungen des zweiten Clusters findet am selben Tag mindestens eine weitere Buchung statt, die weniger als 500 Meter vom Endpunkt der ersten Buchung beginnt.

zehn Prozent sogar länger als eine Woche. Im Mittel werden während der Buchungen 388 Kilometer zurückgelegt. Die Hälfte der Buchungen weist Distanzen von über 100 Kilometern auf. Es kann daher angenommen werden, dass die stationsbasierten Fahrzeuge überwiegend für Urlaubs- oder auch Wochenendfahrten eingesetzt werden. Dies zeigt sich auch in der hohen Reservierungsvorlaufzeit von über 158 Stunden.

Auch die Wahl der Fahrzeugklassen unterscheidet sich deutlich von den anderen Clustern. Auf kleinere Fahrzeuge wird seltener zurückgegriffen. Fahrzeuge der Klassen C, D und E werden hingegen anteilmäßig überdurchschnittlich häufig genutzt. Hoffmann (2009) führt an, dass mit der Wahl luxuriöser Fahrzeuge auch eine soziale Differenzierung erzielt werden kann [vgl. Hoffmann (2009), S.91]. In Anbetracht der langen Nutzungsdauern ist es aber wahrscheinlicher, dass auf entsprechende Fahrzeuge aufgrund des höheren Komforts und des größeren Stauraums zurückgegriffen wird.

Die free-floating Nutzung gestaltet sich unter der Woche relativ durchschnittlich, mit kleineren Nachfragespitzen im abendlichen Zeitfenster. Am Wochenende werden die JoeCar-Fahrzeuge überdurchschnittlich genutzt. Stationsbasierte Fahrzeuge werden überdurchschnittlich häufig Freitag im mittäglichen sowie Samstag im morgendlichen sowie mittäglichen Zeitfenster entliehen. Dies kann als weiterer Hinweis gewertet werden, dass die Fahrzeuge für Urlaubs- oder Wochenendfahrten genutzt werden. Gebucht werden stationsbasierte Fahrzeuge überdurchschnittlich in den Monaten April, Mai, Juli sowie August und hier insb. in den Oster- und Sommerferien des Landes Baden-Württemberg.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lassen sich Kund*innen des dritten Clusters als Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen bezeichnen.

Cluster 4: Kombinerer*innen mit regelmäßiger stationsbasierter Nutzung

Cluster 4 beinhaltet elf Prozent der Kund*innen, die 16 Prozent der CarSharing-Buchungen verantworten. Der Großteil der Buchungen entfällt auf stationsbasierte Fahrzeuge. Während die Hälfte der Kund*innen des vierten Clusters das free-floating System im Schnitt seltener als einmal pro Monat nutzt, verzeichnet knapp zwei Drittel durchschnittlich mindestens drei stationsbasierte Buchungen.

Die durchschnittliche Dauer der Buchungen beider CarSharing-Formen liegt etwa 15 Prozent unter dem Mittelwert, der sich bei Einbezug aller 1.210 Kund*innen ergibt. Die Fahrzeuge werden nur selten für Buchungen genutzt, die länger als einen Tag andauern. Anteilmäßig wird häufiger auf die kleineren Fahrzeugklassen A und B zurückgegriffen.

Unter der Woche werden free-floating Fahrzeuge verstärkt im Zeitfenster zwischen 10:00 und 16:00 Uhr nachgefragt. In Bezug auf das stationsbasierte CarSharing zeigen sich weniger starke Nachfragespitzen. Die anteilmäßige Buchungshäufigkeit befindet sich im mittäglichen sowie abendlichen Zeitfenster auf einem ähnlichen Niveau. Am Wochenende werden stationsbasierte Fahrzeuge unterdurchschnittlich häufig genutzt. Demgegenüber verzeichnet das vierte Cluster eine überdurchschnittliche Nutzung mit free-floating Fahrzeugen an Samstagen und Sonntagen. In Bezug auf den Jahresverlauf zeigt sich eine relativ konstante Nutzung beider CarSharing-Systeme. In den Sommermonaten werden insb. free-floating Fahrzeuge etwas seltener nachgefragt.

Kund*innen sind mit 44,8 Jahren im Mittel drei Jahre älter als der Durchschnitt aller Kund*innen. Das höhere Alter spiegelt sich auch in den längeren Mitgliedsdauern wider. Viele der Kund*innen haben bereits vor der JoeCar-Einführung stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge genutzt und nach den Initialisierungsphasen im Juli 2013 bzw. 2014 zudem free-floating Fahrzeuge – wengleich auch in einem geringeren Umfang – in ihr Mobilitätsverhalten integriert. Ebenso wie Cluster 2 und 3 weist auch das vierte Cluster einen unterdurchschnittlichen Frauenanteil auf.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lässt sich das Cluster als Kombinerer*innen mit regelmäßiger stationsbasierter Nutzung beschreiben.

Cluster 5: Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge

Bei Cluster 5 handelt es sich mit einem Anteil von zwei Prozent um das kleinste aller Cluster. Die Buchungshäufigkeit ist allerdings überdurchschnittlich hoch, wodurch das Cluster – trotz der geringen Größe – acht Prozent aller Buchungen verantwortet. Die mittlere Anzahl an free-floating Buchungen liegt mit 29 auf einem durchschnittlichen Niveau. Zu berücksichtigen ist allerdings die hohe Standardabweichung von 37 Buchungen. Das

Cluster zeichnet sich folglich nicht durch eine homogene Nutzung mit free-floating Fahrzeugen aus. Charakteristisch ist vielmehr die sehr hohe Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen. Mehr als zwei Drittel der Kund*innen haben über 100 Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen zu verzeichnen. Die hohe Nutzung spiegelt sich auch im hohen Anteil von Kund*innen mit Plus-Tarif wieder. Mehr als ein Drittel der Kund*innen haben diese Tarifklasse gewählt.

Während die Nutzungsdauer mit free-floating Fahrzeugen mit knapp drei Stunden dem Durchschnitt entspricht, liegt die Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen etwa 20 Prozent unter dem Mittelwert aller Buchungen. Das fünfte Cluster weist mit 1,5 Prozent den geringsten Anteil an Buchungen auf, die länger als einen Tag andauern. Dies spiegelt sich auch bei Betrachtung der Nutzung im Wochenverlauf wieder. Im Gegensatz zu den meisten anderen Clustern steigt die Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen am Wochenende im Vergleich zu den Tagen von Montag bis Freitag nicht an.

Unter der Woche verzeichnet das Cluster im morgendlichen Zeitfenster überdurchschnittliche Buchungsanteile mit stationsbasierten Fahrzeugen. Die durchschnittliche Nutzungsdauer liegt bei Buchungen, die diesem Zeitfenster zugeordnet werden können, bei knapp acht Stunden. Die Nutzung mit stationsbasierten Fahrzeugen liegt im Jahresverlauf auf einem relativ konstanten Niveau. Auf Grundlage der beschriebenen Nutzungscharakteristika kann die Annahme getroffen werden, dass Kund*innen des fünften Clusters stationsbasierte Fahrzeuge regelmäßig im Rahmen beruflicher oder dienstlicher Wege einsetzen.

Vier von fünf Buchungen werden mit Fahrzeugen der Klassen A oder B durchgeführt. Bereits im Rahmen der Beschreibung des vierten Clusters konnte gezeigt werden, dass Vielnutzer*innen des stationsbasierten CarSharings anteilmäßig vermehrt auf kleinere Fahrzeugeinheiten zurückgreifen.

Das Cluster weist das höchste Durchschnittsalter und die mit Abstand längste durchschnittliche Mitgliedsdauer auf. In Bezug auf das Alter und die Mitgliedsdauer können erneut Parallelen zu Cluster 4 gezogen werden, das sich ebenfalls durch eine hohe stationsbasierte Nutzung auszeichnet. Auch der Frauenanteil ist – ebenso wie bei den Clustern 2, 3 und 4 – unterdurchschnittlich. Es kann daher geschlussfolgert werden, dass Männer eine insg. höhere CarSharing-Nutzung zu verzeichnen haben als Frauen.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lässt sich das fünfte Cluster als Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge beschreiben.

Cluster 6: Kombinerer*innen mit substituierender Nutzung beider CarSharing-Formen

Cluster 6 beinhaltet vier Prozent der Kund*innen, die drei Prozent aller Buchungen ausmachen. Die Hälfte der Kund*innen des Clusters nutzen die JoeCar-Fahrzeuge im Schnitt seltener als monatlich. Das gleiche trifft auch in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing zu.

Das Cluster charakterisierend sind die hohen Nutzungsdauern mit free-floating Fahrzeugen, die im Mittel mit 13 Stunden und 38 Minuten sogar etwas länger sind als die Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen. Etwa jede fünfte JoeCar-Buchung dauert länger als einen Tag. Im Mittel werden pro Buchung 82 Kilometer zurückgelegt. Auch die Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen liegt 80 Prozent über dem Durchschnitt aller entsprechenden Buchungen. Im Gegensatz zu Cluster 3, das ebenfalls lange Nutzungsdauern aufweist, ist die durchschnittliche Reservierungsvorlaufzeit von unter einem Tag vergleichsweise gering.

Unter der Woche werden die free-floating Fahrzeuge überdurchschnittlich häufig während des morgendlichen Zeitfensters nachgefragt. Die durchschnittliche Dauer von Buchungen, die während dieses Zeitfensters realisiert werden, beträgt knapp 16 Stunden. Die JoeCars werden folglich – ebenso wie die stationsbasierten Fahrzeuge – für Tagesfahrten eingesetzt. Am Wochenende ist die free-floating Nutzung insb. an Samstagen ebenfalls anteilmäßig überdurchschnittlich hoch. Die stationsbasierte Nutzung erweist sich im Wochenverlauf als relativ homogen. Im Gegensatz zu anderen Clustern ist die Buchungshäufigkeit an Sonntagen höher als an Samstagen.

Die Analyse der Nutzung im Jahresverlauf offenbart, dass stationsbasierte und free-floating Fahrzeuge substituierend eingesetzt werden. In der ersten Jahreshälfte werden häufiger stationsbasierte Fahrzeuge gebucht, in der zweiten Jahreshälfte wird zu einem größeren Anteil auf free-floating Fahrzeuge zurückgegriffen. Dass die Fahrzeuge für ähnliche Nutzungszwecke eingesetzt werden, zeigt sich auch beim Vergleich der Buchungsdistanzen. Mit free-floating Fahrzeugen werden durchschnittlich 41 Kilometer zurückgelegt und mit stationsbasierten Fahrzeugen 45 Kilometer.

Das Alter der Kund*innen des sechsten Clusters liegt etwa zweieinhalb Jahre über dem Durchschnitt. Mit einem Anteil von zwölf Prozent nutzen überdurchschnittlich viele Kund*innen – trotz der geringen Buchungshäufigkeit der Fahrzeuge – den Plus-Tarif.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lässt sich das sechste Cluster als Kombinerer*innen mit substituierender Nutzung beider CarSharing-Formen beschreiben.

Cluster 7: Nachtschwärmer*innen

Cluster 7 können 15 Prozent der Kund*innen zugeordnet werden, die für zehn Prozent der Buchungen verantwortlich sind. Drei Viertel der Kund*innen nutzten im Schnitt seltener als zwei Mal pro Monat free-floating Fahrzeuge. Auf stationsbasierte Fahrzeuge wird noch seltener zurückgegriffen. Mehr als zwei Drittel nutzen diese im Schnitt höchstens einmal pro Monat.

Das siebte Cluster weist den mit Abstand höchsten Anteil an One-Way Fahrten auf. Bei etwa jeder dritten Nutzung wird die Buchung bei Erreichung des Ziels beendet. Aufgrund des hohen Anteils an One-Way Fahrten ist die durchschnittliche Nutzungsdauer gering. Diese nimmt mit 1 Stunde und 15 Minuten den niedrigsten Durchschnittswert aller Cluster an. Verknüpft man die Nutzungsdauern mit den Zeitpunkten der Entleihvorgänge, so wird ersichtlich, dass die Nutzungsdauern besonders während der nächtlichen Zeitfenster niedrig sind. Hier werden Durchschnittswerte von einer halben Stunde erzielt. Im Vergleich zu anderen Clustern ist der Anteil an Buchungen in den abendlichen sowie nächtlichen Zeitfenstern überdurchschnittlich hoch. Auf Basis der zeitlichen Einordnung der Buchungen sowie der geringen Nutzungsdauern kann vermutet werden, dass die JoeCar-Fahrzeuge häufig im Rahmen von Freizeitaktivitäten zum Einsatz kommen und als Ersatz für einen zu den entsprechenden Uhrzeiten weniger attraktiven ÖPNV dienen. Die Annahme, dass die Fahrzeuge im Kontext von Freizeitaktivitäten verwendet werden, erhärtet sich bei Betrachtung der Nutzung im Jahresverlauf. Die Nutzung ist während der warmen Monate von Juli bis September, in denen i.d.R. ein größeres abendliches Freizeitangebot existiert, weitaus höher als in den restlichen Monaten.

Die mittlere Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen ist ebenfalls unterdurchschnittlich. Für lange, mehrere Tage andauernde Buchungen wird das stationsbasierte CarSharing nur selten genutzt. Wochentags werden die Fahrzeuge – genauso wie im free-floating Bereich – hauptsächlich während der abendlichen Zeitfenster genutzt. Am Wochenende werden sie hingegen häufiger während des mittäglichen Zeitfensters gebucht. Im Vergleich zu anderen Clustern wird verhältnismäßig häufig auf Fahrzeuge der Klasse F zurückgegriffen. Hierbei handelt es sich bspw. um Transporter, die im Rahmen von Umzügen genutzt werden können.

Im Durchschnitt sind Kund*innen des siebten Clusters jünger als Kund*innen aller anderen Cluster. Dies kann als weiter Hinweis gewertet werden, dass die Fahrzeuge häufig im Rahmen von nächtlichen Freizeitaktivitäten eingesetzt werden. Die häufige Nutzung von free-floating Fahrzeugen für Abend- bzw. Nachtaktivitäten, wie Disco-, Bar- oder Restaurantbesuche, wird auch in anderen Studien berichtet [vgl. WiMobil (2016), S.157; Müller (2016), S.82; Wagner et al. (2015), S.903]. Auch der höhere Anteil an One-Way Fahrten von jüngeren Personen lässt sich in der Literatur finden [vgl. Morency et al. (2011), S.9]. Rotaris et al. (2019) führen in diesem Zusammenhang an, dass das free-floating CarSharing die Mobilitätsbedürfnisse jüngerer Kund*innen besser abdeckt. Etwa ein Drittel der Kund*innen nutzt den Mikro-Tarif, so viele, wie in keinem anderen Cluster. Mit einem Anteil von 77 Prozent wohnen die meisten der dem Cluster angehörenden Kund*innen in Mannheim.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens sowie der soziodemographischen Charakteristika der Kund*innen lässt sich das siebte Cluster als Nachtschwärmer*innen beschreiben.

Cluster 8: Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten

Cluster 8 beinhaltet 15 Prozent aller Kund*innen, die sieben Prozent der CarSharing-Buchungen ausmachen. Das Cluster zeichnet sich durch eine geringe Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge aus. Mehr als die Hälfte der Kund*innen nutzt das free-floating System im Schnitt seltener als einmal im Monat. Das stationsbasierte CarSharing wird von den meisten Kund*innen des Clusters sogar maximal alle zwei Monate genutzt.

Ähnlich wie bei Cluster 6 sind die Unterschiede zwischen den mittleren Nutzungsdauern mit free-floating und stationsbasierten Fahrzeugen weniger stark ausgeprägt als bei den restlichen Clustern. Im Gegensatz zu Cluster

6 werden die Fahrzeuge im Durchschnitt aber nur etwa halb so lange entliehen – Ganztagestrips finden seltener statt.

Unter der Woche werden die JoeCars – ebenso wie die stationsbasierten Fahrzeuge – am häufigsten im mittäglichen Zeitfenster gebucht. Die anteilmäßige Nutzung in den morgendlichen und abendlichen Zeitfenstern ist unterdurchschnittlich. Am Wochenende ist die Buchungsintensität am höchsten. Auffallend ist insb. der hohe Anteilswert des free-floating CarSharings an Sonntagen. In keinem anderen Cluster werden an Sonntagen mehr Buchungen durchgeführt als an allen anderen Tagen der Woche.

Die Buchungsintensität im Jahresverlauf ist im free-floating Bereich relativ konstant, mit einem geringfügig höheren Niveau in den Frühlings- und Sommermonaten. In diesen Monaten werden auch verstärkt stationsbasierte Fahrzeuge nachgefragt. Unter Berücksichtigung der Zeitpunkte der Buchungen sowie der Nutzungsdauern von durchschnittlich knapp sechs Stunden kann vermutet werden, dass die CarSharing-Fahrzeuge häufig im Rahmen von Freizeitwegen, wie bspw. mehrstündigen Ausflügen, zum Einsatz kommen.

Mit 49 Prozent weist das Cluster einen überdurchschnittlichen Frauenanteil auf. Die anderen personen- sowie mitgliederschaftbezogenen Kennwerte liegen auf einem durchschnittlichen Niveau.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens lässt sich das achte Cluster als Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten beschreiben.

Cluster 9: Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten

Das letzte Cluster enthält knapp ein Drittel aller Kund*innen und bildet somit die größte Gruppe. Diese ist allerdings nur für 14 Prozent der Buchungen verantwortlich. Jeweils fast drei Viertel aller Kund*innen des Clusters nutzen das free-floating bzw. das stationsbasierte System im Schnitt seltener als einmal pro Monat. Das Cluster weist die geringste Nutzungsintensität auf.

Sowohl die JoeCar- als auch die stationsbasierten Fahrzeuge werden am häufigsten während des mittäglichen Zeitfensters entliehen. Dies trifft auf alle Tage der Woche zu, wobei die anteilmäßige Buchungshäufigkeit am Wochenende höher ist als an den restlichen Tagen. Die Zeitpunkte der Nutzung sowie die geringen Nutzungsdauern lassen vermuten, dass die free-floating CarSharing-Fahrzeuge häufig im Rahmen von Einkaufswegen eingesetzt werden. Hierfür spricht auch, dass es sich um das einzige Cluster handelt, das mehr Frauen als Männer beinhaltet. Obgleich sich die Anteile angleichen, führen Frauen in Deutschland nach wie vor häufiger Lebensmitteleinkäufe durch als Männer [vgl. Procher & Vance (2013), S.4ff]. Mit über 80 Prozent weist das Cluster den höchsten Anteil an Rundbuchungen auf. Die Analyse der Mobilitätsdaten zeigt, dass die free-floating Fahrzeuge durch Kund*innen des neunten Clusters während der einwöchigen Erhebungsphase neben Einkaufswegen auch im Rahmen von Freizeitwegen eingesetzt wurden.⁵⁵

Die Nutzungsdauer von stationsbasierten Fahrzeugen ist ebenfalls unterdurchschnittlich. Mit 5 Stunden und 15 Minuten werden die Fahrzeuge im Mittel kürzer genutzt als in allen anderen Clustern. Auch am Wochenende wird das CarSharing nur selten für längere Tagesfahrten eingesetzt. Mit 23 Prozent weist das Cluster den zweithöchsten Anteil an Kund*innen mit mikro-Tarif auf.

Auf Basis des Nutzungsverhaltens sowie der soziodemographischen Charakteristika der Kund*innen lässt sich das neunte Cluster als Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten beschreiben.

4.4.4 Vergleich der CarSharing-Nutzer*innentypen mit den Nutzer*innenprofilen anderer Studien

In diesem Kapitel sollen die neun identifizierten Cluster mit den Clusterergebnissen anderer CarSharing-Studien verglichen werden, um auf diese Weise zu prüfen, ob sich in anderen Untersuchungsräumen ähnliche Nutzungsprofile finden. Zu beachten ist an dieser Stelle, dass im Rahmen dieser Arbeit erstmalig sowohl die stationsbasierte als auch die free-floating Nutzung von Kund*innen untersucht wurde. In anderen Studien wurden zum Teil zwar auch kombinierte CarSharing-Angebote analysiert, in die Clusteranalysen ist allerdings ausschließlich eine der beiden Buchungsformen eingeflossen [z.B. Reiffer et al. (2020a); Schmitt (2019); Reiffer et al. (2019a)]. Darüber hinaus wurden auch Klassifizierungen von Kund*innen reiner stationsbasierter oder free-floating Systeme vorgenommen [z.B. Bi et al. (2020); Qian et al. (2017); Harz (2016); Seign (2014)].

⁵⁵ Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle die geringe Anzahl von free-floating Fahrten des neunten Clusters von nur 25.

Im Rahmen dieser Arbeit werden Studien herangezogen, bei denen ebenfalls CarSharing-Nutzungsdaten für die Klassifizierung verwendet wurden. Zudem finden sich im CarSharing-Kontext Untersuchungen, die Kund*innen auf Basis von Einstellungen bzw. Mobilitätsorientierungen gruppieren [z.B. Ramos et al. (2020), S.3f; Bergstad et al. (2018), S.202; Hülsmann et al. (2018), S.40f; WiMobil (2016), S.93ff; Hoffmann et al. (2012), S.27f; Steding et al. (2004), S.89ff]. Des Weiteren existieren auch Arbeiten, bei denen die Klassifizierung von Nutzungsmustern nicht in Bezug auf Kund*innen vorgenommen wird [z.B. Boldrini et al. (2019), S.18f; Hui et al. (2017), S.8f; Schmöller et al. (2015), S.38ff; Morency et al. (2011), S.6ff]. Diese Studien finden aufgrund der abweichenden Datengrundlagen im Zuge der vergleichenden Betrachtung jedoch keine Berücksichtigung.

Tabelle 16 beinhaltet einen Überblick über Clusterergebnisse anderer CarSharing-Studien. Sowohl Reiffer et al. (2020a) als auch Schmitt (2019) untersuchen das free-floating CarSharing-System des kombinierten Anbieters stadtmobil Karlsruhe und identifizieren jeweils fünf Nutzer*innenprofile. Obwohl verschiedene Clusterverfahren genutzt werden und die Wahl der verwendeten Klassifizierungsvariablen zum Teil abweicht, weisen die fünf identifizierten Cluster ähnliche Charakteristika auf. In beiden Arbeiten findet sich ein Cluster, das sich durch eine hohe Anzahl an Buchungen auszeichnet, die hauptsächlich morgens während der Werktage von Montag bis Freitag stattfinden. Dieses Nutzungsprofil weist klare Parallelen zu Cluster 2 auf und wird in den beiden Arbeiten als „Pendler & kommerzielle Nutzer“ bzw. „Vielnutzer Pendler“ bezeichnet.

Des Weiteren existiert in den Arbeiten jeweils ein Cluster, das Kund*innen enthält, die die free-floating Fahrzeuge verhältnismäßig häufig während der abendlichen und nächtlichen Zeitfenster nutzen und – ebenso wie Cluster 7 – wenige Rundbuchungen aufweisen. Die Häufigkeit der free-floating Nutzung ist ebenfalls unterdurchschnittlich. Während Schmitt (2019) die Kund*innen als „Flexible Wenignutzer“ bezeichnet, versuchen Reiffer et al. (2020a) bei der Festlegung der Clusterbezeichnung mehr auf die möglichen Gründe der Fahrzeugnutzung einzugehen, indem sie den Titel „ÖV-Ersatz“ wählen. Auch im Zuge der vorliegenden Arbeit wurde dies als möglicher Nutzungsgrund aufgeführt.

Die Cluster „Wochenendtrips“ bzw. „Wochenendreisende“ weisen lange Nutzungsdauern auf und ähneln damit den Buchungen der Kund*innen des Clusters 6. Mit durchschnittlich 35 bzw. 25 Stunden sind die Nutzungsdauern der beiden Cluster jedoch noch deutlich länger. Zudem werden im sechsten Cluster nicht überdurchschnittlich viele Entleihvorgänge an Freitagen oder Samstagen durchgeführt, weshalb von einer entsprechenden Clusterbezeichnung wie in den beiden Arbeiten abgesehen wurde.

Die Cluster „Besorgungen“ bzw. „Gelegenheitsnutzer“ zeichnen sich durch eine geringe Nutzung und einen hohen Anteil an Rundbuchungen aus. Am häufigsten werden die free-floating Fahrzeuge während der Mittagszeit entliehen. Parallelen können zu Cluster 9 gezogen werden. Auch hier wurde angenommen, dass die Fahrzeuge häufig für Einkäufe bzw. Erledigungen eingesetzt werden. Die letzten Cluster der beiden Arbeiten weisen eine mittelhohe Buchungsfrequenz auf. Die Nutzung im Wochenverlauf ist relativ homogen. Die Fahrzeuge werden hauptsächlich während der mittäglichen und abendlichen Zeitfenster gebucht. Dieses Nutzungsprofil ist vergleichbar mit Cluster 1.

Überraschend ist, dass die Clustergrößen – trotz vergleichbarer Nutzungsprofile – zwischen den beiden Arbeiten stark abweichen. So werden bspw. in der Arbeit von Reiffer et al. (2020a) 61 Prozent der untersuchten Kund*innen dem Cluster „Wochenendtrips“ zugeordnet, bei Schmitt (2019) gehören dem Cluster mit langen Fahrzeiten nur 17 Prozent der Kund*innen an. Der Anteil von Vielnutzer*innen ist bei Reiffer et al. (2020a) zudem mit 19 Prozent vergleichsweise hoch und beträgt bei Schmitt (2019) nur vier Prozent. Die Ergebnisse von Schmitt (2019) weisen stärkere Parallelen zu den Klassifizierungsergebnissen aus Mannheim und Heidelberg auf.

Harz (2016) identifiziert im Zuge seiner Analyse der CarSharing-Kund*innen von DriveNow in München ebenfalls fünf Nutzer*innenprofile. Im Gegensatz zu den beiden bereits vorgestellten Studien beruhen die Ergebnisse auf den Buchungen eines reinen free-floating Anbieters, der eine gänzlich andere Tarifstruktur aufweist. Zwei der fünf identifizierten Cluster zeichnen sich durch hohen Buchungshäufigkeiten aus. Das Cluster „Vielnutzer Pendler“ ähnelt aufgrund der Buchungsfrequenz sowie der Nutzung im Wochenverlauf dem zweiten Cluster. Die free-floating Fahrzeuge werden hauptsächlich unter der Woche entliehen. Nachfragespitzen existieren während der morgendlichen sowie abendlichen Zeitfenster. Eine weitere Parallele ergibt sich in Bezug auf die Nutzung im Jahresverlauf. Die Fahrzeuge werden in wärmeren Monaten weniger häufig nachgefragt. Das Cluster „Vielnutzer Nachtfahrten“ ähnelt Cluster 7, mit dem Unterschied, dass Kund*innen des siebten Clusters die Fahrzeuge selten

buchen. Vergleichbar ist hingegen der geringe Anteil an Rundbuchungen sowie die höhere Nutzungsintensität während der abendlichen sowie nächtlichen Zeitfenster.

Das Cluster „Nutzer mit langen Fahrzeiten“ weist Ähnlichkeiten zu Cluster 9 auf. Hinsichtlich der Bezeichnung muss im Zuge des Vergleichs angemerkt werden, dass die mittlere Nutzungsdauer mit 73 Minuten wesentlich geringer ist als beim neunten Cluster, jedoch höher als bei den vier anderen von Harz (2016) gebildeten Gruppen. Nutzungsschwerpunkte ergeben sich während der mittäglichen Zeitfenster sowie an Samstagen. Der Anteil an Rundfahrten ist mit 48 Prozent für ein reines free-floating System vergleichsweise hoch. Während der Buchungen wird häufig der Parktarif genutzt, was bedeutet, dass während der aktiven Buchungen Aktivitäten durchgeführt wurden. Eine weitere Parallele zu Cluster 9 ist, dass das Cluster den höchsten Frauenanteil aufweist.

Das Cluster „Normalnutzer“ zeichnet sich durch eine mittelhohe sowie im Tagesverlauf ansteigende Buchungshäufigkeit aus und ähnelt damit Cluster 1. Das letzte Cluster „Wenignutzer“ weist hingegen – außer in Bezug auf die geringe Nutzungshäufigkeit – keine starken Parallelen zu den im Rahmen dieser Arbeit identifizierten Nutzer*innenprofilen auf.

Seign (2014) untersucht ebenfalls Kund*innen von DriveNow, verwendet im Rahmen der Clusteranalyse allerdings nur drei Klassifizierungsvariablen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Trennung der Cluster primär auf Basis der Buchungshäufigkeiten erfolgt. Gebildet werden Cluster mit einer hohen, einer mittelhohen sowie einer niedrigen Buchungshäufigkeit. Im Gegensatz zu dem CarSharing-System von stadtmobil Rhein-Neckar weist das Cluster, das eine geringe Nutzung kennzeichnet, die niedrigste Clustergröße auf.

Reiffer et al. (2019a) führen eine Clusteranalyse bezüglich der stationsbasierten Nutzung von Kund*innen des kombinierten CarSharing-Anbieters stadtmobil Karlsruhe durch. Es werden fünf Nutzer*innenprofile identifiziert. Im Gegensatz zu den bereits aufgeführten Studien werden zur Klassifizierung anstelle von Nutzungsdauern die Buchungsdistancen verwendet. Die mittels des k-means-Verfahrens generierten Cluster weisen stark unterschiedliche Größen auf. So beträgt das Verhältnis zwischen dem kleinsten und dem größten Cluster 754. Das kleinste Cluster beinhaltet nur 0,1 Prozent der Kund*innen und zeichnet sich durch eine extrem hohe Buchungsfrequenz aus. Innerhalb eines Jahres werden die Fahrzeuge im Schnitt über 400 Mal entliehen. Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle, dass im Rahmen der Clusteranalyse auch Geschäftskund*innen inkludiert wurden. Dass die Fahrzeuge primär im Zuge geschäftlicher Zwecke eingesetzt werden, zeigt sich auch an der Nutzung im Wochenverlauf. An Wochenenden finden fast keine Buchungen statt. Da im Rahmen der vorliegenden Arbeit ausschließlich private Kund*innen berücksichtigt wurden, findet sich kein entsprechendes Cluster wieder.

Das Cluster „Nutzer mit regelmäßigen wöchentlichen Aktivitäten“ ähnelt Cluster 4. Es zeichnet sich durch eine mittelhohe Buchungshäufigkeit sowie relativ homogene Nutzung im Wochenverlauf aus. Die Mediane der Buchungsdistancen sind mit 27 und 26 Kilometern – trotz der unterschiedlichen Raumstrukturen – fast identisch. Mit durchschnittlich 114 Buchungen ist das Cluster „Zweit-Pkw-Ersatz“ vergleichbar mit dem fünften Cluster. Eine weitere Parallele ist, dass die Kund*innen des Clusters ebenfalls häufig auf kleinere Fahrzeugeinheiten zurückgreifen. Die Mediane der Buchungsdistancen sind mit 23 Kilometern identisch.

Das Cluster „Reisende“ beinhaltet Kund*innen, die zwar selten auf die CarSharing-Fahrzeuge zurückgreifen, diese dafür aber für besonders weite Strecken nutzen. Der Median der Buchungsdistanz beträgt 279 Kilometer. Für die Fahrten werden verhältnismäßig häufig größere Fahrzeuge gebucht. Die CarSharing-Nutzung des Clusters ist vergleichbar mit der des dritten Clusters. Das letzte Cluster trägt die Bezeichnung „Nutzer*innen mit unregelmäßigen Aktivitäten“. Aufgrund der geringen Buchungshäufigkeit kommen für den Vergleich mehrere Cluster in Frage.

Boonsiripant et al. (2020) sowie Qian et al. (2017) führen Clusteranalysen in Bezug auf Kund*innen reiner stationsbasierter Anbieter durch. Aufgrund der Unterschiede bei den zum Einsatz kommenden Klassifizierungsvariablen erscheint ein Vergleich zu den Clusterergebnissen dieser Arbeit nicht zielführend.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die im Rahmen dieser Arbeit identifizierten Nutzungsprofile insb. Parallelen zu den Clusterergebnissen aufweisen, bei denen ebenfalls Daten einer CSO mit kombiniertem CarSharing-Angebot verwendet wurden. Obwohl sowohl die free-floating als auch die stationsbasierten Nutzungskennwerte simultan in die Clusterbildung eingeflossen sind, kann die Charakterisierung der Cluster jeweils auf die Nutzung einer der beiden CarSharing-Formen zurückgeführt werden. Die Cluster 3, 4 und 5 weisen zum Teil starke Unterschiede in Bezug auf die Nutzung stationsbasierter Fahrzeuge auf, während die free-floating

Nutzung als durchschnittlich beschrieben werden kann. Die anderen sechs Cluster unterscheiden sich hauptsächlich anhand der Nutzung der free-floating Fahrzeuge.

Tabelle 16: Clusterergebnisse anderer CarSharing-Studien

Form	Stadt (CSO)	Cluster-Beschreibung	%	Klassifizierungsvariablen	Methode	Quelle
FFCS & SCS	Mannheim & Heidelberg (stadtmobil)	Kombinierer*innen mit reg. free-floating Nutzung	12	FFCS Buchungen je Wochentag (7) / SCS Buchungen je Wochentag (7) / FFCS Buchungen je Tageszeitintervall (4) / SCS Buchungen je Tageszeitintervall (4) / Anteil Rundbuchungen / Anteil One-Way-Fahrten / Median FFCS Nutzungsdauer / SD FFCS Nutzungsdauer / Median FFCS Buchungsdistanz / SD FFCS Buchungsdistanz / Median SCS Nutzungsdauer / SD SCS Nutzungsdauer / Median SCS Buchungsdistanz / SD SCS Buchungsdistanz	Two-Step	Eigene Erhebung
		Vielnutzer*innen (Pendler*innen)	3			
		Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen	4			
		Kombinierer*innen mit reg. stationsbasierter Nutzung	11			
		Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge	2			
		Kombinierer*innen mit substituierender Nutzung beider CS-Formen	4			
		Nachtschwärmer*innen	15			
		Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten	15			
Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten	34					
FFCS	Karlsruhe (stadtmobil)	Pendler & kommerzielle Nutzer	19	Anzahl Buchungen / Buchungen je Wochentag (7) / Buchungen je Tageszeitintervall (6) / Mittelwert Nutzungsdauer / Anteil Rundfahrten	k-means	Reiffer et al. (2020a)
		ÖV-Ersatz	2			
		Besorgungen	4			
		Wochenendtrips	61			
Wochenendaktivitäten	13					
FFCS	Karlsruhe (stadtmobil)	Gelegenheitsnutzer	60	Anzahl Buchungen / Buchungen je Wochentag (7) / Buchungen je Tageszeitintervall (8) / Mittelwert Nutzungsdauer / SD Buchungsdistanz / Mittelwert Vorlaufzeit / Anteil Rundfahrten	Two-Step	Schmitt (2019)
		Flexible Wenignutzer	16			
		Allwecknutzer	15			
		Wochenendreisende	5			
Berufliche Vielnutzer	4					
FFCS	München (DriveNow)	Wenignutzer	37	Buchungen nach Monaten (6) / Buchungen je Wochentag (7) / Buchungen je Tageszeit-Intervall (8) / Gini-Koeffizienten für Monat, Woche, Tageszeit / Anteile Heimfahrten, Rundfahrten, Parktarif, Flughafenfahrten / Mittelwert Nutzungsdauer	k-means	Harz (2016)
		Nutzer mit langen Fahrzeiten	17			
		Normalnutzer	41			
		Vielnutzer Pendler	3			
Vielnutzer Nachtfahrten	2					
FFCS	Berlin, München (DriveNow)	Cluster A	64	Anzahl Monate mit Buchungen / Nutzungsdauer / Anzahl Buchungen	Two-Step	Seign (2014)
		Cluster B	28			
		Cluster C	8			
SCS	Bangkok, Thailand (Haupcar)	Häufige Nutzer	8	Anteil Buchungen am Tag (6-18 Uhr) / Anteil Buchungen am Wochenende (Fr-So) / Mittelwert Buchungsdistanz / Mittelwert Nutzungsdauer / Anteil des stündlichen Tarifs / Anzahl genutzter Stationen / Anzahl genutzter Fahrzeuge	k-means	Boonsiripant et al. (2020)
		traditionelle Mieter von Automobilen	45			
		Junge CarSharer	47			
SCS	Karlsruhe (stadtmobil)	Kommerzielle Nutzer	<1	Anzahl Buchungen / Buchungsdistanz / Varianz der Buchungsdistanz / Buchungen je Fahrzeugklasse (6) / Buchungen je Wochentag (7)	k-means	Reiffer et al. (2019a)
		Nutzer mit reg. wöch. Akt.	19			
		Nutzer mit unreg. Akt.	67			
		Zweit-Pkw-Ersatz	3			
Reisende	10					
SCS	Hangzhou, China (Chefenxiang)	Nutzer mit reg. langer Nutzung (short term)	32	Anzahl Buchungen / Anzahl genutzter Stationen / Mittelwert der Dauer zwischen zwei Buchungen / Logarithmus der Nutzungsdauer	Two-Step	Qian et al. (2017)
		Nutzer mit reg. kurzer Nutzung (short term)	33			
		Nutzer mit reg. kurzer Nutzung (long term)	23			
		Nutzer mit geleg. Nutzung (long term)	10			
Nutzer mit reg. hoher Nutzung (long term)	2					

Quelle: Eigene Darstellung

5 Determinanten der CarSharing-Nutzung

Die bisherige Darstellung kombinierter CarSharing-Systeme erfolgte primär auf deskriptiver Basis. In diesem Kapitel soll mittels statistischer Analyseverfahren ermittelt werden, welche Faktoren einen Einfluss auf die CarSharing-Nutzung haben. Hierzu werden – aufbauend auf den Ausführungen aus Kapitel 3.3.2 sowie Anhang A.3 – zwei Regressionsmodelle spezifiziert, mittels derer sich die Determinanten der Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten sowie free-floating Fahrzeugen untersuchen lassen. Die identifizierten Einflussgrößen werden anschließend mit den Ergebnissen anderer CarSharing-Studien verglichen.

Regressionsmodelle werden in mehreren CarSharing-Untersuchungen mit teils unterschiedlichen Zielsetzungen verwendet. So untersuchen bspw. Kim et al. (2017b) mittels einer Beta-Regression die mittlere Auslastung von CarSharing-Fahrzeugen [vgl. Kim et al. (2017b), S.95f]. Kopp (2015) nutzt ebenfalls eine Beta-Regression, um die Einflussgrößen auf den Anteil des CarSharings am Modal Split von free-floating Kund*innen zu bestimmen [vgl. Kopp (2015), S.209]. Logistische Regressionsmodelle werden bspw. verwendet, um die Mitgliedschaft bei CarSharing-Organisationen [z.B. WiMobil (2016), S.129ff] oder die Fahrzeug-Verfügbarkeit an CarSharing-Stationen zu modellieren [z.B. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.7].

Neben univariaten Regressionsverfahren kommen auch multivariate Modelle zum Einsatz, in denen simultan mehrere abhängige Variablen berücksichtigt werden können. So nutzen bspw. Dias et al. (2017) ein bivariates Ordered Probit Modell, um die Buchungshäufigkeit von CarSharing- und RideSharing-Diensten zu modellieren [vgl. Dias et al. (2017), S.1312ff]. Costain et al. (2012) modellieren die Nutzungsdauern und die Buchungsdistanzen mit CarSharing-Fahrzeugen mittels einer multivariaten linearen Regression [vgl. Costain et al. (2012), S.13f].

In der Mehrzahl der Studien wird die Häufigkeit von CarSharing-Buchungen als abhängige Variable analysiert. In einigen der Untersuchungen erfolgt die Modellierung der Buchungsfrequenz zellenbezogen [z.B. Boldrini et al. (2019); Bogenberger et al. (2016); Müller (2016); Wagner et al. (2015)]. Die Anzahl der in der jeweiligen Zelle durchgeführten Buchungen wird in diesen Arbeiten mit raumstrukturellen Daten verknüpft. In anderen Untersuchungen werden Buchungsdaten von CarSharing-Organisationen verwendet, um die kund*innenbezogene Buchungshäufigkeit zu modellieren [z.B. Costain et al. (2012)].

In einigen CarSharing-Studien werden zur Modellierung der Buchungshäufigkeit multiple lineare Regressionsanalysen eingesetzt [z.B. Boldrini et al. (2019), S.11; Lempert et al. (2019), S.147; Bogenberger et al. (2016), S.168; Müller (2016), S.61; Kang et al. (2016), S.8; Kortum et al. (2016), S.337; Schmöller et al. (2015), S.46f; Braun et al. (2013), S.14]. Solche Verfahren können im Hinblick auf die Modellierung diskreter, nichtnegativer abhängiger Variablen kritisch gesehen werden. Um der Beschaffenheit der abhängigen Variable Rechnung zu tragen, wird im Rahmen dieser Arbeit auf Zähldatenmodelle zurückgegriffen. Im folgenden Kapitel sollen die in Frage kommenden Prädiktoren diskutiert werden.

5.1 Auswahl unabhängiger Variablen

Die Auswahl geeigneter Prädiktoren stellt einen elementaren Schritt im Rahmen der Regressionsanalyse dar. Bei Berücksichtigung irrelevanter Variablen sind die geschätzten Regressionskoeffizienten ineffizient. Das Auslassen relevanter unabhängiger Variablen kann zu verzerrten Parameterschätzern führen [vgl. Von Auer (2016), S.304ff; Menard (1995), S.59]. Werden bedeutende Einflussfaktoren, die einen Effekt auf die abhängige Variable aufweisen, nicht im Regressionsmodell berücksichtigt und korrelieren diese ausgelassenen Variablen mit Prädiktoren des Modells, dann werden die Prädiktoren auch mit den Residuen korrelieren, da in diesen die Effekte der ausgelassenen Variablen enthalten sind [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.157]. Um diese Endogenitätsprobleme zu verhindern, ist es empfehlenswert, im Zuge der Modellspezifikation auf bereits bestehende Literatur zurückzugreifen und in anderen Studien bestätigte Zusammenhänge zu berücksichtigen. Aufbauend auf den Ergebnissen der Literaturrecherche (vgl. Anhang A.1) sollen daher geeignete Prädiktoren für die vorliegende Arbeit abgeleitet werden. Neben soziodemographischen und –ökonomischen Faktoren sollen auch die CarSharing- sowie ÖPNV-bezogene Angebotsqualität am Wohnort der Kund*innen Berücksichtigung finden.

Aus den von stadtmobil Rhein-Neckar zur Verfügung gestellten Daten können das Geschlecht und das Alter der Kund*innen sowie der gewählte Tarif ermittelt werden.⁵⁶ Aus den Unternehmensdaten lässt sich zudem die

⁵⁶ In den Fällen, in denen Informationen in den Unternehmensdaten fehlten, wurden die unvollständigen Datensätze mit den Informationen aus der durchgeführten Kund*innenbefragung angereichert.

abhängige Variable, die Buchungshäufigkeit, ableiten. Als Betrachtungszeitraum wurde der einjährige Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 festgelegt. Dies hat den Hintergrund, dass die erste Online-Befragung der Kund*innen sowie die durchgeführte Mobilitätserhebung in diesen Zeitraum fielen. Da nicht alle Kund*innen im gesamten Untersuchungszeitraum bei stadtmobil Rhein-Neckar angemeldet waren, wird die Dauer der Mitgliedschaft als Offset in die Regressionsgleichung eingebracht. Zwecks eines größeren Stichprobenumfangs werden – im Gegensatz zu den kund*innenspezifischen Analysen in Kapitel 4.4 – nicht nur Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete berücksichtigt, sondern auch Kund*innen, die in den Randbezirken der Städte Mannheim und Heidelberg wohnen. Der Einfluss des Wohnortes wird über die unabhängige Variable „Wohnort innerhalb JoeCar-Bediengebiet“ erfasst.

Neben soziodemographischen Faktoren können auch sozioökonomische Faktoren sowie die Mobilitätsausstattung der Haushalte einen Einfluss auf die Buchungsfrequenz von CarSharing-Kund*innen aufweisen. Daher werden als zusätzliche Prädiktoren das Haushaltseinkommen, die Haushaltsgröße sowie die Existenz von Kindern im Haushalt, das Bildungsniveau und die Berufstätigkeit, der Privat-Pkw-Besitz sowie die Existenz eines Abonnements für den ÖPNV berücksichtigt. Die Daten wurden im Rahmen der im Juli 2017 durchgeführten Online-Befragung erhoben.

Es wird angenommen, dass auch die Angebotsqualität des ÖPNVs sowie des CarSharings einen Einfluss auf die Nutzungshäufigkeit der stationsbasierten und free-floating Fahrzeuge haben. Daher werden weitere unabhängige Variablen im Zuge der Modellierung berücksichtigt. Hierbei handelt es sich um:

- die Luftliniendistanz des Wohnortes der Kund*innen zur nächstgelegenen CarSharing-Station,
- eine Dummy-kodierte Variable, die angibt, ob der Wohnort innerhalb des JoeCar-Bediengebietes liegt,
- die auf ein Jahr bezogene Verfügbarkeit mindestens eines free-floating Fahrzeugs in Prozent,
- die über das Jahr gemittelte Anzahl an verfügbaren CarSharing-Fahrzeugen sowie
- die wöchentliche Anzahl an Abfahrten des Öffentlichen Straßenpersonennahverkehrs (ÖSPV).^{57,58}

Die CarSharing-Verfügbarkeiten sowie die ÖSPV-Abfahrten werden jeweils in einem Umkreis von 300 Metern um den Wohnort der Kund*innen bestimmt. Tabelle 17 beinhaltet einen Überblick über die im Rahmen der Modellierung verwendeten Prädiktoren.

Im Kontext der Variablenselektion können auch statistische Verfahren zum Einsatz kommen. Häufig werden schrittweise Verfahren verwendet, bei denen die Prädiktoren in Abhängigkeit eines bestimmten Gütekriteriums dem Modell hinzugefügt oder aus dem Modell entfernt werden. Bei der im CarSharing-Kontext von Kopp (2015) verwendeten StepAIC-Methode findet die Modellauswahl bspw. auf Basis des Akaike Informationskriteriums statt [vgl. Kopp (2015), S.175]. Bei schrittweisen Selektionsverfahren wird in einem ersten Schritt diejenige unabhängige Variable dem Modell hinzugefügt, welche die höchste Korrelation mit der abhängigen Variablen aufweist. Anschließend werden sukzessive die unabhängigen Variablen mit den höchsten partiellen Korrelationen hinzugefügt. Im Gegensatz zu einer reinen Vorwärts-Selektion kann es vorkommen, dass Prädiktoren im Zuge eines Iterationsschrittes wieder ausgeschlossen werden. Das Verfahren endet, wenn keine signifikanten unabhängigen Variablen mehr existieren, die in das Modell integriert werden könnten [vgl. Field (2018), S.416f; Backhaus et al. (2018), S.114; Urban & Mayerl (2018), S.104; Tabachnick & Fidell (2014), S.175f; Fahrmeir et al. (2007), S.164].

Die ausschließliche Verwendung statistischer Verfahren zur Auswahl von Variablen wird von einigen Autor*innen kritisch gesehen. Statistische Selektionsmethoden müssen nicht zwangsweise zur besten Lösung führen und ersetzen daher nicht die sorgfältige Variablenauswahl und Spezifikation des Modells, die auf sachlogischen Kriterien basieren sollte [vgl. Field (2018), S.398; Backhaus et al. (2018), S.114f; Urban & Mayerl (2018), S.105f; Agresti (2013), S.210]. Im Rahmen dieser Arbeit werden daher ein auf der Literaturrecherche sowie theoretischen Überlegungen basierendes, vollständiges Modell und ein mittels der StepAIC-Methode reduziertes Modell

⁵⁷ Der Öffentliche Straßenpersonennahverkehr (ÖSPV) bildet zusammen mit dem Schienenpersonennahverkehr (SPNV) den Öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV). Im Zuge der Auswertung werden ausschließlich Abfahrten mit Bussen und Straßenbahnen berücksichtigt.

⁵⁸ Für die Bestimmung der ÖSPV-Abfahrten wurden die von der Rhein-Neckar-Verkehr GmbH öffentlich zur Verfügung gestellten Daten im GTFS-Format genutzt.

berichtet. Im folgenden Kapitel werden zuerst die Einflussgrößen auf die stationsbasierten CarSharing-Buchungshäufigkeiten untersucht, bevor im darauffolgenden Kapitel die Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen modelliert wird. Für die Umsetzung wird das freie Statistik-Programm R verwendet.⁵⁹

Tabelle 17: Variablen des Regressionsmodells zur Modellierung der Buchungshäufigkeit

	Messniveau	Min.	Max.	Mittelwert	Std.-Abw.
Abhängige Variablen					
SCS-Buchungshäufigkeit	metrisch	0	177	16,79	24,80
FFCS-Buchungshäufigkeit	metrisch	0	387	15,94	38,14
Unabhängige Variablen					
Geschlecht (0: männlich)	nominal	0	1	0,49	0,50
Alter	metrisch	18	80	46,31	12,32
Tarif (1: Classic/VRN, 2: plus, 3: mikro)	nominal	1	3	1,34	0,74
Wohnort innerhalb JoeCar-Bediengebiet (0: nein)	nominal	0	1	0,60	0,49
Haushaltsgröße	metrisch	1	10	2,27	1,24
Kinder im Haushalt (0: nein)	nominal	0	1	0,13	0,34
Haushaltseinkommen (0: < 4.000 €)	nominal	0	1	0,41	0,49
Hochschulabschluss (0: nein)	nominal	0	1	0,71	0,45
Vollzeitbeschäftigung (0: nein)	nominal	0	1	0,58	0,49
Privat-Pkw-Besitz (0: nein)	nominal	0	1	0,22	0,41
ÖPNV-Abonnement (0: nein)	nominal	0	1	0,50	0,50
ÖSPV-Abfahrten / Woche (1: <1.000, 2: <3.500, 3: >=3.500)	nominal	1	3	2,07	0,71
Free-floating Verfügbarkeit in %	metrisch	0	0,94	0,46	0,38
Ø Anzahl verfügbarer CS-Fahrzeuge	metrisch	0	20,9	3,99	4,00
Luftliniendistanz zur nächsten CS-Station	metrisch	4	3.930	257,79	321,93

Quelle: Eigene Darstellung

5.2 Modellierung der Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen

Bevor die Wahl für eine Modellart getroffen wird, sollen die Daten zunächst auf Multikollinearität geprüft werden. Da sich die Prüfung der Multikollinearität auf die Beziehungen der unabhängigen Variablen beschränkt, ist sie unabhängig von der Wahl des Regressionsverfahrens. Zwischen den Variablen „Wohnort innerhalb JoeCar-Bediengebiet“ und „Free-floating Verfügbarkeit in %“ existiert ein starker Zusammenhang ($\eta^2 = 0,911$). Aufgrund

⁵⁹ Genutzt wird RStudio in der Version 2022.02.3.

dessen wird entschieden, eine der beiden Variablen aus der Analyse zu exkludieren. Da die Verfügbarkeits-Variable den interessanteren Prädiktor darstellt und ein Wert von Null i.d.R. anzeigt, dass der Wohnort der Kund*innen außerhalb des JoeCar-Bediengebietes liegt, wird die Variable „Wohnort innerhalb JoeCar-Bediengebiet“ nicht weiter berücksichtigt. Nach Eliminierung der Variable bestätigt die Analyse der VIF- sowie Toleranzwerte, dass keine Multikollinearitätsprobleme zu befürchten sind. Den höchsten VIF-Wert von 1,68 bzw. den niedrigsten Toleranz-Wert von 0,59 besitzt die Variable „Haushaltsgröße“. Die Werte liegen jedoch weit von den in der Literatur diskutierten Grenzwerten entfernt [vgl. Field (2018), S.401f; Urban & Mayerl (2018), S.238].

Für die Analyse der Einflussgrößen der stationsbasierten CarSharing-Buchungshäufigkeit soll ein Zählmodell verwendet werden. Prinzipiell stehen verschiedene Regressionsarten zur Verfügung, mittels derer Zählmodellen modelliert werden können. Die Wahl für ein bestimmtes Modell sollte in Abhängigkeit der Beschaffenheit der empirischen Daten erfolgen. Gemäß Perumean-Chaney et al. (2013) sollte zunächst untersucht werden, ob in den Daten Überdispersion vorliegt. Ist dies der Fall, ist die Verwendung eines Negative Binomial-Modells gegenüber einem Poisson-Modell zu bevorzugen. Anschließend sollte geprüft werden, ob ein Nullüberschuss in den Daten vorliegt, der die Nutzung eines Zero-Inflated Modells rechtfertigt [vgl. Perumean-Chaney et al. (2013), S.1674].

Der Dispersionsparameter beträgt 27,25 und liegt somit weit über dem Wert eins, der auf äquidisperse Daten hinweisen würde. Hilbe (2014) empfiehlt darüber hinaus, mittels eines Likelihood-Ratio-Tests die Superiorität des Negative Binomial-Modells gegenüber einem Poisson-Modell zu überprüfen. Die Verwendung eines Likelihood-Ratio-Tests ist möglich, da es sich bei den beiden Modellarten um geschachtelte Modelle handelt [vgl. Hilbe (2014), S.114f; Winkelmann (2008), S.112f]. Der Test offenbart ebenfalls die Überlegenheit des Negative Binomial-Modells, $\chi^2(1) = 11248$, $p < 0,001$. Dass das Negative Binomial-Modell in der Lage ist, mit der Überdispersion umzugehen, kann man am Verhältnis der Residualdevianz zu der Anzahl an Freiheitsgraden erkennen. Dieses beträgt 1,19 und liegt somit nicht wesentlich über dem Wert eins.

Knapp elf Prozent der im Rahmen der Regression berücksichtigten Proband*innen weisen im zwölfmonatigen Untersuchungszeitraum keine stationsbasierte CarSharing-Nutzung auf. Mittels des Vuong-Tests soll geprüft werden, ob die Verwendung eines Zero-Inflated Negative Binomial-Modells gegenüber einem Negative Binomial-Modell zu präferieren ist. Desmarais & Harden (2013) empfehlen anstelle der einfachen Teststatistik eine BIC-Korrektur des Vuong-Tests vorzunehmen [vgl. Desmarais & Harden (2013), S.822]. Die BIC-korrigierte Teststatistik weist einen Wert von -7,79 auf. Gemäß des Vuong-Tests sollte demnach ein Negatives Binomial-Modell zum Einsatz kommen ($p < 0,001$). Da die Verwendung des Vuong-Tests von manchen Autor*innen kritisch gesehen wird [z.B. Wilson (2015), S.51ff], sollen zudem die AIC- sowie BIC-Werte der unterschiedlichen Modelle miteinander verglichen werden. Diese sind in Tabelle 18 dargestellt. Gemäß beider Teststatistiken kann das Negative Binomial-Modell präferiert werden. Die Unterschiede sind bezüglich des BIC größer, da in den Zero-Inflated-Modellen mehr unabhängige Variablen berücksichtigt werden.

Tabelle 18: AIC und BIC verschiedener Zählmodellen zur Modellierung der stationsbasierten Buchungshäufigkeit

	Poisson	Negative Binomial	ZIP	ZINB
AIC	16.534,25	5.290,57	14.934,21	5.294,63
BIC	16.614,03	5.372,93	15.089,76	5.454,76

Quelle: Eigene Darstellung

Zur Prüfung der weiteren Modellvoraussetzungen soll eine visuelle Diagnose der Residuen erfolgen. Da es sich bei der Buchungshäufigkeit um eine diskrete abhängige Variable handelt, empfehlen Feng et al. (2020) die Verwendung randomisierter Quantil-Residuen [vgl. Feng et al. (2020), S.15ff; Dunn & Smyth (2018), S.304]. Aufgrund der Randomisierung sind die Residuen selbst in Bezug auf diskrete Verteilungen kontinuierlich [vgl. Dunn & Smyth (2018), S.303; Dunn & Smyth (1996), S.243]. Unter der Bedingung, dass das korrekte Modell spezifiziert wurde, sind die randomisierten Quantil-Residuen zudem annäherungsweise normalverteilt [vgl. Feng et al. (2020), S.19]. Der QQ-Plot in Abbildung 46 bestätigt dies.

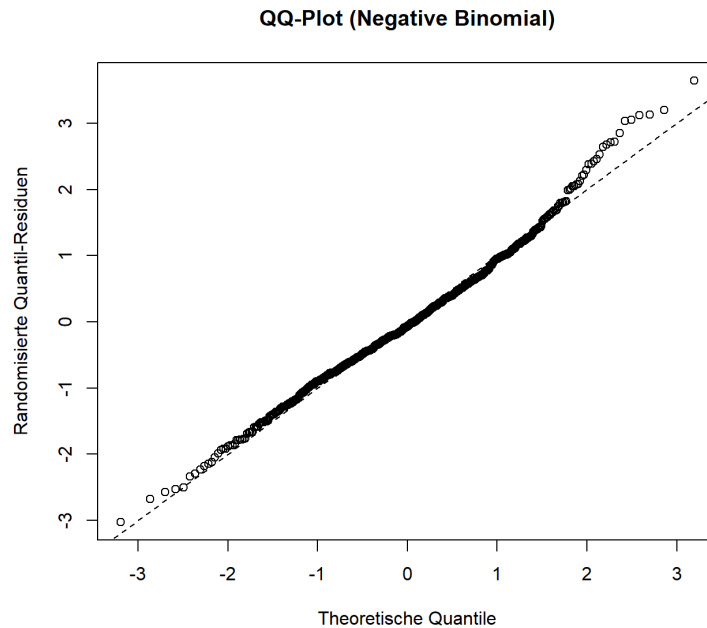


Abbildung 46: Quantil-Quantil-Diagramm zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des Negative Binomial Modells

Quelle: Eigene Darstellung

In dem Streudiagramm in Abbildung 47 sind die randomisierten Quantil-Residuen sowie die durch das Modell geschätzten log-Werte abgetragen. Um die Prüfung der Linearitätsannahme zu erleichtern, wurde zudem eine Loess-Linie⁶⁰ integriert [vgl. Urban & Mayerl (2018), S. 199f; Jacoby (2000), S.577ff]. Es ist zu erkennen, dass die Residuen zufällig verteilt sind und kein bestimmtes Muster bilden. Die Loess-Linie bildet annähernd eine Gerade, die auf der Abszisse liegt. Es kann davon ausgegangen werden, dass die Linearitätsannahme nicht verletzt ist.

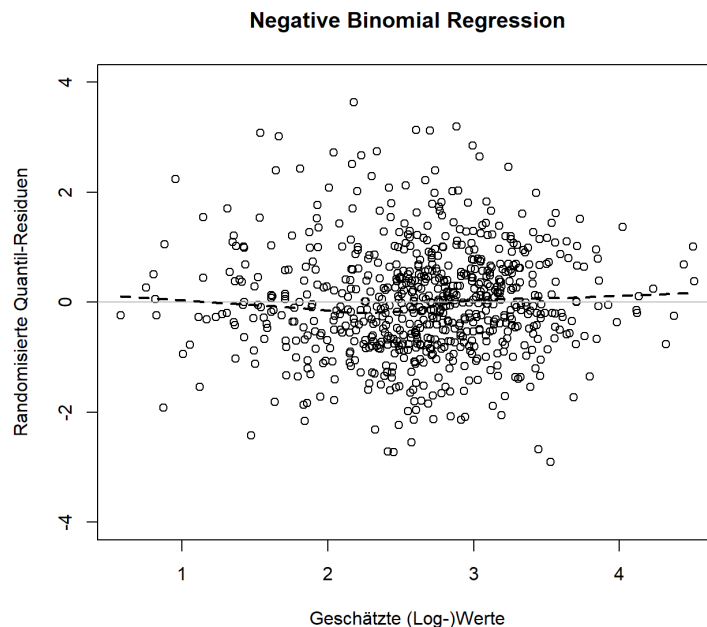


Abbildung 47: Streudiagramm zur Prüfung der Linearitätsannahme des Negative Binomial Modells

Quelle: Eigene Darstellung

⁶⁰ „Die Loess-Linie ist eine Anpassungslinie, die ohne Vorannahmen über Linearität oder Nicht-Linearität explorativ aus vielen kleinen aneinander gereihten Geraden gebildet wird.“ [Urban & Mayerl (2018), S.200f].

Zur Analyse potenzieller Ausreißer werden die Cook-Distanzen, DFBETAS, die Hebelwerte sowie die randomisierten Quantil-Residuen herangezogen (vgl. Anhang A.3.1). Die absoluten Cook- sowie DFBETAS-Werte sind alle niedriger als eins. Berücksichtigt man bei der Analyse der Hebelwerte den pauschalen Grenzwert von Huber & Ronchetti (2009) von 0,2, dann werden ebenfalls keine Beobachtungen als Ausreißer identifiziert. Bei Verwendung des niedrigeren Grenzwertes, der sich gemäß der Formel von Frees (2010) berechnen lässt und im vorliegenden Fall 0,071 beträgt, werden 21 Beobachtungen als potenzielle Ausreißer identifiziert. Die Prüfung der Residuen zeigt, dass sechs Beobachtungen einen absoluten Wert von über drei aufweisen, so dass insgesamt 27 Beobachtungen mögliche Ausreißer bilden. Bei genauerer Betrachtung handelt es sich hauptsächlich um Kund*innen, die den Plus-Tarif gewählt haben und eine weit überdurchschnittliche Nutzung zu verzeichnen haben. Da keine der Beobachtungen von mehr als einem Verfahren als Ausreißer identifiziert wird und Vielnutzer*innen nicht aus der Regressionsanalyse ausgeschlossen werden sollen, fällt die Entscheidung für die Berücksichtigung aller 717 Proband*innen. Auf diese Weise wird zudem verhindert, dass der Plus-Tarif als unabhängige (Dummy-)Variable aus der Regressionsgleichung entfernt wird.

In Tabelle 19 befinden sich die Ergebnisse der Regressionsanalysen für das vollständige sowie das mittels der StepAIC-Methode verkleinerte Modell. Die Parameter des reduzierten Modells sind in blauer, kursiver Schrift dargestellt. Da sie sich nur marginal von den Ergebnissen des vollständigen Modells unterscheiden, erfolgt die Ergebnisbesprechung ausschließlich auf Basis des mehr Variablen umfassenden Modells. Sieben der 16 unabhängigen Variablen sind auf dem 5%-Signifikanzniveau signifikant. Die meisten der soziodemographischen und – ökonomischen Faktoren besitzen keinen signifikanten Einfluss auf die stationsbasierte Buchungshäufigkeit [vgl. auch Celsor & Millard-Ball (2006), S.12]. Insbesondere das Alter und das Haushaltseinkommen scheinen keinen Effekt aufzuweisen. Der negative Regressionskoeffizient des Geschlechts offenbart, dass (männliche) Probanden die stationsbasierten Fahrzeuge tendenziell häufiger nutzen als (weibliche) Probandinnen. Dies deckt sich mit den Ergebnissen anderer Studien [vgl. Morency et al. (2012), S.34; Habib et al. (2012), S.251]. Inferenzstatistische Schlüsse auf die Grundgesamtheit können aufgrund der fehlenden Signifikanz jedoch nicht gezogen werden.

Ebenso verhält es sich in Bezug auf die Variablen „Kinder im Haushalt“, „Hochschulabschluss“, „Vollzeitbeschäftigung“, „ÖPNV-Abonnement“ sowie die ÖSPV-Qualität des Wohnortes. Proband*innen, die in Vollzeit beschäftigt sind, nutzen häufiger stationsbasierte Fahrzeuge. Das Vorhandensein eines Hochschulabschlusses wirkt hingegen negativ. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen auch Wu et al. (2019a).

Während in den meisten Studien ein positiver Zusammenhang zwischen der Mitgliedschaft bei einer CSO und einem ÖPNV-Abonnement berichtet wird [vgl. z.B. Becker et al. (2017a), S.27f], hat die Existenz einer Zeitkarte einen leicht negativen Effekt auf die Buchungshäufigkeit stationsbasierter Fahrzeuge. Anders verhält es sich mit der Angebotsqualität des ÖPNVs am Wohnort der Proband*innen. Wohnen diese in der Nähe hochfrequenzierter Haltestellen, steigt der Erwartungswert der Anzahl an Ausleihvorgängen an. Dies bestätigt, dass das stationsbasierte CarSharing und der ÖPNV nicht in Konkurrenz zueinanderstehen und das CarSharing insbesondere in den Gebieten funktioniert, in denen gute (Mobilitäts-)Alternativen zum Privat-Pkw existieren [vgl. Foljanty et al. (2017), S.46; Becker et al. (2017a), S.30; Müller et al. (2015), S.77]. Ebenfalls einen positiven – und in diesem Fall sogar signifikanten – Einfluss hat die Qualität des CarSharing-Angebotes, die über die Anzahl der durchschnittlich verfügbaren Fahrzeuge am Wohnort operationalisiert wurde. Pro zusätzlichem Fahrzeug steigt der Erwartungswert der Nutzungshäufigkeit um etwa vier Prozent an.

Im Vergleich hierzu wirkt eine hohe Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen eher negativ auf die Nutzung der stationsbasierten Fahrzeuge. Einen ebenfalls negativen Effekt hat die Existenz eines privaten Pkws im Haushalt [vgl. auch Loose (2016a), S.28; Schreier et al. (2015), S.15]. Wenn Kund*innen auf private Fahrzeuge zurückgreifen können, reduziert sich der Erwartungswert der stationsbasierten Nutzung um knapp 60 Prozent. Von der Luftlinienentfernung des Wohnorts zur nächstgelegenen CarSharing-Station geht keine Wirkung auf die Buchungshäufigkeit aus. Dies kann auf die generell hohe Stationsdichte in Mannheim und Heidelberg zurückgeführt werden. Die meisten Kund*innen wohnen in fußläufiger Distanz zu mindestens einer der CarSharing-Stationen.

Ein positiver Effekt geht von der Haushaltsgröße aus. Pro zusätzlicher Person im Haushalt steigt der Erwartungswert der stationsbasierten Buchungshäufigkeit um knapp 18 Prozent an. Leben jedoch Kinder im Haushalt, werden tendenziell weniger stationsbasierte Buchungen unternommen. Wie zu erwarten, erhöht sich der Erwartungswert bei Kund*innen, die anstelle des Classic/VRN-Tarifs den Plus-Tarif gewählt haben und reduziert sich bei Nutzer*innen des mikro-Tarifs.

Tabelle 19: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen

Prädiktoren	B	SE	KI (2,5%)	KI (97,5%)	p-Wert	Exp(B)
Vollständiges Modell						
<i>Reduziertes Modell (StepAIC)</i>						
Geschlecht	-0,105	0,096	-0,294	0,084	0,273	0,900
Alter	-0,001	0,004	-0,010	0,007	0,763	0,999
Tarif (Referenz: Classic/VRN)						
Tarif: plus	0,986 <i>1,048</i>	0,328 <i>0,327</i>	0,392 <i>0,462</i>	1,700 <i>1,757</i>	0,003** <i>0,001*</i>	2,681 <i>2,851</i>
Tarif: mikro	-0,561 <i>-0,527</i>	0,134 <i>0,128</i>	-0,820 <i>-0,772</i>	-0,292 <i>-0,270</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,570 <i>0,591</i>
Haushaltsgröße	0,164 <i>0,128</i>	0,048 <i>0,038</i>	0,065 <i>0,052</i>	0,266 <i>0,207</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	1,178 <i>1,137</i>
Kinder im Haushalt	-0,194	0,157	-0,507	0,127	0,215	0,823
Haushaltseinkommen	0,005	0,108	-0,228	0,220	0,965	0,995
Hochschulabschluss	-0,144	0,104	-0,358	0,065	0,167	0,866
Vollzeitbeschäftigung	0,097	0,102	-0,105	0,298	0,342	1,102
Privat-Pkw-Besitz	-0,914 <i>-0,909</i>	0,122 <i>0,118</i>	-1,157 <i>-1,144</i>	-0,666 <i>-0,668</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,401 <i>0,403</i>
ÖPNV-Abonnement	-0,078	0,094	-0,264	0,108	0,407	0,925
ÖSPV-Abfahrten / Woche (Referenz: <1.000 Abfahrten)						
1.000 - <3.500 Abf.	0,195	0,121	-0,050	0,434	0,107	1,215
>=3.500 Abf.	0,219	0,149	-0,076	0,512	0,141	1,245
FFCS-Verfügbarkeit in %	-1,013 <i>-0,934</i>	0,147 <i>0,141</i>	-1,302 <i>-1,210</i>	-0,723 <i>-0,658</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,363 <i>0,393</i>
Ø Anz. verf. Fahrzeuge	0,036 <i>0,037</i>	0,014 <i>0,013</i>	0,010 <i>0,013</i>	0,063 <i>0,064</i>	0,008** <i>0,005**</i>	1,037 <i>1,038</i>
Distanz CS-Station	-0,000 <i>-0,000</i>	0,000 <i>0,000</i>	-0,001 <i>-0,001</i>	-0,000 <i>-0,000</i>	0,009** <i>0,008**</i>	1,000 <i>1,000</i>
Konstante						
	-2,813 <i>-2,832</i>	0,305 <i>0,133</i>	-3,410 <i>-3,078</i>	-2,204 <i>-2,582</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,060 <i>0,058</i>
Theta: 0,713 / AIC: 5290,6 / BIC: 5372,9 / Devianz: 832,2 (DF=700) / Nagelkerke R ² : 0,188						
<i>Theta: 0,705 / AIC: 5281,7 / BIC: 5322,9 / Devianz: 832,8 (DF=709) / Nagelkerke R²: 0,177</i>						

Quelle: Eigene Darstellung

Mittels des Likelihood-Ratio-Tests wird geprüft, ob das spezifizierte Modell eine statistisch bessere Anpassung an die Daten bietet als das Nullmodell. Im vorliegenden Fall muss die Nullhypothese, dass die zusätzlichen Prädiktoren keinen bedeutsamen Mehrwert liefern, abgelehnt werden, $\chi(16) = 149,34$, $p < 0,001$. Die Verwendung des Modells ist statistisch begründet.

Das Regressionsmodell ist zwar statistisch signifikant und kann daher verwendet werden, es weist jedoch eine geringe Anpassungsgüte auf. In Abbildung 48 ist zu erkennen, dass es bei weniger als 15 Buchungen eher zu einer Überschätzung der Buchungshäufigkeiten kommt, bei mehr als 30 Buchungen werden die stationsbasierten Nutzungen tendenziell unterschätzt. Ähnliche Tendenzen der Über- und Unterschätzung wurden auch in anderen CarSharing-Studien berichtet [vgl. Kopp (2015), S.207]. Insbesondere bei sehr hohen und sehr niedrigen Nutzungsfrequenzen ist das Modell nicht in der Lage, eine adäquate Schätzung der Buchungshäufigkeit vorzunehmen.

Da das Ziel der Modellierung weniger die Prognose neuer Werte, sondern vielmehr die Analyse des Einflusses verschiedener Variablen auf die Buchungshäufigkeit ist, erscheint die geringe Anpassungsgüte weniger schwerwiegend. Die Vermutung liegt jedoch nahe, dass zusätzlich zu den identifizierten Prädiktoren noch weitere Variablen existieren, die auf die Buchungshäufigkeiten mit stationsbasierten CarSharing-Fahrzeugen wirken. So könnte in zukünftigen Studien untersucht werden, ob bspw. psychologische bzw. einstellungsbasierte Determinanten existieren, die zu einer Verbesserung der Regressionsmodelle führen [vgl. ebd., S.243].⁶¹

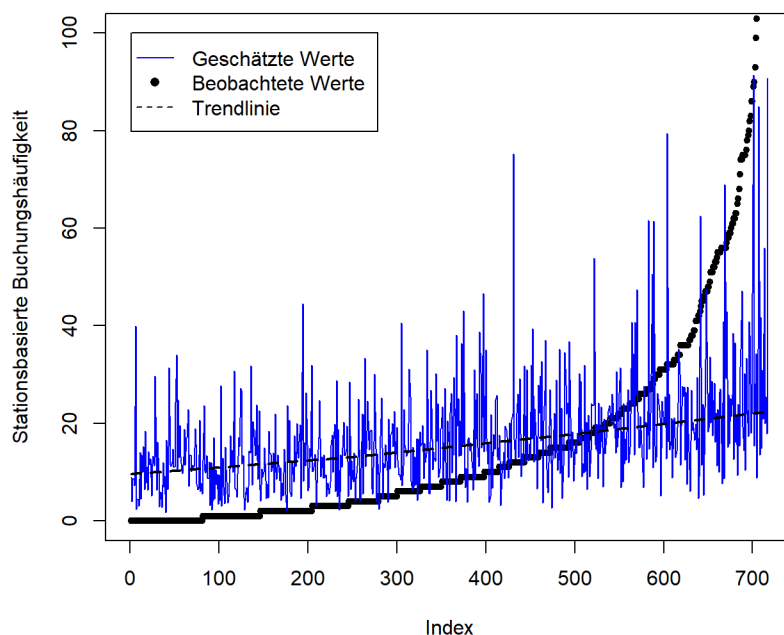


Abbildung 48: Vorhersage der stationsbasierten Buchungshäufigkeit
Quelle: Eigene Darstellung⁶²

5.3 Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen

Für die Modellierung der Buchungshäufigkeit des free-floating CarSharings wird dieselbe Datenbasis genutzt wie im vorangegangenen Kapitel. Einzig die abhängige Variable wird verändert. Erneut wird zunächst die Existenz von Überdispersion untersucht. Anschließend erfolgt eine Prüfung, ob ein Nullüberschuss in den Daten vorliegt [vgl. Perumean-Chaney et al. (2013), S.1674].

Der Dispersionsparameter beträgt 34,01 und ist somit fast doppelt so hoch wie der Dispersionsparameter des auf das stationsbasierte CarSharing bezogenen Regressionsmodells. Gemäß des Likelihood-Ratio-Tests sollte ein Negative Binomial-Modell anstelle eines Poisson-Modells verwendet werden, um der in den Daten vorliegenden Überdispersion Rechnung zu tragen, $\chi^2(1) = 14.510$, $p < 0,001$. Mittels des Vuong-Tests wird erneut geprüft, ob ein Zero-Inflated-Modell anstelle eines einfachen Negative Binomial-Modells verwendet werden sollte. Die BIC-korrigierte Teststatistik lässt kein eindeutiges Ergebnis zu ($p = 0,141$). Gemäß des AIC-korrigierten Vuong-Tests

⁶¹ Einstellungsbasierte Faktoren werden im Rahmen dieser Arbeit bei der Analyse der Determinanten der Kund*innenbindung berücksichtigt (vgl. Kapitel 7), nicht jedoch im Kontext der Modellierung der CarSharing-Buchungshäufigkeiten.

⁶² Aus Darstellungsgründen wurde die Ordinate auf einen Höchstwert von 100 Buchungen begrenzt.

sollte das Zero-Inflated-Modell präferiert werden ($p < 0,001$). Für die Verwendung dieser Modellart spricht auch die sehr hohe Anzahl an Nullwerten. Knapp die Hälfte der Proband*innen haben das free-floating Angebot in dem zwölfmonatigen Untersuchungszeitraum nicht genutzt. Der Vergleich der AIC-Werte sowie BIC-Werte bestätigt die höhere Erklärungskraft des Zero-Inflated Negative Binomial-Modells gegenüber den anderen drei Modellarten.

Tabelle 20: AIC und BIC verschiedener Zähldatenmodelle zur Modellierung der free-floating Buchungshäufigkeit

	Poisson	Negative Binomial	ZIP	ZINB
AIC	18.335,13	3.826,66	12.151,92	3.725,91
BIC	18.412,69	3.908,78	12.307,04	3.885,60

Quelle: Eigene Darstellung

Aus diesem Grund fällt die Wahl im vorliegenden Fall auf das Zero-Inflated Negative Binomial-Modell. Dieses enthält zusätzlich zu einem Negative Binomial-Modell mit Log-Link auch ein Binomial-Modell mit Logit-Link, um auf diese Weise die Existenz von Excess Zeros in den Daten zu berücksichtigen [vgl. Wollschläger (2020), S.382; Oppong et al. (2017), S.456]. Da Zero-Inflated Negative Binomial-Modellen eine Mischverteilung zugrunde liegt, zählen sie – im Gegensatz zu ihren Subkomponenten – nicht zu der Gruppe der generalisierten linearen Modelle. Verschiedene statistische Konzepte, die im Rahmen von GLMs Anwendung finden, wie etwa die Devianz, lassen sich daher nicht eins zu eins auf diese Modellart übertragen.

Zur Prüfung der Modellvoraussetzungen werden erneut die randomisierten Quantil-Residuen herangezogen und graphisch analysiert. Das Streudiagramm in Abbildung 49 lässt den Schluss zu, dass die Linearitätsannahme nicht verletzt ist. Der QQ-Plot zeigt, dass die randomisierten Quantil-Residuen annäherungsweise normalverteilt sind (vgl. Abbildung 50) [vgl. Friendly & Meyer (2016), S.485f].

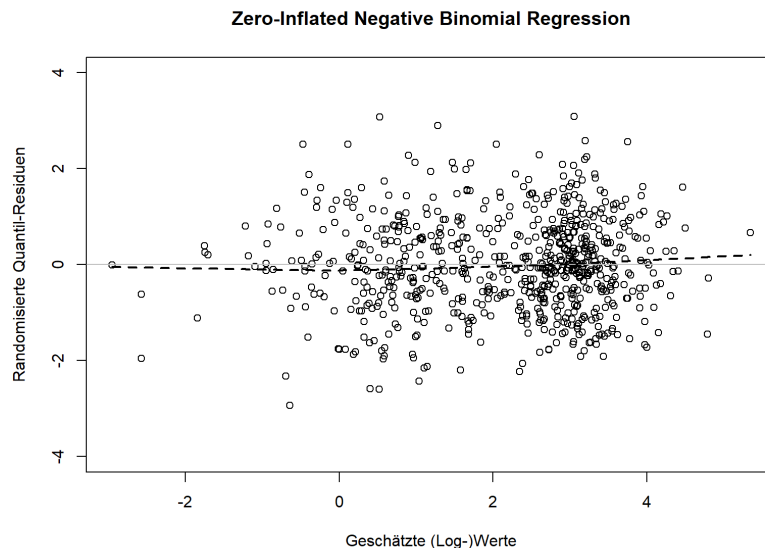


Abbildung 49: Streudiagramm zur Prüfung der Linearitätsannahme des Zero-Inflated Negative Binomial Modells

Quelle: Eigene Darstellung

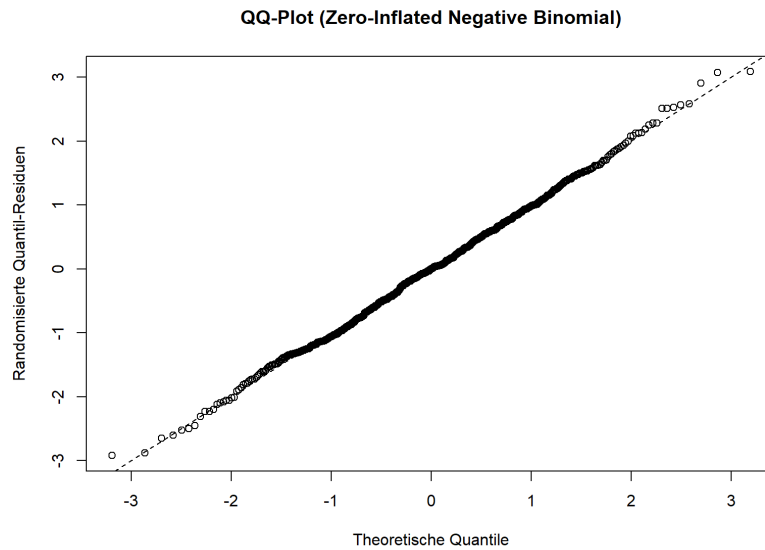


Abbildung 50: Quantil-Quantil-Diagramm zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des Zero-Inflated Negative Binomial Modells

Quelle: Eigene Darstellung

Im Zuge der Identifizierung von Datenausreißern sind die wählbaren Optionen bei Verwendung von Mischmodellen eingeschränkter als bei der Nutzung von GLM. Zur Analyse werden die Cook-Distanzen sowie die randomisierten Quantil-Residuen herangezogen.⁶³ Zwei Beobachtungen weisen Residuen mit absoluten Werten größer als drei auf. Bei beiden Beobachtungen haben auch die Cook-Distanzen Werte von über eins. Diese Beobachtungen stellen daher potenzielle Ausreißer dar. Darüber hinaus existieren noch sieben weitere Fälle, bei denen die Cook-Distanzen über eins liegen. Aufgrund des nicht zu vernachlässigenden Einflusses der neun Beobachtungen auf die Schätzergebnisse, werden diese eingehender untersucht. Es zeigen sich zum Teil unplausibel anmutende Zusammenhänge. So weist bspw. ein Proband innerhalb der zwölf Monate über 300 free-floating Buchungen auf, nutzt trotz der hohen Buchungsfrequenz aber den mikro-Tarif. Da nicht ausgeschlossen werden kann, dass in den übermittelten Daten Fehler existieren⁶⁴ und die neun als Ausreißer identifizierten Beobachtungen einen hohen Einfluss auf die Schätzergebnisse aufweisen, wird die Ergebnispräsentation für eine leicht reduzierte Stichprobe mit einem Umfang von 708 Proband*innen durchgeführt.

Wie bei der Verwendung der Negative Binomial-Regression zur Modellierung der stationsbasierten Buchungshäufigkeit neigt das Modell bei niedrigen Beobachtungswerten dazu, die Anzahl der free-floating Buchungen tendenziell zu überschätzen. Im Bereich höherer Nutzungsfrequenzen ab 30 Buchungen werden die Buchungshäufigkeiten hingegen tendenziell unterschätzt (vgl. Abbildung 51).

Der durchgeführte Likelihood-Ratio-Test zeigt, dass das spezifizierte Modell eine bessere Anpassung an die Daten bietet als das Nullmodell, $\chi(32) = 177,32$, $p < 0,001$. Die Interpretation der Modellergebnisse ist daher möglich.

In den folgenden beiden Tabellen sind die Ergebnisse der Regressionsanalysen für das vollständige sowie das mittels StepAIC-Methode reduzierte Modell dargestellt. Während Tabelle 21 die Parameterschätzer für das Zählmodell enthält, ist in Tabelle 22 dargestellt, welche Variablen einen Einfluss auf die Existenz der Excess Zeros haben. Ein höheres Alter lässt den Erwartungswert steigen, das free-floating CarSharing nicht zu nutzen. Bei den Proband*innen, die diese CarSharing-Form nutzen, gibt es jedoch hinsichtlich des Alters keine Unterschiede in Bezug auf die Buchungshäufigkeiten. Der Prädiktor für den Einfluss des Geschlechts ist nicht signifikant, weshalb keine inferenzstatistischen Rückschlüsse auf die Grundgesamtheit gezogen werden können. Es zeigt sich jedoch in Bezug auf die Stichprobe, dass männliche Probanden das Angebot etwas häufiger nutzen als

⁶³ Bei der Berechnung der Cook Distanzen wird auf den von Beaujean & Grant (2016) in R-Syntax bereitgestellten Code zurückgegriffen [vgl. Beaujean & Grant (2016), S.17f].

⁶⁴ Es ist bspw. möglich, dass ein Tarifwechsel im System nicht korrekt erfasst bzw. hinterlegt wurde.

Frauen. Dies deckt sich mit den Ergebnissen anderer Studien [vgl. Becker et al. (2015), S.16; Kawgan-Kagan (2015), S.7].

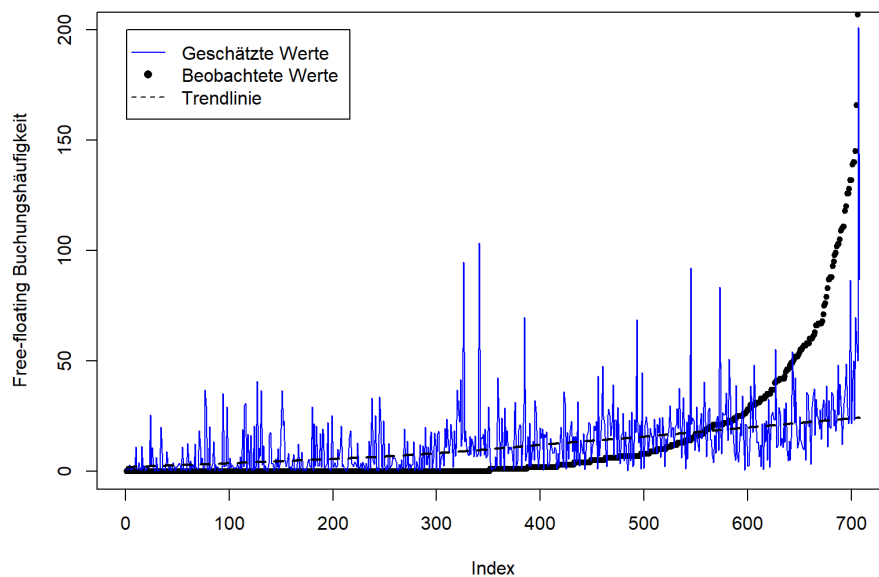


Abbildung 51: Vorhersage der free-floating Buchungshäufigkeit

Quelle: Eigene Darstellung⁶⁵

In Bezug auf das Zähldatenmodell sind nur zwei der soziodemographischen Kenngrößen signifikant. Während jede weitere Person im Haushalt den Erwartungswert der free-floating Buchungshäufigkeit um knapp 25 Prozent erhöht, geht von der Existenz im Haushalt lebender Kinder ein negativer Effekt aus [vgl. auch Kopp (2015), S.208]. Eine Vollzeitbeschäftigung – wenngleich auch nur auf dem 10%-Signifikanzniveau signifikant – hat eine positive Wirkung auf die Nutzungsfrequenz der stationsungebundenen Fahrzeuge. Das Vorhandensein eines Hochschulabschlusses erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass das free-floating Angebot nicht genutzt wird. Ähnliche Ergebnisse wurden in den Studien von Kopp (2015) und Wagner et al. (2015) berichtet [vgl. Kopp (2015), S.208; Wagner et al. (2015), S.903].

Ähnlich wie bei dem „stationsbasierten“ Regressionsmodell, hat die Wahl des Plus-Tarifes eine bedeutende Wirkung auf die Buchungshäufigkeit. Im Vergleich zu Kund*innen mit Classic/VRN-Tarif erhöht sich der Erwartungswert der free-floating Nutzung um 228 Prozent. Die Wahl des Mikro-Tarifs hat hingegen einen negativen Effekt auf die Buchungshäufigkeit und führt dazu, dass das CarSharing eher nicht genutzt wird. Ebenso verhält es sich mit der Existenz privater Pkw. Können die Kund*innen auf eigene Fahrzeuge zurückgreifen, verringert sich die Wahrscheinlichkeit für die Nutzung von free-floating Fahrzeugen.

Interessant ist der Zusammenhang zwischen der ÖPNV-Qualität am Wohnort und der Buchungshäufigkeit des free-floating CarSharings. In Gebieten, in denen eine mittelhohe Anzahl an Abfahrten pro Woche existiert, werden die meisten Buchungen erwartet. Dies kann darauf hindeuten, dass die free-floating Fahrzeuge hauptsächlich als Ergänzung für den ÖPNV gewählt werden, bspw. in Zeiten, in denen ein ausgedünnter Takt angeboten wird [vgl. Becker et al. (2018), S.14f]. In – häufig zentral gelegenen – Gebieten mit einer sehr hohen ÖPNV-Angebotsqualität ist der Bedarf nach free-floating Fahrzeugen etwas geringer. Gleichwohl ist der Erwartungswert der Buchungshäufigkeit von Proband*innen, die in solchen Gebieten wohnen, größer als von Proband*innen, die in Gebieten mit geringerer Angebotsqualität leben. Die Ergebnisse zeigen, dass die Existenz einer gewissen ÖPNV-Angebotsqualität als Voraussetzung für den Erfolg von CarSharing-Systemen angesehen werden kann [vgl. Foljanty et al. (2017), S.46; Becker et al. (2017a), S.30; Müller et al. (2015), S.77]. Im Falle schlechter ÖPNV-Anbindungen werden häufig andere Verkehrsmittel zur Bewältigung der Alltagsmobilität eingesetzt. Dies zeigt sich u.a.

⁶⁵ Aus Darstellungsgründen wurde die Ordinate auf einen Höchstwert von 200 Buchungen begrenzt.

in den höheren durchschnittlichen Pkw-Besitzzahlen von Proband*innen, die in Gebieten mit schlechterem ÖPNV-Anschluss wohnen.

Einen starken positiven Effekt auf den Erwartungswert der Nutzung hat die Verfügbarkeit des free-floating CarSharings. Eine Erhöhung der Verfügbarkeit um zehn Prozent erhöht den Erwartungswert der Buchungshäufigkeit um knapp 37 Prozent. Die Anzahl an verfügbaren CarSharing-Fahrzeugen hat hingegen keinen nennenswerten Effekt. Dies zeigt, dass ein flächendeckendes sowie kontinuierlich verfügbares und somit verlässliches Angebot für die free-floating Nutzung bedeutsamer ist als die Möglichkeit, zwischen verschiedenen Fahrzeugen auswählen zu können. Die Luftlinienentfernung zur nächstgelegenen CarSharing-Station hat keinen Effekt auf die stationsungebundene Buchungshäufigkeit. Als Grund kann erneut die hohe Angebotsqualität und die damit verbundenen, i.d.R. geringen Distanzen zu den CarSharing-Stationen angeführt werden. Es ist anzunehmen, dass es unerheblich ist, ob Kund*innen bspw. zwei oder drei Minuten zu einer Station laufen müssen.

Tabelle 21: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen (Zählmodell)

Prädiktoren	B	SE	KI (2,5%)	KI (97,5%)	p-Wert	Exp(B)
Vollständiges Modell – Zählmodell						
<i>Reduziertes Modell (StepAIC) – Zählmodell</i>						
Geschlecht	-0,084	0,154	-0,386	0,218	0,581	0,919
Alter	-0,004 <i>-0,009</i>	0,007 <i>0,007</i>	-0,018 <i>-0,022</i>	0,010 <i>0,004</i>	0,584 <i>0,191</i>	0,996 <i>0,991</i>
Tarif (Referenz: Classic/VRN)						
Tarif: plus	1,188 <i>1,177</i>	0,453 <i>0,459</i>	0,301 <i>0,278</i>	2,075 <i>2,076</i>	0,009** <i>0,010*</i>	3,281 <i>3,244</i>
Tarif: mikro	-0,458 <i>-0,405</i>	0,241 <i>0,245</i>	-0,930 <i>-0,885</i>	0,014 <i>0,075</i>	0,057 <i>0,098</i>	0,633 <i>0,667</i>
Haushaltsgröße	0,220 <i>0,190</i>	0,079 <i>0,068</i>	0,065 <i>0,056</i>	0,375 <i>0,323</i>	0,005** <i>0,005**</i>	1,246 <i>1,208</i>
Kinder im Haushalt	-0,742 <i>-0,690</i>	0,230 <i>0,233</i>	-1,194 <i>-1,146</i>	-0,291 <i>-0,234</i>	0,001** <i>0,003**</i>	0,476 <i>0,502</i>
Haushaltseinkommen	-0,209	0,176	-0,554	0,136	0,235	0,811
Hochschulabschluss	-0,114 <i>0,038</i>	0,160 <i>0,156</i>	-0,427 <i>-0,344</i>	0,199 <i>0,268</i>	0,476 <i>0,807</i>	0,892 <i>0,963</i>
Vollzeitbeschäftigung	0,319	0,164	-0,003	0,641	0,052	1,376
Privat-Pkw-Besitz	-0,320 <i>-0,412</i>	0,198 <i>0,199</i>	-0,709 <i>-0,802</i>	0,068 <i>0,022</i>	0,106 <i>0,038*</i>	0,726 <i>0,662</i>
ÖPNV-Abonnement	-0,117	0,144	-0,400	0,166	0,417	0,889
ÖSPV-Abfahrten / Woche (Referenz: <1.000 Abfahrten)						
1.000 - <3.500 Abf.	0,430	0,208	0,022	0,837	0,039*	1,537
>=3.500 Abf.	0,325	0,222	-0,110	0,761	0,143	1,384
FFCS-Verfügbarkeit in %	1,538 <i>1,604</i>	0,261 <i>0,243</i>	1,026 <i>1,127</i>	2,050 <i>2,080</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	4,655 <i>4,971</i>
Ø Anz. verf. Fahrzeuge	-0,004	0,020	-0,044	0,036	0,834	0,996
Distanz CS-Station	0,000	0,001	-0,001	0,002	0,523	1,000
Konstante						
	-4,327 <i>-3,733</i>	0,539 <i>0,401</i>	-5,384 <i>-4,518</i>	-3,271 <i>-2,948</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,020 <i>0,024</i>
Theta: 0,581 / AIC: 3725,9 / BIC: 3885,6 / -2*Log-Likelihood: 3656 (DF = 35)						
<i>Theta: 0,543 / AIC: 3712,7 / BIC: 3799,4 / -2*Log-Likelihood: 3674 (DF = 19)</i>						

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle 22: Ergebnisse der Modellierung der Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen (Zero-Inflation Komponente)

Prädiktoren	B	SE	KI (2,5%)	KI (97,5%)	p-Wert	Exp(B)
Vollständiges Modell – Zero-Inflation Komponente						
<i>Reduziertes Modell (StepAIC) – Zero-Inflation Komponente</i>						
Geschlecht	-0,067	0,251	-0,559	0,425	0,789	0,935
Alter	0,041 <i>0,044</i>	0,011 <i>0,011</i>	0,018 <i>0,022</i>	0,063 <i>0,066</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	1,041 <i>1,045</i>
Tarif (Referenz: Classic/VRN)						
Tarif: plus	0,406 <i>0,313</i>	0,848 <i>0,849</i>	-1,257 <i>-1,350</i>	2,068 <i>1,976</i>	0,633 <i>0,712</i>	1,500 <i>1,368</i>
Tarif: mikro	0,673 <i>0,800</i>	0,352 <i>0,355</i>	-0,017 <i>0,104</i>	1,362 <i>1,495</i>	0,056 <i>0,024*</i>	1,959 <i>2,225</i>
Haushaltsgröße	-0,092 <i>-0,164</i>	0,128 <i>0,117</i>	-0,342 <i>-0,393</i>	0,158 <i>0,066</i>	0,470 <i>0,162</i>	0,912 <i>0,849</i>
Kinder im Haushalt	0,031 <i>0,229</i>	0,436 <i>0,433</i>	-0,824 <i>-0,620</i>	0,885 <i>1,079</i>	0,943 <i>0,597</i>	1,031 <i>1,257</i>
Haushaltseinkommen	-0,553	0,285	-1,111	0,005	0,052	0,575
Hochschulabschluss	0,660 <i>0,590</i>	0,279 <i>0,283</i>	0,113 <i>0,036</i>	1,208 <i>1,145</i>	0,018* <i>0,037*</i>	1,935 <i>1,804</i>
Vollzeitbeschäftigung	-0,158	0,270	-0,688	0,372	0,559	0,854
Privat-Pkw-Besitz	0,576 <i>0,469</i>	0,310 <i>0,306</i>	-0,031 <i>-0,132</i>	1,183 <i>1,069</i>	0,063 <i>0,126</i>	1,778 <i>1,598</i>
ÖPNV-Abonnement	-0,169	0,251	-0,662	0,323	0,500	0,844
ÖSPV-Abfahrten / Woche (Referenz: <1.000 Abfahrten)						
1.000 - <3.500 Abf.	0,498	0,322	-0,133	1,128	0,122	1,645
>=3.500 Abf.	0,387	0,399	-0,395	1,169	0,332	1,472
FFCS-Verfügbarkeit in %	-3,583 <i>-3,407</i>	0,441 <i>0,374</i>	-4,447 <i>-4,141</i>	-2,719 <i>-2,674</i>	0,000*** <i>0,000***</i>	0,028 <i>0,033</i>
Ø Anz. verf. Fahrzeuge	0,041	0,035	-0,027	0,108	0,241	1,041
Distanz CS-Station	0,000	0,002	-0,000	0,002	0,196	1,001
Konstante						
	-1,423 <i>-1,267</i>	0,822 <i>0,680</i>	-3,033 <i>-2,600</i>	0,187 <i>0,065</i>	0,083 <i>0,062</i>	0,241 <i>0,282</i>

Quelle: Eigene Darstellung

Zusammenfassung: Analyse kombinierter CarSharing-Systeme

Fahrzeuge reiner stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Systeme weisen unterschiedliche Nutzungsparameter auf. Zur Überprüfung, ob die Unterschiede auch in Bezug auf kombinierte Systeme existieren, wurden über eine Million Buchungen ausgewertet, die im Zeitraum von 2011 bis 2019 in den Städten Mannheim und Heidelberg durchgeführt wurden. Die Analyse offenbart, dass die free-floating Fahrzeuge des kombinierten Anbieters stadtmobil Rhein-Neckar anders genutzt werden als die Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter. Während die letztgenannten Fahrzeuge im Durchschnitt weniger als eine Stunde entliehen werden (vgl. Tabelle A2 in Anhang A), weisen die JoeCars eine durchschnittliche Nutzungsdauer von über drei Stunden und eine mittlere Buchungsdistanz von knapp 26 Kilometern auf. Eine Erklärung für die Unterschiede sind die an das stationsbasierte CarSharing angepassten Tarife, die eine kostengünstigere Abrechnung auf Stunden- oder Tagesbasis ermöglichen (vgl. Kapitel 10).

Im Vergleich zu stationsbasierten Fahrzeugen werden die JoeCars zwar häufiger, jedoch im Durchschnitt kürzer entliehen. Aufgrund der kürzeren Nutzungsdauern weisen die free-floating Fahrzeuge geringere Fahrzeugauslastungen auf. Die niedrigere durchschnittliche Nutzungsdauer ist auf eine geringere Anzahl an mehrere Tage andauernden Buchungen sowie vor allem auf einen höheren Anteil kurzer Buchungen mit einer Dauer von unter einer Stunde zurückzuführen. Knapp ein Drittel der free-floating Buchungen können als entsprechende Kurzzeitnutzungen klassifiziert werden. Begründet werden kann dies mit dem fehlenden Erfordernis zur Retournierung der Fahrzeuge zum Standort des Ausleihvorgangs. Das free-floating System von stadtmobil Rhein-Neckar verleitet jedoch nicht zu einer übermäßigen Nutzung der Fahrzeuge für One-Way-Fahrten. Im Gegensatz zu reinen free-floating Systemen, für die Anteile von bis zu 90 Prozent berichtet werden [vgl. Harz (2016), S.13; Schmöller et al. (2015), S.44; Brockmeyer et al. (2014), S.78; Seign (2014), S.45], werden die JoeCars nur bei etwa jeder zehnten Buchung für Einwegfahrten eingesetzt. In den meisten Fällen wird die Buchung in der Nähe des Startpunktes beendet. Vielnutzer*innen des free-floating Angebotes, die die Fahrzeugverfügbarkeit bzw. die Verlässlichkeit des Systems aufgrund ihrer Erfahrung i.d.R. besser einschätzen können, kombinieren zudem häufig zwei separate Buchungen zu einer Rundbuchung. Für die CSO ergibt sich aufgrund des hohen Anteils an Rundbuchungen der Vorteil, dass die Fahrzeuge wieder in dieselben Wohnquartiere retourniert werden und daher die Notwendigkeit einer Fahrzeugredistribution von nachfrageschwachen in nachfragestarke Gebiete sinkt.

One-Way-Fahrten starten und enden hauptsächlich an den Bediengebietsgrenzen sowie in der Nähe der Bahnhöfe. Der Anteil intermodaler Wege mit free-floating Fahrzeugen ist jedoch gering. Rundbuchungen können hingegen größtenteils in den Zentren der Wohnquartiere verortet werden. Da es sich bei den meisten Buchungen um Rundbuchungen handelt, weisen die hochverdichteten Wohnquartiere entsprechend räumliche Buchungsschwerpunkte auf. Eine hohe räumliche Konzentration von Rundbuchungen kann zudem in Gebieten festgestellt werden, in denen keine Stationen existieren. Das free-floating CarSharing wird dort als Surrogat für ein fehlendes stationsbasiertes Angebot genutzt. Grundsätzlich trägt es zu einer Erhöhung der CarSharing-Verfügbarkeit bei. Insbesondere in Gebieten, in denen die Stationsdichte gering ist, lässt sich die Angebotsqualität aufgrund der JoeCar-Fahrzeuge deutlich verbessern. Die Anzahl verfügbarer CarSharing-Fahrzeuge hat keinen nennenswerten Effekt auf die Buchungshäufigkeit von free-floating Fahrzeugen. Dies zeigt, dass ein flächendeckendes sowie kontinuierlich verfügbares und somit verlässliches Angebot für die free-floating Nutzung bedeutsamer ist als die Möglichkeit, zwischen verschiedenen Fahrzeugen auswählen zu können. In Kapitel 7.2 wird die Wahrnehmung der Kund*innen in Bezug auf die CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit näher untersucht.

Eine gewisse Nutzungskonkurrenz stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge zeigt sich bei Betrachtung des Einflusses der Fahrzeugverfügbarkeit auf die Buchungshäufigkeit. Die Erhöhung der Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen wirkt positiv auf deren Nutzung, jedoch negativ auf die Nutzung stationsbasierter Fahrzeuge. Für die CSO muss die Substitution stationsbasierter Fahrten durch free-floating Fahrten keinen Nachteil bedeuten, sondern kann vielmehr einen betrieblichen Vorteil darstellen (vgl. Kapitel 7). Insgesamt erhöht sich die CarSharing-Nutzung durch das free-floating Angebot. Die Buchungshäufigkeit von Kund*innen steigt nach ihrer ersten free-floating Nutzung im Mittel um 42 Prozent an.

Das stationsbasierte und stationsunabhängige System weisen ähnliche tageszeitliche Buchungsverläufe auf. Unter der Woche existieren Buchungsspitzen am Morgen sowie in den frühen Abendstunden. Free-floating Fahrzeuge werden anteilmäßig etwas häufiger im Zeitraum von 06:00 bis 09:00 Uhr sowie in den späten Abend- und

Nachtstunden entliehen. Während Tageszeiten, in denen das Bus- und Straßenbahnsystem mit einem ausgedünnten Takt betrieben wird, können zudem vermehrt One-Way-Fahrten registriert werden. Ein Vergleich der CarSharing-Nutzung im Wochenverlauf offenbart, dass free-floating Fahrzeuge verhältnismäßig häufiger an den Tagen von Montag bis Donnerstag gebucht werden als stationsbasierte Fahrzeuge. Die meisten Buchungen finden auf beide Systeme bezogen an Samstagen statt. Hinsichtlich der Wegezwecke von CarSharing-Fahrten zeigen sich zwischen den beiden Systemen nur marginale Unterschiede. Die Fahrzeuge werden hauptsächlich für Freizeit- und Einkaufsaktivitäten eingesetzt. Arbeitsbezogene Wege spielen hingegen eine untergeordnete Rolle.

Die Nutzung des stationsungebundenen CarSharings wird durch die Wetterbedingungen beeinflusst. Insbesondere im Zeitraum zwischen 07:00 und 20:00 Uhr werden free-floating Fahrzeuge während Niederschlagsereignissen signifikant häufiger entliehen. Bei starkem oder sehr starkem Niederschlag steigt zudem der Anteil an One-Way-Fahrten. Neben dem Niederschlag können auch klimatische Bedingungen die Nutzungshäufigkeit beeinflussen. So zeigt sich ein leichter saisonaler Effekt in der CarSharing-Nutzung. Während das JoeCar-Angebot in den Wintermonaten vergleichsweise häufiger genutzt wird, kann das stationsbasierte CarSharing in den Monaten von Mai bis Juli etwas höhere Buchungszahlen verzeichnen. Die zudem überdurchschnittlichen Nutzungsdauern in diesen Monaten deuten darauf hin, dass die Fahrzeuge vermehrt für Wochenendausflüge genutzt werden. Als Grund für die leicht reduzierte free-floating Nutzung während der Sommermonate können saisonale Einflüsse auf das Mobilitätsverhalten angeführt werden. Während wärmerer Monate werden i.d.R. mehr Wege mit dem Fahrrad oder zu Fuß absolviert. Es bleibt jedoch festzuhalten, dass die Unterschiede marginal sind und die Nutzung im Jahresverlauf als relativ konstant beschrieben werden kann. Die markanteste Abweichung vom Jahresdurchschnitt existiert bezogen auf den Monat August. Die extrem langen durchschnittlichen Nutzungsdauern lassen auf die Verwendung der stationsbasierten Fahrzeuge für Urlaubsfahrten schließen.

Der Großteil der free-floating Buchungen weist einen Wohnortbezug auf. Aus diesem Grund wurden wohnortbezogene Variablen im Rahmen der regressionsanalytischen Modellierung der Nutzungshäufigkeit des CarSharings berücksichtigt. Insgesamt 14 Prädiktoren flossen in die beiden aufgestellten Regressionsmodelle ein. Während die meisten der soziodemographischen und -ökonomischen Faktoren keinen signifikanten Einfluss auf die Buchungshäufigkeit besitzen, weisen die CarSharing- sowie ÖSPV-Angebotsqualität am Wohnort der Kund*innen signifikante Effekte auf. Während das stationsbasierte CarSharing häufiger von Kund*innen genutzt wird, die in der Nähe von hochfrequentierten Bus- und Tramhaltestellen wohnen, wirkt eine mittlere ÖSPV-Angebotsqualität am Wohnort positiv auf die free-floating Nutzung. Die Ergebnisse bestätigen, dass die Existenz einer gewissen Angebotsqualität des öffentlichen Verkehrs als Voraussetzung für den Erfolg von CarSharing-Systemen angesehen werden kann. Die Ergebnisse der beiden Regressionsanalysen zeigen, dass die verwendeten Prädiktoren – mit wenigen Ausnahmen – einen ähnlichen Effekt auf die stationsbasierte und stationsunabhängige CarSharing-Nutzung aufweisen.

Die Nutzungsintensität des CarSharing-Systems lässt sich als äußerst heterogen beschreiben. Ein großer Anteil der Kund*innen greift nur selten auf CarSharing-Fahrzeuge zurück. Etwa ein Fünftel der angemeldeten Kund*innen nutzt das Angebot innerhalb eines Jahres sogar überhaupt nicht. Während viele Kund*innen im Durchschnitt nicht mehr als eine Buchung pro Monat zu verzeichnen haben, integriert ein kleinerer Anteil die Fahrzeuge regelmäßig in seine Alltagsmobilität. So sind zehn Prozent der Kund*innen für etwa die Hälfte aller CarSharing-Buchungen in Mannheim und Heidelberg verantwortlich.

Bei den meisten dieser Vielnutzer*innen handelt es sich um Personen, die beide Angebotsformen kombinieren. Kombiniierer*innen weisen ein höheres durchschnittliches Nutzungsniveau auf als Nutzer*innen, die ausschließlich Fahrzeuge einer der beiden CarSharing-Formen entleihen. Obwohl die Anzahl an Kombiniierer*innen mit der Anzahl an stationsbasierten Nutzer*innen vergleichbar ist, lassen sich drei Viertel aller CarSharing-Buchungen auf die erstgenannte Gruppe zurückführen. Im Mittel nutzen Kombiniierer*innen jeden neunten Tag ein CarSharing-Fahrzeug, während stationsbasierte Nutzer*innen im Durchschnitt nur jeden 33. Tag auf ein Fahrzeug zurückgreifen. Kund*innen, die im Jahresverlauf ausschließlich free-floating Fahrzeuge nutzen, sind in der Minderheit und machen nur elf Prozent der Kund*innen aus. Sie nutzen die JoeCars im Mittel jeden 22. Tag. Aufgrund der höheren durchschnittlichen Buchungshäufigkeit verzeichnen Kombiniierer*innen eine höhere Fahrleistung mit CarSharing-Fahrzeugen. Diese liegt mit jährlich 1.500 Kilometern etwa drei Mal so hoch wie bei den anderen beiden Kund*innengruppen.

Um ein differenzierteres Abbild der kombinierten CarSharing-Nutzung zu erlangen, wurde eine Two-Step-Clusteranalyse durchgeführt, mittels derer neun Gruppen von Kombiniierer*innen identifiziert werden konnten. Für

die Klassifizierung wurden die tageszeitliche Nutzung, die Nutzung im Wochenverlauf sowie verschiedene Charakteristika der stationsbasierten und stationsunabhängigen Buchungen berücksichtigt. Bei den neun verhaltenshomogenen Nutzer*innengruppen handelt es sich um (Anteile in Klammern):

- Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten (34%)
- Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten (15%)
- Nachtschwärmer*innen (15%)
- Kombinierer*innen mit regelmäßiger free-floating Nutzung (12%)
- Kombinierer*innen mit regelmäßiger stationsbasierter Nutzung (11%)
- Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen (4%)
- Kombinierer*innen mit substituierender Nutzung beider CarSharing-Formen (4%)
- Vielnutzer*innen (Pendler*innen) (3%)
- Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge (2%)

Die Hypothese, dass Buchungen mit free-floating Fahrzeugen aus kombinierten CarSharing-Systemen stärkere Parallelen mit stationsbasierten Buchungen aufweisen als mit Buchungen reiner free-floating Systeme, kann grundsätzlich bestätigt werden, obgleich sich die durchschnittlichen Nutzungsparameter aufgrund eines höheren Anteils kürzerer Buchungen deutlich unterscheiden.

Teil C: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme

6 Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht

Die Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht kann verschiedene Analyseebenen umfassen. Vor allem ökologische und verkehrliche Kriterien spielen im Zuge der kommunalen Beurteilung eine zentrale Rolle. Gemäß Firnkorn & Müller (2011) kann eine umweltbezogene Evaluation auf einem holistischen Bewertungsansatz basieren, der nicht nur die während des Betriebs der Fahrzeuge entstehenden Emissionen einschließt, sondern zusätzlich die bei der Herstellung sowie Dekomposition der Fahrzeuge und dem Bau der Infrastruktur entstehenden Energie- und Ressourcenverbräuche sowie den Flächenverbrauch berücksichtigt [vgl. Firnkorn & Müller (2011), S.1521; sowie: Firnkorn & Müller (2012), S.266].

Verkehrsmittel des motorisierten Individualverkehrs implizieren höhere spezifische Emissionen als Verkehrsmittel des öffentlichen Personennahverkehrs, sowohl in Bezug auf global wirkende Treibhausgase als auch auf lokale Luftschadstoffe wie Stickoxide (NO_x) und Feinstaub [vgl. Allekotte et al. (2021), S.16ff]. Wird durch das kombinierte CarSharing die Verkehrsleistung des MIVs gesenkt, kann dies für die Kommune eine Verringerung umweltschädlicher Emissionen bedeuten. Eine Reduzierung der Motorisierungsquote und der damit einhergehende verringerte Parkraumbedarf kann zudem zu einer Aufwertung des öffentlichen Raumes und zu lebenswerteren Städten führen, insofern eine Umgestaltung der frei werdenden Parkflächen stattfindet [vgl. Loose (2016a), S.32].

Eine Quantifizierung von Umweltwirkungen in Form von Treibhausgasemissionen findet in dieser Arbeit nicht statt. Aus Sicht des Autors stellen der private Pkw-Besitz sowie die Verkehrsleistung mit motorisierten Verkehrsmitteln des Individualverkehrs die zentralen Kenngrößen für eine kommunale Beurteilung des CarSharing-Systems dar, die einen unmittelbaren Einfluss auf die Höhe der Treibhausgasemissionen aufweisen. Im Gegensatz zu diesen objektiven Kennwerten hängt die Berechnung der Emissionen i.d.R. von verschiedenen Annahmen ab, da eine Vielzahl von Faktoren den Ausstoß von Treibhausgasen beeinflussen.

Im Rahmen der Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht können auch ökonomische Kriterien berücksichtigt werden. Den Kommunen entstehen durch die Bewirtschaftung öffentlicher Parkflächen Einkünfte. Eine reduzierte Pkw-Nutzung infolge eines aufgrund des CarSharings veränderten Mobilitätsverhaltens kann zu einer Verringerung der Parkeinnahmen führen [vgl. Firnkorn & Müller (2015), S.36]. Auf der anderen Seite können den Kommunen durch die free-floating Nutzung auch Parkeinnahmen entstehen. Suiker & van den Elshout (2013) geben an, dass die pauschalisiert abgerechneten Parkgebühren des free-floating CarSharings in Amsterdam höher sind als die Mindereinnahmen durch die Verringerung des Parkscheinverkaufes [vgl. Suiker & van den Elshout (2013), S.8].⁶⁶

Free-floating Angebote stellen ein potenzielles Konkurrenzprodukt zum ÖPNV dar, vor allem in den Fällen, wenn die Fahrzeuge für One-Way Fahrten eingesetzt werden. Specht et al. (2015) errechnen für das Nahverkehrssystem in München einen Einnahmeverlust in Höhe von fast fünf Millionen Euro, was etwa zwei Prozent der Bartariferlöse entspricht [vgl. Specht et al. (2015), S.13ff]. Die Modellergebnisse sind jedoch annahmegeleitet und berücksichtigen außerdem nicht die Auswirkungen des CarSharings auf den Zeitkartenverkauf. Das free-floating System in Mannheim und Heidelberg wird hauptsächlich für Rundbuchungen und längere Fahrten genutzt. Das Substitutionspotenzial von Fahrten mit dem ÖPNV dürfte daher weitaus niedriger liegen, verglichen mit dem reinen free-floating Angebot in München [vgl. auch Blees & Zerban (2021), S.387f]. Für den Fall, dass das kombinierte CarSharing ein weniger auf Automobile und stattdessen stärker auf den Umweltverbund ausgerichtetes Mobilitätsverhalten bewirkt, können sich die Einnahmen der Nahverkehrsunternehmen sogar erhöhen.

Auf übergeordneter Ebene kann die ökonomische Evaluation auch externe Kosten umfassen, die aufgrund der negativen Umweltwirkungen des (motorisierten) Verkehrs entstehen [vgl. Baum & Pesch (1994)]. In diesem Kontext können auch durch den Verkehr evozierte Folgeerscheinungen wie Unfälle oder Lärm angeführt werden [vgl. Allekotte et al. (2021), S.9]. Für die Kommunen impliziert ein hohes MIV-Verkehrsaufkommen höhere Instandhaltungskosten der Infrastruktur und – langfristig gesehen – höhere Adaptionskosten an den Klimawandel [vgl. Firnkorn & Müller (2015), S.36].

⁶⁶ In diesem Kontext muss jedoch erwähnt werden, dass gemäß den Studienergebnissen von Suiker & van den Elshout (2013) nur vier Prozent der Haushalte ihren Pkw-Bestand reduziert haben.

Der Fokus wird in der vorliegenden Arbeit auf verkehrliche Effekte des kombinierten CarSharings gelegt. Hierzu wird untersucht, wie die Kombination beider CarSharing-Formen auf den privaten Pkw-Besitz wirkt. Darüber hinaus wird das Mobilitätsverhalten und in diesem Kontext insb. die Fahrleistung mit motorisierten Verkehrsmitteln des Individualverkehrs der unterschiedlichen CarSharing-Nutzer*innentypen verglichen. Eine Monetarisierung der Wirkungen des kombinierten CarSharings erfolgt jedoch nicht, da wirtschaftliche Effekte – aufgrund der Vielzahl zu treffender Annahmen – nicht eindeutig bestimmbar sind [vgl. Kurte et al. (2021), S.8]. Weil in dieser Arbeit das Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen bestimmt wird, nicht jedoch die Veränderung des Mobilitätsverhaltens nach Beitritt bei der CSO⁶⁷, ist zudem keine Bestimmung des Einsparpotenzials an MIV-Verkehrsleistung möglich.

6.1 Motorisierungsquote der CarSharing-Kund*innen

In diesem Kapitel soll die Entwicklung des Privat-Pkw-Besitzes der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar dargestellt werden. Die Beurteilung der Umweltauswirkungen von CarSharing-Systemen kann positiv ausfallen, wenn sich der private Pkw-Bestand nachhaltig reduziert und/oder ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge stabilisiert wird. CarSharing-Studien kommen hinsichtlich des Pkw-Reduktionspotenzials zu unterschiedlichen Ergebnissen (vgl. Anhang A.1.4.1). Kennwerte, wie die Pkw-Ersetzungsquote, basieren zum Teil auf unterschiedlichen Berechnungsgrundlagen. Um eine Vergleichbarkeit der Studienergebnisse zu gewährleisten, hat der Bundesverband CarSharing einen Evaluationsstandard entwickelt, um die verkehrsentlastende Wirkung von CarSharing zu beurteilen [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b)].⁶⁸ Die relevantesten Evaluationskennzahlen werden in den folgenden Ausführungen dargestellt. Als Datengrundlage dienen hauptsächlich die Befragungsergebnisse der im Sommer 2017 durchgeführten Erhebung.

Die Befragungsergebnisse können aufgrund der verhältnismäßig hohen Teilnehmerquote von Kund*innen mit häufiger CarSharing-Nutzung nicht auf die Grundgesamtheit übertragen werden. Da Verzerrungen durch Selbstselektionsverfahren in CarSharing-Studien den Regelfall darstellen, empfiehlt der Bundesverband CarSharing grundsätzlich die Durchführung von Gewichtungsverfahren, im Rahmen derer eine Angleichung der Stichprobe an die der Population zugrundeliegenden Merkmale erfolgt [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.3]. Beispiele für eine entsprechende Gewichtung in Abhängigkeit der Buchungshäufigkeit finden sich bspw. in Schreier et al. (2018) und (2015).

Da zwischen dem Pkw-Besitz der CarSharing-Kund*innen im Juli 2017 und der Buchungshäufigkeit im Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 eine signifikante Korrelation vorliegt, $r_s = -0,266$; $p < 0,001$, erscheint eine Gewichtung auf Basis der Nutzungshäufigkeit als zielführend. Darüber hinaus unterscheiden sich weitere Kennwerte zwischen der Stichprobe und der Grundgesamtheit. Auch das Alter der Kund*innen weist einen signifikanten Zusammenhang mit der Anzahl privater Fahrzeuge auf, $r_s = 0,086$; $p = 0,006$. Die Mitgliedsdauer korreliert hingegen nicht signifikant mit dem Pkw-Besitz und wird daher im Rahmen der Gewichtung nicht berücksichtigt, $r_s = -0,007$; $p = 0,818$.⁶⁹

Die Gewichtung erfolgt in dieser Arbeit anhand der vom Bundesverband CarSharing vorgeschlagenen Gruppierung des Nutzungsverhaltens in einem zwölfmonatigen Zeitraum sowie einer Gruppierung in Altersklassen. Folgende Einteilung wird hinsichtlich des Buchungsverhaltens verwendet:

- „Nutzung 52-mal oder öfter
- Nutzung 12- bis 51-mal
- Nutzung 2- bis 11-mal
- Nutzung 1-mal
- Keine Nutzung in den betrachteten 12 Monaten“ [Bundesverband CarSharing (2021b), S.2f]

⁶⁷ Aus methodischen Gründen wurde auf ein Erfragen von Veränderungen der Verkehrsmittelwahl verzichtet.

⁶⁸ Das Evaluationskonzept des Bundesverbands CarSharing enthält einen standardisierten Fragebogen, dessen Verwendung vom Verband im Rahmen von CarSharing-Studien empfohlen wird. Da die Evaluationsstandards erst im September 2021 veröffentlicht wurden, die Befragung zum Pkw-Besitz aber bereits im Juli 2017 stattgefunden hat, wurde der vom Bundesverband CarSharing vorgeschlagene Fragebogen nicht genutzt. Da einige der für die Berechnung der Kennwerte relevanten Fragen in beiden Fragebögen sehr ähnlich gestellt sind, ist eine Vergleichbarkeit mit anderen, den Evaluationsstandard des Bundesverbandes adaptierenden Studien dennoch möglich.

⁶⁹ Der Pkw-Besitz unterscheidet sich zudem nicht signifikant zwischen männlichen und weiblichen Proband*innen, $t(942,54) = 1,454$, $p = 0,146$.

Die Altersklassen werden wie folgt gebildet:

- Kund*innen, die 60 Jahre oder älter sind
- Kund*innen, die älter als 39 Jahre und jünger als 60 Jahre sind
- Kund*innen, die jünger als 40 Jahre sind

Zunächst wird für die Grundgesamtheit sowie die Stichprobe bestimmt, wie viele Kund*innen den 15 Gruppen anteilmäßig zuzuordnen sind. Die Antworten der in der Befragung unterrepräsentierten Gruppen erfahren anschließend eine – entsprechend des Verhältnisses der prozentualen Anteile – höhere Gewichtung, Kund*innen aus überrepräsentierten Gruppen erhalten entsprechend ein niedrigeres Gewicht. Die gruppierte Gewichtungsvariable wird folglich proportional an die entsprechende Verteilung in der Grundgesamtheit angepasst. Die Gewichtung wird – gemäß den Empfehlungen des Bundesverbandes CarSharing – bei der Berechnung aller Kennwerte verwendet [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.3].

Knapp drei Viertel der in Mannheim und Heidelberg ansässigen Kund*innen verfügen zum Zeitpunkt der Befragung über keine privaten Fahrzeuge in ihrem Haushalt. 24 Prozent können in ihrem Haushalt auf ein Fahrzeug zurückgreifen, nur zwei Prozent besitzen mehr als ein Fahrzeug. Im Vergleich hierzu verfügen nur 21 Prozent der im Rahmen der MiD 2017 befragten Haushalte der Städte Mannheim und Heidelberg über keine privaten Pkw (Datengrundlage: B2-Regional-Datensatzpaket). Der durchschnittliche (gewichtete) Pkw-Bestand aller Umfrageteilnehmer*innen beträgt 299 Pkw je 1.000 Haushalte.⁷⁰ Referenziert man auf Personen statt auf Haushalte, dann ergibt sich eine Motorisierungsquote von 135 Pkw je 1.000 Personen. Der Vergleichswert der MiD 2017 liegt bei 1.058 Fahrzeugen pro 1.000 Haushalten und somit deutlich höher.⁷¹

In der im April 2022 durchgeführten Befragung wurde zudem die Nutzungsmöglichkeit privater Fahrzeuge erfasst. Etwa ein Drittel der Proband*innen, die über Pkw im Haushalt verfügen, können nicht uneingeschränkt auf die Fahrzeuge zugreifen. Zu vergleichbaren Ergebnissen kommen Hülsmann et al. (2018) [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.31]. Knapp 30 Prozent der Proband*innen, die keine eigenen Fahrzeuge besitzen bzw. die keinen uneingeschränkten Zugriff auf Fahrzeuge innerhalb ihres Haushalts haben, können ab und zu private Pkw außerhalb ihres Haushalts nutzen, knapp zwei Prozent sogar jederzeit.

Auf Basis der Reduktion des privaten Pkw-Bestandes und der Anzahl an angebotenen CarSharing-Fahrzeugen kann entsprechend der folgenden Formel eine Ersetzungsquote berechnet werden. Gemäß des Evaluationsstandards erfolgt die Bestimmung der Quote auf Grundlage eines Abgleichs mit der Anzahl verfügbarer Fahrzeuge ein Jahr vor Anmeldung bei der CSO [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.3]:

$$\text{Ersetzungsquote} = \frac{\left(\frac{\text{Anzahl Kund:innen}}{\text{Anzahl Proband:innen mit Angaben zur privaten Motorisierung}} \right) \cdot \text{Anzahl real abgeschaffter Pkw}}{\text{Anzahl angebotener CarSharingfahrzeuge}}$$

Für die Städte Mannheim und Heidelberg ergibt sich eine (gemeinsame) Ersetzungsquote von 4,2.⁷² Berücksichtigt man ausschließlich Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der JoeCar-Bediengebiete, dann erhöht sich die Ersetzungsquote leicht auf 4,5. Im Vergleich zu stationsbasierten CarSharing-Systemen ist der Wert der Ersetzungsquote relativ niedrig [vgl. Schwieger (2018), S.10; Loose (2016a), S.25; Baptista et al. (2014), S.34; Shaheen & Cohen (2008), S.82; Loose (2010a), S.28], jedoch höher als in den meisten Untersuchungen reiner free-floating Systeme [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.81; Martin & Shaheen (2016), S.10; Schreier et al. (2015), S.19; Belter et al. (2015), S.23]. An dieser Stelle muss erneut erwähnt werden, dass die aufgeführten Studien zum Teil auf unterschiedlichen Berechnungsgrundlagen basieren, wodurch die Vergleichbarkeit stark eingeschränkt wird. Zudem ist anzumerken, dass in die Berechnung der Ersetzungsquoten – gemäß Evaluationskonzept des Bundesverbandes CarSharing – ausschließlich Pkw-Abschaffungen privater Kund*innen eingeflossen sind, nicht jedoch gewerbliche Abschaffungen. Insofern die CarSharing-Nutzungsmöglichkeit auch bei gewerblichen Kund*innen zu einer Verringerung des Fuhrparks geführt haben sollte, fällt die tatsächliche Ersetzungsquote höher aus.

⁷⁰ Ohne Gewichtung beträgt der Pkw-Bestand 253 Fahrzeuge je 1.000 Haushalte.

⁷¹ Bezugsgrundlage sind die Daten des B2-Regional-Datensatzpaketes der MiD 2017. Auf Haushaltsebene wird die Anzahl an Pkw im Haushalt gruppiert. Es erfolgt ausschließlich eine Unterscheidung in „kein Auto“, „1 Auto“ sowie „2 Autos und mehr“. Es ist daher davon auszugehen, dass der errechnete Pkw-Bestand bei Verwendung eines metrischen Messniveaus sogar etwas höher liegen dürfte.

⁷² Im Juli 2017 wurden in Mannheim und Heidelberg 316 stationsbasierte und 99 free-floating Fahrzeuge angeboten.

Um zu untersuchen, welchen Einfluss die Existenz des kombinierten CarSharing-Angebotes auf den Pkw-Besitz haben könnte, werden bei den folgenden Auswertungen die drei in Kapitel 4.4.1 untersuchten CarSharing-Gruppen herangezogen, die auf Grundlage der Nutzung eines oder beider CarSharing-Systeme gebildet wurden. Knapp die Hälfte der Kund*innen, die innerhalb des zwölfmonatigen Untersuchungszeitraums keine Buchungen zu verzeichnen hatten, besitzen einen Pkw im Haushalt. Dass nicht aktive Kund*innen über die meisten Pkw verfügen, wird auch in anderen Studien berichtet [vgl. Sioui et al. (2013), S.62]. Mit 493 Fahrzeugen je 1.000 Haushalten ist der private Pkw-Bestand jedoch selbst bei dieser Kund*innengruppe wesentlich geringer als in Bezug auf alle Einwohner*innen der beiden Städte. Die Motorisierungsquote aktiver CarSharing-Kund*innen liegt wesentlich niedriger. Während stationsbasierte und free-floating Nutzer*innen einen ähnlichen Pkw-Bestand aufweisen, besitzen Kombinerer*innen beider Systeme durchschnittlich am wenigsten Fahrzeuge. Zu demselben Ergebnis kommt die in Osnabrück durchgeführte Studie [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.24]. Auch andere Autor*innen berichten, dass Kund*innen, die sowohl bei stationsbasierten als auch stationsunabhängigen Systemen angemeldet sind, die meisten privaten Fahrzeuge abschaffen [vgl. Jochem et al. (2020), S.381; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.42; Giesel & Nobis (2016), S.220f]. Die in der WiMobil-Studie berichtete negative Entlastungswirkung von free-floating Systemen kann in Bezug auf kombinierte Angebote nicht bestätigt werden [vgl. WiMobil (2016), S.172f].

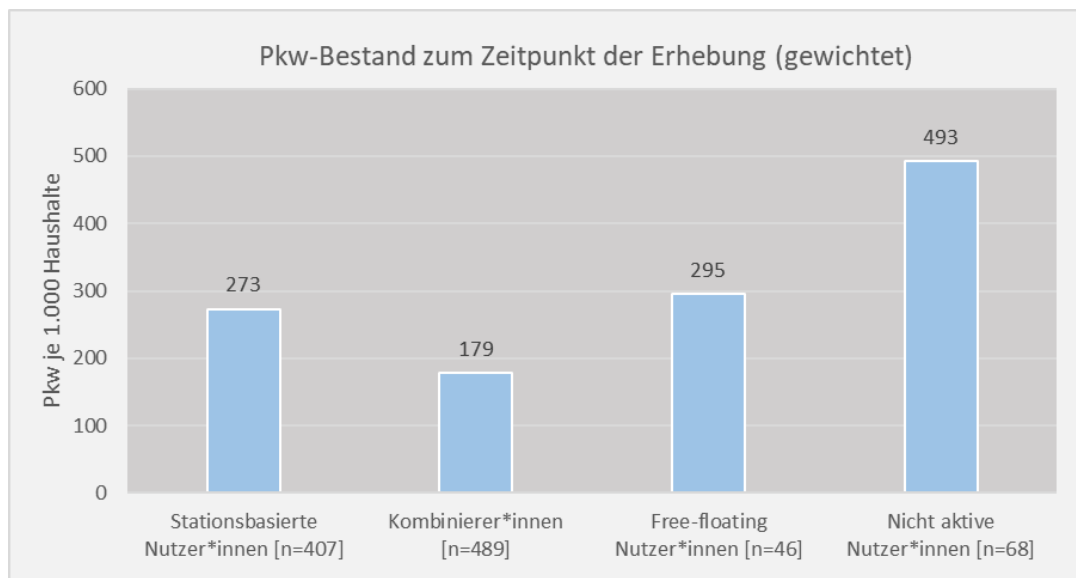


Abbildung 52: Pkw-Bestand der CarSharing-Kund*innen

Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 53 ist dargestellt, wie sich der Privat-Pkw-Besitz in Abhängigkeit der stadtmobil-Anmeldung entwickelt hat. Hierzu wurden die Proband*innen nach der Anzahl der privaten Fahrzeuge in ihrem Haushalt zu den drei Zeitpunkten „ein Jahr vor Anmeldung bei stadtmobil“, „bei Anmeldung bei stadtmobil“ und „jetzt (Juli 2017)“ gefragt. In der Auswertung sind nur diejenigen Teilnehmer*innen berücksichtigt, die für alle drei Zeitpunkte eine Angabe getätigt haben. Die Stichprobengröße ist daher kleiner als bei der Auswertung, die in Abbildung 52 dargestellt ist. Dies ist auch der Grund für die geringen Unterschiede bei den Pkw-Besitzzahlen.

In der Abbildung ist zu erkennen, dass der Großteil der privaten Fahrzeuge im Jahr vor der Anmeldung bei dem CarSharing-Unternehmen abgeschafft wird. Dieses Ergebnis deckt sich mit den Untersuchungen des Bundesverbandes CarSharing [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.7; Loose (2016b), S.2f; Loose (2016a), S.3f]. So reduziert sich der Pkw-Bestand der CarSharing-Kund*innen in diesem Zeitraum um etwa die Hälfte. Kombinerer*innen schaffen sowohl im Jahr vor der Anmeldung als auch danach verhältnismäßig die meisten privaten Fahrzeuge ab. Der Pkw-Bestand dieser Kund*innengruppe reduziert sich um etwas mehr als zwei Drittel. Die zweithöchste Reduktion weisen stationsbasierte Nutzer*innen auf. Sie schaffen knapp 55 Prozent der Fahrzeuge ab. Bei den nicht aktiven Nutzer*innen fällt auf, dass ihr Pkw-Bestand vor der Anmeldung bei stadtmobil zwar erheblich zurückgeht, zum Zeitpunkt der Umfrage jedoch wieder angestiegen ist. Es kann vermutet werden, dass diesen Kund*innen das CarSharing-Angebot – möglicherweise auch aufgrund sich verändernder Lebensumstände – nicht (mehr) ausreicht und sie sich daher zum Automobilkauf entscheiden. Dies bestätigt eine durchgeführte Analyse der

Gründe für An- bzw. Abschaffungen von Privatfahrzeugen. Viele der nicht aktiven Nutzer*innen geben an, dass andere Verkehrsmittel nicht ausreichen, um ihre Mobilitätsbedürfnisse zu befriedigen und sie daher private Pkw angeschafft haben.

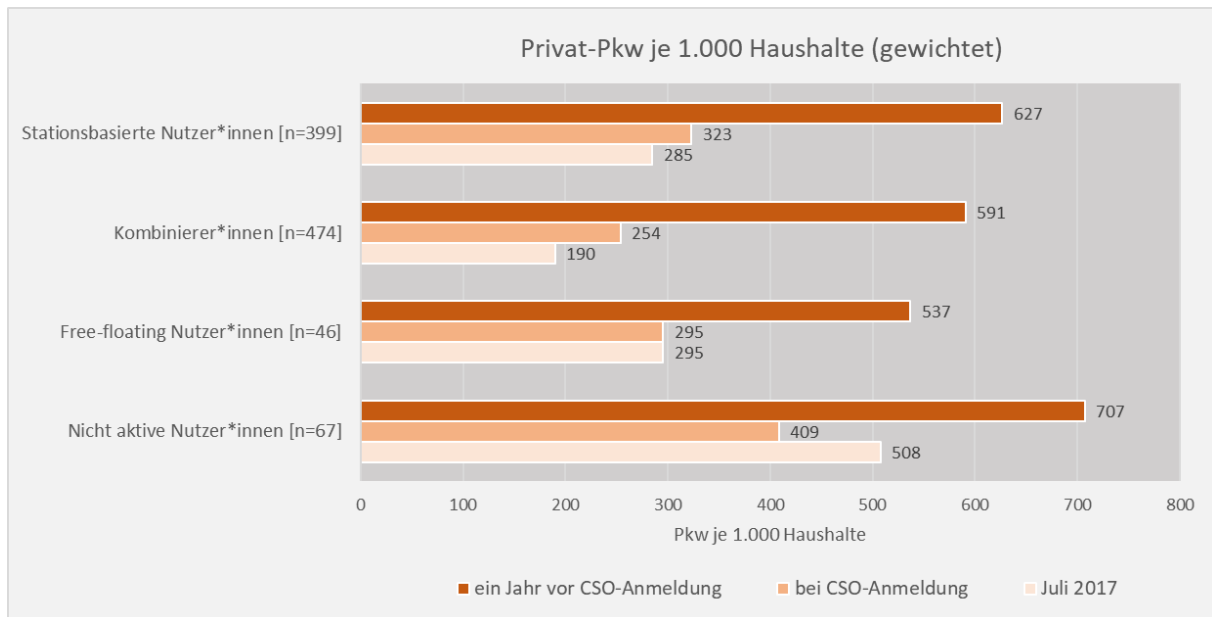


Abbildung 53: Entwicklung des Pkw-Bestandes der CarSharing-Kund*innen

Quelle: Eigene Darstellung

Aus Abbildung 53 kann zudem entnommen werden, dass die CarSharing-Kund*innen ein Jahr vor Anmeldung bei stadtmobil bereits über weniger Fahrzeuge verfügten als der Durchschnitt der Mannheimer und Heidelberger Einwohner*innen. Von den knapp 50 Prozent der Kund*innen, die zu diesem Zeitpunkt kein Fahrzeug in ihrem Haushalt besaßen, haben etwa 60 Prozent zu einem früheren Zeitpunkt bereits einmal über einen eigenen Pkw verfügt. Diesen haben sie im Schnitt etwa sieben Jahre vor der Anmeldung abgeschafft. Die anderen 40 Prozent – knapp 20 Prozent aller Umfrageteilnehmer*innen – besaß hingegen vor der stadtmobil-Anmeldung zu keinem Zeitpunkt ein eigenes Fahrzeug. Die Aussage, dass diese Nutzer*innen durch das CarSharing mehr motorisierten Individualverkehr erzeugen, kann allerdings nicht ohne weiteres getätigt werden, da nicht bekannt ist, ob zu irgendeinem Zeitpunkt der Kauf eines Fahrzeugs erfolgt wäre, wenn das stadtmobil-Angebot nicht existiert hätte.

Alle Proband*innen, bei denen sich der haushaltsbezogene Pkw-Bestand im Jahr vor der Anmeldung bei stadtmobil nicht verändert hat, wurden danach gefragt, ob sie in diesem Zeitraum die – letztlich nicht in die Tat umgesetzte – Absicht hatten, ein Fahrzeug anzuschaffen. Auf die Frage äußerten 13 Prozent eine Kaufabsicht. Von diesen Proband*innen gaben 96 Prozent an, dass die bevorstehende stadtmobil-Anmeldung einen Einfluss auf die nicht realisierte Kaufentscheidung hatte.⁷³

Neben dem aktuellen und vergangenen Pkw-Besitz wurden die Proband*innen auch bezüglich der Anschaffungswahrscheinlichkeit gefragt, für den Fall, dass stadtmobil Rhein-Neckar keine CarSharing-Fahrzeuge mehr anbieten würde. Mehr als die Hälfte der aktiven CarSharing-Kund*innen halten die Anschaffung eines privaten Pkws für wahrscheinlich. Ähnliche Ergebnisse werden in der Literatur berichtet [vgl. Loose (2016a), S.15]. Besonders bei den Kombinerer*innen beider Systeme ist die Wahrscheinlichkeit hoch [vgl. auch Namazu & Dowlatabadi (2018), S.45ff]. Dies kann auch in Verbindung mit der hohen Reduzierung des Pkw-Bestandes gesehen werden, die die Kombinerer*innen vor und nach der Anmeldung bei stadtmobil durchführen. Zwei Drittel halten eine Pkw-Anschaffung für wahrscheinlich, falls das CarSharing-Angebot vollständig eingestellt wird. Die Aufgabe des stationsbasierten Angebotes (39 Prozent) würde bei den Kombinerer*innen eine höhere Anschaffungsquote implizieren als die Einstellung des stationsungebundenen Systems (26 Prozent). Grundsätzlich ist die Anschaf-

⁷³ In der Umfrage wurde zudem nach der derzeitigen Intention zur An- oder Abschaffung von privaten Fahrzeugen gefragt. 1,8 Prozent der Kund*innen äußerten die Absicht, in den nächsten sechs Monaten einen Pkw anzuschaffen. 3,0 Prozent der derzeitigen Autobesitzer*innen planten in demselben Zeitraum die Abschaffung eines Fahrzeugs.

fungsbereitschaft bei allen vier CarSharing-Gruppen höher, wenn das Angebot beider Systeme aufgegeben werden würde als wenn nur eines der beiden Systeme eingestellt werden würde. Dies deutet darauf hin, dass stadtmobil-Kund*innen auf Grund des kombinierten CarSharing-Angebotes eher in der Lage sind, ein Mobilitätsverhalten ohne Privat-Pkw zu führen. In Kapitel 7 wird in diesem Zusammenhang die Frage thematisiert, inwiefern das kombinierte CarSharing-Angebot als gleichwertige Alternative zum Besitz privater Fahrzeuge angesehen wird.

Eine Vermeidungsquote, wie sie der Bundesverband CarSharing vorschlägt [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.3f], konnte nicht berechnet werden, da in der Befragung die hypothetische Pkw-Anschaffungsbereitschaft im Falle einer Einstellung der Geschäftstätigkeit von stadtmobil Rhein-Neckar nicht quantifiziert wurde. Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass die bereits dargestellte Ersetzungsquote die aus Sicht des Autors relevantere und belastbarere Kenngröße darstellt.

Tabelle 23: Anschaffungswahrscheinlichkeit privater Pkw bei Wegfall des CarSharing-Angebotes

	Wahrscheinlich	Unwahrscheinlich	Ich weiß nicht
Stationsbasierte Nutzer*innen [n=419]	50%	40%	10%
Kombinierer*innen [n=495]	67%	22%	11%
Free-floating Nutzer*innen [n=46]	56%	34%	10%
Nicht aktive Nutzer*innen [n=66]	24%	51%	25%

Quelle: Eigene Darstellung

Die Befragungsergebnisse zeigen, dass ein Großteil der stadtmobil-Kund*innen private Pkw abgeschafft hat. Es stellt sich in diesem Kontext die Frage, welchen Einfluss die (bevorstehende) stadtmobil-Mitgliedschaft auf die Reduktion des privaten Pkw-Bestandes hatte. Im Rahmen der Befragung wurde daher nach den Gründen für die ersatzlose Pkw-Abschaffung gefragt. Die Abschaffung von privaten Fahrzeugen ist i.d.R. nicht monokausal, sondern kann auf eine Vielzahl an Gründen zurückgeführt werden [vgl. Clark et al. (2016), S.113; Firnkorn & Müller (2012), S.270]. Den Proband*innen standen daher Mehrfachantworten zur Auswahl. Zudem wurden alle Umfrageteilnehmer*innen nach dem aus ihrer Sicht wichtigsten Grund für die Reduktion gefragt. Die fünf am häufigsten genannten Gründe sind Kostengründe, Verpflichtungen des Pkw-Besitzes, ökologische Gründe, eine zu geringe Nutzung sowie bevorstehende Reparaturen. Als die beiden wichtigsten Gründe wurden bevorstehende Reparaturen sowie Kostengründe angeführt. Es kann festgehalten werden, dass die Verringerung des Pkw-Besitzes nicht allein auf das ökologische Bewusstsein der CarSharing-Kund*innen zurückzuführen ist, sondern vielmehr finanzielle bzw. pragmatische Gründe ausschlaggebend sind.

Bei Fahrzeugabschaffungen, die nach Juli 2013 getätigt wurden, wurde zudem die Möglichkeit der JoeCar-Nutzung als häufiger Grund genannt. Bei Fahrzeugen, die im Jahr vor der Anmeldung bei stadtmobil abgeschafft wurden, gaben hingegen nur knapp ein Drittel der Kund*innen an, dass die bevorstehende Mitgliedschaft einen Einfluss auf die Abschaffung hatte. Es kann daher davon ausgegangen werden, dass die CarSharing-Mitgliedschaft zwar bei vielen Kund*innen nicht den primären Auslöser für die Abschaffung darstellt, die Möglichkeit der CarSharing-Nutzung aber ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge stabilisiert hat.

Um die tatsächlichen Auswirkungen des kombinierten CarSharings auf den Pkw-Besitz zu bestimmen, muss hinsichtlich konfundierender Variablen kontrolliert werden [vgl. Chapman et al. (2020), S.9; Mishra et al. (2015), S.47f]. Es wird daher im nachfolgenden Kapitel ein Regressionsmodell aufgestellt, das den Zusammenhang abbildet zwischen der Wahl der CarSharing-Varianten und dem privaten Pkw-Besitz bei gleichzeitiger Berücksichtigung verschiedener Kontrollvariablen.

6.2 Analyse des Effektes der Kombination beider CarSharing-Formen auf die Motorisierungsquote

In der Literatur finden sich einige Arbeiten, in denen der private Pkw-Besitz von CarSharing-Kund*innen [z.B. Cervero et al. (2006), S.30f] bzw. die Abschaffung privater Fahrzeuge [z.B. Hui et al. (2019), S.5; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.43; Hülsmann et al. (2018), S.76; WiMobil (2016), S.165; Giesel & Nobis (2016), S.221; Cervero

& Tsai (2004), S.125] modelliert wird. Da die abhängige Variable i.d.R. binär kodiert ist, kommen logistische Regressionsverfahren zur Anwendung.⁷⁴ Ausnahmen hiervon stellen bspw. Becker et al. (2017a) dar, die mittels eines multivariaten Probit-Modells simultan die Einflussgrößen auf den Pkw-Besitz, die Mitgliedschaft bei einer CSO, den Besitz von Zeitkarten für den ÖPNV sowie von Bahnkarten untersuchen. In wenigen Fällen werden Zähldatenmodelle oder Ordered Logit-Modelle genutzt, um den Pkw-Besitz zu modellieren [z.B. Becker et al. (2018), S.12f; Cervero et al. (2007), S.76]. Da nur sehr wenige Kund*innen über mehr als ein Fahrzeug im Haushalt verfügen, erscheint es angemessen, ein binär logistisches Regressionsmodell zu verwenden.

In der vorliegenden Arbeit wird mittels der Modellierung das Ziel verfolgt, den Einfluss des kombinierten CarSharings auf den privaten Pkw-Besitz zu untersuchen. Die Forschungshypothese lautet:

„Die Nutzung beider CarSharing-Formen mitsamt den jeweiligen systemimmanenten Vorteilen begünstigt eine Mobilität ohne private Pkw.“

Die Hypothese ist darauf zurückzuführen, dass durch das free-floating CarSharing – zusätzlich zu der planbaren Nutzung von stationsbasierten Fahrzeugen – eine zeitlich und räumlich flexiblere und spontanere Nutzung von Automobilen ermöglicht wird ohne das Erfordernis des Besitzes eines eigenen Fahrzeugs. Es wird folglich angenommen, dass die Kombination beider CarSharing-Formen einen vollwertigeren Ersatz privater Pkw ermöglicht [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.45]. Zur Bestimmung des Effektes der kombinierten CarSharing-Nutzung werden die Kund*innen hinsichtlich ihres Buchungsverhaltens in Gruppen eingeteilt. Um zu verhindern, dass Gruppen von zu geringer Größe gebildet werden, werden im Vergleich zu den Clusterverfahren aus Kapitel 4.4.2 weniger differenzierte Gruppierungskriterien verwendet. Es erfolgt bei den Kund*innen eine Einteilung in Kombinerer*innen beider Systeme, stationsbasierte Nutzer*innen, free-floating Nutzer*innen sowie Nichtnutzer*innen, abhängig davon, ob sie im zwölfmonatigen Betrachtungszeitraum beide, nur eine oder keine der beiden CarSharing-Formen genutzt haben. Auf diese Weise ist sichergestellt, dass die einzelnen Gruppen mindestens 30 Beobachtungen umfassen.

Um zu gewährleisten, dass der Einfluss dieses für die Arbeit zentralen Prädiktors nicht durch Einflüsse konfundierender Variablen verzerrt wird, werden verschiedene Kontrollvariablen berücksichtigt. Hierbei handelt es sich hauptsächlich um soziodemographische und sozioökonomische Faktoren wie das Alter, das Geschlecht, die Haushaltsgröße, die Existenz von Kindern im Haushalt, das Haushaltseinkommen, der Beschäftigungsstatus sowie die Bildung der Proband*innen. Darüber hinaus soll auch hinsichtlich räumlicher und angebotsspezifischer Kenngrößen kontrolliert werden. Daher werden die Lage sowie die ÖSPV-Angebotsqualität des Wohnortes und die Luftliniendistanz zur nächstgelegenen CarSharing-Station als weitere unabhängige Variablen berücksichtigt. Keine Berücksichtigung erfahren hingegen Variablen, die mit einer bewussten, kurzfristig veränderbaren Wahlentscheidung der Kund*innen verbunden sind wie bspw. der CarSharing-Tarif oder das Vorhandensein eines ÖPNV-Abonnements.

Bis auf die Haushaltsgröße, das Alter sowie die Distanz zur nächsten CarSharing-Station fließen die unabhängigen Variablen in kategorialer Form in die Regressionsgleichung ein. Die Kategorisierung erfolgt hierbei in identischer Form wie in Kapitel 5.1 (vgl. Tabelle 17). Da die CarSharing-Gruppierungsvariable vier Kategorien aufweist und die Variable zur Messung der ÖPNV-Qualität drei Kategorien, werden in dem Regressionsmodell insgesamt 14 Prädiktoren berücksichtigt. Die Stichprobengröße weist einen Umfang von 726 Proband*innen auf.⁷⁵ Pro Prädiktor sind folglich über 50 Beobachtungen vorhanden. Die Stichprobengröße kann daher als ausreichend groß angenommen werden [vgl. Hosmer et al. (2013), S.408].

Im Folgenden sollen die Voraussetzungen der logistischen Regressionsanalyse geprüft werden. Mittels des Box-Tidwell-Tests lässt sich untersuchen, ob zwischen den metrisch skalierten Prädiktoren und den Logit-Werten der abhängigen Variable eine lineare Beziehung existiert [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.423; Menard (1995), S.61]. Hierzu werden die Interaktionsterme der metrischen Prädiktoren und ihre natürlichen Logarithmen in die Regressionsgleichung aufgenommen. Der signifikante Regressionskoeffizient des Interaktionsterms der Variable „Haushaltsgröße“ deutet auf eine Verletzung der Linearitätsannahme hin ($p < 0,001$) [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.489; Menard (1995), S.61]. Nach einer visuellen Prüfung des Zusammenhangs wird entschieden, die

⁷⁴ Für die logistische Regressionsanalyse wird IBM SPSS Statistics in der Version 28 verwendet.

⁷⁵ Um eine Vergleichbarkeit gewährleisten zu können, werden ausschließlich Proband*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg berücksichtigt.

Haushaltsgrößen-Variable zu logarithmieren. Nach dieser Variablentransformation sowie einer erneuten Durchführung des Box-Tidwell-Tests ist keiner der Interaktionsterme mehr signifikant.

Zur Prüfung von Multikollinearität werden die VIF- und Toleranz-Werte herangezogen. Die Variable Haushaltsgröße (logarithmiert) weist mit 1,62 den höchsten VIF-Wert und mit 0,62 den niedrigsten Toleranz-Wert auf. Diese Werte liegen deutlich unter bzw. über den Grenzwerten. Es existieren folglich keine Multikollinearitätsprobleme.

Für die Diagnose möglicher Ausreißer kommen verschiedene Testverfahren zur Anwendung. Nach Menard (1995) sollten die Absolutwerte der studentisierten Residuen in logistischen Regressionsverfahren nicht größer als drei sein und $DFBETAS$ nicht größer als eins [vgl. Menard (1995), S.76]. Beide Bedingungen sind im vorliegenden Datensatz erfüllt. Die Cook-Distanzen sind ebenfalls kleiner als eins. Für die Kontrolle der Hebelwerte wird erneut die Formel von Frees (2010) verwendet. Die Hebelwerte von 13 Beobachtungen sind größer als der errechnete Grenzwert von 0,062. Um die Relevanz der Ausreißer beurteilen zu können, wird zudem das von Urban & Mayerl (2018) beschriebene Verfahren durchgeführt, nach dem eine weitere Dummy-Variable in die Regressionsgleichung eingefügt wird, welche die Ausreißerfälle kennzeichnet [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.185]. Da diese erzeugte Variable nicht signifikant ist, wird von einer Verringerung des Datensatzes abgesehen. Verschiedene Autor*innen weisen zudem darauf hin, dass Ausreißer im Rahmen logistischer Regressionsanalysen weniger kritisch sind und eine Eliminierung von Beobachtungen bei diesen Regressionsverfahren besonders problematisch sein kann [vgl. Backhaus et al. (2018), S.302; Menard (1995), S.79].

Das logistische Regressionsmodell ist statistisch signifikant, $X^2(14) = 135,01$, $p < 0,001$. Die Anpassungsgüte kann gemäß des Hosmer-Lemeshow-Tests als hoch angesehen werden, $X^2(8) = 10,987$, $p = 0,202$. Die Log-Likelihood reduziert sich durch die Aufnahme der Prädiktoren um 17,7 Prozent (McFaddens $R^2 = 0,177$). Bei 80,2 Prozent der Beobachtungen erfolgt durch das Modell eine korrekte Schätzung des Wertes der abhängigen Variable. Während die Spezifität mit 95,8 Prozent als hoch einzustufen ist, kann in Bezug auf die Sensitivität nur ein Wert von 24,5 Prozent erzielt werden.⁷⁶ Die geringe Prognosefähigkeit erscheint im vorliegenden Fall akzeptabel, da das primäre Ziel der Modellierung die Analyse des – um andere Variablen bereinigten – Einflusses der kombinierten CarSharing-Nutzung auf den privaten Pkw-Besitz ist. Manche Autor*innen kritisieren die Trefferquoten zudem als ungeeignete Gütemaße, da die Festlegung des Trennwertes im Rahmen der Klassifizierung prognostizierter Wahrscheinlichkeiten (i.d.R. 0,5) willkürlich ist und Schätzinformationen bei der Reduktion vom metrischen auf ein nominales Skalenniveau verloren gehen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.418f; Backhaus et al. (2018), S.280ff].

In Tabelle 24 sind die Ergebnisse der logistischen Regressionsanalyse dargestellt. Wie man erkennen kann, weisen die Hälfte der 14 unabhängigen Variablen einen signifikanten Zusammenhang mit der abhängigen Variable auf. Obwohl die CarSharing-Gruppe den primär interessierenden Prädiktor darstellt, soll an dieser Stelle eine kurze Beschreibung der Effekte der Kontrollvariablen erfolgen. Während das Alter keinen spürbaren Effekt auf den privaten Pkw-Besitz der CarSharing-Kund*innen hat, geht vom Geschlecht ein negativer, wenn auch nicht signifikanter Effekt aus. Probandinnen stehen demnach weniger private Fahrzeuge zur Verfügung. Wie zu erwarten, hat das Haushaltseinkommen einen positiven Effekt auf den Privat-Pkw-Besitz. Wenn die Kund*innen über mehr finanzielle Mittel verfügen, ist die Wahrscheinlichkeit größer, einen Pkw zu besitzen. Dieses Ergebnis findet sich auch in anderen Studien [vgl. auch Jochem et al. (2020), S.381; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.43f; Loose (2016a); S.24].

Ein Hochschulabschluss hat ebenfalls einen positiven Effekt auf das Vorhandensein privater Fahrzeuge. Überraschend ist der positive Zusammenhang zwischen der Wohnlage innerhalb der JoeCar-Bediengebiete und dem Pkw-Besitz. Da die JoeCar-Bediengebiete hauptsächlich die zentralen, innenstädtischen Stadtteile umfassen, ist die Vermutung naheliegend, dass der Pkw-Besitz in diesen Gebieten niedriger ist als in den Randbezirken der beiden Städte. Es bleibt allerdings festzuhalten, dass der Effekt nicht signifikant ist und daher nicht auf die Grundgesamtheit verallgemeinert werden kann. Immerhin auf dem 10%-Signifikanzniveau signifikant ist die Variable mit der höchsten Ausprägung der ÖSPV-Angebotsqualität. Eine höhere Anzahl an Abfahrten pro Woche reduziert die Chance, einen Pkw zu besitzen, im Vergleich zu der Referenzkategorie um den Faktor 0,54, wenn gleichzeitig alle anderen Variablen konstant gehalten werden. Die Haushaltsgröße hat einen positiven, signifikanten Effekt,

⁷⁶ Die Spezifität gibt Auskunft über den Anteil richtiger Prognosen, wenn die abhängige Variable den Wert 0 annimmt. Die Sensitivität zeigt an, wie hoch der Anteil richtiger Prognosen ist, wenn das Kriterium den Wert 1 annimmt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.282.

Kinder im Haushalt weisen hingegen eine negative Wirkung auf den Privat-Pkw-Besitz auf. Der positive Effekt der Haushaltsgröße wird auch in anderen Studien berichtet [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.43; Cervero et al. (2006), S.31]. Die Luftliniendistanz zur nächstgelegenen CarSharing-Station hat nur einen sehr geringen, positiven Effekt. Als möglicher Grund kann die hohe Stationsdichte in den Städten Mannheim und Heidelberg angeführt werden.

Tabelle 24: Ergebnisse der Modellierung des Privat-Pkw-Besitzes

Prädiktoren	B	SE	KI (2,5%)	KI (97,5%)	p-Wert	Exp(B)
Geschlecht	-0,259	0,216	-0,683	0,166	0,231	0,772
Alter	0,008	0,010	-0,011	0,027	0,395	1,008
CarSharing-Gruppe (Referenz: Kombinierer*innen)						
Stationsbasierte N.	0,775	0,248	0,286	1,260	0,002**	2,170
Free-floating N.	1,474	0,451	0,557	2,339	0,001**	4,367
Nichtnutzer*innen	1,951	0,386	1,194	2,711	0,000***	7,035
Haushaltsgröße (ln)	1,488	0,248	1,005	1,978	0,000***	4,430
Kinder im Haushalt	-0,597	0,315	-1,234	0,005	0,058	0,551
Innerhalb Bediengebiet	0,349	0,248	-0,131	0,841	0,159	1,417
Haushaltseinkommen	0,842	0,228	0,403	1,298	0,000***	2,320
Hochschulabschluss	0,465	0,234	0,002	0,920	0,047*	1,593
Vollzeitbeschäftigung	0,161	0,226	-0,286	0,602	0,477	1,175
ÖSPV-Abfahrten / Woche (Referenz: <1.000 Abfahrten)						
1.000 - <3.500 Abf.	-0,135	0,249	-0,616	0,361	0,588	0,874
>=3.500 Abf.	-0,614	0,320	-1,241	0,015	0,055	0,541
Distanz CS-Station	0,001	0,000	0,000	0,001	0,047*	1,001
Konstante						
	-3,959	0,592	-5,138	-2,812	0,000***	0,019
-2*Log-Likelihood: 629,23 (DF = 14) / Nagelkerke R ² = 0,261 / Cox & Snell R ² = 0,170 / McFadden R ² = 0,177						

Quelle: Eigene Darstellung

Den für diese Arbeit zentralen Zusammenhang bildet die Gruppierungsvariable ab, die in Abhängigkeit des CarSharing-Buchungsverhaltens gebildet wurde. Die Ergebnisse zeigen, dass die kombinierte Nutzung beider Systeme eine reduzierende Wirkung auf den privaten Pkw-Besitz ausübt. Im Vergleich zu der Referenzgruppe der Kombinierer*innen erhöht sich das Wahrscheinlichkeitsverhältnis zwischen Pkw-Besitz und Nicht-Besitz bei stationsbasierten Nutzer*innen um das 2,2-fache bei gleichzeitiger Konstanthaltung aller anderen im Modell enthaltenen Variablen. In Bezug auf reine free-floating Nutzer*innen erhöht sich die Chance sogar um den Faktor 4,4 im Vergleich zu der Referenzkategorie. Kund*innen, die innerhalb des zwölfmonatigen Betrachtungszeitraums kein CarSharing genutzt haben, haben sogar eine 7,0-fach höhere Chance auf den Besitz eines privaten Pkws im Vergleich zu der Gruppe der Kombinierer*innen. Die Effekte sind in Bezug auf alle drei Variablen hochsignifikant.

Die Hypothese, dass die Nutzung beider CarSharing-Formen eine Mobilität ohne private Pkw begünstigt, kann daher bestätigt werden. Dieses Ergebnis deckt sich mit den Befunden anderer Studien. Le Vine & Polak (2017) zeigen bspw. bei ihrer Untersuchung von free-floating Kund*innen, dass die Reduktionswirkung auf den privaten

Pkw-Bestand größer ist, wenn sie zusätzlich bei stationsbasierten CarSharing-Anbietern angemeldet sind [vgl. Levine & Polak (2017), S.16]. Ähnliche Ergebnisse berichten auch Namazu & Dowlatabadi (2018).

6.3 Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen

In diesem Kapitel soll das Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar dargestellt und mit den Ergebnissen anderer Erhebungen verglichen werden. Die Auswertungen basieren auf der einwöchigen Mobilitätserhebung, die im Juli 2017 stattfand. Berücksichtigung finden ausschließlich diejenigen 191 Proband*innen, die in Mannheim oder Heidelberg ansässig waren. In den sieben Erhebungstagen wurden insgesamt 5.104 Wege aufgezeichnet. Dies entspricht 3,8 durchgeführten Wegen pro Person und Tag und ist vergleichbar mit den Ergebnissen der MiD 2017, die für Großstädte einen Wert von 3,7 Wegen pro mobiler Person und Tag angibt [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.28].

Das Verkehrsmittelwahlverhalten wird in Mobilitätserhebungen üblicherweise in Form eines Modal Splits dargestellt. Dieser zeigt entweder für das Verkehrsaufkommen oder aber die Verkehrsleistung an, wie viel Prozent der Wege bzw. der zurückgelegten Distanzen mit den unterschiedlichen Verkehrsmitteln absolviert wurden.⁷⁷ Bei den Berechnungen des Modal Splits werden die Anteile des CarSharings im Rahmen dieser Arbeit dem MIV zugerechnet. Um dennoch differenzieren zu können, welche Anteil der „reine“ MIV (Pkw als Fahrer*in und Beifahrer*in sowie motorisierte Zweiräder) und die beiden CarSharing-Formen vorzuweisen haben, wird in die jeweiligen Abbildungen ein zweites Tortendiagramm integriert. Anzumerken sei an dieser Stelle, dass die Einbindung in die Anteile des MIVs ausschließlich vor dem Hintergrund geschieht, dass beim CarSharing auch motorisierte Kraftfahrzeuge genutzt werden, die während aktiver Buchungen für andere Nutzer*innen nicht zur Verfügung stehen. Für eine alternative Betrachtungsweise, im Rahmen derer das CarSharing als vierte Säule des Umweltverbundes angesehen wird, lassen sich ebenfalls Argumente finden [u.a. Huwer (2003), S.157]. So plädieren bspw. Beiter et al. (2015) dafür, CarSharing als Teil eines „neuen Umweltverbundes“ anzusehen [vgl. Beiter et al. (2015), S.52f]. Um die Stichprobe an die der stadtmobil-Grundgesamtheit zugrundeliegenden Merkmale anzugleichen, kommt die in Kapitel 6.1 beschriebene Gewichtung zur Anwendung.

In Abbildung 54 ist der Modal Split der in Mannheim und Heidelberg ansässigen Kund*innen in Bezug auf die Verkehrsleistung dargestellt. Sieben Prozent der Verkehrsleistung werden mit CarSharing-Fahrzeugen erbracht. Während Kund*innen, die in den Außenbezirken der beiden Städten wohnen, fast ausschließlich stationsbasierte Fahrzeuge einsetzen, wird innerhalb der JoeCar-Bediengebiete ein größerer Anteil der CarSharing-Verkehrsleistung mit free-floating Fahrzeugen erbracht. Der Anteil des MIVs liegt bei knapp 34 Prozent und somit nur knapp halb so hoch verglichen mit dem Anteil aller Einwohner*innen der beiden Städte.⁷⁸ Im Vergleich zur MiD 2017 ist der Radanteil knapp sechs Prozentpunkte höher, der Zu Fuß-Anteil geringfügig niedriger. Hieraus kann abgeleitet werden, dass Fahrräder bei CarSharing-Kund*innen stärker in die Alltagsmobilität integriert werden und daher potenziell auch häufiger auf kürzeren Strecken zum Einsatz kommen. Mit 52 Prozent ist der Anteil des öffentlichen Verkehrs fast 20 Prozentpunkte höher als der Anteil des MIVs und auch fast doppelt so hoch wie der ÖV-Anteil, der sich aus den Berechnungen der MiD ergibt. CarSharing-Kund*innen weisen eine etwa 80 Prozent höhere Verkehrsleistung mit dem ÖV sowie Fahrrädern auf.

Der hohe ÖV-Anteil steht in Verbindung mit einem verhältnismäßig hohen Zeitkartenbesitz der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar. Der Anteil von Kund*innen mit ÖPNV-Abo liegt in Bezug auf Kombinerer*innen und reine free-floating Nutzer*innen bei 61 Prozent und bei stationsbasierten Nutzer*innen bei 64 Prozent. Zwei Drittel der CarSharing-Kund*innen verfügen zudem über eine Bahncard.

⁷⁷ Als Berechnungsgrundlage wird die Vorgehensweise der MiD 2017 gewählt, bei der für jeden Weg das Hauptverkehrsmittel bestimmt wird [vgl. Nobis & Köhler (2019), S.16]. Die Festlegung des Hauptverkehrsmittels erfolgt mittels einer vorgegebenen Hierarchie [vgl. Follmer & Gruschwitz (2019), S.30]. Da mit der multiMobil-Erhebung das Ziel verfolgt wird, die Alltagsmobilität der CarSharing-Kund*innen zu untersuchen, werden Wege mit dem Verkehrsmittel „Sonstige“ im Rahmen der Auswertung nicht berücksichtigt. Hierbei handelt es sich in der Regel um Etappen, die per Flugzeug zurückgelegt wurden. Auf Grund der verhältnismäßig langen Distanzen, die mit diesem Verkehrsmittel absolviert werden, besteht ansonsten die Gefahr, dass wenige Wege (0,6%) die Modal Split-Anteile relativ stark beeinflussen.

⁷⁸ Für die vergleichende Untersuchung wurde das B2-Regional-Datensatzpaket der MiD 2017 herangezogen, mit dessen Hilfe die Stichprobe räumlich auf Einwohner*innen der Städte Mannheim und Heidelberg eingegrenzt werden konnte.

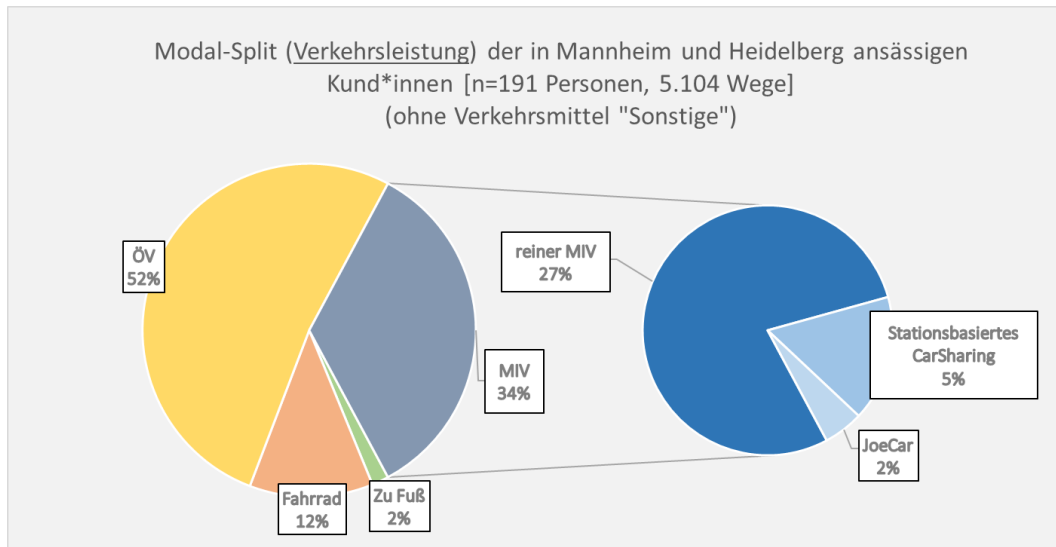


Abbildung 54: Modal Split der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar (Verkehrsleistung)
Quelle: Eigene Darstellung

Der hohe Stellenwert des Fahrrads spiegelt sich auch im Modal Split wider, der auf Basis des Verkehrsaufkommens berechnet wird (vgl. Abbildung 55). Mehr als jeder dritte Weg wird mit dem Fahrrad absolviert. Knapp 60 Prozent der Wege können der Körperkraftmobilität zugerechnet werden. Die Anteile des CarSharings liegen bei sieben Prozent. Nur für knapp jeden siebten Weg wird ein privates Kraftfahrzeug genutzt. Bei etwa jedem fünften Weg wird der ÖV genutzt. Ein großer Teil der Nahmobilität wird folglich mit dem Fahrrad absolviert. Der im Vergleich zur Verkehrsleistung relativ niedrige ÖV-Anteil zeigt, dass öffentliche Verkehrsmittel häufig für weiter entfernte Ziele eingesetzt werden. So nutzen bspw. einige Proband*innen die Bahn, um zur Arbeitsstelle nach Frankfurt am Main oder Stuttgart zu pendeln. Hierdurch ergibt sich in Bezug auf die Verkehrsleistung bei Arbeitswegen ein hoher ÖV-Anteil von 75 Prozent.

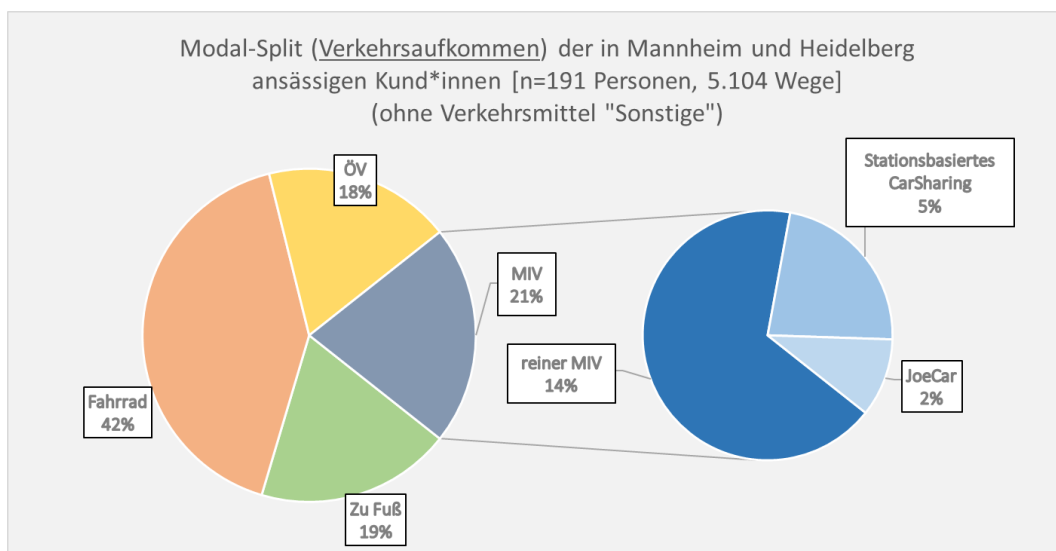


Abbildung 55: Modal Split der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar (Verkehrsaufkommen)
Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 56 ist dargestellt, welche Verkehrsmittel für welche Wegezwecke zum Einsatz kommen. Es ist zu erkennen, dass in den meisten Fällen das Fahrrad das dominierende Verkehrsmittel darstellt, auf das am häufigsten zurückgegriffen wird. So wird bspw. fast jeder zweite Weg zur Arbeit mit dem Fahrrad absolviert. Die häufige Nutzung des Fahrrads auf Arbeitswegen berichten auch Schreier et al. (2018) [vgl. Schreier et al. (2018), S.25]. Eine Ausnahme stellen dienstliche Wege dar, für die am häufigsten Pkw genutzt werden. In Bezug auf die Wegezwecke „Bringen/Holen von Personen“ sowie „Einkauf/Erledigung“ weist das CarSharing mit 15 bzw. 18

Prozent insgesamt höhere Anteile auf als der öffentliche Verkehr. Im Hinblick auf Arbeitswege spielt das CarSharing hingegen keine bzw. eine stark untergeordnete Rolle.

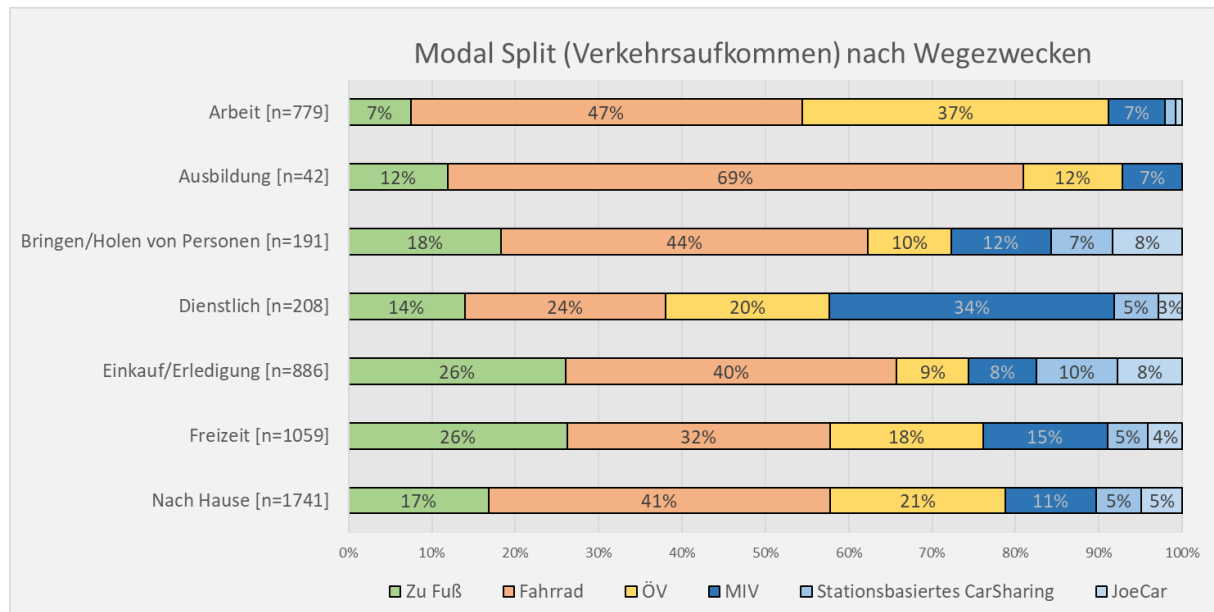


Abbildung 56: Modal Split in Abhängigkeit des Wegezweckes

Quelle: Eigene Darstellung⁷⁹

Der Arbeitsweg hat nur einen geringen Einfluss auf die MIV-Verkehrsleistung der CarSharing-Kund*innen. Setzt man die Fahrzeiten mit dem Pkw sowie dem ÖV zwischen dem Hauptwohnsitz und der Hauptarbeitsstelle ins Verhältnis zueinander und berechnet anschließend den Modal Split in Abhängigkeit dieses Fahrzeitverhältnisses, dann zeigt sich, dass der ÖV insbesondere auf den Strecken zur Arbeit genutzt wird, auf denen eine relativ gute Angebotsqualität existiert (vgl. Abbildung 57).⁸⁰ Wird für den Arbeitsweg mit dem ÖV wesentlich mehr Zeit benötigt als mit Automobilen, dann erhöht sich der MIV-Anteil nur mäßig. Stattdessen dominiert das Fahrrad auf entsprechenden Wegen. Dies ist auch dann der Fall, wenn nur längere Arbeitswege mit einer Distanz von über fünf Kilometern betrachtet werden. In diesem Fall verringert sich der Anteil des Fahrrads in Bezug auf die unterste Kategorie allerdings auf knapp 50 Prozent. Dieses Ergebnis unterstreicht die hohe Affinität vieler CarSharing-Kund*innen für das Fahrrad als Fortbewegungsmittel.

Eine vergleichende Analyse der Modal Split-Anteile von Kombinerer*innen beider CarSharing-Systeme und stationsbasierten Nutzer*innen⁸¹ zeigt, dass sich die CarSharing-Gruppen insbesondere hinsichtlich der Nutzung motorisierter Verkehrsmittel unterscheiden. Der ÖV-Anteil der Kombinerer*innen liegt mit 61 Prozent acht Prozentpunkte über dem Wert der Vergleichsgruppe. Stationsbasierte Nutzer*innen verzeichnen hingegen anteilmäßig eine höhere Nutzung mit privaten Kraftfahrzeugen, jedoch einen etwas geringen CarSharing-Anteil. Der Anteil von Verkehrsmitteln des motorisierten Individualverkehrs (inkl. CarSharing) liegt – bezogen auf beide Städte – bei stationsbasierten Nutzer*innen sieben Prozentpunkte über dem MIV-Anteil der Kombinerer*innen. Schreier & Keßler (2017) geben ebenfalls an, dass Nutzer*innen des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings in Osnabrück geringere Fahrleistungen mit dem MIV aufweisen [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.30].

⁷⁹ Summiert man die einzelnen Wege auf, ergibt sich anstelle von 5.104 Wegen ein Wert von 4.906. Grund hierfür sind Rundwege, die in der Auswertung in Abbildung 56 nicht enthalten sind.

⁸⁰ Es werden nur Proband*innen berücksichtigt, die mindestens drei Arbeitswege zu verzeichnen hatten. Für den Fall, dass mehr als eine Arbeitsstätte existiert, wird die Arbeitsstätte, die am häufigsten aufgesucht wurde, als Hauptarbeitsstätte definiert.

⁸¹ Für den Vergleich erscheint eine Differenzierung in Kombinerer*innen und stationsbasierte Nutzer*innen zielführender als die Verwendung der Clusterergebnisse aus Kapitel 4.4.3, da die Gruppengröße ansonsten zu gering wäre und keine verallgemeinerbaren Aussagen möglich wären. Auf eine Darstellung der Modal Splits von free-floating Nutzer*innen und nicht aktiven Kund*innen wird verzichtet, da im Rahmen der multiMobil-Erhebung das Mobilitätsverhalten von jeweils nur acht Personen der beiden CarSharing-Gruppen erfasst wurde und die Aussagekraft diesbezüglich begrenzt ist.

Es ist jedoch anzumerken, dass die Fahrleistung mit privaten Fahrzeugen in der Osnabrücker-Studie nicht gemessen, sondern nur erfragt wurde.

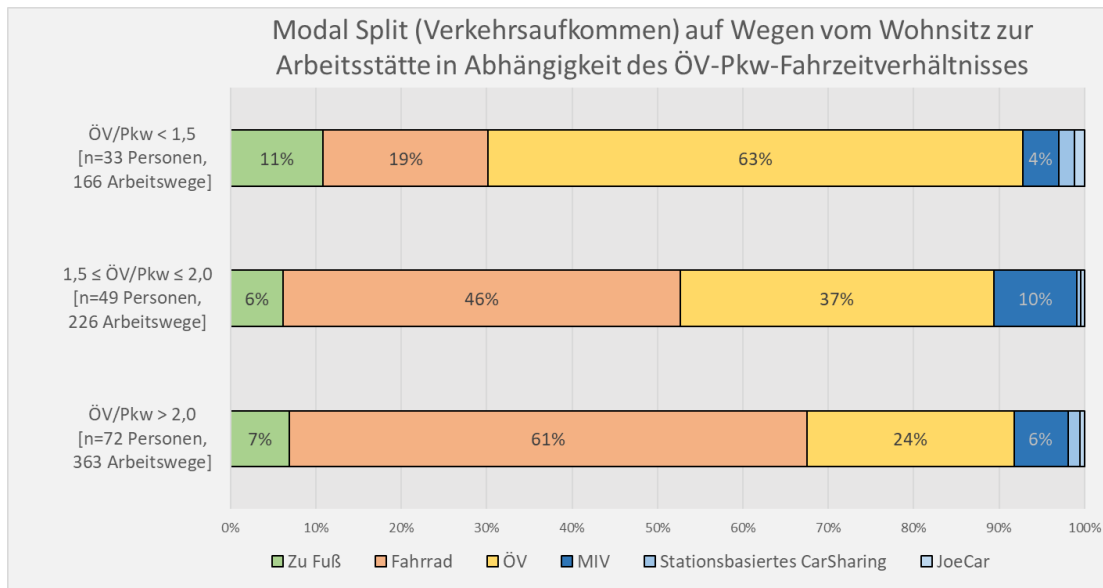


Abbildung 57: Modal Split auf Arbeitswegen in Abhängigkeit des ÖV-Pkw-Fahrzeitverhältnisses
Quelle: Eigene Darstellung

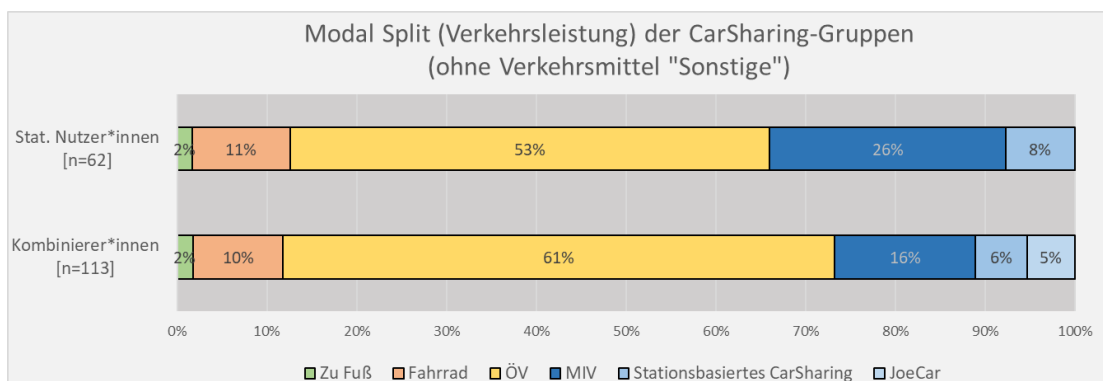


Abbildung 58: Modal Split nach CarSharing-Gruppen
Quelle: Eigene Darstellung

Ein Vergleich mit Kund*innen reiner free-floating Anbieter zeigt deutlichere Unterschiede im Mobilitätsverhalten. In Abbildung 59 sind die Modal Splits der stadtmobil-Kund*innen sowie die Ergebnisse der Studie von Kopp (2015) dargestellt, im Rahmen derer das Mobilitätsverhalten von Kund*innen des reinen free-floating Anbieters DriveNow erhoben wurde. Da für die Erfassung der Wege ebenfalls eine Smartphone-Applikation mit aktivem Trackingansatz zum Einsatz kam, welche die wesentlichen Funktionen der multiMobil-App enthielt, kann von einer guten Vergleichbarkeit der Ergebnisse ausgegangen werden. Zu berücksichtigen ist allerdings, dass die Studie mit Proband*innen aus den Metropolen Berlin und München durchgeführt wurde. Zur besseren Einordnung der Ergebnisse werden daher auch die Modal Splits der beiden Städte sowie der aus dem Regionaldatenpaket der MiD 2017 berechnete Modal Split für Mannheim und Heidelberg dargestellt.

Die Zu Fuß- sowie ÖV-Anteile sind bei den Mannheimer stadtmobil- und den DriveNow-Kund*innen auf einem ähnlich hohen Niveau, in München und Berlin jedoch etwas niedriger verglichen mit den Anteilen aller Einwohner*innen der beiden Städte. CarSharing-Kund*innen nutzen anteilmäßig häufiger das Fahrrad. Während die Unterschiede in Bezug auf München und Berlin relativ gering sind, weisen stadtmobil-Kund*innen einen um 18 Prozentpunkte höheren Fahrrad-Anteil als die jeweilige Vergleichsgruppe aus Mannheim und Heidelberg auf. In Heidelberg ist der Rad-Anteil mit Abstand am höchsten. Fast jeder zweite Weg der Heidelberger CarSharing-Kund*innen wird mit dem Fahrrad absolviert. Die CarSharing-Anteile sind bei stadtmobil-Kund*innen geringfügig

höher als bei DriveNow-Kund*innen. Dies kann u.a. darauf zurückgeführt werden, dass bei stationsbasierten Buchungen mit den Fahrzeugen aufgrund der Rückkehrpflicht i.d.R. mehr als ein Weg unternommen wird. Wenn man die CarSharing-Anteile den MIV-Anteilen zurechnet, greifen DriveNow-Kund*innen anteilmäßig häufiger auf Automobile zurück als die Vergleichsbevölkerung. Dies steht im Gegensatz zu den stadtmobil-Kund*innen, die anteilmäßig nur etwa halb so häufig Automobile zur Bewältigung ihrer Wege nutzen.

Das Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar kann zusammenfassend als nachhaltig beschrieben werden. Eine Fokussierung auf Automobile liegt nicht vor. Es kann angenommen werden, dass ein CarSharing-System, wie es von stadtmobil angeboten wird, zu einem nachhaltigeren Mobilitätsverhalten führt bzw. dieses verfestigt. Zur Prüfung dieser Annahme bedarf es jedoch weiterer Mobilitätsstudien, im Rahmen derer das Mobilitätsverhalten der Kund*innen im Zeitverlauf untersucht wird. Idealerweise wäre eine Erfassung der Verkehrsmittelwahl bereits vor der Anmeldung bei einer CSO durchzuführen. Zu berücksichtigen wäre in diesem Zusammenhang, dass ein Großteil der Kund*innen private Pkw bereits im Jahr vor der Anmeldung abschafft. Im Rahmen allgemeiner Mobilitätserhebungen würde es sich daher anbieten, Fragen hinsichtlich des Interesses an der Teilnahme am CarSharing zu stellen und das Mobilitätsverhalten interessierter Personen zu einem späteren Zeitpunkt erneut zu erheben, im Idealfall einige Monate nach Anmeldung bei einer CSO.

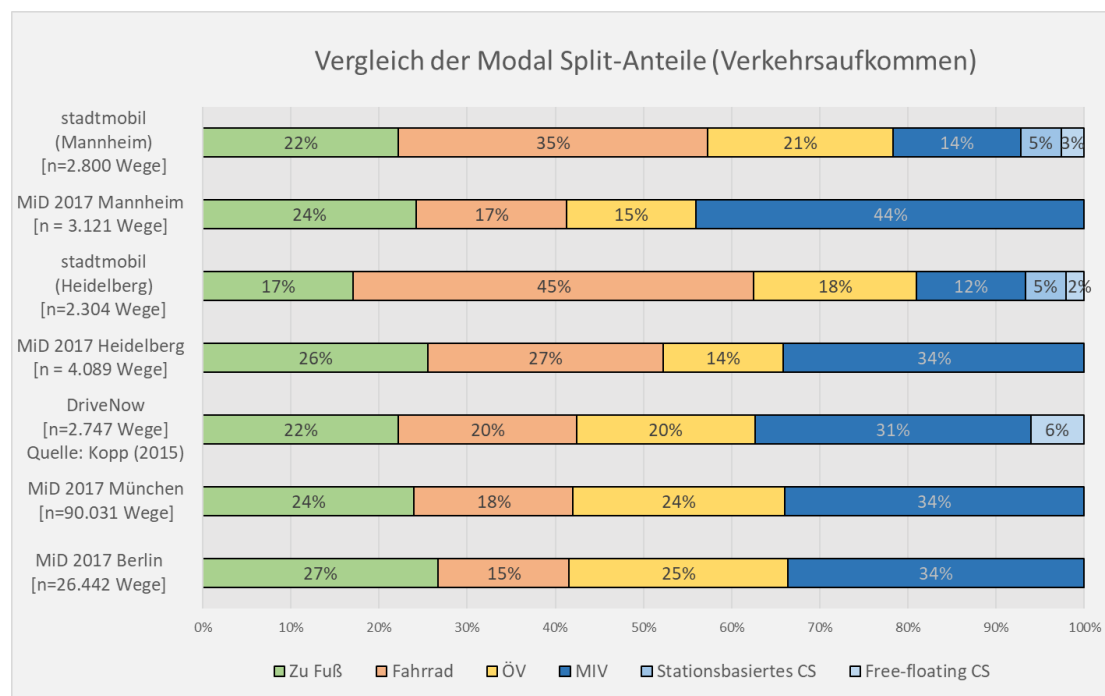


Abbildung 59: Vergleich der Modal Split-Anteile verschiedener Erhebungen

Quelle: Eigene Darstellung^{82, 83}, MiD-Werte für Berlin und München: Ermes et al. (2020), S.42; Follmer & Belz (2019), S.9

Dass CarSharing-Kund*innen ihre Alltagsmobilität weniger stark an einem bestimmten Verkehrsmittel ausrichten, zeigt eine Analyse der Multimodalität. Gemäß der FGSV meint multimodales Verhalten die „Nutzung von verschiedenen Modi bei der Durchführung von Wegen einer Person innerhalb eines bestimmten Betrachtungszeitraums (häufig eine Woche)“ [Kagerbauer et al. (2021), S.9]. In Abbildung 60 sind die Anteile mono- und multimodaler Gruppen für stadtmobil-Kund*innen sowie die Mannheimer und Heidelberger Bevölkerung dargestellt. Die Hälfte der stadtmobil-Proband*innen nutzen alle drei relevanten Verkehrsmittel(-kategorien). Nur sechs Prozent der Studienteilnehmer*innen sind im Wochenverlauf monomodal unterwegs. Im Gegensatz hierzu

⁸² Differenzen zum Wert 100 sind rundungsbedingt.

⁸³ In der Studie von Kopp (2015) wurden insgesamt 4.870 Wege von Personen mit und ohne CarSharing-Mitgliedschaft aufgezeichnet. Die 2.747 Wege errechnen sich anhand der angegebenen Kennzahlen von 3,6 Wegen pro Person und Tag sowie 109 CarSharing-Nutzer*innen [vgl. Kopp (2015), S.101 & S.131].

nutzt fast die Hälfte der Einwohner*innen beider Städte ausschließlich ein Verkehrsmittel im Wochenverlauf.⁸⁴ Auch andere Studien kommen zu dem Ergebnis, dass CarSharing-Kund*innen eine höhere Verkehrsmittelflexibilität bzw. eine höhere Affinität hinsichtlich multimodaler Verhaltensformen aufweisen [vgl. Ceccato & Diana (2021), S.1537; Kurte et al. (2021), S.7; Hülsmann et al. (2018), S.36f; Kopp (2015), S.141f].

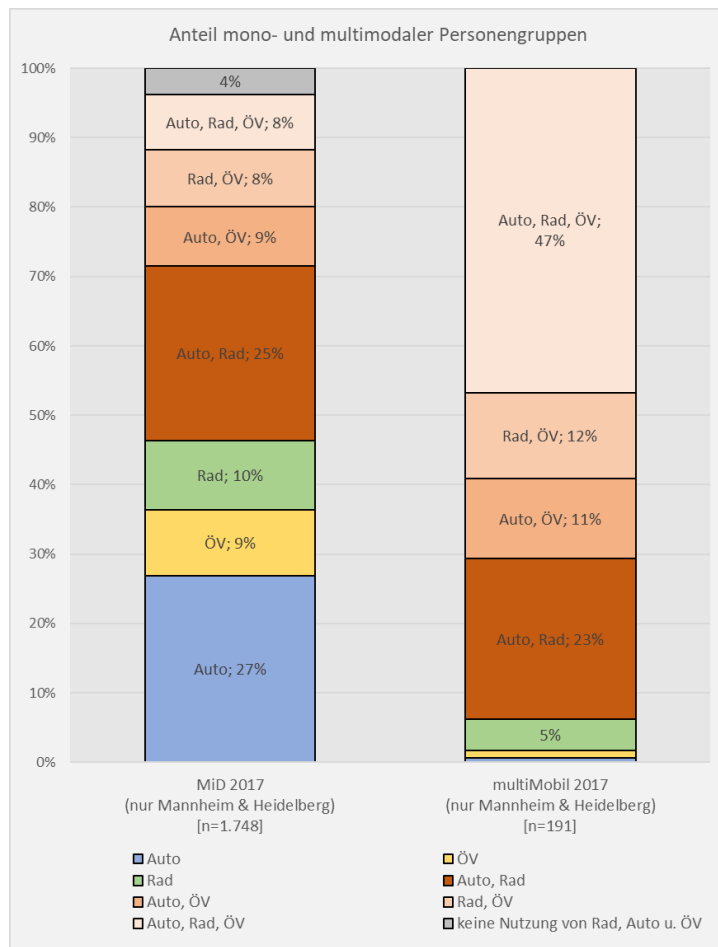


Abbildung 60: Anteil mono- und multimodaler Personengruppen
Quelle: Eigene Darstellung

6.4 Analyse des Effektes der Kombination beider CarSharing-Formen auf die MIV-Verkehrsleistung

In den vorangegangenen Ausführungen wurde dargestellt, dass Kombiniierer*innen beider CarSharing-Systeme einen etwas geringeren MIV-Anteil aufweisen als stationsbasierte Nutzer*innen. Um den tatsächlichen, unverzerrten Einfluss des kombinierten CarSharings auf die Verkehrsleistung mit motorisierten Verkehrsmitteln des Individualverkehrs bestimmen zu können, kommt erneut ein Regressionsmodell zum Einsatz.⁸⁵ Da die abhängige Variable stetig ist und ein metrisches Skalenniveau aufweist, wird eine multiple lineare Regression verwendet. Im CarSharing-Kontext nutzen bspw. Wu et al. (2019a) ebenfalls ein entsprechendes Regressionsverfahren zur Modellierung der Verkehrsleistung des MIVs. Stationsbasierte Kund*innen, die zudem auch bei einem free-floating Anbieter angemeldet sind, weisen eine signifikant niedrigere MIV-Verkehrsleistung auf als Kund*innen, die nur das stationsbasierte CarSharing nutzen [vgl. Wu et al. (2019a), S.12]. Da bereits gezeigt wurde, dass die kombinierte Nutzung beider CarSharing-Formen einen negativen Effekt auf den Privat-Pkw-Besitz aufweist und

⁸⁴ Anzumerken ist an dieser Stelle, dass die beiden Studien die Multimodalität mit unterschiedlichen Methoden erheben. Während der Anteil der Personengruppen für die multiMobil-Erhebung anhand der Mobilitätsdaten berechnet werden konnte, wird er im Rahmen der MiD auf Basis einer Stichtagsbefragung bestimmt.

⁸⁵ Die Regressionsanalyse wird erneut mit IBM SPSS Statistics in der Version 28 durchgeführt. Zum Zwecke der Einheitlichkeit werden die Abbildungen mit dem Programm R erstellt.

der Besitz privater Fahrzeuge i.d.R. mit einer höheren, routinemäßigen Nutzung von Automobilen und weniger rationalen, situationsangepassten Verkehrsmittelwahl einhergeht [vgl. Harms (2003), S.111], wird die Hypothese aus Kapitel 6.2 wie folgt erweitert:

*„Die Nutzung beider CarSharing-Formen mitsamt den jeweiligen systemimmanenten Vorteilen begünstigt eine Mobilität ohne private Pkw. Dies führt dazu, dass mehr Wege mit dem Umweltverbund zurückgelegt werden und Kund*innen weniger Verkehrsleistung mit dem MIV aufweisen.“*

Wie in der Regressionsanalyse zur Modellierung des privaten Pkw-Besitzes, ist erneut der Zusammenhang zwischen der kombinierten CarSharing-Nutzung und der abhängigen Variable von primärem Interesse. Um Einflüsse konfundierender Variablen zu reduzieren, werden verschiedene Kontrollvariablen berücksichtigt. Kund*innen werden auf Basis ihres Buchungsverhaltens erneut in Gruppen eingeteilt. Da sich die abhängige Variable aus den aufgezeichneten Wegen der einwöchigen Mobilitäts-erhebung ergibt, weist die Stichprobe mit 164 Proband*innen einen geringeren Umfang auf als in Kapitel 6.2.⁸⁶ Aufgrund des niedrigeren Stichprobenumfangs kann eine Differenzierung in vier CarSharing-Gruppen nicht aufrechterhalten werden, da ansonsten Gruppen von zu geringer Größe gebildet werden. Insbesondere reine free-floating Nutzer*innen sowie Nichtnutzer*innen sind nur in einem geringen Umfang vertreten. Für die Regressionsanalyse wird daher eine Regruppierung vorgenommen. Kund*innen, die mindestens einmal das free-floating Angebot in Anspruch genommen haben, werden zusammengefasst. Die Gruppe umfasst 110 Proband*innen, von denen nur sieben ausschließlich free-floating Fahrzeuge genutzt haben. Die restlichen 54 Proband*innen weisen einzig stationsbasierte Buchungen auf. Nichtnutzer*innen werden im Rahmen der Regressionsanalyse nicht weiter betrachtet.

Die geringere Stichprobengröße hat auch Auswirkungen auf die Auswahl der Kontrollvariablen. Mittels einer Power-Analyse wird geprüft, wie viele Prädiktoren bei gegebenem Stichprobenumfang maximal in das Modell integriert werden sollten.⁸⁷ Auf diese Weise kann sichergestellt werden, dass die Regressionsanalyse über eine ausreichende Teststärke verfügt, also in der Lage ist, einen vorhandenen Effekt auch tatsächlich zu erkennen [vgl. Cohen (1988), S.6ff]. Bei einer Stichprobengröße von 164 sollte das Regressionsmodell nicht mehr als acht unabhängige Variablen enthalten. Bei der Auswahl der Prädiktoren wird die bestehende Forschungsliteratur herangezogen. Während von der Haushaltsgröße, der Angebotsqualität des öffentlichen Verkehrs sowie dem Alter der Proband*innen negative Effekte auf die MIV-Verkehrsleistung ausgehen [vgl. Hunecke et al. (2008), S.174; Kloas et al. (2001), S.126], legen berufstätige Personen sowie Männer tendenziell mehr Kilometer mit dem MIV zurück [vgl. Axhausen et al. (2004), S.64; Kloas et al. (2001), S.126].

Zusätzlich zu diesen fünf Faktoren sowie der dichotomen Gruppierungsvariable werden als weitere Prädiktoren die Existenz von Kindern im Haushalt sowie die zeitliche Differenz inkludiert, die sich aus dem Vergleich der Fahrzeiten vom Wohnort zur Arbeits- bzw. Ausbildungsstelle mit Automobilen sowie Nahverkehrsfahrzeugen ergibt.⁸⁸ Die letzte Variable wird inkludiert, da der Arbeitsweg i.d.R. einen zentralen Einfluss auf das Mobilitätsverhalten ausübt und eine schlechte Erreichbarkeit mit dem Umweltverbund nicht den tatsächlichen Effekt des kombinierten CarSharings auf die MIV-Verkehrsleistung verzerren soll. Die Fahrzeit zur Arbeit dauert mit dem ÖPNV im Schnitt etwa 38 Minuten (Median: 32 Minuten) – und somit knapp 15 Minuten länger als die 23-minütige Fahrzeit (Median: 14 Minuten) mit dem Pkw.

Die unabhängige Variable, welche die ÖPNV-Angebotsqualität abbilden soll, wird im Gegensatz zu den bisherigen Regressionsanalysen nicht in drei Kategorien unterteilt, sondern dichotom gemessen. Einen Überblick über die im Rahmen der Regression verwendeten Variablen bietet Tabelle 25. Da der höchste VIF-Wert mit 2,16 sowie der niedrigste Toleranz-Wert mit 0,46 deutlich unter bzw. über den Grenzwerten liegen, wird entschieden, alle acht Prädiktoren im Rahmen der Regressionsanalyse zu berücksichtigen.

⁸⁶ Berücksichtigt wurden ausschließlich Proband*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg.

⁸⁷ Für die Berechnung wurde das Tool G*Power (Version 3.1.9.7) der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf genutzt. Folgende Einstellungen wurden vorgenommen: Effektstärke = 0,15; α -Irrtumswahrscheinlichkeit = 0,05; Power = 0,95.

⁸⁸ Die zeitliche Differenz wurde auf Basis einer Fahrzeitbestimmung mittels der Directions API von Google ermittelt. Die Pkw-Fahrzeit wurde für die morgendliche Hauptverkehrszeit mit einer Ankunftszeit am Zielort um 8 Uhr bestimmt. Das Routing des ÖVs erfolgte auf Basis der in Google eingespeisten Fahrplandaten. Es wurde ausschließlich die Fahrzeit für die Relation zwischen dem Hauptwohnsitz und dem Hauptarbeitsplatz bzw. der Ausbildungsstelle berücksichtigt. Wenn die Start- und Zielkoordinaten nahe beieinanderliegen, kann es sein, dass das Routing für den ÖV auf Basis eines Zu Fuß-Weges erfolgt.

Tabelle 25: Variablen des Regressionsmodells zur Modellierung der MIV-Verkehrsleistung

	Messniveau	Min.	Max.	Mittelwert	Std.-Abw.
Abhängige Variablen					
MIV-Verkehrsleistung (in km)	metrisch	0,32	1.229,11	95,49	165,82
Unabhängige Variablen					
Geschlecht (0: männlich)	nominal	0	1	0,45	0,50
Alter	metrisch	18	67	40,37	10,88
ÖSPV-Abfahrten / Woche (0: <2.500)	nominal	0	1	0,40	0,49
Zeitliche Differenz mit ÖV & Pkw zw. Wohnort und Arbeitsstelle (in min)	metrisch	-39,57	77,45	15,17	14,28
Haushaltsgröße	metrisch	1	10	2,34	1,33
Kinder im Haushalt (0: nein)	nominal	0	1		
Vollzeitbeschäftigung (0: nein)	nominal	0	1	0,70	0,46
CarSharing-Gruppe (0: Kombinerer*innen & FFCS Nutzer*innen)	nominal	0	1	0,33	0,47

Quelle: Eigene Darstellung

Da CarSharing in den meisten Fällen nicht regelmäßig in die Alltagsmobilität integriert wird und die Nutzung daher relativ selten ist, wird die Verkehrsleistung, die innerhalb der Erhebungswoche mit CarSharing-Fahrzeugen von stadtmobil Rhein-Neckar durchgeführt wurden, herausgerechnet. Stattdessen wird die jährliche CarSharing-Verkehrsleistung für jede Probandin und jeden Probanden aus den Nutzungsdaten von stadtmobil bestimmt und anschließend auf eine Woche heruntergerechnet und mit der Verkehrsleistung, die in der Erhebungswoche mit privaten Fahrzeugen erbracht wurde, vereinigt. Dies hat zum einen den Vorteil, dass die Ergebnisse nicht durch CarSharing-Buchungen, die zufällig in die Erhebungswoche fallen, verzerrt werden und zum anderen ergeben sich hierdurch keine MIV-Verkehrsleistungen von null, die hinsichtlich der durchzuführenden Regressionsanalyse Probleme bereiten könnten. Für die Analyse werden erneut die gewichteten Mobilitätsdaten verwendet.

Im Rahmen der Prüfung der Regressionsvoraussetzungen wird zunächst die Linearitätsannahme untersucht. Hierzu werden die standardisierten Residuen sowie die standardisierten geschätzten Werte der abhängigen Variablen in einem Streudiagramm abgetragen (vgl. linker Bereich von Abbildung 61).⁸⁹ Wie man erkennen kann, sind die Residuen nicht zufällig um den Nullpunkt verteilt und weisen ein Muster auf. Es kann daher angenommen werden, dass die Linearitätsvoraussetzung nicht erfüllt ist. Um Linearität herzustellen, wird eine Datentransformation ausprobiert. Da die abhängige Variable rechtsschief verteilt ist, wird die MIV-Verkehrsleistung logarithmiert. Im rechten Bereich der Abbildung ist dargestellt, dass die logarithmierte Verkehrsleistung wesentlich bessere Ergebnisse liefert. Die Residuen streuen zufällig um Null. Die Regressionsgleichung spiegelt folglich einen exponentiellen Zusammenhang wieder.

⁸⁹ Alternativ hätten auf der X-Achse auch die unstandardisierten geschätzten Werte verwendet werden können [vgl. Backhaus et al. (2018), S.111].

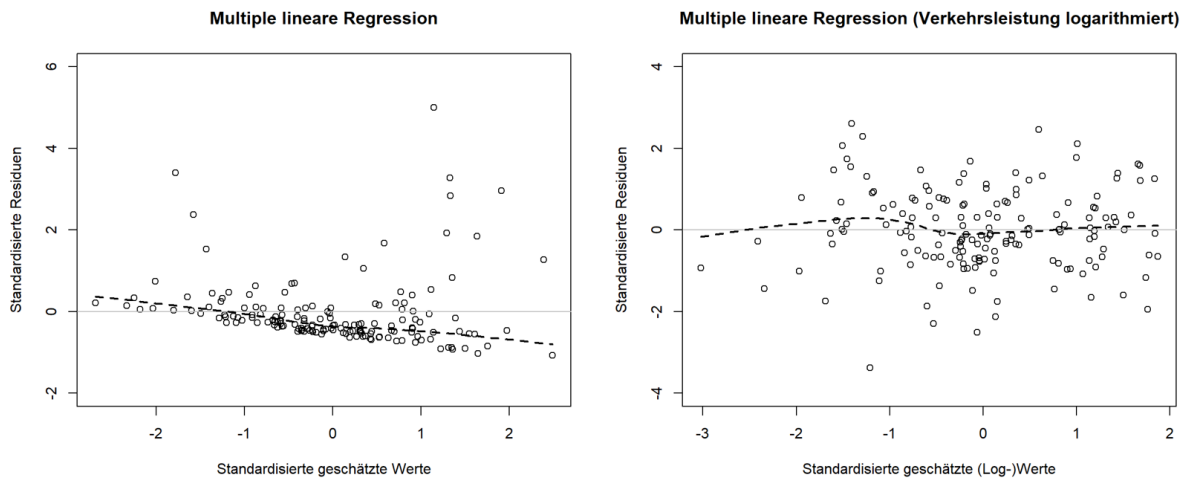


Abbildung 61: Streudiagramme zur Prüfung der Linearitätsannahme des multiplen linearen Regressionsmodells

Quelle: Eigene Darstellung

Die visuelle Prüfung des Streudiagramms lässt bereits darauf schließen, dass die Homoskedastizitätsannahme nicht verletzt ist. Die Nullhypothese, dass Homoskedastizität vorliegt, kann auch auf Basis des Breusch-Pagan-Tests nicht verworfen werden, $\chi^2(1) = 1,567$, $p = 0,211$ [vgl. Hackl (2013), S.194].⁹⁰ Die Verwendung robuster Schätzer zur Gewährleistung unverzerrter Standardfehler ist daher nicht erforderlich. Die Prüfung des Histogramms sowie des QQ-Diagramms in Abbildung 62 zeigt, dass die Residuen annähernd normalverteilt sind. Die Nullhypothese normalverteilter Residuen kann auch auf Basis des Shapiro-Wilks Tests nicht verworfen werden, $W = 0,993$, $p=0,610$. Inferenzstatistische Aussagen sind daher möglich.

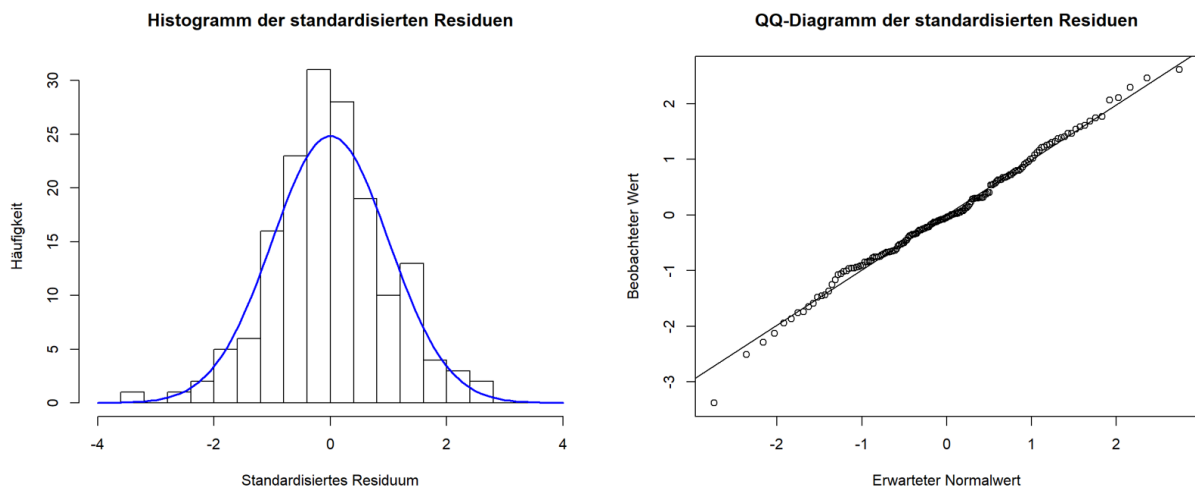


Abbildung 62: Diagramme zur Prüfung der Normalverteilungsannahme des multiplen linearen Regressionsmodells

Quelle: Eigene Darstellung

Da Querschnittsdaten vorliegen und nicht davon ausgegangen wird, dass Beobachtungen Einfluss auf die MIV-Verkehrsleistung anderer Beobachtungen besitzen, ist eine Prüfung der Unabhängigkeitsannahme der Residuen nicht erforderlich [vgl. Backhaus et al. (2018), S.113].

Wie in den anderen im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Regressionsanalysen kommen zur Identifizierung von Ausreißern verschiedene Verfahren zum Einsatz. Nur eine Beobachtung weist standardisierte Residuen auf, deren absoluter Wert größer als drei ist. Die DFBETAS-Werte sowie Cook-Distanzen sind alle kleiner als eins. Bei Verwendung eines Grenzwertes für die Hebelwerte von 0,164, der sich gemäß der Formel von Frees (2010)

⁹⁰ Die Verwendung des Breusch-Pagan-Tests ist möglich, da die Residuen normalverteilt sind.

ergibt, wird eine weitere Beobachtung als potenzieller Ausreißer identifiziert. Integriert man die beiden potenziellen Ausreißer gemäß der Methode von Urban & Mayerl (2018) als Dummy-Variable in die Regressionsgleichung, ergibt sich ein nichtsignifikanter Regressionskoeffizient ($p=0,554$). Es fällt daher die Entscheidung für die Beibehaltung des kompletten Datensatzes von 164 Proband*innen.

Nach erfolgreicher Prüfung der Regressionsannahmen wird als nächstes die Modellanpassung bestimmt. Die Prädiktoren sagen statistisch signifikant die abhängige Variable voraus, $F(8, 155) = 2,645$, $p = 0,010$. Der Determinationskoeffizient weist einen Wert von 0,120 auf. Die acht inkludierten Prädiktoren sind folglich in der Lage, zwölf Prozent der Varianz des Kriteriums zu erklären. Nach Cohen (1988) entspricht dies einer schwachen Varianzaufklärung [vgl. Cohen (1988), S.413f]. Da das Ziel des Regressionsmodells die Analyse des um den Einfluss von Kontrollvariablen bereinigten Zusammenhangs zwischen der kombinierten CarSharing-Nutzung und der MIV-Verkehrsleistung ist, erscheint das relativ geringe Bestimmtheitsmaß akzeptabel. Zu berücksichtigen ist in diesem Kontext zudem, dass vermutlich einflussreiche Prädiktoren, wie der Besitz eines Pkws oder ÖPNV-Abonnements, bewusst nicht in der Regressionsanalyse berücksichtigt wurden, da diese potenziell in Wechselwirkung mit der CarSharing-Nutzung(smöglichkeit) stehen.

Tabelle 26: Ergebnisse der Modellierung der MIV-Verkehrsleistung

Prädiktoren	B	SE	KI (2,5%)	KI (97,5%)	p-Wert	Exp(B)
Geschlecht	-0,115	0,092	-0,297	0,067	0,213	0,891
Alter	0,000	0,004	-0,021	0,008	0,008	1,000
ÖSPV-Abfahrten	0,290	0,093	0,106	0,473	0,002**	1,336
Zeitl. Diff. mit ÖV & Pkw	0,002	0,003	-0,004	0,008	0,628	1,002
Haushaltsgröße	-0,053	0,049	-0,150	0,044	0,282	0,948
Kinder im Haushalt	-0,021	0,137	-0,292	0,250	0,881	0,980
Vollzeitbeschäftigung	0,211	0,101	0,012	0,410	0,038*	1,235
CarSharing-Gruppe	0,017	0,098	-0,176	0,211	0,861	1,017
Konstante	4,490	0,220	4,055	4,925	0,000***	
R ² = 0,120 / R ² _{korrr} = 0,075						

Quelle: Eigene Darstellung

In Tabelle 26 sind die Ergebnisse der Regressionsanalyse dargestellt. Die meisten Kontrollvariablen weisen keine statistische Signifikanz auf. Überraschend ist der positive signifikante Effekt, der von den ÖSPV-Abfahrten auf die MIV-Verkehrsleistung ausgeht. Zu erwarten wäre gewesen, dass eine höhere Angebotsqualität mit öffentlichen Verkehrsmitteln zu einer höheren Nutzung des ÖPNVs und einer geringeren Nutzung privater Fahrzeuge führt. Das Ergebnis der Regressionsanalyse lässt die Hypothese zu, dass Kund*innen, die in Gebieten mit geringerer ÖSPV-Angebotsqualität wohnen, ihr Mobilitätsverhalten noch stärker auf nichtmotorisierte Verkehrsmittel ausgelegt haben. Die Analyse des Modal-Splits bestätigt diese Annahme. Sowohl in Bezug auf die Verkehrsleistung (8,3% zu 4,6%) als auch auf das Verkehrsaufkommen (58,2% zu 51,1%) sind die Anteile des Zu Fuß-Gehens sowie des Radfahrens höher als bei Kund*innen, die in Gebieten mit höherer Angebotsqualität des ÖSPVs wohnen.

Wenngleich der Effekt nicht signifikant ist, geht vom Geschlecht eine negative Wirkung auf die MIV-Verkehrsleistung aus. Probanden weisen demnach eine höhere Verkehrsleistung auf als Probandinnen. Ebenfalls negative Effekte sind in Bezug auf die Haushaltsgröße sowie die Existenz von Kindern zu verzeichnen. Die Ergebnisse sind aufgrund der fehlenden Signifikanz allerdings nicht auf die Grundgesamtheit übertragbar. Eine Vollzeitbeschäftigung hat hingegen einen positiven signifikanten Effekt auf die Verkehrsleistung.

Die für diese Untersuchung zentrale Variable, die CarSharing-Gruppe, weist ebenfalls keinen signifikanten Effekt auf. Proband*innen, die in dem zwölfmonatigen Betrachtungszeitraum (auch) free-floating Fahrzeuge genutzt haben, verzeichnen – bei gleichzeitiger Kontrolle aller anderen Variablen – eine geringfügig niedrigere MIV-Verkehrsleistung. Dieses Ergebnis lässt sich aufgrund der fehlenden Signifikanz jedoch nicht verallgemeinern und die Hypothese daher in Bezug auf die Grundgesamtheit nicht bestätigen.

Es wurde gezeigt, dass die Kombination beider CarSharing-Formen einen positiven Effekt auf ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge hat. Die Verkehrsleistung mit privaten Pkw ist bei diesem Personenkreis daher geringer als bei Kund*innen, die in Bezug auf das CarSharing ausschließlich stationsbasierten Fahrzeuge nutzen. Da Kombinierte*innen beider Systeme allerdings häufiger auf das CarSharing zurückgreifen, ist die gesamte mit dem MIV erbrachte Verkehrsleistung nur geringfügig niedriger. Vergleicht man das Mobilitätsverhalten aktiver, in Mannheim und Heidelberg wohnhafter CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar jedoch mit dem in der MiD 2017 erfassten Mobilitätsverhalten von Einwohner*innen der beiden baden-württembergischen Städte, dann zeigen sich deutliche Unterschiede (vgl. Kapitel 6.3). CarSharing-Kund*innen in Mannheim und Heidelberg weisen ein nachhaltigeres, weniger auf den MIV gerichtetes Mobilitätsverhalten auf. Die mit dem MIV erbrachte Verkehrsleistung der CarSharing-Kund*innen ist knapp 48 Prozent niedriger verglichen mit dem Mannheimer und Heidelberger Durchschnitt.⁹¹ Im Gegensatz hierzu konnte im Rahmen anderer Studien gezeigt werden, dass von der Mitgliedschaft bei reinen free-floating Anbietern – und den damit verbundenen, abweichenden Angebotscharakteristika – ein positiver Effekt auf die MIV-Verkehrsleistung ausgeht [vgl. Kopp (2015), S.216].⁹²

Fazit: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht

Im Rahmen der Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht wurde der private Pkw-Besitz sowie das Mobilitätsverhalten der stadtmobil-Kund*innen analysiert. Im Vergleich zu allen Einwohner*innen der Städte Mannheim und Heidelberg weisen die CarSharing-Kund*innen wesentlich geringere Motorisierungsquoten auf. Auf 1.000 CarSharing-Haushalte kommen 299 private Pkw. Etwa drei Viertel der Kund*innen leben in Haushalten ohne eigenes Automobil. Im Durchschnitt ersetzt jedes CarSharing-Fahrzeug in den beiden Städten 4,2 private Fahrzeuge. Der Wert bezieht sich ausschließlich auf abgeschaffte Pkw privater Kund*innen. Bei Einbezug gewerblicher Kund*innen dürfte die Quote noch höher liegen.

Die meisten Pkw werden im Jahr vor der CarSharing-Anmeldung ersatzlos abgeschafft. Als wichtigste Gründe für die Abschaffung werden bevorstehende Reparaturen sowie Kostengründe genannt. Die Verringerung des Pkw-Besitzes erfolgt demnach nicht ausschließlich aufgrund des ökologischen Bewusstseins der CarSharing-Kund*innen, sondern hat vielmehr finanzielle bzw. pragmatische Gründe.

Die höchste Reduktionsleistung geht von Kombinierte*innen beider CarSharing-Formen aus. Diese verringern ihren Pkw-Bestand sowohl in den zwölf Monaten vor der Anmeldung als auch im Zeitraum danach anteilmäßig stärker als Kund*innen, die ausschließlich auf das stationsbasierte oder das stationsunabhängige CarSharing zurückgreifen. Im Durchschnitt kommen auf 1.000 „Kombinierte*innen-Haushalte“ 179 Pkw. Auch bei gleichzeitiger Kontrolle weiterer Variablen zeigt sich ein signifikanter negativer Effekt der kombinierten Nutzung auf den Pkw-Besitz. Für den Fall, dass das kombinierte CarSharing-Angebot nicht mehr verfügbar wäre, hält eine Mehrzahl der Kund*innen die Anschaffung privater Fahrzeuge für wahrscheinlich. Es kann folglich davon ausgegangen werden, dass die Möglichkeit der kombinierten CarSharing-Nutzung ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge stabilisiert. Die Kombination beider Angebotsformen führt zu weniger Fahrzeugen im Straßenraum und somit zu einem geringeren Bedarf an Stellplatzflächen. Die Hypothese, dass die kombinierte CarSharing-Nutzung eine Mobilität ohne private Pkw begünstigt, kann daher bestätigt werden.

Als weitere Analyseebene wurde das Mobilitätsverhalten der stadtmobil-Kund*innen untersucht. Verglichen mit dem Durchschnitt aller Einwohner*innen der beiden Städte ist die Mobilität der CarSharing-Kund*innen multimodaler und stärker auf den Umweltverbund ausgerichtet. 93 Prozent der CarSharing-Kund*innen weisen im Wochenverlauf ein multimodales Mobilitätsverhalten auf. Der Großteil der Verkehrsleistung entfällt auf öffentliche Verkehrsmittel. Die mit dem MIV erbrachte Verkehrsleistung der CarSharing-Kund*innen ist knapp 48 Pro-

⁹¹ Die tägliche durchschnittliche MIV-Verkehrsleistung der CarSharing-Kund*innen aus Mannheim und Heidelberg beträgt 15,3 Kilometer. Auf Basis der MiD 2017 errechnet sich für die beiden Städte ein Durchschnittswert von 27,6 Kilometern.

⁹² Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle, dass die Signifikanz bei $p = 0,182$ liegt [vgl. Kopp (2015), S.216].

zent niedriger verglichen mit dem Mannheimer und Heidelberger Durchschnitt. Über 40 Prozent aller Wege werden mit dem Fahrrad absolviert. Das Fahrrad fungiert – mit Ausnahme von dienstlichen Wegen – bei allen Wegezwecken als primäres Verkehrsmittel. Ein Automobil kommt nur auf etwa jedem fünften Weg zum Einsatz. Die geringere Relevanz von Automobilen bezogen auf die Alltagsmobilität der CarSharing-Kund*innen zeigt sich auch bei Betrachtung der Arbeitswege. Bei diesen regelmäßig ausgeführten Wegen werden Autos nur auf jedem zehnten Weg eingesetzt. Selbst bei schlechten ÖV-Pkw-Fahrzeitverhältnissen wird anstelle des Autos eher das Fahrrad genutzt.

Die niedrigere Motorisierungsquote der Kombinierte*innen beider CarSharing-Systeme drückt sich in einer geringeren Verkehrsleistung mit Verkehrsmitteln des „reinen“ motorisierten Individualverkehrs aus. Da entsprechende Nutzer*innen jedoch häufiger auf das CarSharing zurückgreifen, ist die gesamte mit dem MIV erbrachte Verkehrsleistung nur geringfügig niedriger als bei Nutzer*innen, die ausschließlich stationsbasierte Fahrzeuge buchen. Der Effekt der Kombination erweist sich unter Einbezug von Kontrollvariablen zudem als nicht signifikant.

Da das Mobilitätsverhalten im Rahmen dieser Arbeit im Querschnitt erfasst wurde, sind keine Aussagen darüber möglich, inwieweit das CarSharing zu Veränderungen in der Verkehrsmittelnutzung führt. Die starke Reduzierung des privaten Fahrzeugbestandes lässt jedoch vermuten, dass das kombinierte CarSharing zu einer Verringerung des Ausstoßes von verkehrsbezogenen Treibhausgasen beiträgt. Die Bestätigung dieser Annahme bedarf weiterer Forschungsanstrengungen.

Zusammenfassend kann das kombinierte CarSharing-System aus kommunaler Sicht positiv beurteilt werden. Im Vergleich zu reinen stationsbasierten Systemen und reinen free-floating Angeboten werden mehr private Fahrzeuge abgeschafft. Da durch die Nutzungsmöglichkeit beider CarSharing-Formen im Alltag mehr Mobilitätssituationen abgedeckt werden können und sowohl eine flexible als auch eine planbare Nutzung von Automobilen ermöglicht wird, kann zudem davon ausgegangen werden, dass sich ein größerer Personenkreis befähigt fühlt, auf private Fahrzeuge zu verzichten. Auch die Mobilität der Nutzer*innen kombinierter CarSharing-Systeme ist nachhaltiger und weniger stark auf das Auto ausgerichtet.

7 Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht

Kombinierte CarSharing-Systeme ermöglichen Kund*innen sowohl eine flexible als auch planbare Nutzung von Automobilen. Durch die Kombination stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge lassen sich mehr Anwendungsfälle in der Alltagsmobilität abdecken. Es kann daher vermutet werden, dass Kund*innen, die beide Angebotsformen kombinieren, aus der CarSharing-Nutzung einen höheren Nutzen für ihre Mobilität ziehen können und sich eher dazu befähigt fühlen, auf private Fahrzeuge zu verzichten, da sich mit dem kombinierten CarSharing eine Vielzahl an Szenarien privater Automobilität abdecken lässt.

Der Nutzen hängt hierbei stark von der Verfügbarkeit der Fahrzeuge ab. Insb. in Gebieten, die eine geringe Stationsdichte aufweisen, kann sich die räumliche Verfügbarkeit von CarSharing-Fahrzeugen durch das free-floating Angebot erhöhen. In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, inwieweit sich eine verbesserte Fahrzeugverfügbarkeit durch die Kund*innen wahrnehmen lässt. Eine subjektive Beurteilung des CarSharing-Systems durch die Kund*innen äußert sich in deren Zufriedenheit mit dem Angebot. In die Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus Kund*innensicht sollten daher die Zufriedenheit sowie der sich aus der Kombination ergebende Nutzen einfließen. Als vorgelagerte Faktoren sind zudem die wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit und die wahrgenommene Pkw-Gleichwertigkeit zu berücksichtigen.

Das Geschäftsmodell vieler CarSharing-Unternehmen, insb. mit stationsbasiertem oder kombiniertem Angebot, ist nicht ausschließlich auf eine Profitmaximierung ausgerichtet, sondern verfolgt häufig auch ökologische und soziale Ziele [vgl. Münzel et al. (2018), S.276].⁹³ Der Erfolg lässt sich daher nicht exklusiv über monetäre Kennzahlen operationalisieren. Trotz der häufig existierenden Gemeinwohlorientierung müssen CarSharing-Unternehmen auf dem Markt wirtschaftlich agieren. Anders als im ÖPNV, in dem i.d.R. ein Verlustausgleich stattfindet, muss die CSO eigenwirtschaftlich funktionieren [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.3]. Sie muss daher bestrebt sein, ein finanzielles Gleichgewicht zu erzielen mit einer „der Risikoklasse entsprechende[n] Verzinsung des Kapitals und eine[r] marktübliche[n] Bezahlung der Mitarbeiter [...] bei ausgeglichenem Betriebsergebnis“ [Petersen (1995), S.153].

Die bei manchen Tarifen zu zahlenden monatlichen Grundgebühren sowie die den Kund*innen bei der Fahrzeugnutzung entstehenden Kosten stellen für die CSO die primären monetären Mittelzuflüsse dar. Die Erreichung eines finanziellen Gleichgewichtes erfordert daher neben einer hohen Anzahl an Mitgliedern auch eine regelmäßige Nutzung der Fahrzeuge [vgl. Mattia et al. (2019), S.2; Prieto et al. (2017), S.218; De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.5]. Die Effizienz des Fahrzeugeinsatzes lässt sich über die Fahrzeugauslastung operationalisieren. Um die häufig hohen Fixkosten des Fahrzeugeinsatzes zu decken, muss eine gewisse Fahrzeugauslastung erreicht werden [vgl. Petersen (1995), S.153]. Eine ausschließliche Fokussierung auf die Fahrzeugauslastung erscheint jedoch nicht zielführend, da free-floating Fahrzeuge durchschnittlich kürzer entliehen werden und daher häufig geringere Auslastungen aufweisen als stationsbasierte Fahrzeuge (vgl. Kapitel 4.3.1). Aus einer höheren Auslastung stationsbasierter Fahrzeuge folgt jedoch nicht automatisch eine negative Beurteilung stationsunabhängiger Systeme. Da sich auf Basis der Fahrzeugauslastung keine Aussagen bezüglich der Kombination beider Angebotsformen tätigen lassen, sollte stattdessen bevorzugt eine Analyse der Nutzungshäufigkeit vorgenommen werden.

Wielinski et al. (2019) berichten von einem Anstieg des Anteils von Vielnutzer*innen des CarSharing-Systems nach Implementierung der free-floating Komponente [vgl. Wielinski et al. (2019), S.39f]. Dies trifft auch auf das kombinierte CarSharing von stadtmobil Rhein-Neckar zu. Während der Anteil von Kund*innen, die das CarSharing im Durchschnitt mindestens wöchentlich nutzten, in den Jahren vor dem JoeCar-Start bei etwa zehn Prozent lag, erhöhte sich der Anteil danach auf 13 bis 14 Prozent.

⁹³ Als mögliche Geschäftsstrategien reiner free-floating Anbieter, die häufig als Tochterunternehmen von großen Automobilherstellern auf dem CarSharing-Markt agieren, nennen Prieto et al. (2017) das Heranführen interessierter Personen an die eigenen Fahrzeugmodelle. Junge Fahrer*innen können durch das CarSharing Erfahrungen mit den Fahrzeugen sammeln, ohne die Anschaffungskosten aufbringen zu müssen. Das Testen verschiedener Fahrzeugklassen sowie die Erhöhung der Sichtbarkeit der eigenen Produkte bringen auch Hjortset & Böcker (2020) und Lagadic et al. (2019) als mögliche Beweggründe von Automobilherstellern an. Zoepf & Keith (2015) betonen in diesem Zusammenhang insbesondere das Testen von neuen Technologien wie Elektrofahrzeugen.

Im Hinblick auf die Mitgliedsbeiträge wählen Kombinerer*innen in Mannheim und Heidelberg anteilmäßig häufiger den Classic/VRN- oder den Plus-Tarif als Nutzer*innen nur einer der beiden Angebote. Kund*innen, die beide Angebotsformen kombinieren, bedeuten folglich für die CSO im Durchschnitt einen höheren fixen monatlichen Zufluss und somit auch eine höhere Planungssicherheit.

Im Mittel entstehen (privaten) Kombinerer*innen durch ihre CarSharing-Mitgliedschaft und -Nutzung jährlich Kosten in Höhe von 774 Euro (Median: 488 Euro).⁹⁴ Nutzer*innen nur einer der beiden Systeme zahlen durchschnittlich 376 Euro pro Jahr (Median: 177 Euro). Die Unterschiede zwischen beiden CarSharing-Gruppen sind statistisch signifikant, $t(2052,05) = 16,287$, $p < 0,001$. Die Nutzungshäufigkeit der meisten langjährigen Kund*innen, die zu Beginn ausschließlich auf stationsbasierte Fahrzeuge zurückgegriffen haben, hat sich nach ihrer ersten free-floating Nutzung erhöht (vgl. Kapitel 4.4). Aus finanzieller Sicht kann die Integration der free-floating Komponente daher für das CarSharing-Unternehmen positiv beurteilt werden.

Zusätzlich zu den Mitgliedsbeiträgen sowie den Fahrzeugnutzungen stellen die Anmeldegebühren für die CSO eine weitere Einnahmequelle dar. Die Akquirierung neuer Kund*innen ist daher eine weitere Möglichkeit, um Einnahmen zu generieren. Nehrke (2016) führt in diesem Kontext an, dass durch das free-floating CarSharing jüngere Menschen angesprochen und zum CarSharing geführt werden können [vgl. Nehrke (2016), S.94]. Das Eintrittsalter von Neukund*innen hat sich jedoch in Mannheim und Heidelberg in den Jahren von 2011 bis 2019 nur unwesentlich verändert, ohne eine klare negative Tendenz aufzuweisen. Die Analyse der monatlichen Anzahl an Neukund*innen im Zeitverlauf zeigt jedoch einen deutlichen Anstieg etwa ein bzw. zwei Jahre nach der Einführung des free-floating Systems (vgl. Abbildung 63)⁹⁵. Auch Schreier & Keßler (2017) führen an, dass sich die Anzahl an Neukund*innen in Osnabrück stark erhöht hat [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.16].

Aus den Daten alleine kann zwar nicht abgeleitet werden, dass die Steigerung ausschließlich auf das free-floating Angebot zurückzuführen ist. Es kann jedoch angenommen werden, dass die Präsenz und Wahrnehmung des CarSharings in den Medien sowie im öffentlichen Straßenraum durch die JoeCar-Einführung gestiegen ist. In den Befragungen der Kund*innen hat sich zudem gezeigt, dass die Existenz des free-floating CarSharings bei der Mehrheit der neu angemeldeten Kund*innen einen Einfluss auf die Anmeldung hatte.

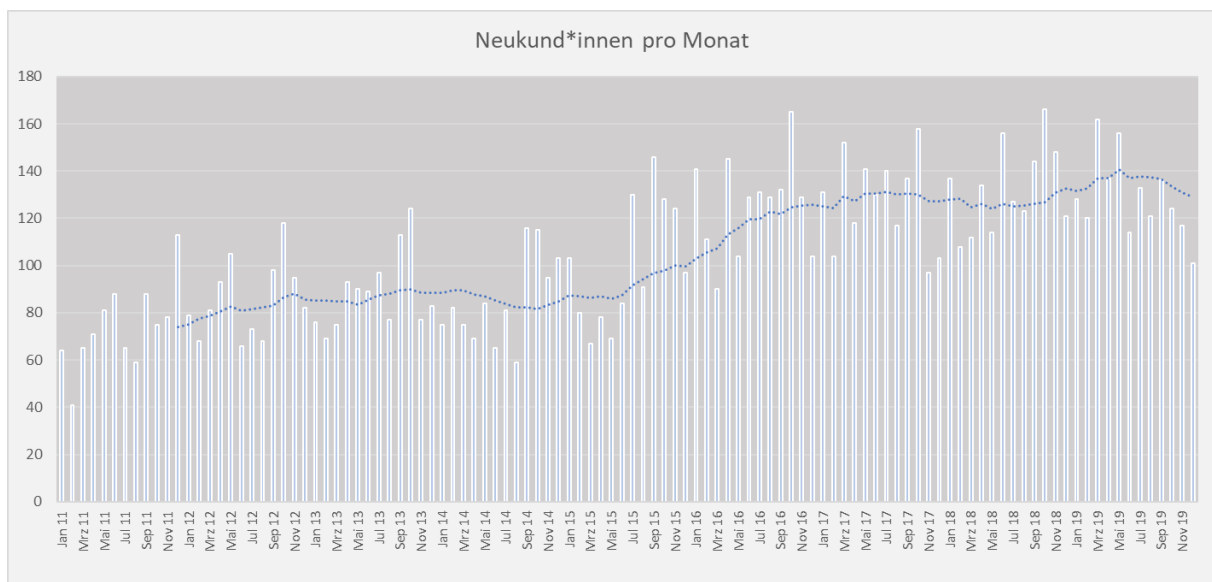


Abbildung 63: Entwicklung der Neukund*innenanzahl

Quelle: Eigene Darstellung

Die Einführung eines free-floating Systems kann für die CSO auch betriebliche Vorteile implizieren. Finanziell lohnenswert sind insb. Buchungen, die eine lange Nutzungsdauer aufweisen. Da die Fahrzeuge jedoch häufig

⁹⁴ Bezogen auf den Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017.

⁹⁵ Die Trendlinie in dem Säulendiagramm basiert auf einem gleitenden Durchschnitt, der die Anmeldungen von jeweils zwölf Monaten berücksichtigt. In die Auswertung sind ausschließlich Kund*innen eingeflossen, die nach ihrer Anmeldung CarSharing-Nutzungen in Mannheim und/oder Heidelberg vorzuweisen hatten.

auch für kurze Buchungen von wenigen Stunden genutzt werden, um bspw. Einkäufe zu erledigen, kann es sein, dass die Reservierung der Fahrzeuge für entsprechende (kurze) Nutzungszwecke Langzeitbuchungen verhindern. Mit der Integration eines free-floating Systems kann die Hoffnung verbunden werden, dass kurze Buchungen stärker auf stationsunabhängige Fahrzeuge verlagert werden und eine größere Anzahl stationsbasierter Fahrzeuge daher für längere Nutzungen verfügbar ist.

Ein weiterer betrieblicher Vorteil ergibt sich hinsichtlich der Stellplatzsuche. Viele CarSharing-Unternehmen – insb. in innenstadtnahen Quartieren – stehen vor der Herausforderung, private Flächen für CarSharing-Stationen zu finden. Die Errichtung neuer Stationen ist zudem i.d.R. mit einem hohen Kapitalaufwand verbunden [vgl. Boldrini et al. (2016), S.1; De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.3]. Durch das free-floating CarSharing lassen sich Stadtgebiete erschließen, in denen kaum Flächen für die Errichtung von CarSharing-Stationen zur Verfügung stehen [vgl. Nehrke (2016), S.94]. Braun (2015) spricht in diesem Zusammenhang von einem „Outsourcen“ der Stellplatzsuche [vgl. Braun (2015), S.8].

Einen hohen Einfluss auf den Unternehmenserfolg hat die Bindung bestehender Kund*innen [vgl. Huber et al. (2006), S.77; Homburg & Bruhn (2000), S.6; Meffert (2000), S.118]. Die Kund*innenbindung kann auf unterschiedliche Art auf den Erfolg eines Unternehmens einwirken. Huber et al. (2006) benennen die drei Aspekte Sicherheit, Wachstum und Gewinn [vgl. Huber et al. (2006), S.76, sowie: Skala-Gast (2012), S.2f; Nießing (2006), S.11; Peter (1999), S.41ff; Eggert (1999), S.43ff; Reichheld (1997), S.13; Diller (1996), S.82]. Durch die mit der Bindung von Kund*innen einhergehende höhere Planungssicherheit sinkt bspw. das Investitionsrisiko des Unternehmens [vgl. Huber et al. (2006), S.76; Peter (1999), S.43]. Weitere Vorteile der Bindung von Kund*innen sind die im Vergleich zur Neukund*innen-Akquisition geringeren Kosten [vgl. Imaz et al. (2015), S.40; Braunstein (2001), S.4f], die i.d.R. höhere beidseitige Toleranz [vgl. Van Lierop & El-Geneidy (2018), S.242f; Imaz et al. (2015), S.40; Huber et al. (2006), S.76] sowie die höheren Markteintrittsbarrieren für potenzielle Wettbewerber [vgl. Peter (1999), S.43; Weißenberger (1998), S.615]. Aufgrund der hohen Relevanz der Kund*innenbindung für den Unternehmenserfolg soll diese in den folgenden Kapiteln in Bezug auf Nutzer*innen kombinierter CarSharing-Systeme untersucht werden.

Um eine Bindung der Kund*innen zu erreichen, sollten die Anbieter von Dienstleistungen im Mobilitätsbereich ihre Angebote den Bedürfnissen der Kund*innen anpassen [vgl. Hoffmann (2010), S.976]. Die Integration eines free-floating Systems kann insb. das Bedürfnis nach einer höheren Flexibilität in der CarSharing-Nutzung befriedigen.

Auch die am Anfang dieses Kapitels bereits thematisierte Zufriedenheit von Kund*innen sowie der sich durch die Inanspruchnahme der Dienstleistung ergebende Nutzen spielen hinsichtlich der Kund*innenbindung sowie des zukünftigen Unternehmenserfolges eine Rolle [vgl. Homburg & Bucerius (2008), S.66; Huber et al. (2006), S.69; Homburg & Bruhn (2000), S.16; Eggert (1999), S.43ff; Reichheld (1997), S.13]. Zufriedene Kund*innen weisen häufig geringere Preiselastizitäten auf und somit eine höhere Bereitschaft, für Produkte oder Dienstleistungen mehr zu bezahlen [vgl. Wen et al. (2005), S.250; Homburg et al. (2005), S.11; Reichheld & Sasser (2000), S.142; Peter (1999), S.47; Anderson & Sullivan (1993), S.40f]. Darüber hinaus können zufriedene Kund*innen durch Mundpropaganda neue Kund*innen für das Unternehmen akquirieren und somit ein kostenneutrales Marketing bewirken [vgl. Huber et al. (2006), S.70; Stahl (2006), S.91; Nießing (2006), S.22; Braunstein (2001), S.5; Bruhn & Georgi (2000), S.542; Reichheld (1997), S.64; Anderson et al. (1997), S.131]. Kund*innen fungieren auf diese Weise als positive Multiplikatoren für das Unternehmen [vgl. Töpfer (1999a), S.5]. Im Dienstleistungsbereich spielen Kund*innenempfehlungen oftmals eine bedeutendere Rolle als bei Sachleistungen aufgrund der Immaterialität der Leistung und dem damit verbundenen höheren Kaufrisiko [vgl. Meffert et al. (2015), S.95; Nießing (2006), S.4]. Die Relevanz von Weiterempfehlungen bestätigen verschiedene Autor*innen in Bezug auf den Verkehrsdienstleistungsbereich [vgl. Van Lierop & El-Geneidy (2018), S.243; Imaz et al. (2015), S.40; Wen et al. (2005), S.249]. Petersen (1995) gibt an, dass ein Drittel der untersuchten CarSharing-Mitglieder durch Freund*innen oder Bekannte auf das Angebot aufmerksam geworden sind [vgl. Petersen (1995), S.164].

Da die aus Kund*innensicht relevanten Kriterien, wie die Zufriedenheit oder der Nutzen, auch potenzielle Determinanten der aus Sicht der CSO relevanten Kund*innenbindung darstellen, erscheint es sinnvoll, die Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus Kund*innensicht sowie aus betrieblicher Sicht gemeinsam durchzuführen. Im Zuge dieser Arbeit soll ein Modell aufgestellt werden, das in der Lage ist, die Zusammenhänge zwischen den verschiedenen Faktoren darzustellen.

7.1 Theoretische Analyse der Antezedenzen der Kund*innenbindung

Im Zuge der Evaluation aus betrieblicher Sicht soll die Bindung von Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme analysiert werden. In diesem Kapitel erfolgt zunächst eine theoretische Herleitung des Kund*innenbindungskonstruktes. Anschließend werden Determinanten der Kund*innenbindung diskutiert und entsprechende Skalen entwickelt. Die Zusammenhänge zwischen den Einflussgrößen werden im Rahmen eines Pfadmodells visualisiert.

7.1.1 Explikation des Konstrukts Kund*innenbindung

Hinsichtlich der Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht wurde die Kund*innenbindung als eine der zentralen Größen für auf freien Märkten agierende Unternehmen hervorgehoben. Neben der Akquise von Neukund*innen hat die Bindung bestehender Kund*innen auch für CarSharing-Organisationen eine entscheidende Bedeutung. Ein loyaler Kund*innenstamm bietet den Unternehmen eine erhöhte Planungssicherheit, was sich – insb. in Bezug auf den hohen Kapitaleinsatz – bei der Fahrzeugbeschaffung als vorteilhaft erweist. Zum einen impliziert ein großer, gebundener Kund*innenstamm ein höheres Potenzial für Einnahmen aus der Nutzung der CarSharing-Fahrzeuge. Zum anderen erzeugen auch die monatlichen Mitgliedsbeiträge, die viele der CarSharing-Betreiber erheben⁹⁶, einen finanziellen Mittelzufluss, der zu einer erhöhten Planungssicherheit beiträgt.

Die Wettbewerbssituation hat im Allgemeinen einen zentralen Einfluss auf die Bindungsmöglichkeiten von Kund*innen. In Wirtschaftszweigen, in denen Kund*innen aus mehreren Alternativen auswählen können, lassen sich i.d.R. geringere Bindungswerte erzielen [vgl. Peter (1999), S.108]. CarSharing-Unternehmen agieren oftmals nicht auf polypolistischen Märkten, die von einer Vielzahl von Anbietern geprägt sind. Abgesehen von den größten deutschen Städten, in denen i.d.R. CarSharing-Fahrzeuge verschiedener Anbieter zur Auswahl stehen, existieren in den meisten Mittel- und Großstädten monopolistisch anmutende Angebotsstrukturen. Zusätzlich zu den lokalen CarSharing-Organisationen bietet zwar auch das Unternehmen Flinkster in vielen dieser Städte CarSharing-Fahrzeuge an, das Angebot zielt dabei aber primär auf intermodale Reiseketten mit der deutschen Bahn ab und ist daher weniger flächendeckend ausgerichtet. In Mannheim bietet Flinkster beispielsweise sechs Fahrzeuge und in Heidelberg drei Fahrzeuge jeweils an den Hauptbahnhöfen der beiden Städte an [vgl. <https://www.flinkster.de>, Stand: 03.03.2022], weshalb von keiner ausgeprägten wettbewerblichen Konkurrenzsituation ausgegangen werden kann. Im weiteren Sinne können auch Mietwagenunternehmen – insb. in Bezug auf mehrtägige Buchungen – als Wettbewerber von CarSharing-Organisationen angesehen werden, gleichwohl den beiden Angebotsformen unterschiedliche Charakteristika zugrunde liegen.⁹⁷ In den Städten Mannheim und Heidelberg sind verschiedene Mietwagengesellschaften aktiv. Das Angebot an Mietwagen ist gegenüber dem CarSharing-Angebot von stadtmobil Rhein-Neckar allerdings weitaus weniger dispers und umfangreich.

Die Kund*innenbindung soll im Rahmen der betrieblichen Evaluationsebene das Zielkonstrukt dieser Arbeit darstellen. In dem folgenden Kapitel erfolgt zunächst eine inhaltlich-semantische Herleitung der Kund*innenbindung. Im Zuge dessen wird auch dargestellt, wie Kund*innenbindung in verkehrswissenschaftlichen Arbeiten verstanden und eingebunden wird. Anschließend werden in Kapitel 7.1.1.2 verschiedene Ansätze zur Konzeptualisierung und Messung des Konstruktes diskutiert und die gewählte Vorgehensweise bei der Operationalisierung beschrieben. Das darauffolgende Kapitel beschäftigt sich mit den Determinanten der Kund*innenbindung.

7.1.1.1 Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereiches der Kund*innenbindung

Der Begriff der Kund*innenbindung ist in der Literatur nicht einheitlich definiert [vgl. Jeker (2002), S.19; Rams (2001), S.23; Eggert (1999), S.53]. Daher erscheint es sinnvoll, zunächst verschiedene theoretische Ansätze zu diskutieren und den Begriff anschließend inhaltlich zu präzisieren. Eine Kund*innenbindung kann grundsätzlich auf freiwilliger oder unfreiwilliger Basis erfolgen. In diesem Zusammenhang können auch die beiden Bindungszustände der **Verbundenheit und Gebundenheit** unterschieden werden. Gebundenheit zeichnet sich dadurch aus, dass für die Kund*innen i.d.R. keine Wahlalternativen existieren. Neben einer fehlenden Angebotsvielfalt kann Gebundenheit auch auf vertraglichen, technisch-funktionalen oder ökonomischen Ursachen beruhen [vgl.

⁹⁶ Bei stadtmobil Rhein-Neckar fallen für den Classic/VRN-Tarif für Erstnutzer*innen monatlich fünf Euro und für den Plus-Tarif 35 Euro an. Der Mikro-Tarif ist hingegen beitragsfrei [vgl. stadtmobil Rhein-Neckar (2021), S.4].

⁹⁷ In Kapitel 2 erfolgte eine Unterscheidung der beiden Geschäftsmodelle.

Meffert et al. (2015), S.181f; Nießing (2006), S.19ff], wobei oftmals ökonomische Gründe ausschlaggebend sind [vgl. Eggert et al. (2007), S.236].

Durch die monetäre Vorteilhaftigkeit der Aufrechterhaltung einer Geschäftsbeziehung entstehen Wechselhemmnisse. Diese können objektiver oder subjektiver Natur sein. Die Kund*innenbindung fällt dabei umso stärker aus, desto höher die Wechselbarrieren durch die Kund*innen empfunden werden [vgl. Tomczak & Dittrich (1997), S.13]. Durch einen Wechsel der Geschäftsbeziehung können den Kund*innen Wechselkosten entstehen. Hierbei kann es sich um mit dem Wechsel einhergehende, direkte Kosten handeln oder um versunkene Kosten, die bspw. aufgrund des Verlusts vorheriger Investitionen oder des entgangenen Nutzens, sogenannten Opportunitätskosten, entstehen [vgl. Plinke & Söllner (2000), S.73f].

Überträgt man die obigen Ausführungen auf das CarSharing, kann von Gebundenheit gesprochen werden, wenn zu der Nutzung der Fahrzeuge eines Anbieters keine geeigneten Alternativen existieren. Dies kann auf fehlende Wettbewerber oder ein unzureichendes Alternativangebot zurückgeführt werden. Zudem sind auch im CarSharing-Kontext ökonomische und funktionale Ursachen der Gebundenheit möglich. Kund*innen, die zur Realisierung ihrer Mobilitätsansprüche ein Automobil benötigen, bei denen aber aufgrund finanzieller Restriktionen eine Anschaffung privater Fahrzeuge nicht möglich ist, können im Falle fehlender Alternativen eine entsprechende Gebundenheit an das CarSharing-Unternehmen aufweisen. Unter diesen Umständen stellt der Kauf eines privaten Pkws die direkten Wechselkosten dar.⁹⁸ Bei einem Wechsel können den Kund*innen auch Opportunitätskosten entstehen, bspw. auf Grund wegfallender Parkmöglichkeiten, die sich durch die Nutzung des stationsbasierten CarSharings ergeben.

Wechselbarrieren können neben ökonomischen auch psychische und soziale Ursachen haben [vgl. Peter (1999), S.118ff]. In diesen Kontext ist der Bindungszustand der Verbundenheit einzuordnen [vgl. Meffert et al. (2015), S.181f; Nießing (2006), S.19ff]. Eggert (1999) definiert Verbundenheit als inneren „Zustand des Kunden, der auf affektive und normative Bindungsmotive zurückgeht“ [Eggert (1999), S.130]. Affektiv emotionale Faktoren werden auch in anderen Arbeiten als Basis der Verbundenheit hervorgehoben [z.B. Nießing (2006), S.65; Peter (1999), S.118ff]. Demgegenüber zeichnet sich die Gebundenheit stärker durch kognitive Bindungsmotive aus [vgl. Eggert (1999), S.130].

Tomczak et al. (2006) unterscheiden in Anlehnung an das Konzept der Verbundenheit und Gebundenheit zwischen psychologischen und faktischen Bindungen. Psychologische Bindungen gehen mit Zufriedenheit, Vertrauen und/oder Commitment einher und erzeugen immaterielle Wechselkosten. Faktische Bindungen basieren hingegen auf materiellen Wechselkosten [vgl. Tomczak et al. (2006), S.113].

Eine Unterscheidung der beiden Bindungsformen erscheint aus betrieblicher Sicht zielführend, da sich auf Basis der Differenzierung ein selektives Kund*innenbindungsmanagement etablieren lässt, welches die Entwicklung und Adressierung zielgruppenspezifischer Marketingmaßnahmen ermöglicht. Bei gebundenen Kund*innen sollten Maßnahmen verfolgt werden, die auf einen Aufbau von Verbundenheit abzielen. Dies betrifft insb. gebundene Kund*innen, die einen hohen Kund*innenwert aufweisen, sich also durch eine hohe Kauffrequenz der Produkte bzw. eine häufige Inanspruchnahme der Dienstleistung auszeichnen [vgl. Nießing (2006), S.22 & S.183].

Grundsätzlich kann zwischen **anbieterseitiger und nachfragerseitiger Kund*innenbindung** differenziert werden [vgl. Homburg et al. (2000a), S.88]. Die anbieterseitige Kund*innenbindung umfasst alle Maßnahmen, die das Unternehmen ergreift, um die Geschäftsbeziehung zu den Kund*innen langfristig zu stabilisieren und im Idealfall auszuweiten [vgl. Homburg & Bruhn (2000), S.8]. Hierunter können Maßnahmen fallen, die auf eine Steigerung der Interaktion mit den Kund*innen, eine Erhöhung der Zufriedenheit oder den Aufbau von Wechselbarrieren abzielen [vgl. ebd., S.21]. Diller (1996) spricht in Bezug auf die anbieterseitige Kund*innenbindung auch von Kund*innennähe [vgl. Diller (1996), S.82]. Während die Anbieterseite eher einen instrumentellen Charakter aufweist, steht bei der Nachfragerseite die Verhaltensorientierung im Mittelpunkt [vgl. Belsch (2017), S.36; Giering (2000), S.18].

⁹⁸ Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass die Abwägung hinsichtlich der Anschaffung von privaten Fahrzeugen i.d.R. einen langfristigen Planungshorizont aufweist und eine holistische Evaluation der eigenen Mobilitätsbedürfnisse und –ansprüche umfasst. Bei der Betrachtung der Wechselkosten sind daher nicht einzelne Wege ausschlaggebend, für deren Absolvierung für gewöhnlich andere Verkehrsmittel genutzt werden können.

Bei nachfrageorientierten Kund*innenbindungskonzepten kann zwischen **neobehavioristischen und behavioristischen Ansätzen** unterschieden werden [vgl. Skala-Gast (2012), S.37ff; Jaritz (2008), S.29; Nießing (2006), S.45ff; Braunstein (2001), S.10ff]. In diesem Kontext lassen sich auch das S-R-(Stimulus-Response) sowie das S-O-R-Paradigma (Stimulus-Organismus-Response) anführen. Bei auf dem S-R-Paradigma basierenden, behavioristischen Ansätzen finden subjektspezifische Ursachen von Verhaltensweisen keine Berücksichtigung, weshalb sie in ihrer Erklärungskraft limitiert sind [vgl. Skala-Gast (2012), S.37; Foscht & Swoboda (2011), S.29; Neumann (2007), S.162; Herrmann et al. (2000), S.295f; Giering (2000), S.15; Dick & Basu (1994), S.100]. Im Zentrum steht allein das beobachtbare Verhalten. Rein auf behavioristischen Ansätzen basierende Messungen der Kund*innenbindung können kritisch gesehen werden und stoßen in der Verhaltensforschung größtenteils auf Ablehnung [vgl. Kroeber-Riel & Gröppel-Klein (2019), S.43; Braunstein (2001), S.15].

Die Kritik kann darauf zurückgeführt werden, dass dem Wiederkaufverhalten kein Entscheidungsprozess zugrunde liegen muss. Wiederkäufe können willkürlich bzw. zufällig erfolgen oder auch durch situative Faktoren beeinflusst werden. In diesem Zusammenhang wird in der Literatur oftmals von *Spurious Loyalty* bzw. Pseudoloyalität gesprochen [vgl. Homburg et al. (1999), S.178; Dick & Basu (1994), S.101]. Krafft & Götz (2011) merken an, dass Wiederkäufe bei Vorliegen von Kund*innenbindung nicht zufällig erfolgen [vgl. Krafft & Götz (2011), S.226]. Eine alleinige Erfassung der Kund*innenbindung über das Wiederkaufverhalten ist daher nicht geeignet, um Aussagen über die tatsächliche Loyalität gegenüber dem Unternehmen zu treffen [Stahl (2006), S.89; Nießing (2006), S.19; Chi (2005), S.57; Giering (2000), S.14ff; Bloemer & Kasper (1995), S.313; Day (1969), S.30].

Im Gegensatz zu behavioristischen Ansätzen finden bei neobehavioristischen Ansätzen auch psychische Prozesse der Kund*innen Berücksichtigung, sie folgen dem verhaltenswissenschaftlichen S-O-R-Paradigma [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.23; Jaritz (2008), S.44; Mentzel (2003), S.85; Giloth (2002), S.64f; Rams (2001), S.24]. Im Zuge des S-O-R-Ansatzes werden auch innerhalb des Organismus ablaufende Vorgänge berücksichtigt, um das Verhalten von Personen zu erklären [vgl. Naskrent (2010), S.87]. Homburg & Bruhn (2000) bezeichnen die Kund*innenbindung in diesem Zusammenhang als psychographische Zielgröße [vgl. Homburg & Bruhn (2000), S.16]. Die Loyalität von Kund*innen äußert sich gemäß neobehavioristischer Ansätze in der Intention für erneute Wiederkäufe [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.245; Giloth (2002), S.62; Braunstein (2001), S.11].

An dieser Stelle erscheint eine Differenzierung der Begriffe **Kund*innenbindung und Kund*innenloyalität** sinnvoll. In der Vergangenheit wurden die beiden Begriffe häufig synonym verwendet. Kund*innenbindung bzw. Kund*innenloyalität wurde oftmals ausschließlich mittels behavioristischer Ansätze gemessen [vgl. Nießing (2006), S.18f; Homburg et al. (1999), S.178; Peter (1999), S.9]. Bei Gleichsetzung der beiden Begriffe lässt sich allerdings nicht differenzieren, ob der Kund*innenbindung positive Einstellungen zugrunde liegen [vgl. Jeker (2002), S.21], was die Aussagekraft und die marketingpolitischen Handlungsmöglichkeiten beschränkt. Daher ist es mittlerweile üblich, zwischen Kund*innenbindung und Kund*innenloyalität zu unterscheiden, wobei die Begriffsabgrenzung nicht einheitlich ist. Gemäß mancher Autor*innen drückt sich Kund*innenbindung im tatsächlichen Verhalten aus, während es sich bei Kund*innenloyalität um die Intention zu einer bestimmten Verhaltensweise handelt [vgl. Braunstein (2001), S.194ff; Herrmann et al. (2000), S.294f]. Peter (1999) bezeichnet die Verhaltensabsicht in diesem Kontext als konatives Merkmal der Einstellung von Kund*innen [vgl. Peter (1999), S.74ff].

Die Kund*innenbindung schließt gemäß dieser Sichtweise an die Phase der Kund*innenloyalität an [vgl. Braunstein (2001), S.194ff; Homburg & Bruhn (2000), S.9f; Herrmann et al. (2000), S.297]. Während sich die Kund*innenloyalität ausschließlich auf die nachfragerseitige Perspektive bezieht, kann Kund*innenbindung auch eine anbieterseitige Perspektive umfassen [Giering (2000), S.18f; Homburg & Bruhn (2000), S.9f].

Eine ausschließliche Bestimmung der Loyalität anhand der Verhaltensabsicht erscheint problematisch, da die Intention zu einer bestimmten Verhaltensweise nicht zwingend mit positiven Einstellungen einhergehen muss, sondern auch Resultat fehlender Alternativen sein kann. Einige Autor*innen sind daher der Auffassung, dass Kund*innenloyalität nicht nur eine Verhaltensabsicht umfasst, sondern sich in Verbundenheit bzw. einer freiwilligen Bindung gegenüber dem Leistungserbringer ausdrückt [vgl. Nießing (2006), S.26; Homburg & Bruhn (2000), S.9f; Diller (1996), S.88]. Weinberg (2000) sowie Homburg & Bruhn (2000) ergänzen, dass Loyalität auch Vertrauen gegenüber dem Leistungserbringer und seiner Leistungsfähigkeit beinhaltet [vgl. Weinberg (2000), S.49; Homburg & Bruhn (2000), S.9f].

Dick & Basu (1994) unterscheiden drei Arten von Kund*innenloyalität in Abhängigkeit der relativen Einstellungen der Kund*innen zum Leistungserbringer im Vergleich zu Wettbewerbern und dem Wiederkaufverhalten. Echte Loyalität zeichnet sich durch eine hohe Wiederkauftrate und eine positive Einstellung aus. Von latenter Loyalität kann gesprochen werden, wenn zwar eine positive Einstellung vorliegt, sich diese Einstellung aber nicht in einem hohen Wiederkaufverhalten widerspiegelt. Bei unechter Loyalität ist die Wiederkauftrate zwar hoch, die Einstellung allerdings negativ [vgl. Dick & Basu (1994), S.100ff].

Auch andere Konzepte bzw. Begriffsabgrenzungen sind in der Literatur anzutreffen. Oliver (1999a), Pieper et al. (2013) sowie Foscht & Swoboda (2011) unterscheiden zwischen kognitiver, affektiver, konativer und aktionaler Loyalität. Letztgenannte spiegelt das tatsächliche Verhalten wieder, konative Loyalität die Verhaltensabsicht. Affektive Loyalität entsteht erst durch Bildung von Zufriedenheit mit der Leistung bzw. dem Leistungserbringer. Der Abbruch der Geschäftsbeziehung würde für die Kund*innen – unabhängig vom ökonomischen Wert – einen Verlust bedeuten. Kognitive Loyalität drückt die Präferenz aus, die sich auf Basis verfügbarer Informationen und Erfahrungen ergibt [vgl. Pieper et al. (2013), S.384f; Foscht & Swoboda (2011), S.259; Eggert (2000), S.121f; Oliver (1999a), S.35f]. Eggert (1999) spricht in Bezug auf kognitive Bindungen von einem „*Streben des Kunden nach instrumenteller Rationalität*“ [Eggert (1999), S.98]. Im Grundsatz basiert diese Begriffsabgrenzung der Kund*innenloyalität auf der Drei-Komponenten-Theorie von Einstellungen, nach der affektive, kognitive und konative Motive unterschieden werden [vgl. Krüger (1997), S.35; Diller (1996), S.83].

Die Relevanz der Berücksichtigung von Einstellungen wird von einer Vielzahl von Verhaltensforscher*innen hervorgehoben [z.B. Naskrent (2010), S.118; Büttner et al. (2008), S.32; Nießing (2006), S.18f; Homburg et al. (1999), S.178]. Eine positive Einstellung kann eine Verhaltenskontinuität bewirken [vgl. Jeker (2002), S.23]. Diller (1996) differenziert zwar nicht zwischen Kund*innenbindung und Kund*innenloyalität, betont aber in seinen Definitionen das Vorhandensein positiver Einstellungen. Kund*innenbindung im weiteren Sinne kann demnach als Einstellung von Kund*innen gegenüber der Geschäftsbeziehung angesehen werden, die zu weiteren Käufen führen kann. Kund*innenbindung im engeren Sinne ist autorengemäß die Absicht zu Folgekäufen bei einem bestimmten Leistungserbringer [vgl. Diller (1996), S.82f]. Eine andere Sichtweise hat bspw. Braunstein (2001), indem sie das tatsächliche Verhalten als Kund*innenbindung im engeren Sinne definiert [vgl. Braunstein (2001), S.18]. Nießing (2006) vereint beide Definitionsansätze und berücksichtigt sowohl die Verhaltensintention als auch das bisherige Verhalten bei seiner Festlegung der Kund*innenbindung im engeren Sinne [vgl. Nießing (2006), S.51]. Nach Jeker (2002) zeichnet sich Kund*innenbindung durch ein zeitlich stabiles Verhalten aus und ist geprägt von der Bereitschaft zu erneuten Käufen sowie positiven inneren Dispositionen [vgl. Jeker (2002), S.102].

Obwohl einige Definitionen der Kund*innenbindung bzw. der Kund*innenloyalität Einstellungen der Kund*innen umfassen, können auch Abgrenzungen zum Einstellungs-konstrukt gezogen werden. Eggert (2000) wählt folgende Differenzierung: „*Während das Einstellungs-konstrukt die wertende Haltung einer Person gegenüber einem Bezugsobjekt wiedergibt [...], beschreibt die Kundenbindung aus Kundensicht einen komplexen inneren Zustand des Kunden, der sich aus drei idealtypischen Bindungszuständen zusammensetzt.*“ [Eggert (2000), S.122]. Bei den idealtypischen Bindungszuständen handelt es sich um affektive, kognitive und normative Motive. Affektive und kognitive Faktoren wurden bereits an anderer Stelle erläutert. Der normative Bindungszustand drückt den Wunsch aus, im Einklang mit den inneren und sozialen bzw. gesellschaftlichen Werten zu leben [vgl. Eggert (1999), S.98]. Im Rahmen einer empirischen Überprüfung der Bindungszustände fasst der Autor die normativen und affektiven Motive – aufgrund unzureichender Diskriminanzvalidität – zu einem Faktor zusammen, wodurch sich Parallelen zu dem Ansatz der Verbundenheit (affektive und normative Motive) und Gebundenheit (kognitive Motive) ziehen lassen [vgl. Eggert (2000), S.125f].

Wie aus der Definition von Eggert (2000) ersichtlich, beschreibt Kund*innenbindung einen komplexen inneren Zustand der Kund*innen. Einige Autor*innen sind der Auffassung, dass echte Kund*innenbindung ein Commitment gegenüber dem Leistungserbringer beinhaltet [vgl. Jaritz (2008), S.127f; Weinberg (2000), S.42; Oliver (1999a), S.35; Bloemer & Kasper (1995), S.312f]. Commitment kann als innere Verpflichtung und Verbundenheit („Wir-Gefühl“) gegenüber einem Bezugsobjekt verstanden werden [vgl. Naskrent (2010), S.131f; Jeker (2002), S.116; Diller (1996), S.88]. Nach Stahl (2006) stellt das Commitment den inneren Kern und somit eine belastbare Form von Kund*innenloyalität dar. Die Kund*innenbindung beinhaltet gemäß des Autors neben einer Wiederkaufabsicht auch Wissen hinsichtlich der Vorzüge des Anbieters sowie Emotionen gegenüber dem Leistungser-

bringer [vgl. Stahl (2006), S.88 & S.97ff]. Jaritz (2008) und Oliver (1999a) verorten das Commitment in der affektiven Komponente der Kund*innenbindung [vgl. Jaritz (2008), S.127f; Oliver (1999a), S.35]. Auch Eggert et al. (2007) schaffen einen engen Bezug zum Commitment, indem sie Verbundenheit als emotionales Zugehörigkeitsgefühl beschreiben [vgl. Eggert et al. (2007), S.236].

Eine weitere Unterscheidung ist hinsichtlich des Begriffs der **Kund*innentreue** möglich. Während manche Autor*innen die Begriffe Kund*innentreue und Kund*innenbindung synonym verwenden [z.B. Jeker (2002), S.102], betrachten andere die Kund*innentreue als psychologische Prädisposition der Kund*innenbindung, die wiederum das tatsächliche Wiederkaufverhalten darstellt [vgl. Johnson (2001), S.151]. Die Kund*innentreue umfasst folglich auch Einstellungen von Kund*innen. Die Begriffe Kund*innentreue und Kund*innenloyalität können daher als sehr ähnlich angesehen werden, weshalb manche Autor*innen nicht zwischen ihnen unterscheiden [z.B. Braunstein (2001), S.27; Krüger (1997), S.21]. Bei Kund*innenloyalität haben aber die affektiven und konativen Aspekte eine etwas stärkere Bedeutung [vgl. Bauer et al. (1997), S.13f]. Foscht & Swoboda (2011) ergänzen in diesem Zusammenhang, dass sich Kund*innentreue im Gegensatz zu Kund*innenloyalität nur auf eine ex post-Betrachtung bezieht. Es werden folglich keine Verhaltensabsichten berücksichtigt [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.247].

Kund*innenbindung im Verkehrsdienstleistungsbereich

Die bisherigen Ausführungen haben hauptsächlich einen wirtschafts- und verhaltenswissenschaftlichen Bezug. Kund*innenbindungsstudien finden aber auch im Kontext verkehrswissenschaftlicher Untersuchungen Anwendung, bspw. in Bezug auf öffentlichen Personennahverkehr und Personenfernverkehr [z.B. Van Lierop & El-Geneidy (2018); Imaz et al. (2015); Sumaedi et al. (2012); Jen et al. (2011); Nießing (2006); Wen et al. (2005); Böhrs (2004); Kummer & Probst (2001); Siefke (1998)]; RideSharing [z.B. Wannow et al. (2021)]; Ridehailing [z.B. Lee & Wong (2021)] oder zivilen Luftverkehr [z.B. Mayr & Zins (2012)].⁹⁹

Insb. im Kontext öffentlicher Verkehrsdienstleistungen ist eine Unterscheidung in verbundene und gebundene Kund*innen sinnvoll [vgl. Nießing (2006), S.19ff; Böhrs (2004), S.158f]. Dies ist darin begründet, dass häufig wenige oder keine gleichwertigen Verkehrsmittelooptionen zur Verfügung stehen und die Anschaffung privater Fahrzeuge für viele Kund*innen nicht möglich ist. Da die Durchführung bestimmter Wege (z.B. Arbeitswege) oftmals alternativlos ist, kann der Anteil gebundener Kund*innen bezüglich bestimmter Verkehrsmittel verhältnismäßig hoch sein. Die Gebundenheit kann grundsätzlich intramodal oder intermodal sein [vgl. Nießing (2006), S.71]. Unfreiwillig gebundene Kund*innen werden auch als *Captive Rider* bezeichnet. Sie sind aufgrund fehlender Alternativen auf die Nutzung des Verkehrsmittels angewiesen. *Choice Rider* wären hingegen finanziell in der Lage, auf Alternativen zurückzugreifen, bleiben dem Verkehrsmittel aber aufgrund von Verbundenheit treu [vgl. Van Lierop & El-Geneidy (2018), S.54].

Kummer & Probst (2001) führen an, dass zu einer langfristigen Bindung von Kund*innen im Verkehrsdienstleistungsbereich psychologisch-emotionale Wechselbarrieren aufgebaut werden sollten. Im ÖPNV kommt der Bindung bestehender Kund*innen häufig eine größere Bedeutung zu als der Akquisition neuer Kund*innen [vgl. Kummer & Probst (2001), S.343f].

Während die Einflussfaktoren auf die Anmeldung bei CarSharing-Organisationen [z.B. Kurth (2016), S.27ff] sowie die Wahl von CarSharing-Fahrzeugen [z.B. Pizzol et al. (2017), S.181ff] in mehreren Studien empirisch untersucht wurden, sind die Einflüsse auf die Bindung von CarSharing-Kund*innen weniger umfangreich erforscht. Hoffmann (2009) stellt mit seiner Analyse der Kund*innenbindung von Nutzer*innen der Mobilitätsdienstleistungsangebote DB CarSharing (heute Flinkster) sowie Call a Bike eine Ausnahme dar. Die Kund*innenbindung beschreibt der Autor als Stabilisierung der CarSharing-Nutzung [vgl. Hoffmann (2009), S.34].

Weitere Arbeiten, die sich mit Kund*innenbindung bei CarSharing-Unternehmen beschäftigen, stammen u.a. von Wannow et al. (2021), Gotsmy (2015), Wappelhorst et al. (2013) und Pieper et al. (2013). Wannow et al. (2021) untersuchen den Einfluss des von den Kund*innen wahrgenommenen Nutzens auf ihre Loyalität zu verschiedenen Sharing-Dienstleistungen im Mobilitätsbereich. Zusätzlich zum CarSharing werden auch RideSharing-

⁹⁹ Die größere Anzahl aufgeführter Studien aus dem ÖPNV bzw. Fernverkehr soll nicht implizieren, dass in den anderen Verkehrsdienstleistungsbereichen weniger Untersuchungen zu dem Thema Kund*innenbindung existieren. Nießing (2006) gibt bspw. an, dass die meisten Arbeiten im Kontext der zivilen Luftfahrt stattfinden [vgl. Nießing (2006), S.24f].

Angebote und Fernbusverkehre berücksichtigt. Neben dem ökonomischen Nutzen haben u.a. auch der ökologische sowie der funktionale Nutzen einen direkten Effekt auf die Kund*innenloyalität [vgl. Wannow et al. (2021), S.28ff]. Gotsmy (2015) stellt in seiner Arbeit dar, inwieweit der Einsatz von Gamification zu einer Steigerung der Kund*innenbindung im CarSharing-Bereich beitragen kann. Hierbei handelt es sich um spielerische Anwendungen, die beispielsweise auf die Optimierung des Kraftstoffverbrauches oder eine getriebeschonendere Fahrweise der Nutzer*innen abzielen [vgl. Gotsmy (2015), S.56ff]. Die Ergebnisse fußen auf qualitativen Methoden, quantitative Analysen werden im Rahmen der Arbeit hingegen nicht durchgeführt. Wappelhorst et al. (2013) untersuchen die Kund*innenloyalität von Kund*innen in der Stadt Berlin, die bei mehreren CarSharing-Organisationen angemeldet sind. Die empirischen Ergebnisse bestätigen, dass Kund*innen mit mehreren Anmeldungen eine niedrigere Loyalität aufweisen [vgl. Wappelhorst et al. (2013), S.10]. Pieper et al. (2013) analysieren den kausalen Zusammenhang der Intermodalitätseignung stationsbasierter CarSharing-Systeme auf die Kund*innenloyalität. Das aufgestellte Strukturgleichungsmodell orientiert sich am Technologieakzeptanzmodell (TAM) und enthält die drei endogene Größen Kund*innenloyalität, Zufriedenheit sowie Einfachheit der Nutzung [vgl. Pieper et al. (2013), S.384ff]. Zhu et al. (2021) modellieren den Einfluss des wahrgenommenen Nutzens und der Selbstwirksamkeitserwartung auf die Nutzungsabsicht eines free-floating-Systems in China. Die Nutzungsabsicht wird zwar über drei Indikatoren erfasst, beinhaltet aber keine weiteren Komponenten der Kund*innenbindung [vgl. Zhu et al. (2021), S.6f]. Daher kann die Arbeit im klassischen Sinne nicht der Kund*innenbindungsforschung zugerechnet werden.

Verhaltenswissenschaftliche Theorieansätze

Zur Erklärung der nachfragerbezogenen Kund*innenbindungsforschung können verschiedene verhaltenswissenschaftliche Theorieansätze herangezogen werden. Aufgrund der für diese Arbeit höheren Relevanz werden im Folgenden ausschließlich psychologische Theorien besprochen, die dem neobehavioristischen Paradigma zugeordnet werden können. Hierunter fallen die Lerntheorie, die Risikotheorie sowie die Dissonanztheorie [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.248; Braunstein (2001), S.19; Homburg & Bruhn (2000), S.14].

Gemäß der Lerntheorie werden Verhaltensweisen beibehalten, die den Individuen einen positiven Nutzen bringen bzw. Zufriedenheit schaffen. In Bezug auf Kund*innenbindung besagt der Theorieansatz, dass Kund*innen versuchen, Geschäftsbeziehungen aufrechtzuerhalten, wenn für sie damit ein positiver wahrgenommener Nutzen einhergeht [vgl. Jeker (2002), S.24; Homburg & Bruhn (2000), S.14; Giering (2000), S.55ff; Homburg et al. (2000a), S.90f].

Die Aufrechterhaltung einer Geschäftsbeziehung bedeutet für Kund*innen eine Reduzierung des Risikos möglicher Unzufriedenheit, da bereits Erfahrungen hinsichtlich der Leistung des Anbieters existieren. Die Risikotheorie besagt, dass Kund*innen versuchen, ihr kaufspezifisches Risiko zu verringern, indem sie bestehende Geschäftsbeziehungen fortführen [vgl. Homburg & Stock-Homburg (2008), S.37; Jeker (2002), S.24; Giering (2000), S.57ff]. Häufige Wiederkäufer weisen oftmals eine höhere Risikoaversion auf [vgl. Peter (1999), S.163]. Die Formen der Risikowahrnehmung können vielfältig sein. Unterschieden werden kann zwischen finanziellem, psychologischem, physischem, sozialem und funktionellem Risiko [vgl. Giering (2000), S.58; Homburg et al. (2000a), S.91]. Das Kaufrisiko im Verkehrsdienstleistungsbereich ist oftmals höher als im Konsumgüterbereich, da es sich um eine immaterielle Leistung handelt, die erst noch erbracht werden muss [vgl. Perrey (2000), S.65]. Das subjektive Kaufrisiko reduziert sich mit Zunahme von Erfahrungen mit dem Anbieter und bei Existenz einer hohen Kund*innenzufriedenheit [vgl. Meffert et al. (2000), S.10; Giering (2000), S.59].

Gemäß der Dissonanztheorie nach Festinger (1957) versuchen Individuen „ein dauerhaftes Gleichgewicht ihres kognitiven Systems“ [Homburg et al. (1999), S.179] zu erreichen, indem Dissonanzen abgebaut werden [vgl. Festinger (1957), S.3]. Raffée et al. (1973) definieren kognitive Dissonanz als „eine als unbequem empfundene psychische Spannung aufgrund eines psychologischen Widerspruchs zwischen füreinander relevanten und gleichzeitig resistenten Kognitionen.“ [Raffée et al. (1973), S.41]. Zur Dissonanzreduktion ist es wichtig, dass Kund*innen mit negativen Erfahrungen die Möglichkeit haben, ihre wahrgenommene Dissonanz in Form einer Beschwerde zu kommunizieren und dass auf ihr Anliegen eingegangen wird [Harms (2003), S.145]. Die Dissonanzreduktion wird im CarSharing-Bereich bspw. begünstigt, wenn aufgrund finanzieller Einschränkungen keine Wechselalternativen vorhanden sind oder bei Existenz eines hohen Umweltbewusstseins. Der Aufbau oder Abbau von Dissonanzen ist häufig am Anfang der Mitgliedschaft am ausgeprägtesten [vgl. ebd., S.145f].

Definition der Kund*innenbindung

Aus den Erkenntnissen der existierenden Literatur soll im Folgenden eine Definition der Kund*innenbindung erarbeitet werden. Bei der Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereichs von Kund*innenbindung muss zwischen der „Einfachheit der Messung, der Breite der subsumierten Verhaltensformen und der qualitativen Tiefe der Konzeptionalisierung“ [Diller (1996), S.84] abgewogen werden, da diese in Konkurrenz zueinanderstehen.

Tabelle 27: Definitionen der Kund*innenbindung

Quelle	Definition
Meyer & Oevermann (1995), S.1341	„Die aktuelle Kundenbindung umfasst einerseits das bisherige Kauf- und Weiterempfehlungsverhalten und andererseits die zukünftigen Wiederkauf-, Zusatzkauf- (Cross-Selling-) und Weiterempfehlungs-Absichten (Goodwill) eines Kunden gegenüber einem Anbieter oder dessen Leistungen, die aus psychologischen, situativen, rechtlichen, ökonomischen oder technologischen Bindungsursachen resultieren.“
Diller (1996), S.83	„[...] KB i.w.S. als Einstellung eines Kunden zur Geschäftsbeziehung mit einem Anbieter zu definieren, die sich in dessen Bereitschaft zu Folgetransaktionen niederschlägt.“
Diller (1996), S.84	„Kundenbindung liegt dann vor, wenn innerhalb eines zweckmäßig definierten Zeitraums wiederholte Informations-, Güter- oder Finanztransaktionen zwischen zwei Geschäftspartnern stattgefunden haben (ex post-Betrachtung) bzw. geplant sind (ex ante-Betrachtung).“
Oliver (1999a), S.34	„[...] a deeply held commitment to rebuy or repatronize a preferred product/service consistently in the future [...]“
Eggert (1999), S.120	„Kundenbindung aus Kundensicht bezeichnet einen inneren Zustand des Kunden. Aus Kundensicht liegt immer dann eine Kundenbindung vor, wenn der Kunde eine Bindung wahrnimmt, d.h. wenn sich der Kunde in dem inneren Zustand der Verbundenheit und/oder der Gebundenheit befindet.“
Peter (1999), S.8f	„Kundenbindung als Realisierung oder Planung wiederholter Transaktionen zwischen einem Anbieter und einem Abnehmer innerhalb eines in Abhängigkeit von der Art der Transaktion bestimmten Zeitraums.“
Bayón & Von Wangenheim (2005), S.171	„[...] eine innere Festlegung des Nachfragers auf die Beibehaltung des Anbieters sowie dessen Unterstützung in der Zukunft [...]“
Weinberg & Terlutter (2005), S.46	„Aus Kundenperspektive kann Kundenbindung als ein psychisches Konstrukt der Verpflichtung und Verbundenheit [...] verstanden werden. Kundenbindung kann auch ein Zustand der Gebundenheit sein, wobei dieser Zustand immer mit psychischen Konsequenzen einhergeht.“
Galiñanes Garcia & Rennhak (2006), S.4	„Kundenbindung aus Kundensicht meint eine positive Einstellung und Verhaltensabsicht in Form von Folgetransaktionen gegenüber den Produkten bzw. Dienstleistungen eines Unternehmens.“
Jaritz (2008), S.31	„Kundenbindung drückt sich in einer positiven Einstellung in Verbindung mit der Bereitschaft zu zukünftigen Transaktionen aus.“

Quelle: Eigene Darstellung

In Tabelle 27 sind verschiedene Definitionen der Kund*innenbindung aufgeführt. Allen Definitionsansätzen ist gemein, dass Kund*innen bei Vorliegen von Kund*innenbindung eine Fortführung der Geschäftsbeziehung anstreben. Diese drückt sich entweder in der Wiederkaufintention aus oder wird – wie bspw. von Bayón & Von Wangenheim (2005) – konkret benannt. Während manche Definitionen nur Verhaltensabsichten umfassen, beinhalten andere sowohl ex post-Komponenten bzw. tatsächlich realisiertes Verhalten sowie ex ante-Komponenten [vgl. Peter (1999); Diller (1996); Meyer & Oevermann (1995)]. Des Weiteren wird die Existenz positiver Einstellungen [vgl. Jaritz (2008); Galiñanes Garcia & Rennhak (2006); Diller (1996)] sowie innerer Verbundenheit bzw. von Commitment [vgl. Weinberg & Terlutter (2005); Bayón & Von Wangenheim (2005); Oliver (1999a); Eggert (1999)] hervorgehoben. Weinberg & Terlutter (2005) und Eggert (1999) berücksichtigen zudem die Gebundenheit als Bestandteil der Kund*innenbindung.

Im Rahmen dieser Arbeit soll geprüft werden, ob Kund*innen durch die Nutzung beider CarSharing-Angebotsformen zu einem höheren Ausmaß die bewusste und freiwillige Entscheidung treffen, auf einen privaten Pkw oder die Anschaffung weiterer Pkw zu verzichten und stattdessen langfristig CarSharing-Fahrzeuge zu nutzen als Kund*innen, die auf nur eine der beiden Angebotsformen zurückgreifen. Von Forschungsinteresse ist daher hauptsächlich die Kund*innenbindung im Sinne von Verbundenheit und positiven Einstellungen in Verbindung mit der Bereitschaft, die Geschäftsbeziehung aufrechtzuerhalten. Bindungen aufgrund von Gebundenheit spielen eine untergeordnete Rolle und werden daher in der Definition der Kund*innenbindung nicht berücksichtigt. Auf Grundlage der bisherigen Ausführungen wird Kund*innenbindung in der vorliegenden Arbeit folgendermaßen definiert:

„Auf positiven Einstellungen basierendes, inneres Commitment zur Aufrechterhaltung der Geschäftsbeziehung mit der CarSharing-Organisation, das sich sowohl in tatsächlichem Verhalten als auch in Verhaltensintentionen ausdrückt“

7.1.1.2 Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kund*innenbindung

Nachdem in den bisherigen Ausführungen verschiedene Ansätze zur Bestimmung der Kund*innenbindung beschrieben wurden, soll in den folgenden Absätzen dargestellt werden, wie das Konstrukt der Kund*innenbindung konzeptualisiert und anschließend operationalisiert werden kann. Unter Konzeptualisierung kann die Festlegung der **dimensionalen Struktur** des Konstruktes verstanden werden [vgl. Homburg & Giering (1996), S.5]. Im Zuge der Operationalisierung werden die theoretischen Konstrukte messbar gemacht, indem ihnen beobachtbare (manifeste) Variablen zugeordnet werden [vgl. Buch (2007), S.5; Homburg & Giering (1996), S.6].

Es gibt keine einheitliche Definition der Kund*innenbindung. Dies spiegelt sich auch in den unterschiedlichen Ansätzen zur Festlegung der dimensional Struktur des Konstruktes wieder. Entsprechend der Differenzierung in behavioristische und neobehavioristische Ansätze gibt es verschiedene Arbeiten, in denen die Kund*innenbindung eindimensional gemessen wird – entweder als Verhaltensintention oder als vergangenes, beobachtbares Verhalten [z.B. Wannow et al. (2021), S.46; Skala-Gast (2012), S.42; Neumann (2007), S.163; Reichheld (2003), S.49; Giering (2000), S.161; Peter (1999), S.184; Dekimpe et al. (1997), S.406].

Die eindimensionale Konzeptualisierung der Kund*innenbindung kann kritisch gesehen werden [vgl. Braunstein (2001), S.12; Oliver (1999a), S.35]. Eine Meta-Analyse von Watson IV et al. (2015) zeigt, dass die Mehrzahl der untersuchten Studien die Kund*innenbindung ausschließlich über Verhaltensabsichten operationalisiert [vgl. Watson IV et al. (2015), S.797; ähnliche Ergebnisse in: Homburg & Bucerius (2008), S.57; Gerpott (2000), S.29]. Als Hauptkritikpunkt an dieser Vorgehensweise kann angeführt werden, dass Absichtserklärungen nicht zwingend zur Realisierung des beabsichtigten Verhaltens führen müssen [vgl. Nießing (2006), S.49; Gerpott (2000), S.29; Peter (1999), S.81; Diller (1996), S.85]. Insb. nicht absehbare, situative Einflüsse können eine Abweichung des geplanten Verhaltens bewirken. Diller (1996) merkt in diesem Zusammenhang an, dass die Wiederkaufabsicht nur dann als valider Indikator für zukünftiges Kaufverhalten herangezogen werden kann, wenn die Kund*innen die situativen Umstände einschätzen können, die während der nächsten Kaufsituation existieren. Bei langen Kaufzyklen ist dies häufig nicht der Fall [vgl. Diller (1996), S.85f].

Zum Zwecke einer höheren Validität ist es empfehlenswert, das tatsächliche Verhalten zu erheben [vgl. Hoffmann (2010), S.978; Hoffmann (2009), S.82]. Eine ausschließliche Operationalisierung der Kund*innenbindung über das bisherige Kaufverhalten kann jedoch ebenfalls kritisch gesehen werden, da sich vergangenes Verhalten in der Zukunft nicht replizieren muss [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.244; Diller (1996), S.85]. Zudem besteht die Möglichkeit, dass das Kaufverhalten willkürlich erfolgt und keine positiven Einstellungen zugrunde liegen (Pseudo-Loyalität). Die Operationalisierung des Konstruktes Kund*innenbindung sollte daher zusätzlich zum Kaufverhalten auch affektive Komponenten bzw. Einstellungen umfassen, um „spurious loyalty“ auszuschließen [vgl. Chi (2005), S.57f; Jeker (2002), S.102; Homburg et al. (2000a), S.88; Giering (2000), S.16; Homburg et al. (1999), S.178; Dick & Basu (1994), S.100f; Day (1969), S.30]. Watson IV et al. (2015) kommen in ihrer Meta-Analyse zu dem Ergebnis, dass die Abfrage von einstellungs- und verhaltensbasierten Indikatoren zu besseren Ergebnissen führt als die alleinige Abfrage von einstellungs- oder verhaltensbasierten Items [vgl. Watson IV et al. (2015), S.791].

Einstellungen werden in vielen Studien jedoch nicht als eine eigenständige Dimension der Kund*innenbindung berücksichtigt. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Kund*innenbindung i.d.R. in ein kausalanalytisches Modell eingebunden ist, in dem auch Determinanten der Kund*innenbindung berücksichtigt werden. Als zentrale Einflussgröße wird meistens die Kund*innenzufriedenheit in die Modellierung einbezogen.¹⁰⁰ Die Kund*innenzufriedenheit wird häufig kumulativ statt transaktional erfasst¹⁰¹, weshalb das Konstrukt der Kund*innenzufriedenheit eine große Ähnlichkeit mit dem Einstellungskonstrukt aufweist. Um die Diskriminanzvalidität zu gewährleisten, werden die Einstellungen im Zuge der Operationalisierung der Kund*innenbindung häufig nur indirekt über das **Weiterempfehlungsverhalten** bzw. die Weiterempfehlungsabsichten (word of mouth) erfasst [vgl. Lee & Wong (2021), S.14ff; Nießing (2006), S.49; Giering (2000), S.16f; Homburg et al. (1999), S.178; Stauss (1999), S.12]. Das Weiterempfehlungsverhalten wird – zusätzlich zu der Wiedernutzungsabsicht – auch in vielen Arbeiten aus dem Verkehrsdienstleistungsbereich erhoben [vgl. Wannow et al. (2021), S.46; Pieper et al. (2013), S.384ff; Sumaedi et al. (2012), S.84; Mayr & Zins (2012), S.365ff; Jen et al. (2011), S.339; Wen et al. (2005), S.251; Siefke (2000), S.202].

Watson IV et al. (2015) üben Kritik an der Inkludierung des Weiterempfehlungsverhaltens im Rahmen der Messung der Kund*innenbindung bzw. der Kund*innenloyalität, da eine hohe Loyalität nicht zwangsweise zu einer Weiterempfehlung des Angebotes führen muss und die Vorhersagekraft der Kund*innenloyalität daher abgeschwächt wird [vgl. Watson IV et al. (2015), S.794]. De Matos & Rossi (2008) konkretisieren in diesem Kontext, dass das vergangene Weiterempfehlungsverhalten zwar nur schwach mit der Kund*innenloyalität korreliert ist, das Weiterempfehlungsverhalten als Verhaltensabsicht jedoch eine höhere Korrelation aufweist [vgl. De Matos & Rossi (2008), S.591].

Demgegenüber vertreten einige Forscher*innen die Ansicht, dass die Inkludierung des Weiterempfehlungsverhaltens mit einem Informationsgewinn einhergeht und daher bedeutsam für die Messung der Kund*innenbindung ist [vgl. Garnefeld (2009), S.156; Nießing (2006), S.151]. So ist das Weiterempfehlungsverhalten bspw. dazu geeignet, um verbundene von gebundenen Kund*innen zu unterscheiden [vgl. Zhao et al. (2014), S.85; Nießing (2006), S.78; Eggert (2000), S.126f; Eggert (1999), S.154; Homburg & Faßnacht (1998), S.417]. De Matos & Rossi (2008) zeigen zudem, dass das Commitment der Kund*innen einen starken Einfluss auf das Weiterempfehlungsverhalten hat [vgl. De Matos & Rossi (2008), S.591]. Reichheld (2003) ist sogar der Auffassung, dass das Weiterempfehlungsverhalten der beste Indikator der Kund*innenloyalität ist und diese eindimensional, nur über die Weiterempfehlungsabsicht der Kund*innen gemessen werden kann. Als Grund führt er an: „*When customers act as references, they do more than indicate that they've received good economic value from a company; they put their own reputations on the line. And they will risk their reputations only if they feel intense loyalty.*“ [Reichheld (2003), S.47f]. Es erscheint daher sinnvoll, im Rahmen dieser Arbeit das Weiterempfehlungsverhalten zur Erfassung des Konstruktes der Kund*innenbindung zu berücksichtigen.

Die meisten Arbeiten empfehlen eine **zweidimensionale Konzeptualisierung** der Kund*innenbindung [z.B. Töpfer (2008b), S.366; Braunstein (2001), S.17; Homburg & Bruhn (2000), S.8; Homburg et al. (2000a), S.88f; Homburg & Faßnacht (1998), S.415; Krüger (1997), S.22]. Grundsätzlich sollten einstellungs- und verhaltensorientierte Indikatoren verwendet und retrospektives sowie prospektives Verhalten erfasst werden [vgl. Peter (1999), S.82]. In der deutschsprachigen Kund*innenbindungsliteratur ist häufig eine Konzeptualisierung vorzufinden, die sowohl eine ex post- als auch eine ex ante-Ausrichtung beinhaltet. Die ex post-Dimension umfasst das bisherige Kauf- und Weiterempfehlungsverhalten, die ex ante-Dimension die Wiederkaufabsicht, die Zusatzkaufabsicht (bzw. Cross-Buying-Absicht)¹⁰² sowie die Weiterempfehlungsabsicht [vgl. Homburg & Bruhn (2000), S.8; Homburg et al. (2000a), S.88f; Homburg & Faßnacht (1998), S.415; Meyer & Oevermann (1995), S.1341]. Die Konzeptualisierung besteht folglich aus zwei Dimensionen mit insgesamt fünf Faktoren.

Neben diesem Vorgehen finden sich in der Literatur auch andere zweidimensionale Ansätze. Jaritz (2008) unterscheidet bspw. zwischen den beiden Dimensionen konative und affektive Kund*innenbindung [vgl. Jaritz (2008), S.127f]. Nießing (2006) berücksichtigt zwar auch ex post- und ex ante-Indikatoren, wählt aber hinsichtlich

¹⁰⁰ Mit den Determinanten der Kund*innenbindung beschäftigt sich Kapitel 7.1.2 eingehender.

¹⁰¹ An dieser Stelle sei auf Kapitel 7.1.4.2 verwiesen, in dem Konzeptualisierungs- und Operationalisierungsansätze der Kund*innenzufriedenheit diskutiert werden.

¹⁰² Unter Cross-Buying versteht man den Kauf weiterer Produkte bzw. Dienstleistungen eines Unternehmens, häufig bei Vorliegen einer hohen Zufriedenheit der Kund*innen mit einem bereits erworbenen Produkt bzw. einer bereits in Anspruch genommenen Dienstleistung des Unternehmens.

der Festlegung der Dimensionsstruktur eine andere Abgrenzung. Bei seiner Untersuchung der Bindung von Kund*innen an die Deutsche Bahn bilden das Nutzungsverhalten sowie das Weiterempfehlungsverhalten die beiden Dimensionen. Begründet wird dies mit der besseren Unterscheidungsmöglichkeit in Captive und Choice Rider [vgl. Nießing (2006), S.54f]. Eggert (2000) unterscheidet zwischen den beiden generischen Bindungszuständen der Verbundenheit und Gebundenheit. Die Dimension der Verbundenheit umfasst affektive und normative Bindungsmotive, die Dimension der Gebundenheit kognitive Motive [vgl. Eggert (2000), S.125f; Eggert (1999), S.129ff]. Auch dreidimensionale Ansätze lassen sich in der Kund*innenbindungsliteratur finden. Zusätzlich zu einer affektiven und verhaltensbezogenen Dimension wird auch eine kognitive Dimension berücksichtigt, bei der die Kund*innenbindung auf Basis einer rationalen Evaluation erfolgt [vgl. Jones & Taylor (2007), S.37; Gremler & Brown (1996), S.175].

Bayón & Von Wangenheim (2005) kritisieren, dass bei vielen Operationalisierungen die Akzeptanz zur Zahlung höherer Preise unberücksichtigt bleibt. Sie verwenden daher eine zweidimensionale Konzeptualisierung, bei der zwischen aktiver und passiver Loyalität unterschieden wird. Während die aktive Loyalität Wiederkauf- und Weiterempfehlungsabsichten beinhaltet, handelt es sich bei der passiven Loyalität um die Absicht der Kund*innen, dem Anbieter trotz Preiserhöhungen loyal zu bleiben [vgl. Bayón & Von Wangenheim (2005), S.170f; Ganesh et al. (2000), S.71]. Die Preistoleranz bzw. Preissensitivität wird auch in anderen Arbeiten zur Messung der Kund*innenbindung genutzt [z.B. Lai & Chen (2011), S.318; Jones & Taylor (2007), S.41; Hsu et al. (2006), S.443; Gremler & Brown (1996), S.175].

Während Verhaltensabsichten problemlos über eine Befragung der Kund*innen ermittelt werden können, weist das Erfragen vergangenen Kaufverhaltens eine geringe Validität auf, insb. dann, wenn die Kaufzyklen lang und unregelmäßig sind. Für die Messung bisherigen Verhaltens werden daher objektive Verfahren empfohlen [vgl. Homburg et al. (2000b), S.509]. Grundsätzlich existieren zur Messung der Kund*innenbindung keine universell einsetzbaren Itemkataloge, da im Rahmen der Konzeptualisierung und Operationalisierung branchenspezifische Besonderheiten berücksichtigt werden müssen [vgl. Peter (1999), S.82]. Die Messung der Kund*innenbindung erfordert i.d.R. aber keine großen Item-Batterien [vgl. Krafft (1999), S.522].

Zur Bestimmung des ex post-Verhaltens sind verschiedene Indikatoren denkbar. Häufig wird die Anzahl der Käufe pro Zeiteinheit bzw. die Kaufintensität berücksichtigt [vgl. Foscht & Swoboda (2011), Nießing (2006), Jeker (2002), Braunstein (2001), Gerpott (2000), Diller (1996)]. In Bezug auf die Kund*innenbindung im CarSharing-Kontext wäre es möglich, die Buchungshäufigkeit heranzuziehen. Weitere Indikatoren sind bspw. die Dauer der Mitgliedschaft von Kund*innen [vgl. Böhrs (2004), Jeker (2002), Gerpott (2000), Krafft (1999), Peter (1999)] oder die Kund*innendurchdringungsrate [vgl. Diller (1996)] bzw. – in Bezug auf den Verkehrsbereich – der Modal-Split eines bestimmten Verkehrsmittels [vgl. Nießing (2006)]. Die Kund*innendurchdringungsrate stellt den Anteil der Bedarfsdeckung bei einem bestimmten Anbieter dar. Laut Diller (1996) weist sie die höchste Validität zur Erfassung der Kund*innenloyalität auf, da sie auch das Kaufverhalten bei Wettbewerbern umschließt [vgl. Diller (1996), S.85]. Eine weitere Möglichkeit ist die Erfassung der Kaufreihenfolge, bei der das Kaufverhalten sequenziell untersucht wird [vgl. Skala-Gast (2012), S.44f; Foscht & Swoboda (2011), S.259; Nießing (2006), S.45f; Giering (2000), S.14f].

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird auf die Nutzung der im vorherigen Absatz aufgeführten Indikatoren zur Messung des vergangenheitsbezogenen Kaufverhaltens verzichtet. Dies hat verschiedene Gründe. Die Berücksichtigung der Buchungshäufigkeit erscheint im CarSharing-Kontext nicht zielführend, da eine Mehrzahl der Kund*innen das Angebot nur selten nutzt. Aus Sicht des Autors kann aus einer geringen CarSharing-Nutzung nicht abgeleitet werden, dass es sich um Kund*innen mit einer geringeren Kund*innenbindung bzw. Loyalität handelt. Zudem können Kund*innen für das CarSharing-Unternehmen – selbst bei geringer Nutzung der Fahrzeuge – aufgrund der Mitgliedsbeiträge einen finanziellen Mehrwert bedeuten. Auch von der Verwendung der Mitgliedsdauer wird abgesehen, da nicht davon ausgegangen werden kann, dass bspw. Kund*innen mit einer zwanzigjährigen Mitgliedschaft stärker an das Unternehmen gebunden sind als Kund*innen mit einer zehnjährigen Mitgliedschaft. Ein weiterer Nachteil von Indikatoren wie der Buchungshäufigkeit oder der Mitgliedsdauer ist, dass die Festlegung von Grenzwerten im Zuge der Skalierung willkürlich erfolgt [vgl. Naskrent (2010), S.120]. Die Berücksichtigung der Kund*innendurchdringungsrate oder der Kaufreihenfolge erscheint ebenfalls nicht angebracht aufgrund der Monopolstellung von stadtmobil Rhein-Neckar in Bezug auf CarSharing-Dienstleistungen in Mannheim und Heidelberg.

Anstelle der Verwendung quantitativer Kennwerte soll das vergangenheitsbezogene Verhalten der Kund*innen über ein Item erfasst werden, mittels dessen die bevorzugte Wahl von CarSharing-Fahrzeugen von stadtmobil Rhein-Neckar gegenüber konkurrierender Angebote zum Ausdruck kommt. Da in den Städten Mannheim und Heidelberg kein gleichwertiges CarSharing-Angebot existiert, bezieht sich das Item auf den Fall, dass in der Vergangenheit zu mietende Fahrzeuge benötigt wurden. Da das Angebot eines CarSharing-Unternehmens und einer Autovermietung nicht deckungsgleich ist, wurde bewusst auf die Bezeichnung Mietwagen verzichtet und stattdessen der Terminus „ein zu mietendes Fahrzeug“ verwendet. Zusätzlich wird das bisherige Weiterempfehlungsverhalten abgefragt, jedoch nicht als quantitative Kenngröße. Als dritter Indikator der ex post-Dimension der Kund*innenbindung dient eine Selbsteinschätzung der Loyalität durch die Kund*innen. Die ex ante-Dimension beinhaltet insgesamt sieben Items. Hierunter fallen die Nutzungs- und Weiterempfehlungsabsicht, die Absicht, weiterhin bei stadtmobil Rhein-Neckar angemeldet zu bleiben und der Vorzug von stadtmobil-Fahrzeugen gegenüber Wettbewerbern. Zudem wird die Preistoleranz abgefragt. Es werden somit kognitive, affektive und konative Elemente der Kund*innenbindung erfasst.

Um die Validität der Messung von Verhaltensabsichten zu erhöhen, können Panel-Erhebungen zum Einsatz kommen. Mittels der zweiten Erhebungsrunde kann validiert werden, ob die bekundete Verhaltensabsicht auch tatsächlich realisiert wurde. Der zeitliche Abstand zwischen den beiden Erhebungen sollte im Idealfall den üblichen Kaufzyklen der Produkte bzw. Dienstleistungen entsprechen [vgl. Braunstein (2001), S.195]. Verwendet wird ein Panel-Ansatz bspw. in der Arbeit von Nießing (2006) [vgl. Nießing (2006), S.131ff]. Die Durchführung einer Panel-Erhebung war aufgrund zeitlicher Restriktionen im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich. Zudem erscheint die Festlegung eines geeigneten zeitlichen Abstands zwischen den Erhebungen – aufgrund der geringen und zudem sehr heterogenen Buchungshäufigkeit von CarSharing-Kund*innen – schwierig. Es erfolgt daher keine Überprüfung, inwieweit die Verhaltensabsichten tatsächlich realisiert werden.

Tabelle 28 beinhaltet eine Übersicht über alle verwendeten Items zur Messung der Kund*innenbindung. Gemäß der in Anhang A.4.2 beschriebenen Vorgehensweise wurden im Rahmen der Skalenentwicklung neun Expert*innen befragt. Die Operationalisierung der Augenscheinvalidität erfolgt mittels der drei in der Tabelle angegebenen Kennwerte. Diese geben Auskunft über die von den Expert*innen vorgenommene Zuordnung der Items zu den Konstrukten sowie die Beurteilung der Relevanz einzelner Indikatoren. Aufgrund der Forderung von Bayón & Von Wangenheim (2005) wird das Item zur Preistoleranz – trotz Unterschreiten des Grenzwertes – in der finalen Skala berücksichtigt. Die Bindung der Kund*innen wird mittels zehn Indikatoren gemessen. Die letzten drei in der Tabelle enthaltenen kursiv geschriebenen Items wurden aufgrund der unterschrittenen Grenzwerte exkludiert.

Tabelle 28: Operationalisierung der Kund*innenbindung

Nr.	Item	ρ_{sa}	C_{sv}	I-CVI	Quelle (in Anlehnung an)
1	Ich plane langfristig Kunde/Kundin von stadtmobil zu bleiben.	1,00	1,00	1,00	Naskrent (2010); Eggert (2000); Homburg et al. (2000b)
2	Ich beabsichtige, weiterhin CarSharing-Kundin /-Kunde von stadtmobil zu bleiben.	0,89	0,78	0,89	Bayón & Von Wangenheim (2005)
3	Ich würde mich selbst als loyale Kundin/ als loyalen Kund*innen von stadtmobil bezeichnen.	0,89	0,78	0,78	Naskrent (2010); Jeker (2002)
4	Ich habe das CarSharing-Angebot von stadtmobil in der Vergangenheit an Freunde und Bekannte weiterempfohlen.	0,78	0,67	0,89	Meyer & Oevermann (1995)
5	Ich beabsichtige, in Zukunft (weiterhin) CarSharing-Fahrzeuge von stadtmobil zu buchen.	0,89	0,78	1,00	Wannow et al. (2021); Neumann (2007); Braunstein (2001); Gerpott (2000)
6	Ich werde das CarSharing-Angebot von stadtmobil an Freunde und Bekannte weiterempfehlen.	0,89	0,78	0,89	Lee & Wong (2021); Hoffmann (2009); Braunstein (2001); Giering (2000)

7	Seitdem ich Kundin/Kunde bei stadtmobil bin, habe ich immer versucht, CarSharing-Fahrzeuge von stadtmobil zu buchen, wenn ich ein zu mietendes Fahrzeug benötigt habe.	0,89	0,89	0,78	Wappelhorst et al. (2013); Hoffmann (2009)
8	Wenn ich in Zukunft ein zu mietendes Fahrzeug im Rhein-Neckar-Raum benötige, werde ich ein Fahrzeug von stadtmobil buchen.	0,89	0,78	0,78	Homburg et al. (2000b)
9	Würden weitere Unternehmen ein CarSharing-Angebot im Rhein-Neckar-Raum etablieren, bliebe ich trotzdem stadtmobil als Kundin/Kunde erhalten.	-	-	-	-
10	Würde stadtmobil die Preise leicht erhöhen, bliebe ich trotzdem weiterhin Kundin/Kunde.	1,00	1,00	0,56	Eggert et al. (2007); Jones & Taylor (2007); Bayón & Von Wangenheim (2005); Parasuraman et al. (1994)
11	<i>Solange sich die heutige Angebotsqualität von stadtmobil nicht verschlechtert, werde ich keinen anderen CarSharing-/Mietwagen-Anbieter wählen.</i>	1,00	1,00	0,67	Wappelhorst et al. (2013); Hoffmann (2009)
12	<i>Es ist unwahrscheinlich, dass ich die Geschäftsbeziehung zu stadtmobil in nächster Zeit aufkündigen werde.</i>	0,89	0,78	0,44	Eggert (2000)
13	<i>Ich werde meinen Freunden und Bekannten von den Vorzügen des CarSharings bei stadtmobil erzählen.</i>	0,89	0,78	0,67	Giering (2000)

Quelle: Eigene Darstellung

7.1.2 Einflussgrößen der Kund*innenbindung

Die Kund*innenbindung stellt das Zielkonstrukt dieser Untersuchung dar. In den folgenden Ausführungen soll untersucht werden, welche Faktoren einen Einfluss auf die Kund*innenbindung besitzen und daher als Determinanten in die Modellierung eingebunden werden sollten.

Braunstein (2001) differenziert – in Anlehnung an Hennig-Thurau & Klee (1997) – die Einflussgrößen der Kund*innenbindung in leistungsabhängige, leistungsunabhängige, soziale bzw. situative und soziodemographische Determinanten. Unter leistungsabhängige Faktoren fallen psychische Konstrukte wie die Kund*innenzufriedenheit, die wahrgenommene Dienstleistungsqualität oder der wahrgenommene Nutzen. Bei leistungsunabhängigen Konstrukten handelt es sich um personenspezifische Konstrukte wie Involvement oder Variety Seeking¹⁰³ [vgl. Braunstein (2001), S.73; Hennig-Thurau & Klee (1997), S.757]. Soziodemographische Merkmale weisen in Bezug auf die Bindungsfähigkeit nur eine geringe prognostische Relevanz auf, die niedriger ist als bei psychischen Variablen [vgl. Braunstein (2001), S.89; Peter (1999), S.162ff]. Da diese Arbeit darauf abzielt, Unterschiede in den Ausprägungen und Kausalbeziehungen relevanter Einflussgrößen der Kund*innenbindung zwischen Kombiner*innen beider und Nutzer*innen nur einer der beiden CarSharing-Formen zu ermitteln, sollen in das finale Modell nur solche Variablen inkludiert werden, bei denen ein Unterschied zwischen den Nutzer*innengruppen hypothesiert wird.¹⁰⁴ Hierbei handelt es sich allen voran um leistungsabhängige Determinanten, weshalb diese im Fokus dieser Arbeit stehen.

Zusätzlich zu der Modellierung von direkten Effekten wird die existierende Literatur dahingehend analysiert, in welchen Beziehungszusammenhängen die Determinanten der Kund*innenbindung zueinanderstehen. Hierzu werden Studienergebnisse aus der wirtschafts- und verkehrswissenschaftlichen Literatur herangezogen. Grundsätzlich können die meisten Determinanten der Kund*innenbindung aus der Marketingforschung auf den Verkehrsdienstleistungsbereich übertragen werden [vgl. Imaz et al. (2015), S.43; Webb (2010), S.39ff]. Der Fokus wird auf die leistungsabhängigen Faktoren Kund*innenzufriedenheit, wahrgenommener Nutzen, wahrgenommene Fahrzeugverfügbarkeit als Teil der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität sowie wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit gelegt.

¹⁰³ Die Begriffe Involvement und Variety Seeking werden an anderer Stelle in diesem Kapitel erklärt.

¹⁰⁴ Das finale Modell hat dennoch den Anspruch, einen guten Beitrag zur Erklärung der Kund*innenbindung zu leisten.

Faktoren mit direktem Effekt auf die Kund*innenbindung

In den allermeisten Studien wird die Kund*innenzufriedenheit als eine zentrale Determinante der Kund*innenbindung berücksichtigt. Zufriedene Kund*innen weisen i.d.R. höhere Wiederkaufsraten auf als unzufriedene Kund*innen [vgl. Huber et al. (2006), S.69; Tomczak et al. (2006), S.120]. Kund*innenzufriedenheit hat daher grundsätzlich einen positiven Einfluss auf die Kund*innenbindung [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.252; Krafft & Götz (2011), S.225; Jaritz (2008), S.230; Hoffmann (2009), S.172; Homburg & Bucerius (2008), S.55; Nießing (2006), S.23ff; Braunstein (2001), S.175; Peter (1999), S.221; Anderson et al. (1994), S.53ff; Fornell (1992), S.17f].¹⁰⁵ Jeker (2002) merkt an, dass Zufriedenheit sowohl Folge als auch Voraussetzung von Kund*innenbindung sein kann [vgl. Jeker (2002), S23]. In den meisten Arbeiten wird aber ein nichtrekursiver Einfluss der Zufriedenheit auf die Bindung modelliert.

Der positive Zusammenhang von Kund*innenzufriedenheit und Kund*innenbindung wird auch in zahlreichen Untersuchungen aus dem Verkehrsdienstleistungsbereich bestätigt [z.B. Strand & Sandell (2021), S.72; Wang et al. (2020), S.8; Widjaja et al. (2019), S.219; Van Lierop & El-Geneidy (2018), S.243; Yilmaz & Ari (2017), S.83ff; Peng et al. (2016), S.5; Zhao et al. (2014), S.85; Lai & Chen (2011), S.323; Jen et al. (2011), S.335; Minser & Webb (2010), S.118; Wen et al. (2005), S.253]. Siefke (2000) & (1998) führt eine phasenorientierte Untersuchung der Zufriedenheit von Kund*innen der Deutschen Bahn durch und berücksichtigt somit den Prozesscharakter der Verkehrsdienstleistung. Demnach hat insb. die Transaktionszufriedenheit einen starken Einfluss auf die Kund*innenloyalität [vgl. Siefke (2000), S.202; Siefke (1998), S.192].

Die Entwicklung von Zufriedenheit kann dazu führen, dass bei Kund*innen psychologische Wechselkosten entstehen [vgl. Tomczak et al. (2006), S.111]. Zufriedene Kund*innen sind weniger preissensitiv und empfehlen Produkte oder Dienstleistungen eher weiter [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.242; Blackwell et al. (2006), S.220]. In einer empirischen Studie aus dem Konsumgüterbereich erklärt die Kund*innenzufriedenheit 50 Prozent des Varianzanteils des Faktors Wiederkaufabsicht, 32 Prozent der Weiterempfehlungsabsicht und 24 Prozent der Zusatzkaufabsicht [vgl. Giering (2000), S.191].

Eine hohe Zufriedenheit muss nicht zwingend zu einer Bindung der Kund*innen führen. Sie gilt daher als notwendige statt als hinreichende Bedingung [vgl. Jeker (2002), S.59; Giering (2000), S.3; Reichheld (1996), S.59]. Eine hohe Unzufriedenheit mit der Leistung bzw. dem Leistungserbringer führt aber i.d.R. zu einer Ablehnung bzw. Wechselbereitschaft [vgl. Homburg et al. (2000a), S.83; Peter (1999), S.174f]. Insofern keine Gebundenheit vorliegt, kann Unzufriedenheit daher zu einer Beendigung der Geschäftsbeziehung führen. Als Grund für einen Wechsel trotz Zufriedenheit kann das Variety Seeking angeführt werden, das bei den Kund*innen unterschiedlich stark ausgeprägt sein kann. Variety Seeking stellt den Wunsch nach Abwechslung dar bzw. ist ein Bedürfnis zur Monotonievermeidung [vgl. Huber et al. (2006), S.74; Braunstein (2001), S.84f; Oliver (1999a), S.36; Menon & Kahn (1995), S.286]. Im Kontext dieser Arbeit wird dem Variety Seeking eine geringe Bedeutung beigemessen. Als Begründung kann angeführt werden, dass CarSharing-Kund*innen auf verschiedene Fahrzeugmodelle zurückgreifen können und das Angebot daher eine große Nutzungsvielfalt ermöglicht.

Kund*innen stellen keine homogene Einheit dar, die Leistungen auf die gleiche Weise wahrnehmen und beurteilen [vgl. Huber et al. (2006), S.79; Stahl et al. (2006), S.224]. Im Rahmen von Kund*innenbindungsprogrammen empfiehlt es sich daher, einstellungs- und verhaltensgleiche Kund*innen in homogene Gruppen zu unterteilen, um auf diese Weise zielgerichteter Marketingmaßnahmen adressieren zu können [vgl. Huber et al. (2006), S.79].

Die Stärke des Einflusses der Kund*innenzufriedenheit auf die Kund*innenbindung kann je nach betrachteter Branche variieren [vgl. Fornell (1992), S.17f]. Der Zusammenhang zwischen den beiden Größen ist häufig nicht linear und nicht symmetrisch [vgl. Homburg & Bucerius (2008), S.60; Stahl et al. (2006), S.224; Venohr & Zinke (2000), S.157; Bruhn & Georgi (2000), S.543; Oliver (1999a), S.33f; Oliva et al. (1992), S.85]. Dies trifft insb. auf Branchen mit einer hohen Wettbewerbsintensität zu [vgl. Huber et al. (2006), S.74; Homburg et al. (2000a), S.100; Peter (1999), S.108]. Bei niedrigen und mittleren Zufriedenheitswerten bewirkt eine Steigerung der Zufriedenheit nur eine geringfügige Erhöhung der Kund*innenbindung. Ebenso verhält es sich bei sehr hohen Zufriedenheitswerten, bei denen eine zusätzliche Erhöhung i.d.R. keinen nennenswerten Effekt auf die Kund*innenbindung aufweist [vgl. Huber et al. (2006), S.75; Jeker (2002), S.142]. Grundsätzlich sind vier verschiedene

¹⁰⁵ Homburg et al. (2000a) geben einen tabellarischen Überblick über mehrere Forschungsarbeiten, die empirisch einen positiven Zusammenhang zwischen Kund*innenzufriedenheit und Kund*innenbindung bestätigen [vgl. Homburg et al. (2000a), S.93f].

Funktionsverläufe denkbar. Der Zusammenhang kann progressiv (konvex), sattelförmig, degressiv (konkav) oder s-förmig sein [vgl. Krafft & Götz (2011), S.230; Homburg & Bucerius (2008), S.60; Giering (2000), S.31].

Der Zusammenhang zwischen Kund*innenzufriedenheit und Kund*innenbindung kann von anderen Variablen beeinflusst werden. Als Moderatorvariablen werden in der Literatur bspw. Merkmale des Marktumfeldes, des Anbieters, des Produktes, der Kund*innen sowie der Geschäftsbeziehung benannt [vgl. Homburg & Bucerius (2008), S.61; Giering (2000), S.168ff]. Als Beispiel kann das Involvement – also die affektive und kognitive Beteiligung – von Kund*innen angeführt werden, welches den Zusammenhang verstärken kann [vgl. Homburg et al. (2000a), S.100; Giering (2000), S.33; Oliva et al. (1992), S.91]. Auch sozioökonomische Rahmenbedingungen können einen Einfluss auf die Bedeutung des Einflusses der Zufriedenheit haben. So sind finanzielle Wechselhemmnisse bei Kund*innen aus einkommensstarken Haushalten i.d.R. weniger stark ausgeprägt, weshalb bei ihnen die Zufriedenheit einen höheren Stellenwert einnimmt [vgl. Homburg et al. (2000a), S.101ff]. Neben dem Einkommen erweist sich gemäß Homburg & Giering (1999) auch das Alter als Moderatorvariable. Bei älteren Kund*innen ist der Zusammenhang zwischen der Produktzufriedenheit und der Kund*innenbindung stärker, bei Jüngeren wirkt vor allem die Zufriedenheit mit dem Kaufprozess auf die Kund*innenbindung [vgl. Homburg & Giering (1999), S.21f].

Kund*innenzufriedenheit ist zwar eine wichtige, i.d.R. aber nicht die einzige Determinante der Kund*innenbindung [vgl. Braunstein (2001), S.73]. Im Folgenden werden der wahrgenommene Nutzen, die wahrgenommene Dienstleistungsqualität, die Preiswahrnehmung und Vertrauen als mögliche leistungsbezogene Einflussgrößen der Kund*innenbindung im CarSharing-Kontext diskutiert.¹⁰⁶

Die Einflussstärke der Antezedensvariablen auf die Kund*innenbindung unterscheidet sich zum Teil stark zwischen verschiedenen Studien. Dies kann auf Unterschiede in den untersuchten Märkten zurückgeführt werden, auf unterschiedliche Sets exogener Variablen im Zuge der Modellierung sowie auf unterschiedliche Definitionen der Kund*innenbindung und damit einhergehend auf differierende Konzeptualisierungen und Operationalisierungen. So ist es stringent, dass bei Kund*innenbindungsstudien, die auf behavioristischen Ansätzen beruhen, eine andere Stärke des Zusammenhangs zwischen den Antezedensvariablen und der Kund*innenbindung möglich ist als bei neobehavioristischen Ansätzen [vgl. Eggert (1999), S.49].

Wahrgenommener Nutzen

Der subjektiv wahrgenommene Nutzen der Geschäftsbeziehung bzw. der Inanspruchnahme der Leistung beeinflusst die Bindung von Kund*innen an den Leistungserbringer [vgl. Hu et al. (2009), S.121; Eggert & Ulaga (2002), S.114; Rams (2001), S.240; Braunstein (2001), S.80]. Der positive Zusammenhang wird in verschiedenen Verkehrsdienstleistungsstudien empirisch bestätigt [z.B. Wannow et al. (2021), S.23; Lee & Wong (2021); S.23; Ma et al. (2020), S.14; Van Lierop et al. (2018), S.67; Sumaedi et al. (2012), S.89; Jen et al. (2011), S.334; Lai & Chen (2011), S.323; Wen et al. (2005), S.253]. In Märkten mit mehreren Anbietern sollte der Nutzen einer Geschäftsbeziehung in Relation zu dem Nutzen analysiert werden, der sich bei Inanspruchnahme der Angebote von Wettbewerbern erzielen lässt.

Wannow et al. (2021) untersuchen den Einfluss einzelner Komponenten des Nutzens auf die Loyalität zu verschiedenen Sharing-Dienstleistungen im Mobilitätsbereich. Insb. funktionale Nutzenkomponenten wie Sicherheit, Komfort oder Zuverlässigkeit weisen hohe totale Effekte auf die Loyalität auf. Ökonomische und ökologische Komponenten sind zwar ebenfalls signifikant, haben aber einen geringeren Effekt [vgl. Wannow et al. (2021), S.25]. Ihre Arbeit berücksichtigt jedoch nicht ausschließlich CarSharing-Systeme, sondern umfasst auch RideSharing-Dienstleistungen und Fernbusverkehre. Senic & Marinkovic (2014) führen an, dass der sich ergebende funktionale und ökonomische Nutzen hauptsächlich die verhaltensbedingte Loyalität beeinflusst, während sozialer und emotionaler Nutzen in positiver Verbindung mit einstellungsbedingter Loyalität stehen [vgl. Senic & Marinkovic (2014), S.138f].

Hoffmann (2009) berücksichtigt in seinem Modell u.a. das Konstrukt „Nutzerfreundlichkeit“. Zur Messung verwendet er Indikatoren, welche die Einfachheit der Nutzung des CarSharing-Systems der Deutschen Bahn erfass-

¹⁰⁶ Auf eine Betrachtung des Effektes des in dieser Arbeit ebenfalls verwendeten Konstruktes der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit auf die Kund*innenbindung wird an dieser Stelle verzichtet, da im Rahmen der Literaturrecherche keine Studien mit einem entsprechenden Konstrukt gefunden werden konnten.

sen. Darüber hinaus werden auch Items wie „Ist ein schnelles Verkehrsmittel“ oder „Ist ein flexibles Verkehrsmittel“ berücksichtigt, die weniger auf die Nutzerfreundlichkeit im Sinne einer hohen erlebten Nutzungsqualität als auf den sich durch die Nutzung ergebenden wahrgenommenen Nutzen abzielen [vgl. Hoffmann (2009), S.163]. Die gewählte Skala setzt sich daher aus inhaltlich differenzierbaren Komponenten zusammen und ist weniger für die Messung des wahrgenommenen Nutzens, im Sinne einer sich aus der CarSharing-Nutzung ergebenden Vorteilhaftigkeit, geeignet.

Zhu et al. (2021) zeigen empirisch, dass der wahrgenommene Nutzen des free-floating CarSharings einen signifikanten Einfluss auf die Nutzungsabsicht besitzt. Neben dem wahrgenommenen Nutzen spielt aber auch die Selbstwirksamkeit der Kund*innen, also die innere Überzeugung, Situationen aus eigener Kraft meistern zu können, eine Rolle. Ein hoher wahrgenommener Nutzen führt erst dann zu einer Nutzungsabsicht, wenn Kund*innen sich in der Lage fühlen, CarSharing-Fahrzeuge selbstständig buchen und nutzen zu können [vgl. Zhu et al. (2021), S.3ff]. In einer italienischen CarSharing-Studie wird der positive Einfluss des wahrgenommenen Nutzens auf die Nutzungsintention ebenfalls bestätigt [vgl. Mugion et al. (2019), S.533].

Preiswahrnehmung

Der wahrgenommene Nutzen steht in einem engen Bezug zu der Preiswahrnehmung des Angebotes.¹⁰⁷ Nießing (2006) zeigt, dass der Fahrkartenpreis im Bahnbereich einen Einfluss auf die Kund*innenbindung besitzt. Die Preiseinstellung, also die Zufriedenheit mit der Preishöhe und Preistransparenz, erweist sich sogar als stärkster Einflussfaktor des untersuchten Verbundenheitskonstruktes. Die Verbundenheit der Kund*innen mit dem Bahnunternehmen hängt demnach von der Zufriedenheit mit dem Preis ab [vgl. Nießing (2006), S.155ff]. Die Bedeutung des Preises im Bahnkontext betont auch Schneider (2000). Der Autor ergänzt, dass die Verkehrsmittelwahl häufig auf habitualisiertem Verhalten basiert und daher eher von generellen Preiseinstellungen gegenüber dem Leistungserbringer abhängt als von einer dezidierten Auseinandersetzung mit dem tatsächlichen Preis [vgl. Schneider (2000), S.121f & S.164]. Matzler et al. (2006a) fügen an, dass Kund*innen bei der Preisbeurteilung i.d.R. subjektive Referenzpreise heranziehen [vgl. Matzler et al. (2006a), S.217]. Die Preiswahrnehmung erweist sich als dynamisches Konstrukt, sie kann bei ein und derselben Person in Abhängigkeit der Produktkategorie sowie des Zeitpunktes variieren [vgl. Lee & Wong (2021), S.18].

Maier (2013) untersucht mittels eines Strukturgleichungsmodells die Einflussfaktoren auf die Zahlungsbereitschaft beim CarSharing. Neben anderen Faktoren hat auch das Konstrukt „wahrgenommener Nutzen bzw. Preiswahrnehmung“ einen signifikanten Einfluss auf die Zahlungsbereitschaft der Kund*innen [vgl. Maier (2013), S.83f]. Auch in der CarSharing-Studie von Hoffmann (2009) wird das wahrgenommene Preissystem eines CarSharing-Angebotes einbezogen, jedoch nur ein indirekter Zusammenhang auf die Kund*innenbindung modelliert.

Die Preiswahrnehmung findet im Rahmen dieser Arbeit keine Berücksichtigung. Dies hat mehrere Gründe. Zum einen werden keine Unterschiede in der Preiswahrnehmung des stationsbasierten und des free-floating CarSharing angenommen. Bei sehr kurzen Buchungen verursachen free-floating Fahrzeuge wegen der minütlichen Abrechnung zwar niedrigere Kosten als stationsbasierte Fahrzeuge, aufgrund der Best-Price-Abrechnung trifft dies aber nur auf wenige Nutzungsfälle zu. Darüber hinaus wird angenommen, dass der Preis – anders als im Bahnverkehr – nicht das entscheidende Nutzungskriterium von CarSharing-Fahrzeugen darstellt und insb. geringe Preisunterschiede keinen großen Einfluss auf die Bindung von Kund*innen besitzen. Ein weiteres Argument gegen die Berücksichtigung der Preiswahrnehmung als eigenständiges Konstrukt ist, dass über das Konstrukt des wahrgenommenen Nutzens ökonomische Kriterien im Modell abgebildet werden.

Wahrgenommene Dienstleistungsqualität / Fahrzeugverfügbarkeit

Die wahrgenommene Dienstleistungsqualität kann als weitere leistungsbezogene Determinante der Kund*innenbindung angeführt werden. Sie steht in engem Zusammenhang mit der Kund*innenzufriedenheit (vgl. Kapitel 7.1.4.5). Ein direkter Effekt zwischen der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität und der Kund*innenbindung bzw. der Wiedernutzungsintention wird auch in Studien aus dem Verkehrsdienstleistungsbereich berichtet [z.B. Nguyen-Phuoc et al. (2020), S.105; Ganiyu (2016), S.111; Lai & Chen (2011), S.323]. Je nach Art der Dienstleistung können verschiedene Attribute sowie transaktionsspezifische Merkmale existieren, die von den Kund*innen bzw.

¹⁰⁷ In Kapitel 7.1.4.3 wird verdeutlicht, dass sich der wahrgenommene Nutzen als Abgleich von Nutzen und Aufwand ergibt und somit eine ökonomische Komponente enthält.

Fahrgästen positiv oder negativ wahrgenommen werden und entsprechend in die Gesamtbeurteilung des Angebotes einfließen. Im öffentlichen Verkehr spielen bspw. die Pünktlichkeit der Verkehrsmittel und die Zuverlässigkeit des Angebotes eine wichtige Rolle [vgl. Imaz et al. (2015), S.58; Nießing (2006), S.156]. Auch in Bezug auf das CarSharing kann „die Varianz der Kundenbindung mit Prozessen der Wahrnehmung und Bewertung zentraler Eigenschaften“ [Hoffmann (2009), S.17] des Angebotes erklärt werden. Bei nicht fahrplanbezogenen Verkehrsdienstleistungen wie dem CarSharing ist die Pünktlichkeit jedoch nicht von Relevanz. Stattdessen erweist sich die Verfügbarkeit der Fahrzeuge als eine zentrale Einflussgröße der Dienstleistungsqualität. Während bezüglich der Wahrnehmung der meisten Attribute des CarSharings keine Unterschiede zwischen Kombiniierer*innen und Nutzer*innen nur einer der beiden Systeme vermutet werden, wird angenommen, dass sich die Kombination des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings positiv auf die Wahrnehmung der Fahrzeugverfügbarkeit auswirkt. Im Rahmen dieser Arbeit wird daher die wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit als Komponente der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität berücksichtigt.

Vertrauen

Eine weitere Einflussgröße von Kund*innenbindung, die in mehreren Arbeiten berücksichtigt wird, ist das Vertrauen gegenüber der Leistung bzw. dem Anbieter. Vertrauen bedeutet für Kund*innen eine Komplexitätsreduktion, da sie sich weniger Gedanken machen müssen hinsichtlich möglicher Fehlkäufe [vgl. Weinberg (2000), S.49; Diller (1996), S.89; Ganesan (1994), S.14]. Hier lässt sich auch ein enger Bezug zu der Risikotheorie herstellen. Voraussetzung für Vertrauen ist die subjektive Verlässlichkeit des Leistungserbringers. Neben der Verlässlichkeit spielt auch das Zutrauen in die Leistungsfähigkeit und die Ehrlichkeit des Anbieters eine Rolle [vgl. Naskrent (2010), S.159f; Giering (2000), S.106]. Die Berechenbarkeit von Verhalten kann zu Vertrauen führen, daher kann dieses mit zunehmender Dauer der Geschäftsbeziehung anwachsen [vgl. Jeker (2002), S.114f].

Diller & Kusterer (1988) zeigen empirisch, dass die Qualität einer Geschäftsbeziehung besser beurteilt wird, wenn ein hohes Vertrauen existiert [vgl. Diller & Kusterer (1988), S.219]. Vertrauen kann auch zur Entstehung von Wechselbarrieren führen, da das aufgebaute Vertrauen bei einem Wechsel des Anbieters ggf. verloren geht [vgl. Jeker (2002), S.115]. Diller (1996) stellt dar, dass die Beziehung zwischen dem Vertrauenskonstrukt und der Kund*innenbindung reziprok sein kann. Vertrauen kann demnach als Antezedens oder als Konsequenz von Kund*innenbindung modelliert werden [vgl. Diller (1996), S.89f]. In den meisten Studien wird das Konstrukt allerdings als Determinante der Kund*innenbindung berücksichtigt [z.B. Wünschmann & Müller (2008), S.154ff; Naskrent (2010), S.216; Neumann (2007), S.160ff; Giering (2000), S.172]. Da es sich bei Vertrauen um eine psychische Variable handelt, hat sie einen stärkeren Einfluss auf die einstellungsbasierte als auf die verhaltensbezogene Kund*innenloyalität [vgl. Watson IV et al. (2015), S.800].

Vertrauen kann insb. im Dienstleistungsbereich als bedeutsames Konstrukt angesehen werden aufgrund der Immaterialität und der damit verbundenen erschwerten Beurteilung der zu erbringenden Leistung [vgl. Nießing (2006), S.37f; Jeker (2002), S.111f]. Das Vertrauenskonstrukt wird, trotz der grundsätzlichen Relevanz im Dienstleistungsbereich – und somit auch im Verkehrsdienstleistungsbereich –, im Rahmen dieser Arbeit nicht berücksichtigt, da keine Unterschiede zwischen den CarSharing-Nutzer*innengruppen in Bezug auf das Vertrauen gegenüber stadtmobil Rhein-Neckar hypothesiert werden. Als eine Komponente des Vertrauenskonstruktes wird die von den Kund*innen wahrgenommene Verlässlichkeit der Leistung aber indirekt über die wahrgenommene Fahrzeugverfügbarkeit erfasst.

Auch weitere, bislang noch nicht diskutierte Faktoren können einen Einfluss auf die Kund*innenbindung haben. Pieper et al. (2013) stellen bspw. dar, dass die Absicht, das CarSharing-Angebot erneut zu nutzen, durch eine gute ÖPNV-Anbindung positiv beeinflusst wird. Negativ wirkt hingegen die Stationsentfernung. Entgegen der aufgestellten Hypothese der Autor*innen hat die Intermodalität keinen signifikanten direkten Effekt auf die Kund*innenloyalität, sondern wirkt nur indirekt auf die Zielgröße. So wird das CarSharing-System bei weiter entfernten Stationen eher weiterempfohlen, wenn der intermodale Wechsel der Verkehrsmittel einfach durchzuführen ist [vgl. Pieper et al. (2013), S.384ff]. Leicht nachvollziehbar ist, dass der Besitz privater Fahrzeuge einen negativen Effekt auf die Kund*innenbindung ausübt, sowohl in Bezug auf den Bahnverkehr als auch auf das CarSharing [vgl. Hoffmann (2010), S.987; Nießing (2006), S.161f]. Die subjektive Sicherheit des Verkehrsmittels kann als weiterer Faktor der Kund*innenbindung angeführt werden [vgl. Hoffmann (2010), S.994]. Hinsichtlich der Sicherheit sind jedoch keine Unterschiede zwischen der Nutzung von stationsbasierten und free-floating CarSharing-Fahrzeuge zu erwarten.

Tabelle 29: Auswahl von Kund*innenbindungsstudien im Verkehrsdienstleistungsbereich

Quelle	Untersuchungsgegenstand	<i>Einflussgrößen der Kund*innenbindung (fett = Konstrukt 2. Ordnung; * = signifikant); Reihenfolge in Abhängigkeit der Höhe des direkten Effekts</i>	Weitere Konstrukte	R ² der Kund*innenbindung
Ma et al. (2020)	CarSharing	Wahrg. Nutzen*	Kontinuierliche Verbesserungen	R ² = 0,39
		Vertrauen*		
		Transaktionskosten*		
Zhu et al. (2021)	Free-floating CarSharing	Selbstwirksamkeit*	verschiedene Dimensionen von wahrg. Nutzen und Selbstwirksamkeit als eigenständige Konstrukte	R ² = 0,66 (Modellierung als Nutzungsabsicht)
		Wahrg. Nutzen*		
Hoffmann (2009)	Stat. CarSharing	Kund*innenzufriedenheit*	Wahrg. Nutzerfreundlichkeit	R ² = 0,82
			Wahrg. Preissystem	
Nguyen-Phuoc et al. (2020)	Ride-Hailing	Zufriedenheit*		R ² = 0,65
		Wahrg. Servicequalität*		
		Wahrg. Verkaufsförderung*		
		Wahrg. Vorzüge der Buchungsapp*		
Wang et al. (2019)	Ride-Sharing	Wahrg. Nutzen*		R ² = 0,44 (Modellierung als Nutzungsabsicht)
		Wahrg. Risiko*		
Lai & Chen (2011)	Öffentlicher Verkehr	Zufriedenheit*		n/a
		Involvement*		
		Wahrg. Nutzen*		
		Service Qualität*		
Wen et al. (2005)	Busverkehr	Zufriedenheit*	Servicequalität	n/a
		Wahrg. Nutzen/Serviceutzen*	Aufwand	
		Vertrauen*		
		Attraktivität von Wettbewerbern*		
		Wechselkosten*		

Quelle: Eigene Darstellung¹⁰⁸

In Tabelle 29 befindet sich ein Überblick über verschiedene Modellierungsansätze aus Kund*innenbindungsstudien aus dem Verkehrsdienstleistungsbereich. Die Kund*innenbindung bzw. Kund*innenloyalität stellt bei allen Untersuchungen eine endogene Variable dar, die durch mehrere Determinanten erklärt wird. Es ist zu erkennen, dass in einigen der aufgeführten Studien die Kund*innenzufriedenheit, der wahrgenommene Nutzen und die wahrgenommene Dienstleistungsqualität signifikante Einflussfaktoren darstellen. Diese Konstrukte sollen auch im Rahmen dieser Arbeit als Determinanten der Kund*innenbindung dienen.¹⁰⁹ Als weitere Determinante wird das bislang in der Literatur kaum verwendete Konstrukt der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit berücksichtigt (vgl. Kapitel 7.1.4.6). Die Nichtberücksichtigung weiterer Variablen kann mit deren für die Forschungszwecke dieser Arbeit geringeren Relevanz begründet werden. Zudem ist bei der Modellierung auf den Grundsatz der Sparsamkeit zu achten [vgl. Agresti (2013), S.211f]. Modelle sind i.d.R. nicht in der Lage, die in der Realität existierenden, komplexen Zusammenhänge vollständig und exakt abzubilden. Daher sollten so wenige

¹⁰⁸ Aus den in der letzten Spalte angegebenen Bestimmtheitsmaßen lässt sich keine grundsätzliche Superiorität eines Modellansatzes ableiten.

¹⁰⁹ Im Kontext der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität wird ausschließlich die wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit berücksichtigt.

Variablen wie nötig in das Modell aufgenommen werden, welche die endogenen Größen so gut wie möglich erklären.

Ziel der Modellierung ist es, mögliche Unterschiede in den Ausprägungen und Kausalbeziehungen der einzelnen Faktoren zwischen Kombiniere*r*innen beider und Nutzer*innen nur einer der beiden CarSharing-Formen zu untersuchen. Es wird angenommen, dass die Kombination beider CarSharing-Formen den Kund*innen einen Mehrwert in Bezug auf ihr Mobilitätsverhalten bietet. Da sich durch die Kombination stationsbasierter und free-floating Fahrzeuge – aufgrund der jeweiligen systemimmanenten Vorteile – mehr Anwendungsfälle in der Alltagsmobilität abdecken lassen, wird vermutet, dass das CarSharing eher als gleichwertiger Ersatz zum Besitz privater Fahrzeuge angesehen wird und Kund*innen daher auch stärker bzw. längerfristiger an das Unternehmen gebunden werden. Bei Nutzung beider CarSharing-Formen kann auf mehr Fahrzeuge zurückgegriffen werden. Es wird angenommen, dass sich dies positiv auf die Wahrnehmung der Fahrzeugverfügbarkeit auswirkt. Da die Kombination sowohl eine langfristig planbare als auch eine kurzfristige bzw. flexible Nutzung der Fahrzeuge ermöglicht, wird zudem davon ausgegangen, dass die Zufriedenheit mit dem CarSharing bei Kombiniere*r*innen der Angebotsformen höher ist. Zusammenfassend wird vermutet, dass die Kombination beider Angebotsformen einen positiven Effekt auf alle fünf im Modell berücksichtigten Faktoren hat. Die bereits zum Teil in Kapitel 3.1 dargestellten Hypothesen lauten:

- H1: *Kombiniere*r*innen beider CarSharing-Angebotsformen weisen eine höhere Bindung auf als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes oder free-floating CarSharing nutzen.*
- H2: *Kombiniere*r*innen beider CarSharing-Angebotsformen weisen eine höhere Zufriedenheit auf als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes oder free-floating CarSharing nutzen.*
- H3: *Kombiniere*r*innen beider CarSharing-Angebotsformen betrachten das CarSharing eher als gleichwertigen Ersatz für den Besitz privater Pkw als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes oder free-floating CarSharing nutzen.*
- H4: *Kombiniere*r*innen beider CarSharing-Angebotsformen ziehen aus der CarSharing-Nutzung einen höheren Nutzen als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes oder free-floating CarSharing nutzen.*
- H5: *Kombiniere*r*innen beider CarSharing-Angebotsformen beurteilen die CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit positiver als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes oder free-floating CarSharing nutzen.*

Faktoren mit indirektem Effekt auf die Kund*innenbindung

In den bisherigen Ausführungen wurden vier mögliche Determinanten der Kund*innenbindung bestimmt, die im Rahmen des Modells berücksichtigt werden sollen. Im Folgenden wird dargestellt, welche kausalen Beziehungen diese Faktoren zueinander aufweisen, um auf diese Weise mögliche indirekte Effekte auf das Zielkonstrukt zu ermitteln.

Der **wahrgenommene Nutzen** wird in der existierenden Literatur größtenteils als Determinante des Zufriedenheitskonstruktes modelliert [z.B. Hu et al. (2009), S.120; Hsu et al. (2006), S.448; Eggert & Ulaga (2002), S.113; Rams (2001), S.240; Cronin et al. (2000), S.207; Fornell et al. (1996), S.8]. Der kausale Zusammenhang der beiden Faktoren wird bspw. auch in nationalen Kund*innenbarometern, wie dem American Customer Satisfaction Index (ACSI), postuliert [vgl. Bruhn (2008), S.179; Fornell et al. (1996), S.8]. In verkehrswissenschaftlichen Untersuchungen wird ebenfalls überwiegend ein positiver Effekt des wahrgenommenen Nutzens auf die Kund*innenzufriedenheit angenommen bzw. empirisch belegt. Dies trifft sowohl auf den öffentlichen Verkehr zu als auch auf Sharing-Dienstleistungen [z.B. Wannow et al. (2021), S.23; Mayr & Zins (2012), S.371; Sumaedi et al. (2012), S.91; Lai & Chen (2011), S.323; Jen et al. (2011), S.334; Minser & Webb (2010), S.118; Wen et al. (2005), S.253].

Pieper et al. (2013) zeigen, dass sich die wahrgenommene finanzielle Vorteilhaftigkeit des CarSharings sowie die empfundene Einfachheit der Nutzung positiv auf die Zufriedenheit auswirken. Zudem zeigt sich, dass CarSharing-Kund*innen zufriedener sind, wenn die von ihnen wahrgenommene ÖPNV-Qualität als hoch eingestuft wird. Einen negativen Effekt hat hingegen die Stationsentfernung [vgl. Pieper et al. (2013), S.392].

Die fußläufige Erreichbarkeit von Stationen wird auch in der Arbeit von Huwer (2003) als wichtiger Einflussfaktor auf die Zufriedenheit mit dem CarSharing angegeben [vgl. Huwer (2003), S.145]. Die Erreichbarkeit steht in engem Bezug zu der Fahrzeug-Verfügbarkeit, für deren Operationalisierung ebenfalls die räumliche Nähe zu den

Fahrzeugen berücksichtigt wird. Die **wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit** kann als eine Komponente der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität aufgefasst werden. Da das Konstrukt der Fahrzeugverfügbarkeit in der Literatur nicht in isolierter Form berücksichtigt wird, wird stattdessen untersucht, welche Beziehungen die wahrgenommene Dienstleistungsqualität zu anderen Faktoren aufweist.

In den meisten Studien aus dem Verkehrsdienstleistungsbereich wird ein indirekter Einfluss der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität auf die Kund*innenbindung (bzw. die Wiedernutzungsintention) über die Kund*innenzufriedenheit berichtet [vgl. Nguyen-Phuoc et al. (2020), S.106; Ganiyu (2016), S.111; Peng et al. (2016), S.2f; Sumaedi et al. (2012), S.85; Lai & Chen (2011), S.323; Hoffmann (2010), S.988; Wen et al. (2005), S.255]. Im ÖPNV kann die Zufriedenheit mit dem Verkehrssystem durch verschiedene Merkmale beeinflusst werden. Hierbei handelt es sich bspw. um die Zugänglichkeit, den Takt, den Komfort, die Sauberkeit von Fahrzeugen und Stationen, die Freundlichkeit des Fahrpersonals, die Schnelligkeit der Verkehrsmittel, die Sicherheit, die Zuverlässigkeit bzw. Pünktlichkeit, die Fahrgastinformation oder die Fahrzeugkapazität [vgl. Eboli & Mazzulla (2015), S.197; Sumaedi et al. (2012), S.92; Tyrinopoulos & Antoniou (2008), S.269; Eboli & Mazzulla (2007), S.30; Wen et al. (2005), S.253; Stuart et al. (2000), S.136]. Die Relevanz einzelner Qualitätskriterien hängt u.a. vom untersuchten Verkehrsmittel ab. So können in Nahverkehrsbussen andere Leistungsmerkmale von Bedeutung sein als in Schienenverkehrsfahrzeugen. Eine direkte Übertragung der Merkmale auf den CarSharing-Bereich ist nicht sinnvoll, obgleich auch dort Aspekte wie Sauberkeit, Sicherheit oder Zugänglichkeit eine Rolle spielen können.

Hoffmann (2010) führt an, dass zwischen der Kund*innenzufriedenheit und der Qualitätseinschätzung Wechselwirkungen existieren können. Die Zufriedenheit mit einer Dienstleistung kann demnach auch deren Qualitätsbeurteilung beeinflussen [vgl. Hoffmann (2010), S.988; Hansen & Hennig-Thurau (1999), S.36f; Hennig-Thurau & Klee (1997), S.744]. Cronin & Taylor (1992) überprüfen ebenfalls die wechselseitige Beziehung zwischen den beiden Konstrukten. Sie kommen jedoch zu dem Ergebnis, dass ausschließlich der Einfluss der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität auf die Kund*innenzufriedenheit signifikant ist [Cronin & Taylor (1992), S.60]. Da die wahrgenommene Dienstleistungsqualität in den meisten sozialwissenschaftlichen Studien eine Determinante der Kund*innenzufriedenheit darstellt [z.B. Bruhn (2019), S.53; Hölzing (2008), S.17; Homburg & Bucerius (2008), S.77; Töpfer (2008a), S.98; Hsu et al. (2006), S.448; Scharnbacher & Kiefer (2003), S.13; Oliver (1999b), S.59; Fornell et al. (1996), S.8], wird auch in dieser Arbeit eine entsprechende Wirkbeziehung modelliert.

Zusätzlich wird ein Effekt von der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität auf den wahrgenommenen Nutzen angenommen [vgl. Mugion et al. (2019), S.533; Sumaedi et al. (2012), S.85; Lai & Chen (2011), S.323; Jen et al. (2011), S.331; Töpfer (2008a), S.98; Hsu et al. (2006), S.448; Oliver (1999b), S.59; Fornell et al. (1996), S.8]. Es wird vermutet, dass sich der für die Kund*innen ergebende Nutzen positiv beeinflusst wird durch eine hohe wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit.

Das Konstrukt der **wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit** wurde in der Kund*innenbindungsforschung bislang noch nicht verwendet. Es existieren keine Arbeiten, aus denen Kausalbeziehungen zu anderen Faktoren abgeleitet werden können. Die Herleitung erfolgt auf Basis theoretischer Überlegungen. Zwischen der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit und der Kund*innenzufriedenheit wird kein Zusammenhang hypothesiert, da davon ausgegangen wird, dass Kund*innen mit dem CarSharing zufrieden sein können, ohne es als gleichwertig anzusehen.

Ein Zusammenhang wird hingegen zwischen der wahrgenommenen Fahrzeugverfügbarkeit und der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit angenommen. Es wird vermutet, dass Kund*innen, die das CarSharing-Angebot für ausreichend dimensioniert halten und der Auffassung sind, dass Fahrzeuge im Bedarfsfall in fußläufiger Distanz verfügbar sind, das CarSharing eher als gleichwertige Alternative zum Besitz privater Fahrzeuge wahrnehmen. Es wird daher ein positiver Einfluss von der wahrgenommenen Fahrzeugverfügbarkeit auf die wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit postuliert.

Bezüglich der Beziehung zwischen den Konstrukten wahrgenommener Nutzen und wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit sind Wirkzusammenhänge in beide Richtungen denkbar. Die eine Betrachtungsweise impliziert, dass sich die wahrgenommene Gleichwertigkeit erst in Folge der kognitiven Nutzenevaluation ergibt. Kund*innen beurteilen die Vorteilhaftigkeit des CarSharings in Bezug auf die eigene Mobilität. Wenn diese Evaluation positiv ausfällt, ergibt sich hierdurch i.d.R. auch eine bessere Beurteilung der Wertigkeit des CarSharings

im Vergleich zum Besitz privater Fahrzeuge. Kund*innen, für die sich ein hoher Nutzen ergibt, werden das Car-Sharing eher als gleichwertige Alternative zum Privat-Pkw-Besitz ansehen als Kund*innen, die nur einen geringen Nutzen aus der CarSharing-Nutzungsmöglichkeit ziehen. Bei der zweiten Sichtweise wird davon ausgegangen, dass die Einschätzung zuerst diesbezüglich erfolgt, ob CarSharing für die Befriedigung der individuellen Mobilitätsbedürfnisse genauso gut geeignet ist wie private Fahrzeuge. Der Nutzen kann im Zuge dieser Betrachtungsweise primär als finanzieller Nutzen verstanden werden, der sich aufgrund der Einsparmöglichkeit privater Fahrzeuge ergibt, da diese im Vergleich zum CarSharing keinen Mehrwert bieten. Der erste Ansatz wird für diese Arbeit als relevanter beurteilt, da das Nutzenkonstrukt nicht nur auf eine finanzielle Vorteilhaftigkeit des CarSharings abzielt, sondern den Nutzen der gesamten eigenen Mobilität umfasst (vgl. Kapitel 7.1.4.3). Im Rahmen dieser Arbeit wird daher ein positiver Einfluss des wahrgenommenen Nutzens auf die wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit erwartet und entsprechend modelltechnisch umgesetzt.

7.1.3 Gesamtmodell

Die diskutierten Beziehungen zwischen den vier Determinanten der Kund*innenbindung und dem Zielkonstrukt lassen sich in Form eines Pfaddiagramms visualisieren. Für alle neun Strukturbeziehungen werden positive Zusammenhänge angenommen (vgl. Abbildung 64). Die Prüfung der Hypothesen erfolgt im Rahmen der empirischen Analyse der Antezedenzien der Kund*innenbindung in Kapitel 7.2.

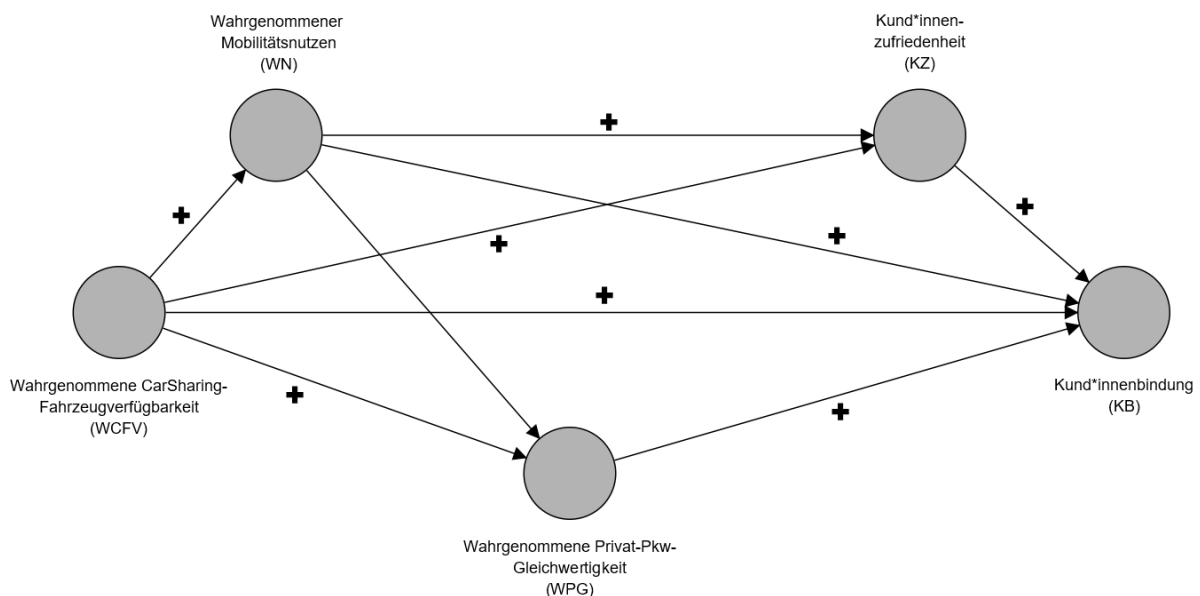


Abbildung 64: Konzeptionelles Gesamtmodell

Quelle: Eigene Darstellung

7.1.4 Explikation der Determinanten der Kund*innenbindung

In den folgenden Kapiteln werden der inhaltlich-semantische Bereich sowie die Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kund*innenzufriedenheit, des wahrgenommenen Nutzens, der wahrgenommenen Fahrzeugverfügbarkeit als Komponente der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität sowie der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit als leistungsbezogene Determinanten der Kund*innenbindung beschrieben.

7.1.4.1 Festlegung des inhaltlich-semantischen Bereiches der Kund*innenzufriedenheit

Kund*innenzufriedenheit kann als psychischer Vergleichsprozess angesehen werden [vgl. Braunstein (2001), S.33], der sowohl kognitive als auch affektive Komponenten umfasst [vgl. Giering (2000), S.10]. Der Kund*innenzufriedenheit liegt ein komplexer Informationsverarbeitungsprozess zugrunde, im Rahmen dessen die Erfüllung der subjektiven Erwartungen evaluiert wird [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.238; Festge (2006), S.11]. Der am häufigsten verwendete Ansatz zur Erklärung der Zufriedenheit von Kund*innen basiert auf dem C/D-Paradigma (Confirmation/Disconfirmation), nach dem Kund*innenzufriedenheit in Folge eines Vergleichs des antizipierten

und des wahrgenommenen Leistungsniveaus entsteht [vgl. Krafft & Götz (2011), S.222f]. Die Kund*innenzufriedenheit kann als emotionale Reaktion auf die subjektiv empfundene Diskrepanz zwischen erwarteten und wahrgenommenen Leistungen aufgefasst werden [vgl. Hoffmann (2009), S.83; Hinterhuber (2006), S.506; Jeker (2002), S.127; Giering (2000), S.9; Weinberg (2000), S.43; Schnippe (2000), S.144]. Gemäß des C/D-Paradigmas wird von Konfirmation gesprochen, wenn die Ist-Leistung genau der Soll-Leistung entspricht. Falls das wahrgenommenen Leistungsniveau die antizipierten Erwartungen übertrifft, liegt positive Diskonfirmation vor, im umgekehrten Fall negative Diskonfirmation [vgl. Belsch (2017), S.9; Skala-Gast (2012), S.17ff; Foscht & Swoboda (2011), S.239ff; Homburg & Stock-Homburg (2008), S.20ff; Töpfer (1999b), S.310; Stauss (1999), S.6]. Die Erfüllung der Erwartungshaltung kann einen bedeutsamen Einfluss auf die langfristige Bindung von Kund*innen haben [vgl. Hoffmann (2009), S.74].

Die Soll-Leistung, also das von den Kund*innen erwartete Leistungsniveau, kann auf Erwartungen, Erwartungsnormen oder Ideale zurückgeführt werden. Erwartungsnormen basieren auf Erfahrungen der Kund*innen mit vergleichbaren Produkten oder Dienstleistungen, Ideale entsprechen dem bestmöglichen Leistungsniveau [vgl. Homburg & Stock-Homburg (2008), S.20f; Braunstein (2001), S.40; Homburg et al. (2000b), S.508]. Die Erwartungen können durch vorherige Erfahrungen mit der Dienstleistung, durch Weiterempfehlungen oder Werbung sowie durch Bedürfnisse, Wertvorstellungen und Normen geprägt sein [vgl. Naskrent (2010), S.170]. Einen Einfluss auf die Kund*innenerwartungen kann auch das Wissen über Alternativangebote oder das individuelle Anspruchsniveau der Kund*innen haben [vgl. Jeker (2002), S.127]. In Bezug auf das CarSharing können u.a. Erwartungen hinsichtlich der unkomplizierten Reservierung und Nutzung der Fahrzeuge, der Transparenz von Tarifen und Abrechnung, der Sauberkeit, Sicherheit und des Komforts der Fahrzeuge, der Service Qualität sowie der Fahrzeugverfügbarkeit existieren.

Ein Erfüllen der Erwartungen führt grundsätzlich zu Zufriedenheit, ein Übererfüllen zu Begeisterung und ein Untererfüllen zu Unzufriedenheit [vgl. Dziekan (2011), S.332; Hoffmann (2009), S.83; Jeker (2002), S.141]. Die Erwartungshaltung an unterschiedliche Merkmale der Leistung muss nicht identisch sein. Erwartungen können sich vielmehr hinsichtlich ihrer Wichtigkeit unterscheiden [vgl. Matzler & Bailom (2006), S.261]. Kano et al. (1984) differenzieren zwischen Basismerkmalen, Leistungsmerkmalen und Begeisterungsmerkmalen [vgl. Kano et al. (1984), S.39ff; vgl. zudem auch: Homburg & Stock-Homburg (2008), S.32f; Hölzing (2008), S.61ff; Huber et al. (2006), S.72f; Matzler et al. (2006b), S.292ff]. Die Erfüllung von Basismerkmalen ist eine notwendige, aber keine hinreichende Bedingung zur Erzielung von Kund*innenzufriedenheit [vgl. Stahl et al. (2006), S.224f]. Die Einordnung in Basis-, Leistungs- und Begeisterungsmerkmale hängt von den individuellen Prädispositionen der Kund*innen ab. Hierbei *„handelt es sich um grundlegende, dispositionale Gefühlszustände, die wie die Persönlichkeit determinieren, wie sich eine Person in einer spezifischen Situation fühlt bzw. verhält.“* [Jeker (2002), S.108]. Prädispositionen können auch Veränderungen unterliegen. So können bspw. anfängliche Begeisterungsmerkmale im Verlauf der Zeit zu Basismerkmalen werden [vgl. Matzler & Bailom (2006), S.264].

Die Kund*innenzufriedenheit kann als dynamischer Prozess aufgefasst werden, der durch Instabilität im Zeitverlauf gekennzeichnet sein kann [vgl. Töpfer (2008b), S.327; Kummer & Probst (2001), S.347f; Schnippe (2000), S.143; Siefke (1998), S.80ff]. In diesem Zusammenhang erscheint es sinnvoll, eine Unterscheidung der Messansätze von Kund*innenzufriedenheit vorzunehmen. Kund*innenzufriedenheit kann entweder transaktional, merkmalsorientiert oder global erfasst werden. Der erstgenannte Ansatz zielt darauf ab, die Zufriedenheit mit genau bestimmbar, singulären Käufererfahrungen zu ermitteln. Bei der globalen Perspektive werden alle im Zuge der Geschäftsbeziehung gemachten bzw. kognitiv und emotional abrufbaren Erfahrungen mit dem Unternehmen berücksichtigt [vgl. Huwer (2003), S.86f; Homburg et al. (2000a), S.84]. Diese kumulative Zufriedenheit stellt sich daher *„als aggregiertes Gesamturteil mehrerer Transaktionen im Zeitverlauf“* [Hölzing (2008), S.14] dar. Zu Beginn der Geschäftsbeziehung hat die transaktionsspezifische Zufriedenheit eine höhere Bedeutung für die Kund*innen. Im Verlauf der Zeit erhält jedoch die Beziehungsqualität einen höheren Stellenwert [vgl. Giering (2000), S.111; Grund (1998), S.18ff]. Während Unzufriedenheit mit einzelnen Transaktionen nicht zwingend zu einer Beendigung der Geschäftsbeziehung führen muss, werden Kund*innen im Falle einer grundsätzlichen Unzufriedenheit mit der Geschäftsbeziehung i.d.R. nach Alternativen suchen, insofern keine Gebundenheit an einen bestimmten Anbieter existiert.

Im Kontext der kausalanalytischen Modellierung der Kund*innenbindung sind einzelne Transaktionen oder Serviceepisoden i.d.R. von geringerem Interesse. Herrmann et al. (2000) führen an, dass kumulative Messungen

der Zufriedenheit besser für Verhaltensvorhersagen geeignet sind [vgl. Herrmann et al. (2000), S.296]. In Modellen, in denen die Zufriedenheit als Determinante der Kund*innenbindung fungiert, sollten globale Zufriedenheitsmessungen vorgenommen werden [vgl. Matzler (1997), S.112]. Auch andere Autor*innen empfehlen die Verwendung eines transaktionsübergreifenden, globalen Ansatzes im Rahmen der Modellierung [vgl. Giering (2000), S.11ff; Homburg et al. (2000a), S.86; Anderson et al. (1997), S.130; Halstead et al. (1994), S.122; Anderson et al. (1994), S.54].

Neben einer globalen und transaktionalen Messung der Kund*innenzufriedenheit ist es auch möglich, die Zufriedenheit mit einzelnen Leistungsparametern zu erheben [vgl. Hoffmann (2009), S.51; Homburg et al. (2000b), S.511f; Peter (1999), S.167]. Bei diesen merkmalsorientierten bzw. multiattributiven Verfahren erfolgt die Messung unabhängig von konkreten Konsumerlebnissen. Dies erfordert von den Kund*innen eine Bewertung abseits von Einzelereignissen, um Überstrahlungseffekte zu vermeiden [vgl. Töpfer (1999b), S.335f]. Krafft & Götz (2011) führen an, dass die Zufriedenheiten mit den unterschiedlichen Leistungskomponenten nicht als Determinanten der Gesamtzufriedenheit verwendet werden sollten [vgl. Krafft & Götz (2011), S.224].

Theorien im Kontext der Kund*innenzufriedenheit

Das C/D-Paradigma stellt einen häufig verwendeten Ansatz zur Erklärung von Kund*innenzufriedenheit dar. Das C/D-Paradigma bildet auch den Bezugsrahmen für verschiedene weitere Theorieansätze. Hierunter fallen die Assimilationstheorie, die Kontrasttheorie sowie die Assimilations-Kontrast-Theorie. Diese Theorien liefern eine Erklärung, weshalb Kund*innen das wahrgenommene und das antizipierte Leistungsniveau nachträglich anpassen.

Gemäß der Assimilationstheorie passen Kund*innen ihre Erwartungen und/oder die Leistungswahrnehmung bei Existenz von Diskonfirmation nachträglich an, um das Konfirmationsniveau zu erzielen und kognitive Dissonanz zu vermeiden. Im Gegensatz hierzu geht die Kontrasttheorie davon aus, dass existierende Diskonfirmation sich nachträglich vergrößert, falls die Erwartungen und die Ist-Leistung nicht übereinstimmen. Die Assimilations-Kontrast-Theorie vereint beide Konzepte in einem Theorieansatz. Je nachdem, wie hoch die Diskrepanz des Soll-Ist-Vergleiches ausfällt, wird entweder das Konfirmationsniveau erreicht oder die existierende Diskonfirmation vergrößert. In diesem Zusammenhang können ein Akzeptanzbereich, ein Indifferenzbereich sowie ein Ablehnungsbereich unterschieden werden [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.242; Homburg & Stock-Homburg (2008), S.24ff; Braunstein (2001), S.46; Matzler (1997), S.78ff].

Die Attributionstheorie kann als Ergänzung des C/D-Paradigmas verstanden werden. Es wird davon ausgegangen, dass Kund*innen im Falle von Diskonfirmation nach Ursachen für die Soll-Ist-Diskrepanz suchen. Das Zuschreiben von Ursachen kann dazu führen, dass sich – trotz identischer Soll-Ist-Vergleiche – unterschiedliche Kund*innenzufriedenheiten ergeben. So kann es bspw. einen Unterschied machen, wen der Kunde bzw. die Kundin für die Über- oder Untererfüllung der erwarteten Leistung verantwortlich macht und ob die zugeschriebene Ursache durch den Anbieter der Leistung kontrollierbar ist. Auch die Dauer bzw. Stabilität der Ursache kann eine Rolle spielen. Grundsätzlich entsteht eine größere Unzufriedenheit, wenn die Ursache der Untererfüllung der eigenen Erwartungen dem Anbieter der Leistung zugeschrieben wird, die Ursache als kontrollierbar angesehen wird und die Ursache als dauerhafter Zustand empfunden wird. Eine größere Zufriedenheit entsteht hingegen, wenn sich Kund*innen selbst für die Übererfüllung verantwortlich fühlen [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.242; Homburg & Stock-Homburg (2008), S.29f; Matzler (1997), S.52ff].

Zwei weitere Theorieansätze sind die Prospect- sowie die Equity-Theorie. Gemäß der Prospect-Theorie verhalten sich Kund*innen i.d.R. risikoavers. Eine Untererfüllung der Erwartungen führt daher zu einer stärkeren Unzufriedenheit als eine verhältnismäßig gleiche Übererfüllung der Erwartungen zur Zufriedenheit [vgl. Foscht & Swoboda (2011), S.242; Homburg & Stock-Homburg (2008), S.31]. Entsprechend der Equity-Theorie vergleichen Kund*innen ihren Input sowie den erzielten Output von Leistungen mit dem Input und Output der Geschäftspartner*innen. Zufriedenheit kann entstehen, wenn sie sich nicht benachteiligt fühlen bzw. in der Geschäftsbeziehung schlechter abschneiden [vgl. Jeker (2002), S.129; Matzler (1997), S.45ff; Fisk & Young (1985), S.341ff]. Jeker (2002) ergänzt, dass sich eine als gerecht beurteilte Geschäftsbeziehung positiv auf die Kund*innenbindung auswirken kann [vgl. Jeker (2002), S.108].

Abgrenzung der Kund*innenzufriedenheit zu vergleichbaren Konstrukten

Da das Zufriedenheitskonstrukt Überschneidungen mit dem Einstellungskonstrukt sowie der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität aufweist [vgl. Bruhn (2019), S.53; Diller (1996), S.90], soll im Folgenden eine begriffliche Abgrenzung der Konstrukte vorgenommen werden. Auch zum Konstrukt der Kund*innenbindung gibt es Parallelen, da dieses ebenfalls affektive und kognitive Komponenten umfasst. Im Vergleich zur Kund*innenzufriedenheit zeichnet sich die Kund*innenbindung jedoch durch eine stärkere Zukunftsorientierung aus und zielt auf konkrete Verhaltensweisen ab [vgl. Hoffmann (2009), S.84].

Insb. bei einer kumulierten Betrachtung der Kund*innenzufriedenheit ähnelt das Konstrukt stark dem Einstellungskonstrukt. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Zufriedenheit mit der Leistung die Einstellung von Kund*innen im Zeitverlauf prägt [vgl. Hölzing (2008), S.16; Matzler (1997), S.99]. Beide Konstrukte enthalten eine kognitive und subjektive Dimension [vgl. Stauss (1999), S.11f]. Als Differenzierungskriterium kann angeführt werden, dass Kund*innenzufriedenheit stärker an bestimmte Erfahrungen mit dem Produkt bzw. der Dienstleistung geknüpft ist. Die Formung von Einstellungen erfordert hingegen nicht zwingend Erfahrungen der Kund*innen mit dem zu beurteilenden Objekt [vgl. Hölzing (2008), S.15; Festge (2006), S.35; Stauss (1999), S.11f; Töpfer (1999b), S.311]. Einstellungen sind zudem weniger volatil als Zufriedenheiten aufgrund der geringeren Situationsbezogenheit [vgl. Festge (2006), S.35; Matzler (1997), S.111; Oliver (1981), S.42].

Die wahrgenommene Dienstleistungsqualität basiert – ebenso wie die Kund*innenzufriedenheit – auf einem psychischen Soll-Ist-Abgleich [vgl. Bruhn (2019), S.53; Hölzing (2008), S.16; Jeker (2002), S.59]. Während die Qualitätsbeurteilung primär auf Basis von Kognitionen erfolgt, sind bei der Zufriedenheitsbildung neben kognitiven Größen auch affektive Komponenten ausschlaggebend [vgl. Hölzing (2008), S.16; Schnippe (2000), S.144; Stauss (1999), S.11f; Matzler (1997), S.115; Hennig-Thurau & Klee (1997), S.743f]. Im Gegensatz zur Kund*innenzufriedenheit, die i.d.R. auf einer gesamtheitlichen Beurteilung basiert, sind bei der Evaluation der Dienstleistungsqualität einzelne Leistungsparameter von größerer Bedeutung [vgl. Bruhn (2019), S.53]. Die wahrgenommene Dienstleistungsqualität weist folglich eine höhere Merkmalsorientierung auf [vgl. Matzler (1997), S.114]. Ebenso wie Einstellungen ist auch die wahrgenommene Dienstleistungsqualität durch eine höhere Zeitstabilität gekennzeichnet [vgl. Schnippe (2000), S.143]. Im Gegensatz zum Zufriedenheitskonstrukt ist die Qualitätswahrnehmung zudem weniger stark von konkreten Konsumerlebnissen sowie den Preisen abhängig [vgl. Hölzing (2008), S.17; Schnippe (2000), S.145]. Die wahrgenommene Dienstleistungsqualität kann im Kontext des C/D-Paradigmas als Ist-Leistung und somit als Komponente der Kund*innenzufriedenheit angesehen werden [vgl. Naskrent (2010), S.181].

Kund*innenzufriedenheit im Verkehrsdienstleistungsbereich

Zufriedenheitsmessungen finden im Verkehrsdienstleistungsbereich regelmäßig statt. Anzuführen ist bspw. das jährlich veröffentlichte ÖPNV-Kund*innenbarometer, mittels dessen die Entwicklung der Zufriedenheitswerte mit dem öffentlichen Nahverkehr in verschiedenen deutschen Städten nachvollzogen werden kann. Die im Rahmen des Kund*innenbarometers ermittelte Globalzufriedenheit hängt insb. von angebots- und preisspezifischen Faktoren ab. Hierzu zählen u.a. das Linien- und Streckennetz, die Taktfrequenz, Anschlüsse sowie das Preis-Leistungs-Verhältnis [vgl. NaNa (2021), S.2]. Das Kund*innenbarometer stellt zudem Informationen hinsichtlich der Zufriedenheit mit verschiedenen Leistungsmerkmalen des Nahverkehrssystems bereit. Diese Informationen können genutzt werden, um Schwachstellen im ÖPNV zu identifizieren [vgl. Kummer & Probst (2001), S.347f].

Aufgrund steigender multimodaler Konkurrenz zwischen verschiedenen Fortbewegungsmöglichkeiten kommt der Kund*innenzufriedenheit im öffentlichen Verkehr eine zunehmende Bedeutung zu [vgl. Schnippe (2000), S.204]. Schnippe (2000) untersucht in diesem Zusammenhang, wie sich die Qualität von Dienstleistungsinteraktionen im ÖPNV auf die Zufriedenheit von Kund*innen auswirkt [vgl. ebd., S.203ff]. Peng et al. (2016) analysieren die Faktoren auf die Kund*innenzufriedenheit im U-Bahn-Bereich. Sie geben an, dass insb. der Komfort und die Bequemlichkeit ausschlaggebend für eine hohe Zufriedenheit sind. Ökonomische Faktoren sind hingegen von geringerer Bedeutung [vgl. Peng et al. (2016), S.3].

Die Häufigkeit der Nutzung eines Verkehrssystems kann einen Einfluss auf die Zufriedenheit haben. Häufige Nutzer*innen weisen i.d.R. höhere Zufriedenheitswerte auf als Nutzer*innen, die nur selten auf die Verkehrsmittel zurückgreifen [vgl. Nguyen-Phuoc et al. (2020), S.107]. Dies trifft auch auf das CarSharing zu [vgl. A.T.

Kearney (2019), S.4f; Hoffmann et al. (2012), S.24]. Als Grund kann angeführt werden, dass häufige Nutzer*innen vertrauter mit dem System sind und es daher auch besser einschätzen können. Mögliche Abweichungen vom antizipierten Leistungsniveau, wie bspw. Verspätungen der Verkehrsmittel, können aufgrund der höheren Erfahrung besser eingeordnet werden. Schnippe (2000) gibt für den ÖPNV an, dass Vielnutzer*innen der Freundlichkeit des Fahrpersonals einen höheren Stellenwert beimessen. Seltenen Nutzer*innen ist hingegen die Pünktlichkeit der Verkehrsmittel wichtiger [vgl. Schnippe (2000), S.236]. Auch das Geschlecht kann einen Einfluss auf die Kund*innenzufriedenheit haben. Gemäß der Untersuchung von Schnippe (2000) sind Männer mit dem ÖPNV zufriedener als Frauen. Der Autor führt dies auf ein geringeres verkehrsdienstleistungsbezogenes Anspruchsniveau von Männern zurück [vgl. ebd., S.249]. Das Alter der Kund*innen kann ebenfalls einen Effekt auf die Zufriedenheit haben. Ältere Personen weisen durchschnittlich höhere Reisezufriedenheiten auf [vgl. Ye & Titherdige (2017), S.542].

Die Zufriedenheitsmessung von Mobilitätsdienstleistungen wird in der Umweltpsychologie hauptsächlich global vorgenommen [vgl. Hoffmann (2009), S.65]. Eine Ausnahme stellt Siefke (2000) & (1998) dar, der einen prozessualen bzw. episodischen Messansatz bezüglich der Zufriedenheit mit Fahrten bei der Deutschen Bahn wählt. Die transaktionsspezifische Zufriedenheit entsteht aus Sicht des Autors nicht nur in Bezug auf die Kernleistung, sondern bildet sich auch in den anderen Phasen der Verkehrsdienstleistung. Unterschieden werden die Vorreise-Phase, die Reise-Phase, die Umsteigephase sowie die Nachreise-Phase. Der Einfluss der phasenbezogenen Zufriedenheiten auf die transaktionsspezifische Globalzufriedenheit wird mittels eines Strukturgleichungsmodells bestimmt. Den größten Einfluss auf die Globalzufriedenheit besitzt die Zufriedenheit während der Reise [vgl. Siefke (2000), S.172ff; Siefke (1998), S.192]. Die Zufriedenheit mit vorgelagerten Phasen kann die Zufriedenheiten nachgelagerter Phasen beeinflussen [vgl. Meffert et al. (2000), S.18]. Der prozessorientierte Ansatz der Zufriedenheitsmessung dynamisiert das C/D-Paradigma, das für die Erklärung von Kund*innenzufriedenheit an der Nachkaufphase ansetzt [vgl. Siefke (1998), S.82].

Zufriedenheitsuntersuchungen im CarSharing-Bereich erstrecken sich zumeist auf das Erfragen der Globalzufriedenheit mit dem CarSharing-Angebot. Loose (2010a) gibt einen Überblick über die Ergebnisse mehrerer Zufriedenheitsbefragungen von CarSharing-Kund*innen verschiedener europäischer Anbieter. Es existieren größtenteils hohe bis sehr hohe Zufriedenheitswerte [vgl. Loose (2010a), S.54]. Dies bestätigt sich auch in anderen Untersuchungen. In der internationalen Studie des Beratungsunternehmens Kearney wird für Deutschland – im Gegensatz zu den Vereinigten Staaten sowie Großbritannien – ein positiver Net Promoter Score und somit eine vergleichsweise hohe Zufriedenheit mit dem CarSharing sowie eine höhere Weiterempfehlungswahrscheinlichkeit angegeben [vgl. A.T. Kearney (2019), S.4f]. In der Studie von Infas (2016b) wird die Zufriedenheit von Kund*innen stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Angebote getrennt angegeben. Die Erwartungen von Kund*innen des stationsbasierten CarSharings werden häufiger übertroffen als von Kund*innen reiner free-floating Anbieter [vgl. Infas (2016b), S.33].

Darüber hinaus gibt es auch Studien, in denen die Zufriedenheit oder auch die Wichtigkeit mit einzelnen Angebotsmerkmalen erhoben wird [z.B. Hui et al. (2019); Schreier et al. (2018); Huwer (2003)]. Huwer (2003) untersucht bspw. den Einfluss von „Teilzufriedenheiten“ – wie bspw. der Zufriedenheit mit der Erreichbarkeit der Stationen oder der Zufriedenheit mit dem ÖV-System – auf die Gesamtzufriedenheit mittels logistischer Regressionsanalysen. Die abhängige Variable nimmt den Wert eins an, falls die Proband*innen ihre Zufriedenheit mit der bestmöglichen Note angeben, in allen anderen Fällen beträgt der Wert der abhängigen Variable null. Abgefragt wird die Zufriedenheit mit dem Zustand und der Verfügbarkeit der Fahrzeuge, mit der Erreichbarkeit und dem Erscheinungsbild der Stationen, der Buchung, der Technik, dem Preis sowie dem Service, der Professionalität des Angebotes sowie dem allgemeinen Image des CarSharings [vgl. Huwer (2003), S.145].

Definition der Kund*innenzufriedenheit

Kund*innenzufriedenheit lässt sich als Diskrepanz eines antizipierten und wahrgenommenen Leistungsniveaus interpretieren. In Tabelle 30 sind mehrere Definitionsansätze der Kund*innenzufriedenheit aufgeführt, die größtenteils auf dem C/D-Paradigma basieren.

Tabelle 30: Definitionen der Kund*innenzufriedenheit

Quelle	Definition
Day (1984), S.496	„[...] consumer satisfaction/dissatisfaction is the consumer’s response in a particular consumption experience to the evaluation of the perceived discrepancy between prior expectations (or some other norm of performance) and the actual performance of the product as perceived after its acquisition.“
Engel et al. (1993), S.571	“Satisfaction is defined as a post-consumption evaluation that a chosen alternative at least meets or exceeds expectations.“
Giering (2000), S.14	„[...] Ergebnis eines kognitiven und affektiven Evaluierungsprozesses, in dessen Rahmen eine geforderte oder gewünschte Soll-Leistung mit der tatsächlich wahrgenommenen Ist-Leistung verglichen wird.“
Jeker (2002), S.127	„[...] das Ergebnis eines komplexen psychischen Bewertungsprozesses, bei dem die subjektiv wahrgenommenen Leistungen eines Anbieters mit den eigenen Erwartungen verglichen werden.“
Festge (2006), S.34	„Kundenzufriedenheit ist die emotionale Reaktion eines Kunden auf die aus einem kognitiven Vergleichsprozess resultierende wahrgenommene Diskrepanz zwischen einem vor der Nutzung bekannten Vergleichsstandard (z.B. der gesamten Erfahrungen eines Kunden mit dem Anbieter oder einer bestimmten Produktgruppe) und der wahrgenommenen Leistung eines Beurteilungsobjektes.“
Naskrent (2010), S.168	„Zufriedenheit ist die affektive Reaktion auf eine in einem komplexen kognitiven Vergleichsprozess zwischen ex-ante Erwartungen und subjektiven Erfahrungen auftretende (Dis-)Konfirmation.“
Krafft & Götz (2011), S.222	„[...] positive emotionale Reaktion auf einen kognitiven Vergleichsprozess zwischen den Erwartungen des Kunden und des von ihm wahrgenommenen Leistungsniveaus [...].“
Bruhn (2019), S.53	„[...] als der Abgleich zwischen den Kundenanforderungen (Kundenwünsche, Kundenerwartungen) und der Wahrnehmung der vom Unternehmen gelieferten Leistung.“

Quelle: Eigene Darstellung

In fast allen dargestellten Definitionsansätzen wird angeführt, dass es sich bei der Kund*innenzufriedenheit um einen Vergleichsprozess handelt, bei dem ex ante Erwartungen mit der wahrgenommenen Leistung evaluiert werden. Krafft & Götz (2011), Naskrent (2010), Festge (2006) sowie Giering (2000) erwähnen zudem, dass dieser Vergleichsprozess sowohl affektive als auch kognitive Komponenten beinhaltet. Insgesamt erweist sich der Ansatz von Naskrent (2010) am passendsten für dieses Forschungsvorhaben. Kund*innenzufriedenheit wird in der vorliegenden Arbeit daher folgendermaßen definiert:

„Affektive Reaktion auf eine in einem komplexen kognitiven Vergleichsprozess zwischen ex-ante Erwartungen an das CarSharing und subjektiven Erfahrungen auftretende (Dis-)Konfirmation“ [vgl. Naskrent (2010), S.168]

7.1.4.2 Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kund*innenzufriedenheit

Für die Messung der Kund*innenzufriedenheit wird in der Praxis auf verschiedene Verfahren zurückgegriffen. Beutin (2008) stellt eine Systematisierung der Ansätze der Zufriedenheitsmessung dar. Als Differenzierungskriterien werden die Wahrnehmung, die Orientierung, die Direktheit der Messung, die Dimensionalität des Konstruktes sowie der Zeitpunkt der Messung herangezogen [vgl. Beutin (2008), S.127; ähnliche Systematisierung in Homburg et al. (2000b), S.512; Töpfer (1999b), S.301]. Diese Ansätze sollen im Folgenden dargestellt werden. Grundsätzlich unterscheiden sich Zufriedenheitsmessungen je nach Branche und Anwendungsgebiet [vgl. Beutin (2008), S.123]. Zur Messung von Globalzufriedenheiten existieren zwar standardisierte Fragen, diese müssen aber an branchen- oder unternehmensspezifische Besonderheiten angepasst und ggf. ergänzt werden [vgl. Homburg et al. (2000b), S.512].

Unterschieden werden können subjektive und objektive Verfahren. Bei den Erstgenannten wird die subjektiv empfundene Zufriedenheit von Kund*innen erhoben. Im Rahmen objektiver Verfahren findet hingegen keine

Selbsteinschätzung von Kund*innen statt. Stattdessen werden sachliche, i.d.R. betriebswirtschaftliche Kennzahlen wie der Umsatz oder der operative Gewinn (EBIT) herangezogen. Subjektive Verfahren sind grundsätzlich zu präferieren [vgl. Beutin (2008), S.127f]. Dies kann hauptsächlich auf zwei Gründe zurückgeführt werden. Zum einen können objektive Verfahren durch externe Faktoren beeinflusst werden [vgl. Matzler & Bailom (2006), S.243; Homburg et al. (2000b), S.510; Töpfer (1999b), S.301]. Zum anderen stellen sie keine reliablen und validen Messungen dar, da die Kund*innenzufriedenheit – trotz sinkender betriebswirtschaftlicher Kennzahlen – hoch sein kann [vgl. Hölzing (2008), S.62; Peter (1999), S.106]. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Kund*innenzufriedenheit daher – ebenso wie die anderen Konstrukte – mittels eines subjektiven Ansatzes erhoben.

Im Kontext der Messung der Kund*innenzufriedenheit können transaktionspezifische bzw. ereignisbezogene, merkmalsorientierte sowie globale Messungen unterschieden werden. Für die ereignisbezogene Messung der Zufriedenheit können bspw. Kontaktpunktanalysen, Frequenz-Relevanz-Analysen oder Critical-Incident-Technique-Ansätze verwendet werden [vgl. Homburg et al. (2000b), S.510]. Letztere eignen sich insb. im Dienstleistungsbereich, in der die Wahrnehmung der Dienstleistungsqualität i.d.R. episodisch statt attributorientiert stattfindet [vgl. Matzler & Bailom (2006), S.253f; Matzler et al. (2006b), S.293]. Ereignisbezogene Verfahren sind aber auch mit Nachteilen verbunden, da sie einen zeitlich beschränkten Betrachtungshorizont aufweisen und die Kund*innenzufriedenheit daher nicht umfassend gemessen wird [vgl. Beutin (2008), S.128f; Hölzing (2008), S.62; Homburg et al. (2000b), S.510]. Zur Messung von Zufriedenheiten mit bestimmten Eigenschaften der Dienstleistung bieten sich merkmalsbezogene Verfahren an. Die Zufriedenheit mit einzelnen CarSharing-Attributen ist für das vorliegende Forschungsvorhaben nicht von primärem Interesse. Da die Kund*innenzufriedenheit als Determinante der Kund*innenbindung in ein kausalanalytisches Modell eingebunden werden soll, erfolgt ihre Messung im Rahmen dieser Arbeit transaktionsübergreifend bzw. global [vgl. Matzler (1997), S.112].

Eine weitere Unterscheidung ist hinsichtlich der Direktheit der Messungen möglich. Implizite Verfahren setzen voraus, dass Kund*innen im Falle von Unzufriedenheit aktiv werden und dem Unternehmen ihre Unzufriedenheit in Form von Beschwerden kommunizieren. Da das Beschwerdeverhalten situationsabhängig ist und auch stark von der Persönlichkeit und dem Kosten-Nutzen-Kalkül der Kund*innen abhängen kann, werden implizite Verfahren in der Literatur größtenteils kritisch gesehen [vgl. Hölzing (2008), S.63; Beutin (2008), S.129ff; Matzler & Bailom (2006), S.243; Scharnbacher & Kiefer (2003), S.20; Braunstein (2001), S.64]. Unzufriedene Kund*innen nutzen häufig keine Beschwerdemöglichkeiten, sondern wechseln stattdessen im Falle von Unzufriedenheit den Anbieter [vgl. Andreasen (1985), S.140]. Im Rahmen dieser Arbeit wird daher ein explizites Verfahren gewählt, mittels dessen die Kund*innen direkt nach ihrer Zufriedenheit mit dem CarSharing-Angebot von stadtmobil Rhein-Neckar befragt werden.

Hinsichtlich der Konzeptualisierung des Konstruktes muss eine Entscheidung zwischen einer ein- oder mehrdimensionalen Messung der Kund*innenzufriedenheit gefällt werden. Mehrdimensionale Ansätze finden häufig bei Nutzung multiattributiver Messverfahren Anwendung. Die mehrdimensionale Messung ermöglicht die Bestimmung von Leistungsbereichen mit erhöhtem Potential für Verbesserungen [vgl. Hölzing (2008), S.63]. Mehrdimensionale Konzeptualisierungen finden daher insb. im Konsumgüterbereich vermehrt Anwendung [vgl. Homburg & Stock-Homburg (2008), S.34ff]. Die Identifizierung merkmalsbezogener Schwachstellen des CarSharings ist nicht das Ziel dieser Arbeit. Es wird daher eine eindimensionale Multi-Item-Messung zur Bestimmung der Kund*innenzufriedenheit durchgeführt. Diese Vorgehensweise findet sich in der Praxis am häufigsten wieder [vgl. Matzler (1997), S.2].

Als letztes Unterscheidungskriterium dient nach Beutin (2008) der Zeitpunkt der Messung. Differenziert wird zwischen ex post- und ex ante/ex post-Messungen. Bei dem letztgenannten Ansatz werden die Komponenten des C/D-Paradigmas separat erhoben. Es werden folglich das antizipierte sowie das wahrgenommene Leistungsniveau getrennt voneinander erfasst und anschließend in Beziehung zueinander gesetzt. In der Literatur wird grundsätzlich die direkte Messung der wahrgenommenen Soll-Ist-Diskrepanz bzw. der Erwartungserfüllung empfohlen, da dieser Ansatz eine höhere Validität aufweist [vgl. Beutin (2008), S.132f; Hölzing (2008), S.64; Homburg & Stock-Homburg (2008), S.22; Scharnbacher & Kiefer (2003), S.25; Homburg et al. (2000b), S.511; Giering (2000), S.154]. Im Rahmen dieser Arbeit wird daher eine ex post-Messung vorgenommen.

Tabelle 31 beinhaltet eine Übersicht über alle verwendeten Items zur Messung der Kund*innenzufriedenheit. Im Zuge der Skalenentwicklung wurde ein Indikator des ursprünglichen Item-Pools aufgrund eines zu niedrigen I-CVI-Wertes gestrichen. Insb. Zufriedenheitsskalen weisen häufig schiefe Verteilungen auf, da viele Kund*innen

eine positive Zufriedenheit angeben. Eine Skala mit einer zu geringen Anzahl an Skalenpunkten ist daher nicht empfehlenswert [vgl. Fornell et al. (1996), S.10f; Fornell (1992), S.13]. Die im Zuge dieser Arbeit eingesetzte 7er-Skala bietet ein ausreichendes Differenzierungspotential.

Tabelle 31: Operationalisierung der Kund*innenzufriedenheit

Nr.	Item	ρ_{sa}	C_{sv}	I-CVI	Quelle (in Anlehnung an)
1	Das CarSharing-Angebot erfüllt voll und ganz meine Erwartungen.	1,00	1,00	1,00	Strand & Sandell (2021); Pieper et al. (2013); Naskrent (2010); Huber et al. (2007); Festge (2006)
2	Alles in allem bin ich sehr zufrieden mit dem CarSharing-Angebot.	1,00	1,00	1,00	Pieper et al. (2013); Naskrent (2010); Hoffmann (2009); Hölzing (2008); Fornell et al. (1996)
3	Wenn ich erneut die Entscheidung treffen müsste, würde ich mich wieder beim CarSharing anmelden.	0,89	0,78	0,89	Halstead et al. (1994); Giloth (2002)
4	Ich bin voll und ganz von dem CarSharing-Angebot von stadtmobil überzeugt.	0,89	0,78	0,78	Giering (2000)
5	Das CarSharing-Angebot entspricht meinen Idealvorstellungen.	0,78	0,56	0,89	Naskrent (2010); Jaritz (2008); Hölzing (2008); Huber et al. (2007); Jeker (2002)
6	<i>Die Anmeldung beim CarSharing war die richtige Entscheidung.</i>	<i>0,78</i>	<i>0,67</i>	<i>0,56</i>	<i>Nguyen-Phuoc et al. (2020); Giering (2000); Halstead et al. (1994)</i>

Quelle: Eigene Darstellung

7.1.4.3 Festlegung des inhaltlich-semanticen Bereiches des wahrgenommenen Nutzens

Für den wahrgenommenen Nutzen existieren in der Forschungslandschaft unterschiedliche Bezeichnungen¹¹⁰, Definitionen, Konzeptualisierungen und Messungen [vgl. Zauner et al. (2015), S.3ff; Gallarza et al. (2011), S.183; Sánchez-Fernández & Iniesta-Bonillo (2007), S.440; Eggert & Ulaga (2002), S.109]. Die fehlende Einheitlichkeit kann u.a. darauf zurückgeführt werden, dass die Ziele bzw. Motive von Kund*innen und der in Verbindung mit den Zielen stehende Nutzen sehr unterschiedlich sein können [vgl. Homburg & Beutin (2000), S.4; Woodruff & Gardial (1996), S.55]. Der sich für die Kund*innen ergebende Nettonutzen der Inanspruchnahme einer Dienstleistung kann als facettenreich beschrieben werden [vgl. Ittner (2001), S.186] und ist abhängig von den Einstellungen, Erwartungen und Bedürfnissen der Kund*innen [vgl. Wannow et al. (2021), S.13; Leroi-Werelds et al. (2014), S.431; Hu et al. (2009), S.114; Zeithaml (1988), S.13].

Die Motive der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel sowie von Sharing-Diensten sind vielfältig. Meffert et al. (2000) unterscheiden im Verkehrsdienstleistungsbereich zwischen komfortorientierten, preissensiblen und zeitminimierenden Kund*innen [vgl. Meffert et al. (2000), S.26; vgl. auch: Perrey (2000), S.100ff]. Schaefers (2013) analysiert die Motive der free-floating CarSharing-Nutzung mittels eines hierarchischen Means-End-Chain-Ansatzes. Funktionale Faktoren wie die durch die CarSharing-Nutzung erzielbaren Zeitersparnisse stellen einen wesentlichen Nutzungsgrund dar. Zeitersparnisse lassen sich sowohl im Hinblick auf einzelne Wege als auch auf wegfallende Verpflichtungen erzielen, falls private Pkw in Verbindung mit der CarSharing-Nutzung abgeschafft

¹¹⁰ In der englischsprachigen Literatur werden für das Nutzenkonstrukt unterschiedliche Bezeichnungen verwendet, wie „customer value“, „perceived value“, „value“, „customer perceived value“, „value for the customer“, „consumer surplus“, „subjective expected value“, „judgement value“ oder „shopping value“ [vgl. Zauner et al. (2015), S.3; Sánchez-Fernández et al. (2009), S.95].

werden [vgl. Schaefers (2013), S.73ff]. Der Wegfall von mit dem Privat-Pkw-Besitz einhergehenden Verpflichtungen kann zudem einen psychologischen Nutzen für die Kund*innen bedeuten.

Als weitere Motive der free-floating CarSharing-Nutzung werden in der Studie von Schaefers (2013) finanzielle sowie soziale Gründe genannt. Ökologische Beweggründe sind häufig nicht die primäre Ursache der CarSharing-Nutzung, werden jedoch als positiver Zusatznutzen wahrgenommen [vgl. ebd., S.73ff]. Ein ökonomischer Nutzen ergibt sich für die Kund*innen, da die CarSharing-Nutzung im Vergleich zum Privat-Pkw-Besitz i.d.R. kostengünstiger ist [vgl. Zhu et al. (2021), S.8]. Mehrere Untersuchungen kommen zu dem Ergebnis, dass der sich durch das CarSharing ergebende Nutzen hauptsächlich auf ökonomische Kriterien zurückzuführen ist [vgl. Wannow et al. (2021), S.26; Zhu et al. (2021), S.7; A.T. Kearney (2019), S.7f]. Ein sozialer Nutzen ergibt sich u.a. durch die Beziehung zu dem Leistungserbringer [vgl. Zhang et al. (2019), S.276] sowie der Peergroup der Kund*innen. Die Nutzung einer mit positiven Nachhaltigkeitswirkungen konnotierten Dienstleistung wie dem CarSharing kann zu Respekt und Bewunderung in der Peergroup führen [vgl. Zhu et al. (2021), S.3]. Im Vergleich zu Mobilitätsangeboten wie dem RideSharing ist der soziale Nutzen im CarSharing-Bereich jedoch von geringerer Bedeutung, da während der Nutzung überwiegend keine Interaktion mit anderen Menschen stattfindet [vgl. ebd., S.8].

Darüber hinaus kann die Nutzung von Verkehrsmitteln auch einen emotionalen Nutzen stiften [vgl. Wannow et al. (2021), S.16; Lee & Wong (2021), S.20; Zhu et al. (2021), S.7]. In Bezug auf das CarSharing können in diesem Kontext bspw. der Spaß am Fahren sowie die Nutzungsmöglichkeit verschiedener Fahrzeugmodelle angeführt werden. Verglichen mit öffentlichen Verkehrsmitteln stellt das CarSharing des Weiteren eine komfortablere Fortbewegungsmöglichkeit dar [vgl. Ma et al. (2020), S.2]. Der Stellenwert der höheren Bequemlichkeit neuer Mobilitätsangebote wird in verschiedenen Studien berichtet [vgl. Lee & Wong (2021), S.20; Wannow et al. (2021), S.26; Wang et al. (2019), S.514; A.T. Kearney (2019), S.7f]. Kund*innen können durch das CarSharing zudem an Flexibilität gewinnen [vgl. Maertins et al. (2004), S.40].

Der wahrgenommene Nutzen stellt das Maß der Befriedigung von Kund*innenbedürfnissen dar [vgl. Böhrs (2004), S.36; Homburg & Beutin (2000), S.4] und spiegelt somit eine Gesamtbeurteilung wider [vgl. Turel et al. (2007), S.65]. Im Vergleich zu der Kund*innenzufriedenheit, die häufig erst in der Nachkaufphase gebildet wird und auf den kumulativen Erfahrungen der Kund*innen basiert, kann sich der Nutzen in verschiedenen Phasen des Kaufprozesses bzw. der Inanspruchnahme der Dienstleistung ergeben [vgl. Wannow et al. (2021), S.18; Leroi-Werelds et al. (2014), S.431; Eggert & Ulaga (2002), S.110; Sweeney & Soutar (2001), S.206]. Aufgrund der Möglichkeit, im Bedarfsfall auf Automobile zurückgreifen zu können, kann das CarSharing den Kund*innen selbst im Falle einer Nichtinanspruchnahme einen Nutzen stiften. Woodruff & Gardial (1996) unterscheiden in diesem Zusammenhang zwischen „value in use“ und „value in possession“ [vgl. Woodruff & Gardial (1996), S.55f, vgl. auch: Oliver (1999b), S.49]. Gemäß Eggert & Ulaga (2002) weist das Konstrukt des wahrgenommenen Nutzens eine stärkere kognitive Prägung auf, während die Kund*innenzufriedenheit einen affektiven Kern besitzt [vgl. Eggert & Ulaga (2002), S.114].

Die am meisten verbreitete Definition des wahrgenommenen Nutzens stammt von Zeithaml (1988). Gemäß der Autorin beschreibt das Konstrukt „the customer’s overall assessment of the utility of a product based on perceptions of what is received and what is given“ [Zeithaml (1988), S.14]. Die Evaluation des Nutzens beinhaltet folglich einen subjektiven Abgleich der mit dem Kauf bzw. der Inanspruchnahme einhergehenden positiven sowie negativen Konsequenzen [vgl. Woodruff & Gardial (1996), S.57]. Der Nettonutzen stellt die Diskrepanz zwischen den wahrgenommenen Vorzügen und den wahrgenommenen Kosten im Vergleich zu Nutzen-Kosten-Verhältnissen von Alternativen dar [vgl. Bruhn (2019), S.50; Zhang et al. (2019), S.276; Böhrs (2004), S.36; Matzler (2000), S.290; Homburg & Beutin (2000), S.4]. Lin et al. (2005) beschreiben die Genese des Nutzens wie folgt: „Consumers begin from benefit and sacrifice perceptions, then make mental trade-off calculations, and finally arrive at overall value perceptions“ [Lin et al. (2005), S.324]. Der Definitionsansatz von Zeithaml (1988) basiert auf der Theorie der rationalen Entscheidung [vgl. Sánchez-Fernández et al. (2009), S.95] und dient in vielen Arbeiten als Grundlage für die Konzeptualisierung des wahrgenommenen Nutzens [z.B. Wang et al. (2019), S.506; Mayr & Zins (2012), S.358ff; Ruiz et al. (2008), S.1279; Lin et al. (2005), S.319ff].

Auf der Kostenseite können den Kund*innen zusätzlich zu monetären Aufwendungen auch Kosten hinsichtlich der Informationsbeschaffung [vgl. Bruhn (2019), S.50; Böhrs (2004), S.37; Petrick (2002), S.123] sowie Zeitkosten und psychologische Kosten entstehen [vgl. Zhu et al. (2021), S.2; Jen et al. (2011), S.327; Sánchez-Fernández et al. (2009), S.99; Matzler et al. (2006a), S.220]. Die Nutzenseite kann sowohl den in Bezug auf die Kernleistung des

Verkehrsangebotes entstehenden Grundnutzen als auch Zusatznutzen umfassen [vgl. Böhrs (2004), S.37; Homburg & Beutin (2000), S.5].

Hoffmann (2009) spezifiziert den wahrgenommenen Nutzen in Bezug auf CarSharing-Systeme mit folgender Definition: „Wahrnehmung des Nutzens von DB Carsharing in Bezug auf die Erreichung der eigenen Mobilitätsziele und von Sekundärnutzen (z.B. Status, Erlebnis)“ [Hoffmann (2009), S.126]¹¹¹. Anstelle einer transaktions-spezifischen oder attributbasierten Herangehensweise steht der sich durch das CarSharing ergebende Nutzen für die Mobilität der Kund*innen im Fokus. Dieser Ansatz abstrahiert folglich vom situativen Nutzen und bezieht sich stattdessen auf den aggregierten Gesamtnutzen.

In Anlehnung an die Definition von Hoffmann (2009) wird der wahrgenommene Nutzen in dieser Arbeit auf die Mobilität der CarSharing-Kund*innen bezogen und im Folgenden als wahrgenommener Mobilitätsnutzen bezeichnet. Die Verwendung eines transaktionsübergreifenden, globalen Ansatzes ist kohärent mit der Herangehensweise bei der Bestimmung der Kund*innenzufriedenheit. Auf eine Berücksichtigung von Sekundärnutzen wird abgesehen, da keine Unterschiede zwischen den CarSharing-Gruppen vermutet werden. Der wahrgenommene Mobilitätsnutzen wird im Rahmen dieser Arbeit auf Basis der Ansätze von Zeithaml (1988) und Hoffmann (2009) folgendermaßen definiert:

„Wahrgenommene Vorteilhaftigkeit von CarSharing in Bezug auf die eigene Mobilität auf Grundlage eines Abgleichs von Nutzen und Aufwand“

7.1.4.4 Konzeptualisierung und Operationalisierung des wahrgenommenen Nutzens

Da der wahrgenommene Nutzen facettenreich sein kann, wird er in der Forschungspraxis nicht einheitlich konzeptualisiert [vgl. Ittner (2001), S.186]. Die Dimensionsanzahl unterscheidet sich je nach Studie und Untersuchungsgegenstand stark [vgl. Zauner et al. (2015), S.6]. Im Rahmen multidimensionaler Konzeptualisierungen des Konstruktes werden häufig ökonomische, funktionale, soziale und emotionale Nutzendimensionen berücksichtigt [z.B. Ma et al. (2020), S.5ff; Zhang et al. (2019), S.277f; Lee & Wong (2021), S.20; Senic & Marinkovic (2014), S.136]. Die Operationalisierung der höherdimensionalen Ebene erfolgt in diesen Fällen mittels formativer Spezifikation [vgl. Ruiz et al. (2008), S.1288; Turel et al. (2007), S.67; Lin et al. (2005), S.331f].

Perrey (2000) merkt für den Verkehrsdienstleistungsbereich an, dass im Rahmen der Konzeptualisierung des Nutzenkonstruktes nicht alle nutzenstiftenden Merkmale der Angebote abgebildet werden können und stattdessen eine Konzentration auf Schlüsselmerkmale erfolgen sollte [vgl. Perrey (2000), S.72]. Da im Zuge dieser Arbeit anstelle einer attributbasierten Messung ein konsequenzgerichteter Ansatz verfolgt wird, der eine Aggregation aller sich ergebenden Einzelnutzen darstellt, erfolgt die Messung nicht anhand einzelner Schlüsselmerkmale. Konsequenzgerichtete Ansätze werden in der Literatur empfohlen [vgl. Leroi-Werelds et al. (2014), S.439] und sind für die Messung des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens viabel. Woodruff & Gardial (1996) führen in diesem Zusammenhang an, dass Konsequenzen abstrakter und individueller sind als Attribute. Sie können durch die Inanspruchnahme sowie die Nutzungsmöglichkeit der Dienstleistung entstehen [vgl. Woodruff & Gardial (1996), S.66ff].

Die Erfassung des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens erfolgt in dieser Arbeit mittels eines eindimensionalen Ansatzes. Die eindimensionale Konzeptualisierung entspricht dem Definitionsansatz von Zeithaml (1988) [vgl. Wannow et al. (2021), S.13]. Bei eindimensionalen Ansätzen spielen insb. ökonomische und kognitive Aspekte eine Rolle, während im Zuge mehrdimensionaler Konzeptualisierungen u.a. auch affektive und emotionale Aspekte berücksichtigt werden [vgl. Zauner et al. (2015), S.4; Sánchez-Fernández et al. (2009), S.97]. Da der Nutzen in dieser Arbeit eine mobilitätsbezogene Ausrichtung aufweist, erscheint die Verwendung einer eindimensionalen Struktur ausreichend. Auf eine Erfassung einzelner Nutzendimensionen wird daher verzichtet. Lin et al. (2005) merken in diesem Zusammenhang an: „The unidimensional [...] specifications are appropriate when the objective is to assess overall value perceptions or value perceptions at the component level“ [Lin et al. (2005), S.333].

Für das Konstrukt des wahrgenommenen Nutzens existieren überwiegend Skalen, die einen Produktbezug aufweisen [vgl. Sánchez-Fernández et al. (2009), S.94]. Eine Übertragung von Skalen des wahrgenommenen Nutzens vom Produktbereich auf den Dienstleistungsbereich erweist sich als nicht zielführend, da den Dienstleistungen

¹¹¹ Die Bedeutung des Konstruktes des wahrgenommenen Nutzens wird in der Arbeit von Hoffmann (2009) zwar angegeben, eine Einbindung in das Modell erfolgt jedoch nicht.

häufig andere Dimensionen inhärent sind [vgl. Petrick (2002), S.122]. Aus diesem Grund wird auf Basis der in Anhang A.4.2 beschriebenen Vorgehensweise eine eigene Skala entwickelt. Tabelle 32 enthält alle fünf verwendeten Items zur Messung des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens. Das letzte in der Tabelle aufgeführte Item wurde aufgrund fehlender Augenscheinvalidität im Zuge der Skalenentwicklung gestrichen.

Tabelle 32: Operationalisierung des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens

Nr.	Item	ρ_{sa}	C_{sv}	I-CVI	Quelle (in Anlehnung an)
1	Die Nutzung von CarSharing ist für mich vorteilhaft.	1,00	1,00	1,00	-
2	Alles in Allem bietet mir CarSharing einen hohen Nutzen in Bezug auf meine Mobilität.	0,89	0,78	0,89	Wannow et al. (2021)
3	Wenn ich den Nutzen von CarSharing mit den Kosten vergleiche, überwiegt klar der Nutzen.	0,89	0,78	1,00	Strand & Sandell (2021); Wannow et al. (2021); Zhu et al. (2021); Lee & Wong (2021); Wen et al. (2005)
4	Das CarSharing-Angebot von stadtmobil bereichert meine Mobilität.	0,78	0,67	0,89	-
5	Das CarSharing bietet mir einen kostengünstigen Zugang zur Automobilität.	0,78	0,67	0,89	-
6	<i>Die Nutzung des CarSharings von stadtmobil bietet ein gutes Preis-Leistungs-Verhältnis.</i>	<i>0,33</i>	<i>0,00</i>	<i>0,67</i>	<i>Wannow et al. (2021); Zhu et al. (2021); Webb (2010); Sweeney & Soutar (2001)</i>

Quelle: Eigene Darstellung

7.1.4.5 Festlegung des inhaltlich-semantischen und konzeptionellen Bereiches der wahrgenommenen Fahrzeugverfügbarkeit

Die wahrgenommene Fahrzeugverfügbarkeit fließt als eine Komponente der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität in die Modellierung ein. Die deutsche Gesellschaft für Qualität definiert Qualität als die „Gesamtheit von Eigenschaften und Merkmalen eines Produktes oder einer Tätigkeit, die sich auf deren Eignung zur Erfüllung gegebener Erfordernisse beziehen“ [<https://www.dgq.de>]. Da die Qualitätswahrnehmung subjektiv ist, kann sie von objektiven Qualitätsmessungen differieren [vgl. Zeithaml (1988), S.3].

Die wahrgenommene Dienstleistungsqualität weist Überschneidungen mit dem Konstrukt der Kund*innenzufriedenheit auf [vgl. Nerding et al. (2008), S.573]. Im Unterschied zur Zufriedenheit, die sowohl kognitive als auch affektive Komponenten beinhaltet und eine holistische Beurteilung der Dienstleistung darstellt, basiert die wahrgenommene Qualität jedoch hauptsächlich auf der kognitiven Evaluation einzelner Leistungsparameter [vgl. Bruhn (2019), S.53; Gallarza et al. (2011), S.184; Lai & Chen (2011), S.320; Oliver (2010), S.14f].

Die Bestimmung der Dienstleistungsqualität erfolgt häufig mittels des von Parasuraman et al. (1988) entwickelten SERVQUAL-Verfahrens, das sich in verschiedenen Dienstleistungskontexten anwenden lässt [vgl. Morton et al. (2016), S.199ff]. Bei diesem standardisierten Ansatz werden fünf Dimensionen der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität erfasst [vgl. Nerding et al. (2008), S.576]. Das Verfahren basiert auf dem C/D-Paradigma und stellt einen Vergleich zwischen antizipierter und wahrgenommener Leistung dar, die mittels des Verfahrens getrennt erhoben werden (vgl. Kapitel 7.1.4.1). Eine Weiterentwicklung ist die von Cronin & Taylor (1992) eingeführte SERVPERF-Methode, bei der auf eine separate Erfassung der Kund*innenerwartungen verzichtet wird [vgl. Morton et al. (2016), S.199f]. Obgleich die Skala in vielen Arbeiten zum Einsatz kommt, sollte von einer universellen Verwendung abgesehen werden. Stattdessen sollten spezifische, die Dienstleistung charakterisierende Merkmale Berücksichtigung finden [vgl. Nerding et al. (2008), S.576; Asubonteng et al. (1996), S.77]. Die Konzeptualisierung und Operationalisierung der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität sollte folglich in Abhängigkeit der betrachteten Branche bzw. des Untersuchungsgegenstandes erfolgen [vgl. Webb (2010), S.29f].

Im öffentlichen Personenverkehr sind bspw. die Pünktlichkeit der Fahrzeuge, der Komfort, die Zuverlässigkeit des Systems und die Sicherheit bedeutsam [vgl. Webb (2010), S.29f].¹¹² Die Zuverlässigkeit des Angebotes stellt häufig das wichtigste Kriterium dar [vgl. Imaz et al. (2015), S.58; Nerdinger et al. (2008), S.576]. Zuverlässigkeit lässt sich als „Fähigkeit, den versprochenen Service verlässlich und präzise auszuführen“ [Nerdinger et al. (2008), S.576] beschreiben. In Bezug auf das CarSharing äußert sich die Zuverlässigkeit des Systems für die Kund*innen in der Möglichkeit, CarSharing-Fahrzeuge dann nutzen zu können, wenn sie benötigt werden. Maßgebend ist folglich die zeitliche und räumliche Verfügbarkeit der Fahrzeuge, deren Relevanz in mehreren Studien betont wird.

Bergstad et al. (2018) geben an, dass eine hohe Fahrzeugverfügbarkeit und eine gute Zugänglichkeit für Kund*innen wichtiger ist als niedrige Kosten und hoher Komfort [vgl. Bergstad et al. (2018), S.126]. In einer Untersuchung des stationsbasierten CarSharing-Systems in Bremen wird die Relevanz verschiedener CarSharing-Attribute erfragt. 79 Prozent der Kund*innen geben an, dass ihnen eine unkomplizierte Buchung sehr wichtig ist. Auch die Verfügbarkeit der Fahrzeuge im Bedarfsfall sowie kurze Wege zur Station werden von knapp zwei Drittel der befragten Proband*innen als bedeutsam hervorgehoben [vgl. Schreier et al. (2018), S.31]. Der hohe Stellenwert eines dichten Stationsnetzes bestätigt sich auch in anderen Untersuchungen. Eine Mehrheit der Nutzer*innen in Frankreich präferieren kleinräumige Netze mit geringen Zu- und Abgangszeiten zu bzw. von den Stationen gegenüber einer erhöhten Vielfalt an Fahrzeugmodellen [vgl. 6t Bureau de Recherche (2016), S.5]. Bezüglich der Gehzeit zur nächsten CarSharing-Station sind Männer weniger sensitiv als Frauen [vgl. Le Vine et al. (2014b), S.64]. Riegler et al. (2016) geben eine schlechte Fahrzeugverfügbarkeit als Hauptgrund für den Verzicht auf das CarSharing an [vgl. Riegler et al. (2016), S.80f]. Die höhere Fahrzeugverfügbarkeit ist zudem ein wesentlicher Grund für die Anmeldung mancher Kund*innen bei mehreren CSO [vgl. Infas (2016b), S.12].

Im Rahmen dieser Arbeit fließt die wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit als eine zentrale Komponente der wahrgenommenen Dienstleistungsqualität in die Modellierung ein. Weitere für die Beurteilung der Qualität des CarSharing-Angebotes relevante Kennwerte werden jedoch nicht berücksichtigt, da hinsichtlich der Evaluation keine Unterschiede zwischen Kombinerer*innen und Nutzer*innen nur einer der beiden Angebotsformen angenommen werden. Da keine Betrachtung verschiedener Qualitätskriterien erfolgt, lässt sich der Bedeutungsinhalt des Konstruktes mittels einer eindimensionalen Struktur abdecken. In Tabelle 33 sind die fünf Items dargestellt, mittels derer das Konstrukt der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit erfasst werden soll. Die Definition des Konstruktes lautet wie folgt:

„Wahrgenommene (nahräumliche) Verfügbarkeit von CarSharing-Fahrzeugen im Bedarfsfall“

Tabelle 33: Operationalisierung der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit

Nr.	Item	p_{sa}	c_{sv}	I-CVI	Quelle (in Anlehnung an)
1	Wenn ich ein Fahrzeug ausleihen oder reservieren möchte, sind immer genügend Fahrzeuge verfügbar.	1,00	1,00	1,00	-
2	Die Verfügbarkeit von CarSharing-Fahrzeugen würde ich als gut bezeichnen.	1,00	1,00	1,00	-
3	Wenn ich eine Ausleihe tätigen möchte, finde ich i.d.R. CarSharing-Fahrzeuge in fußläufiger Distanz.	1,00	1,00	0,89	-
4	Wenn ich kurzfristig einen Pkw benötige, finde ich meistens freie CarSharing-Fahrzeuge in der Nähe.	1,00	1,00	0,89	-
5	Die Anzahl an CarSharing-Fahrzeugen halte ich für ausreichend.	1,00	1,00	0,89	-

Quelle: Eigene Darstellung

¹¹² Morton et al. (2016) geben einen Überblick über die im Verkehrsdienstleistungsbereich verwendeten Dimensionen der Dienstleistungsqualität [vgl. Morton et al. (2016), S.200f].

7.1.4.6 Festlegung des inhaltlich-semantischen und konzeptionellen Bereiches der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit

Die letzte der vier hypothetisierten Einflussgrößen der Kund*innenbindung bezieht sich auf die empfundene Wertigkeit des CarSharings im Vergleich zu privaten Pkw. Neben funktionalen Kriterien kann die Beurteilung der Wertigkeit auch affektive Aspekte umfassen, da der Pkw-Besitz mit Emotionen einhergehen kann. Da im Rahmen dieser Untersuchung die Eignung der Verkehrsmittel zur Erfüllung der individuellen Mobilitätsbedürfnisse analysiert werden soll, wird der Fokus auf einen funktionalen Vergleich von privaten Pkw und CarSharing-Fahrzeugen gelegt. Die meisten Studien kommen zudem zu dem Ergebnis, dass CarSharing-Kund*innen eine pragmatische Fahrzeugnutzung aufweisen und Automobile i.d.R. nicht als Statussymbol betrachten [vgl. Lempert et al. (2019), S.144ff; Infas (2016b), S.16; Tils et al. (2015), S.86]. Die wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit wird definiert als:

„Wahrgenommene Wertigkeit von CarSharing hinsichtlich der eigenen Mobilitätsbedürfnisse im Vergleich zum Besitz und der Nutzungsmöglichkeit privater Pkw“

In der Konstruktdefinition wird berücksichtigt, dass zwischen den Nutzungsparteien Konkurrenzsituationen hinsichtlich der Pkw-Nutzung existieren können und der reine Besitz privater Fahrzeuge daher keine uneingeschränkte Nutzungsmöglichkeit impliziert [vgl. Bailey (1984), S.125].

Das Konstrukt der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit wird in der Literatur bislang kaum bzw. in abgewandelter Form verwendet. Fritze et al. (2020) sowie Lamberton & Rose (2012) verwenden in ihren Arbeiten ein Konstrukt, das die Substituierbarkeit privater Pkw durch das CarSharing darstellt [vgl. Fritze et al. (2020), S.374; Lamberton & Rose (2012), S.115]. Im Gegensatz zu der in dieser Arbeit verwendeten wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit fokussiert das Substituierbarkeitskonstrukt den Wertigkeitsvergleich jedoch nicht auf die Mobilität der CarSharing-Kund*innen und deckt daher nicht den vollen Definitionsumfang ab.

Im Evaluationsstandard des Bundesverbandes CarSharing wird zudem die Verwendung eines Items empfohlen, das die Vollwertigkeit des CarSharings gegenüber privaten Fahrzeugen erfragt [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.8]. Weitere Parallelen existieren zu dem Konstrukt des psychologischen Eigentums bzw. Besitzempfindens (engl.: psychological ownership). Hierbei handelt es sich um „the state in which individuals feel as though the target of ownership or a piece of that target is theirs“ [vgl. Pierce et al. (2003), S.86]. Psychologisches Besitzempfinden kann sowohl bei materiellen als auch immateriellen Objekten auftreten [vgl. Avey et al. (2009), S.175]. In Bezug auf das CarSharing kann das Angebot als psychologisches Substitut für den physischen Besitz von Automobilen fungieren [vgl. Fritze et al. (2020), S.368].

Fritze et al. (2020) benennen die Vertrautheit mit dem Objekt, die Identitätswahrnehmung sowie eine gemeinschaftliche Identifikation als Antezedenzen von psychologischem Besitzempfinden. Das Bedürfnis, die eigene Identität durch Objekte zum Ausdruck zu bringen, hat den höchsten Einfluss auf das psychologische Eigentum [vgl. Fritze et al. (2020), S.380]. In mehreren Arbeiten wird empirisch gezeigt, dass Kund*innen, die bezüglich des CarSharings ein psychologisches Besitzempfinden aufweisen, das Angebot häufiger nutzen und langfristig eigene Fahrzeuge ersetzen [vgl. ebd., S.369 & S.379; Sowik & Henkel (2017), S.6].

Für das Konstrukt der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit wird eine eindimensionale Struktur angenommen. Die neun zur Messung des Konstruktes verwendeten Items befinden sich in Tabelle 34. Drei der neun Items sind negativ gepolt (Items 3, 5, 8) und werden im Zuge der Modellierung reskaliert.

Tabelle 34: Operationalisierung der wahrgenommenen Privat-Pkw-Gleichwertigkeit

Nr.	Item	p_{sa}	c_{sv}	I-CVI	Quelle (in Anlehnung an)
1	Das CarSharing kann meiner Meinung nach als mindestens gleichwertiger Ersatz für den Besitz eines privaten Pkws angesehen werden.	1,00	1,00	1,00	Bundesverband CarSharing (2021b); Wong & Rinderer (2020); Fritze et al. (2020); Lamberton & Rose (2012)
2	Das CarSharing bietet mir für meine Mobilität einen vergleichbaren Nutzen wie der Besitz eines eigenen Pkws.	0,89	0,78	1,00	-
3	Mit dem Besitz eines privaten Pkws ergeben sich mehr Handlungsspielräume verglichen mit der Nutzung von CarSharing.	1,00	1,00	0,89	-
4	Mit dem CarSharing kann ich meine Ziele genauso gut erreichen wie mit privaten Pkw.	0,89	0,78	0,78	-
5	Der Besitz eines privaten Pkws bietet im Vergleich zum CarSharing mehr Mobilitätsmöglichkeiten.	0,89	0,78	1,00	-
6	Die Möglichkeit der CarSharing-Nutzung macht für mich den Besitz von privaten Pkw überflüssig.	0,78	0,67	0,78	-
7	Aufgrund des CarSharing-Angebots muss man in seiner Mobilität auf nichts verzichten, auch wenn kein privates Fahrzeug zur Verfügung steht.	0,78	0,67	0,89	-
8	Der Besitz und die Nutzung privater Pkw hat klare Vorteile gegenüber der Nutzung von CarSharing.	0,89	0,78	0,89	-
9	CarSharing trägt dazu bei, dass ich in meinem Alltag uneingeschränkt mobil sein kann, ohne einen privaten Pkw besitzen zu müssen.	0,78	0,56	0,89	-

Quelle: Eigene Darstellung

7.2 Empirische Analyse der Antezedenzen der Kund*innenbindung

Im Rahmen dieser Arbeit soll untersucht werden, ob durch die Kombination beider Angebotsformen eine höhere Bindung von Kund*innen an die CSO erzielt werden kann. Hierzu werden varianzbasierte Strukturgleichungsmodelle verwendet. Diese ermöglichen eine Analyse der Wirkzusammenhänge verschiedener Determinanten der Kund*innenbindung. In diesem Kontext soll insb. untersucht werden, ob sich durch die Kombination beider CarSharing-Angebotsformen höhere Ausprägungen bezüglich der fünf in dem Modell enthaltenen latenten Variablen realisieren lassen. Zur Identifizierung potentieller Unterschiede ist es erforderlich, die Daten zu gruppieren und jeweils eigenständige Modelle aufzustellen und in Bezug auf das Mess- und Strukturmodell zu evaluieren. Im Anschluss an die Analyse der beiden Kund*innenbindungsmodelle können mittels des MICOM-Verfahrens [vgl. Henseler et al. (2016b)] sowie der Multigruppenanalyse [vgl. Sarstedt et al. (2011)] potentiell existierende Unterschiede zwischen den Gruppen untersucht werden.

Für die Analyse werden stadtmobil-Kund*innen mit Wohnsitz in Mannheim oder Heidelberg berücksichtigt. Durch die Fokussierung auf Einwohner*innen der beiden Städte verringert sich das Risiko, dass die Modellierungsergebnisse durch raumstrukturelle Faktoren beeinflusst werden. Insgesamt 1.438 Kund*innen aus Mann-

heim und Heidelberg haben an der Online-Befragung partizipiert. Die durchgeführte Plausibilisierung des Fragebogens führt zu einer Reduzierung der Stichprobengröße um 105 Personen.¹¹³ Die Gruppierung der Proband*innen erfolgt anhand ihrer CarSharing-Nutzung.¹¹⁴ 624 Kund*innen weisen sowohl stationsbasierte als auch free-floating Buchungen auf und werden daher als Kombinerer*innen klassifiziert. 561 Kund*innen haben in den letzten zwölf Monaten ausschließlich stationsbasierte Fahrzeuge von stadtmobil Rhein-Neckar genutzt, 64 Kund*innen ausschließlich die JoeCar-Fahrzeuge. 84 Kund*innen haben keine Nutzung zu verzeichnen. Aufgrund der zu geringen Gruppengrößen in Bezug auf die free-floating Nutzer*innen sowie die Nicht-Nutzer*innen, werden nur für die beiden erstgenannten Gruppen Kund*innenbindungsmodelle aufgestellt und anschließend verglichen.

Vor Durchführung der Modellierung muss entschieden werden, wie mit fehlenden Daten umgegangen wird. Hair et al. (2022) empfehlen, die fehlenden Daten durch die Mittelwerte der gültigen Werte der Indikatoren zu ersetzen, insofern nicht mehr als fünf Prozent der Werte pro Item fehlen [vgl. Hair et al. (2022), S.62]. Da bei keinem Indikator mehr als 0,14 Prozent der Werte fehlen, wird die empfohlene Methode der Mittelwertsetzung verwendet.

7.2.1 Analyse des Kund*innenbindungsmodells der stationsbasierten Nutzer*innen

Für die Analyse der Bindung von Kund*innen, die ausschließlich stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge genutzt haben, können die Antworten von 561 Proband*innen verwendet werden. Der Stichprobenumfang ist wesentlich größer als die durchschnittliche Stichprobengröße von PLS-Studien, die Hair et al. (2012) mit 211 Beobachtungen angeben [vgl. Hair et al. (2012), S.420]. Um sicherzustellen, dass die Stichprobengröße dennoch ausreichend ist, um in der Grundgesamtheit vorliegende Effekte auch tatsächlich identifizieren zu können, wird zur Bestimmung der Mindeststichprobengröße die von Kock & Hadaya (2018) vorgeschlagene, inverse Quadratwurzelmethode verwendet. Bei 561 Proband*innen muss die Höhe des niedrigsten signifikanten Pfadkoeffizienten mindestens 0,104 betragen. Da vor Durchführung der Modellierung keine Informationen über die Höhe der Pfadkoeffizienten vorliegen, werden vergleichbare Studien recherchiert. Hoffmann (2009) untersucht im Rahmen seiner Dissertation ebenfalls die Kund*innenbindung von CarSharing-Kund*innen und berücksichtigt Einflussgrößen wie die Kund*innenzufriedenheit. Der niedrigste Pfadkoeffizient weist eine Höhe von 0,36 auf. Setzt man diesen Parameter in die Formel ein, ergibt sich eine Mindeststichprobengröße von 48 Proband*innen. Es kann daher davon ausgegangen werden, dass der vorliegende Stichprobenumfang ausreichend ist.

Im Folgenden erfolgt zunächst die Beurteilung des Messmodells. Anschließend wird das Strukturmodell evaluiert. Die Strukturgleichungsmodellierung erfolgt mittels des Statistikprogramms SmartPLS (Version 3.3.3) [Ringle et al. (2015)]. Für die Schätzung des reflektiv spezifizierten Messmodells wird Modus A verwendet. Als Gewichtungsschema wird die empfohlene Pfadgewichtungs-Methode genutzt [vgl. Hair et al. (2022), S.90].¹¹⁵ Da das PLS-Verfahren eine identische Skalierungsrichtung erfordert, erfolgt eine Reskalierung der drei negativ gepoolten Items des Konstrukts der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit [vgl. ebd., S.95].

7.2.1.1 Evaluierung des Messmodells

Im Rahmen der Evaluierung des Messmodells werden die Reliabilität und Validität der verwendeten Skalen geprüft. Aufgrund der Vorgehensweise bei der Skalenentwicklung kann das Vorliegen von Inhalts- sowie Augenscheinvalidität als gegeben angenommen werden. Eine quantitative Evaluation lässt sich in Bezug auf die Indikatorreliabilität, die Interne-Konsistenz-Reliabilität, die Konvergenzvalidität sowie die Diskriminanzvalidität durchführen. Das im Folgenden beschriebene Vorgehen orientiert sich an den in Hair et al. (2022) dargestellten Schritten der konfirmatorischen Komponentenanalyse [vgl. Hair et al. (2022), S.109ff].

¹¹³ Im Rahmen der Plausibilisierung werden bspw. Proband*innen entfernt, bei denen die Angabe der stadtmobil-Kund*innennummer fehlt sowie Proband*innen, die das CarSharing-Angebot ausschließlich für gewerbliche Zwecke nutzen. Proband*innen, bei denen mehr als 15 Prozent der Fragebogen-Items nicht ausgefüllt wurden, werden gemäß den Empfehlungen von Hair et al. (2022) ebenfalls gelöscht [vgl. Hair et al. (2022), S.62].

¹¹⁴ Da die Befragung im März 2022 stattgefunden hat und die stadtmobil-Nutzungsdaten nur bis zum Jahr 2019 zur Verfügung standen, erfolgt die Eingruppierung auf Basis der Angaben der Proband*innen zum Nutzungsverhalten in den letzten zwölf Monaten. Konkret wurde danach gefragt, welche CarSharing-Formen im letzten Jahr gebucht wurden.

¹¹⁵ Der PLS-Algorithmus konvergiert nach sechs Iterationsschritten auf Basis des eingestellten Stopp-Kriteriums von 10^{-7} .

Tabelle 35: Indikatorladungen der fünf Konstrukte

Item	Kund*innen- bindung	Kund*innen- zufriedenheit	Wahrg. CS- Fahrzeug- verfügbarkeit	Wahrg. Mobilitäts- nutzen	Wahrg. Pkw- Gleichwertig- keit
KB_1	0,413				
KB_2	0,609				
KB_3	0,786				
KB_4	0,807				
KB_5	0,664				
KB_6	0,744				
KB_7	0,750				
KB_8	0,617				
KB_9	0,660				
KB_10	0,649				
KZ_1		0,835			
KZ_2		0,748			
KZ_3		0,905			
KZ_4		0,890			
KZ_5		0,824			
WCFV_1			0,828		
WCFV_2			0,856		
WCFV_3			0,708		
WCFV_4			0,891		
WCFV_5			0,803		
WMN_1				0,720	
WMN_2				0,823	
WMN_3				0,723	
WMN_4				0,813	
WMN_5				0,797	
WPG_1					0,678
WPG_2					0,797
WPG_3					0,881
WPG_4					0,843
WPG_5					0,875
WPG_6					0,797
WPG_7					0,706
WPG_8					0,743
WPG_9					0,746

Quelle: Eigene Darstellung, Indikatorladungen $\geq 0,708$ in Grün, Indikatorladungen $\geq 0,6$ in Gelb, Indikatorladungen $< 0,6$ in Rot

Zunächst werden die äußeren Ladungen der manifesten Variablen geprüft, die im Idealfall Werte größer 0,708 aufweisen sollten, was einer Indikatorreliabilität von mindestens 0,5 entspricht. Wie aus Tabelle 35 ersichtlich wird, ist die erklärte Varianz zwischen den Indikatoren und dem Konstrukt nur bei 27 der 34 Indikatoren größer als die Messfehlervarianz. Sieben Indikatoren weisen Indikatorladungen kleiner als 0,708 auf. Insbesondere manche Indikatoren zur Messung des Konstruktes der Kund*innenbindung erweisen sich als problematisch. Für die Entscheidung, ob die entsprechenden Indikatoren eliminiert oder beibehalten werden sollen, werden die Auswirkungen auf die Kenngrößen der internen Konsistenz sowie der Konvergenzvalidität betrachtet [vgl. Hair et al. (2022), S.117]. Gemäß Chin (1998b) sind Ladungen größer als 0,6 noch zu akzeptieren [vgl. Chin (1998b), S.xiii]. Indikatoren mit Ladungen unter 0,4 sollten hingegen grundsätzlich gelöscht werden [vgl. Hair et al. (2022), S.117; Götz et al. (2010), S.695; Homburg & Giering (1996), S.13]. Dies ist bei keinem der Indikatoren der Fall.

Item KB_1 weist jedoch eine äußere Ladung auf, die nur knapp über dem kritischen Grenzwert liegt. Das Item erfasst, ob die Kund*innen – seit ihrer Anmeldung bei stadtmobil Rhein-Neckar – immer versucht haben, Car-Sharing-Fahrzeuge dieses Anbieters zu buchen, wenn ein zu mietendes Fahrzeug benötigt wurde. Das Item stellt folglich einen verhaltensorientierten, retrospektiven Indikator dar, mittels dessen das bisherige Nutzungs- bzw. Bindungsverhalten erfasst werden soll. Die geringe Indikatorladung zeigt, dass das Item eine geringe Eignung zur Messung der Kund*innenbindung aufweist. Als Erklärungsansatz kann die verwendete Formulierung des Items angeführt werden. Da in den Städten Mannheim und Heidelberg kein gleichwertiges CarSharing-Angebot existiert, wurde der Vergleich auf zu mietende Fahrzeuge ausgeweitet. Der Terminus „ein zu mietendes Fahrzeug“ anstelle der Bezeichnung „Mietwagen“ wurde bewusst gewählt, da die Angebote von Carsharing-Unternehmen und Autovermietungen nicht deckungsgleich sind. Es kann angenommen werden, dass die gewählte Bezeichnung auf einige Proband*innen verwirrend gewirkt haben könnte. Darüber hinaus begrenzt die Formulierung den Nutzungsfall nicht auf die Rhein-Neckar-Region, in der die untersuchte CSO tätig ist. So ist es bspw. möglich, dass Proband*innen seit ihrer Anmeldung bei stadtmobil Fahrzeuge von CarSharing-Anbietern genutzt haben, die in anderen Städten tätig sind. Folglich ist das Item in der vorliegenden Fassung nur begrenzt geeignet, um die Kund*innenbindung – im Sinne der in Kapitel 7.1.1.1 erarbeiteten Definition – zu erfassen.

Während in Bezug auf die interne Konsistenz die erforderlichen Grenzwerte erfüllt werden, führt die Verwendung aller zehn Items dazu, dass die durchschnittlich erfasste Varianz des Kund*innenbindungs-Konstruktes unter 0,5 beträgt, was eine nicht hinnehmbare Verletzung der Konvergenzvalidität darstellt. Es fällt daher die Entscheidung, das problematische Item auszuschließen. Da die durchschnittlich erfasste Varianz nach Löschung des Items immer noch unter dem Grenzwert liegt, werden sukzessive diejenigen Indikatoren mit den geringsten äußeren Ladungen herangezogen und die Auswirkungen auf die Konvergenzvalidität geprüft [vgl. Hair et al. (2022), S.117; Homburg & Giering (1996), S.12; Churchill (1979), S.68].

Das Item KB_2 weist mit einem Wert von 0,609 die zweitniedrigste Indikatorladung auf. Mittels des Items wird das bisherige Weiterempfehlungsverhalten der Kund*innen erfasst. Eine Bereinigung der Kund*innenbindungsskala um den entsprechenden Indikator führt zu einer Erhöhung der Konvergenzvalidität auf 0,519, die somit über dem erforderlichen Grenzwert liegt. Die Löschung der beiden Items bewirkt, dass die ex post-Dimension der Kund*innenbindung nicht mehr unmittelbar enthalten ist. Mittels Item KB_10, das der Selbsteinschätzung der Loyalität durch die Kund*innen dient und somit auch retrospektives Verhalten umschließt, wird die vergangenheitsbezogene Bindung zumindest indirekt erfasst. In der vorliegenden Arbeit wird die Kund*innenbindung folglich hauptsächlich über die Verhaltensabsicht abgebildet. Eine geringe Korrelation retrospektiver und prospektiver Indikatoren der Kund*innenbindung und die damit einhergehende Notwendigkeit der Löschung vergangenheitsbezogener Items wird auch in anderen empirischen Arbeiten berichtet [vgl. z.B. Naskrent (2010), S.252f].

Für die Wahl eindimensionaler Ansätze, in denen die Kund*innenbindung über Verhaltensabsichten gemessen wird, lassen sich auch kausaltheoretische Gründe anführen. Die aktuelle Zufriedenheit hat nach Auffassung von Giering (2000) nicht per se einen Effekt auf das vergangene Verhalten [vgl. Giering (2000), S.17; ähnlich argumentiert auch Neumann (2007), S.163]. Kund*innenzufriedenheit kann als dynamischer Prozess aufgefasst werden [vgl. Töpfer (2008b), S.327; Kummer & Probst (2001), S.347f; Siefke (1998), S.80ff]. Da das erwartete Leistungsniveau im Zeitverlauf nicht konstant bleiben muss [vgl. Homburg & Stock-Homburg (2008), S.27f], kann die Kund*innenzufriedenheit eine gewisse zeitliche Instabilität aufweisen [vgl. Hölzing (2008), S.15f; Festge (2006), S.35; Schnippe (2000), S.143; Töpfer (1999b), S.312; Matzler (1997), S.110]. Es erscheint daher fraglich, im Zuge der Modellierung einen kausalen Zusammenhang zwischen der aktuellen Kund*innenzufriedenheit und der auf vergangenem Verhalten basierenden Kund*innenbindung herzustellen.

Tabelle 36: Indikatorladungen der Kund*innenbindung nach Löschung zweier Items

Item	Kund*innen- bindung
KB_3	0,812
KB_4	0,827
KB_5	0,647
KB_6	0,706
KB_7	0,779
KB_8	0,624
KB_9	0,674
KB_10	0,665

Quelle: Eigene Darstellung

Nach Löschung der Items KB_1 und KB_2 weisen alle Indikatoren äußere Ladungen von über 0,6 auf (vgl. Tabelle 36).¹¹⁶ Mittels des Bootstrapping-Verfahrens werden zudem die Signifikanzen der äußeren Ladungen bestimmt. Diese sind allesamt hochsignifikant. Die Indikatorreliabilität kann daher – nach Optimierung der Kund*innenbindungsskala – als erfüllt angenommen werden.

In Tabelle 37 sind die drei Kennwerte der Internen-Konsistenz-Reliabilität dargestellt. Diese liegen allesamt über dem unteren Grenzwert von 0,7 und unter dem oberen Grenzwert von 0,95 [vgl. Hair et al. (2019), S.8]. Es liegt folglich eine hohe interne Konsistenz der Skalen vor. Die durchschnittlich erfasste Varianz aller Konstrukte liegt bei über 50 Prozent. Das Kriterium der Konvergenzvalidität ist daher ebenfalls erfüllt.

Tabelle 37: Prüfung der Internen-Konsistenz-Reliabilität und der Konvergenzvalidität

Konstrukt	Cronbach's Alpha	ρ_A	Composite- Reliabilität	AVE
Kund*innenbindung	0,865	0,874	0,895	0,519
Kund*innenzufriedenheit	0,896	0,898	0,924	0,709
Wahrg. CS-Fahrzeugverfüg.	0,876	0,887	0,910	0,672
Wahrg. Mobilitätsnutzen	0,836	0,840	0,884	0,605
Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit	0,923	0,933	0,936	0,621

Quelle: Eigene Darstellung

Zur Prüfung der Diskriminanzvalidität werden in Tabelle 38 sowohl das Fornell-Larcker-Kriterium (FLK) sowie das Heterotrait-Monotrait-Verhältnis (HTMT) dargestellt. Gemäß des weniger reliablen Fornell-Larcker-Kriteriums muss die Quadratwurzel der durchschnittlich erfassten Varianz eines Konstruktes größer sein als jedwede Korrelation mit den anderen latenten Variablen. Diese Bedingung ist im vorliegenden Fall erfüllt, so dass das Vorliegen von Diskriminanzvalidität angenommen werden kann. Die Prüfung der HTMT-Werte bestätigt dies. Diese liegen allesamt unter dem Grenzwert von 0,85. Mittels Bootstrapping erzeugter Konfidenzintervalle lässt sich zudem zeigen, dass der HTMT-Wert – bei Annahme einer fünfprozentigen Fehlerwahrscheinlichkeit – signifikant niedriger als der Grenzwert von 0,85 ist [vgl. Hair et al. (2022), S.133f; Henseler et al. (2015), S.122]. Die latenten Variablen stellen folglich eigenständige Konstrukte dar. Zusammenfassend erfüllt das Messmodell – nach Eliminierung der beiden Items der Kund*innenbindung – die erforderlichen Reliabilitäts- und Validitätskriterien.

¹¹⁶ Da sich die äußeren Ladungen der anderen vier Konstrukte durch die Löschung der beiden Items der Kund*innenbindungsskala nicht verändern, werden in der Tabelle nur die Indikatorladungen der Kund*innenbindung dargestellt.

Tabelle 38: Prüfung der Diskriminanzvalidität

Lat. V.	Kund*innenbindung		Kund*innenzufriedenheit		Wahrg. CS-Fahrzeugverfüg.		Wahrg. Mobilitätsnutzen		Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit	
	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT
KB	0,720	-	-	-	-	-	-	-	-	-
KZ	0,680	0,767	0,842	-	-	-	-	-	-	-
WCFV	0,405	0,465	0,583	0,655	0,820	-	-	-	-	-
WMN	0,632	0,738	0,642	0,739	0,367	0,426	0,778	-	-	-
WPG	0,450	0,498	0,580	0,631	0,377	0,412	0,469	0,520	0,788	-

Quelle: Eigene Darstellung

7.2.1.2 Evaluierung des Strukturmodells

Im Zuge der Beurteilung des Strukturmodells wird zunächst das Vorliegen von Multikollinearität geprüft, da eine zu hohe Korrelation zwischen den Konstrukten zu verzerrten Schätzungen der Gewichte oder unerwarteten Vorzeichen führen kann [vgl. Hair et al. (2020), S.106; Henseler et al. (2016a), S.11]. Die VIF-Werte sind allesamt niedriger als der Grenzwert von drei. Die Korrelationen zwischen den latenten Variablen sind folglich nicht problematisch. Ein Erfordernis zum Zusammenfassen stark korrelierender Variablen zu höherdimensionalen Konstrukten besteht daher nicht.

Zur Prüfung, ob zwischen den latenten Variablen nichtlineare Zusammenhänge existieren, werden paarweise die jeweiligen Konstruktwerte in Streudiagrammen abgetragen [vgl. Hair et al. (2018), S.68].¹¹⁷ Die Analyse zeigt, dass eine lineare Modellierung der Strukturbeziehungen ausreichend ist. Die Streudiagramme geben keinen Hinweis auf die Existenz nichtlinearer Zusammenhänge. Hair et al. (2018) merken in diesem Kontext zudem an, dass lineare Beziehungen häufig ausreichende Approximationen nichtlinearer Zusammenhänge darstellen [vgl. ebd., S.76].

Abbildung 65 gibt Auskunft über die mittels des PLS-Verfahrens geschätzten Zusammenhänge zwischen den latenten Variablen, die sich auf Grundlage der Modellspezifikation ergeben. Die Höhe der standardisierten Pfadkoeffizienten zeigt den relativen Einfluss der exogenen Variablen an. Standardisierte Pfadkoeffizienten größer 0,2 bzw. kleiner -0,2 können als bedeutsam eingestuft werden [vgl. Chin (1998b), S.xiii]. Absolute Werte größer 0,4 gelten als sehr hoch [vgl. Jahn (2007), S.10].

Wie aus der Abbildung ersichtlich ist, existieren keine negativen Pfadkoeffizienten. Der höchste auf die Kund*innenbindung zeigende Pfadkoeffizient geht von dem Konstrukt der Kund*innenzufriedenheit aus. Durch die Erhöhung der Kund*innenzufriedenheit um eine Standardabweichung vergrößert sich die Kund*innenbindung um 0,44 Standardabweichungen. Die empirische Analyse der stationsbasierten CarSharing-Nutzer*innen bestätigt den bereits in vielen anderen verkehrswissenschaftlichen Arbeiten untersuchten positiven Zusammenhang zwischen der Zufriedenheit und der Bindung von Kund*innen [vgl. z.B. Strand & Sandell (2021), S.72; Wang et al. (2020), S.8; Widjaja et al. (2019), S.219; Hoffmann (2009), S.172].

Ebenfalls bedeutsam ist der Effekt des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens. Die latenten Variablen „wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit“ sowie „wahrgenommene Pkw-Gleichwertigkeit“ haben jedoch nur eine sehr geringe Bedeutung auf die Bindung stationsbasierter Nutzer*innen, was sich auch in den mittels Bootstrapping¹¹⁸ generierten und in Klammern angegebenen Signifikanzen zeigt. Die Pfadkoeffizienten der übrigen Strukturbeziehungen sind hochsignifikant.¹¹⁹ Die meisten der aufgeworfenen Hypothesen können bestätigt werden.

¹¹⁷ Aus Platzgründen wird auf eine Darstellung der neun Streudiagramme verzichtet.

¹¹⁸ Das Bootstrapping-Verfahren wird mittels der Perzentilmethode auf Basis von 10.000 Stichproben durchgeführt. Dem zweiseitigen Signifikanztest wird ein Signifikanzniveau von fünf Prozent zugrunde gelegt [vgl. Hair et al. (2022), S.213].

¹¹⁹ Der niedrigste signifikante Pfadkoeffizient hat einen Wert von 0,237 und liegt somit über dem erforderlichen Wert von 0,104. Die Stichprobe kann demnach ex post als ausreichend groß eingestuft werden kann.

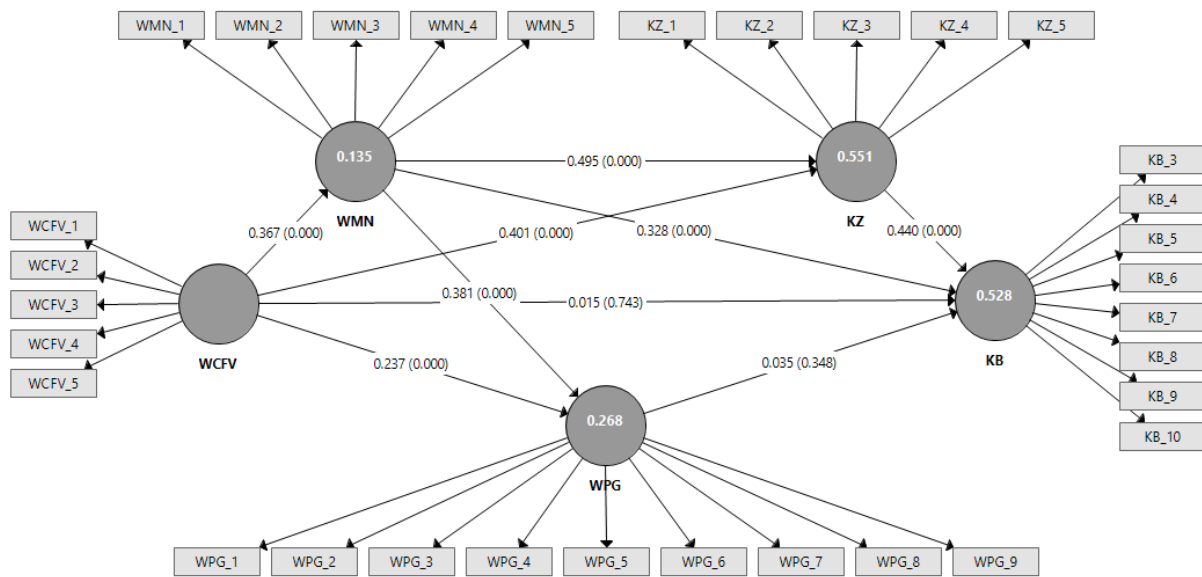


Abbildung 65: Ergebnisse des Strukturgleichungsmodells (stationsbasierte Nutzer*innen)

Quelle: Eigene Darstellung

Mittels der Berechnung von f^2 lässt sich die Effektstärke der exogenen Variablen bestimmen. Diese basiert auf der Ermittlung des sich ergebenden Bestimmtheitsmaßes des endogenen Konstruktes, wenn die exogene latente Variable ausgelassen wird. In Tabelle 39 sind die Effektstärken dargestellt. In Abhängigkeit der von Cohen (1988) vorgeschlagenen Klassifizierung werden große (grün), mittlere (gelb) und kleine (orange) Effekte unterschieden [vgl. Cohen (1988), S.413]. Grau hinterlegte Felder weisen keinen Effekt auf. Der größte Effekt geht vom wahrgenommenen Mobilitätsnutzen auf die Kund*innenzufriedenheit aus. Wie bereits durch die Analyse der Pfadkoeffizienten zu erwarten war, haben die beiden Konstrukte der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit und der CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit keinen Effekt auf die Bindung stationsbasierter Nutzer*innen.

Tabelle 39: Effektstärken

		Endogenes Konstrukt				
		Kund*innenbindung	Kund*innenzufriedenheit	Wahrg. CS-Fahrzeugverfüg.	Wahrg. Mobilitätsnutzen	Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit
Exogenes Konstrukt	KB					
	KZ	0,163				
	WCFV	0,000	0,310		0,156	0,066
	WMN	0,131	0,472			0,172
	WPG	0,002				

Quelle: Eigene Darstellung

Die direkten und indirekten Effekte auf das Zielkonstrukt der Kund*innenbindung sowie die sich aus der Addition ergebenden totalen Effekte sind in Tabelle 40 dargestellt. Den höchsten totalen Effekt weist der wahrgenommene Mobilitätsnutzen auf. Es ist plausibel, dass Kund*innen eher an die CSO gebunden sind, wenn sich für sie aus der CarSharing-Mitgliedschaft ein hoher Nutzen in Bezug auf ihre Mobilität ergibt. Das Konstrukt der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit besitzt keinen direkten Effekt auf das Zielkonstrukt. Die Fahrzeugverfügbarkeit wirkt jedoch indirekt über die Konstrukte Kund*innenzufriedenheit und wahrgenommener Mobilitätsnutzen auf die Kund*innenbindung ein. Der wahrgenommene Mobilitätsnutzen stellt eine partielle

(komplementäre) Mediatorvariable der Beziehung zwischen der Fahrzeugverfügbarkeit und der Kund*innenbindung dar. Das gleiche gilt für die Kund*innenzufriedenheit, die darüber hinaus einen mediiierenden Effekt auf die Beziehung zwischen dem wahrgenommenen Mobilitätsnutzen und der Kund*innenbindung ausübt.

In Abbildung 65 finden sich auch die Bestimmtheitsmaße der latenten Variablen, die Auskunft hinsichtlich der In-Sample Prädiktionsgüte ermöglichen [vgl. Hair et al. (2022), S.195]. Die Angabe der Höhe der Determinationskoeffizienten befindet sich innerhalb der Kreise. Die höchsten Werte erzielen die Konstrukte der Kund*innenbindung und der Kund*innenzufriedenheit. Die vier exogenen Konstrukte erklären die Varianz der Kund*innenbindung zu 52,8 Prozent. Die Beurteilung der Höhe der Bestimmtheitsmaße ist abhängig von der jeweiligen Forschungsdisziplin. Im Marketingbereich lässt sich der Erklärungsgehalt der endogenen Konstrukte durch die exogenen Variablen ab einer Höhe des Bestimmtheitsmaßes von 0,75 als substantiell bezeichnen. Bestimmtheitsmaße größer als 0,5 weisen auf eine mittlere und Bestimmtheitsmaße größer als 0,25 auf eine schwache Prädiktionsgüte hin [vgl. Hair et al. (2011), S.147]. Chin (1998a) verwendet zwar eine etwas abweichende Klassifizierung, an den Beurteilungsergebnissen ändert sich jedoch bezüglich der vorliegenden Arbeit nichts [vgl. Chin (1998a), S.323].

Tabelle 40: Direkte, indirekte und totale Effekte des Kund*innenbindungsmodells der stationsbasierten Nutzer*innen

Pfad	Direkter Effekt	Indirekter Effekt	Totaler Effekt
Kund*innenzufriedenheit KZ → KB	0,440***		0,440***
Wahrgenommene Pkw-Gleichwertigkeit WPG → KB	0,035		0,035
Wahrgenommener Mobilitätsnutzen WMN → KB WMN → KZ → KB WMN → WPG → KB	0,328***	0,218*** 0,013	0,559***
Wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit WCFV → KB WCFV → WPG → KB WCFV → KZ → KB WCFV → WMN → KB WCFV → WMN → KZ → KB WCFV → WMN → WPG → KB	0,015	0,008 0,177*** 0,182*** 0,080*** 0,005	0,405***

Quelle: Eigene Darstellung, in Anlehnung an Naskrent (2010), S.261

Die Kund*innenbindung weist demnach einen mittleren Erklärungsgehalt auf.¹²⁰ Es existieren potentiell weitere Faktoren, die einen Einfluss auf die Kund*innenbindung besitzen, die im Rahmen des Modells jedoch nicht abgebildet wurden. Denkbar wäre bspw., dass das Umweltbewusstsein der Kund*innen oder das Vertrauen in das Unternehmen Einflüsse auf ihre Bindung an die CSO aufweisen.¹²¹ Da in Bezug auf das Umweltbewusstsein oder das Vertrauen in die CSO zwischen stationsbasierten Nutzer*innen und Kombinerer*innen beider CarSharing-Systeme keine Unterschiede hypothesiert wurden, wurde auf eine Berücksichtigung solcher zusätzlichen exogenen Größen – auch im Hinblick auf die Modellkomplexität – verzichtet.

Die Kund*innenzufriedenheit weist ebenfalls einen mittleren Erklärungsgehalt auf, obwohl in dem Modell nur zwei Variablen auf sie einwirken. Mehr als die Hälfte der Varianz der Kund*innenzufriedenheit von stationsbasierten Nutzer*innen kann durch die beiden Konstrukte wahrgenommener Mobilitätsnutzen und wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit erklärt werden. In Anbetracht der geringen Anzahl an Determinanten stellt dies einen relativ hohen Wert dar. Es kann angenommen werden, dass Faktoren wie die Einfachheit der Nutzung oder die wahrgenommene Service-Qualität der CSO ebenfalls Einflüsse auf die Zufriedenheit der

¹²⁰ In diesem Kontext kann angeführt werden, dass die Verwendung von Modus B im Rahmen des Schätzprozesses tendenziell zu höheren Bestimmtheitsmaßen führt. Der im Rahmen dieser Arbeit verwendete Modus A führt hingegen zu höheren Ladungen [vgl. Dolce et al. (2017), S.159].

¹²¹ Weitere potentielle Einflussgrößen der Kund*innenbindung wurden in Kapitel 7.1.2 diskutiert.

Kund*innen darstellen. Auf eine Integration wurde jedoch wegen des bereits im vorangegangenen Absatz aufgeführten Grundes verzichtet.

Das Konstrukt der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit hat dieselben beiden Determinanten wie das Konstrukt der Kund*innenzufriedenheit, weist jedoch einen schwächeren Erklärungsgehalt auf. Es kann angenommen werden, dass bei manchen Kund*innen auch emotionale und soziale Faktoren mit dem Pkw-Besitz verbunden sind, die daher potentiell einen Einfluss auf die Gleichwertigkeitswahrnehmung besitzen. Die geringe Höhe des Bestimmtheitsmaßes des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens ist darauf zurückzuführen, dass dieses Konstrukt im vorliegenden Modell nur durch eine exogene Variable erklärt wird.

Als letzter Evaluationschritt wird die Out-of-Sample-Prädiktionsgüte des Modells bestimmt. Diese ist insofern bedeutsam, da das PLS-Verfahren eine Prognoseorientierung aufweist [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.79]. Als Zielkonstrukt fungiert die Kund*innenbindung. Die mittels der Blindfolding-Prozedur ermittelten Werte für Stone-Geisser's Q^2 sind allesamt über null. Dem Modell kann folglich eine Prognoserelevanz zugesprochen werden. In Tabelle 41 sind zudem die Ergebnisse des PLSpredict-Verfahrens dargestellt, das auf einem Kreuzvalidierungsansatz basiert.¹²² Der Vergleich der über das PLSpredict sowie ein lineares Regressionsmodell ermittelten RMSE- sowie MAE-Werte gibt Auskunft über die Prognosefähigkeit des aufgestellten Modells. Die beiden Kriterien kommen jedoch zu unterschiedlichen Ergebnissen. In Bezug auf den RMSE weist das naive Benchmark bei den meisten Indikatoren höhere Werte auf. Gemäß des RMSE kann daher von einer mittleren Prognosefähigkeit des Modells ausgegangen werden. Der MAE deutet hingegen auf eine geringe Prognosefähigkeit hin. Da die Verteilung der Vorhersagefehler nicht symmetrisch ist, wird stellt der MAE das geeignetere Gütemaß dar [vgl. Hair et al. (2022), S.201; Shmueli et al. (2019), S.2327f].

Tabelle 41: Prüfung der Out-of-Sample-Prädiktionsgüte

	RMSE		MAE	
	PLS	LM	PLS	LM
KB_3	0,607	0,608	0,446	0,450
KB_4	0,599	0,600	0,441	0,435
KB_5	0,764	0,765	0,583	0,573
KB_6	0,907	0,907	0,674	0,669
KB_7	0,811	0,811	0,608	0,619
KB_8	1,098	1,103	0,940	0,929
KB_9	1,145	1,149	0,937	0,934
KB_10	1,084	1,090	0,827	0,833

Quelle: Eigene Darstellung

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das spezifiziertere Strukturgleichungsmodell zur Messung der Bindung stationsbasierter Nutzer*innen sowohl in Bezug auf das Mess- als auch das Strukturmodell über eine ausreichende Güte verfügt. Das Modell ist in der Lage, die den erhobenen Daten zugrundeliegende Struktur zu beschreiben [vgl. Naskrent (2010), S.265]. Einzig die Kund*innenbindungsskala musste im Zuge der Evaluierung angepasst werden. Das Konstrukt der Kund*innenbindung beinhaltet in der vorliegenden Arbeit hauptsächlich eine ex ante-Ausrichtung. Das Modell weist zwar eine Prognoserelevanz auf, die Vorhersagefähigkeit in Bezug auf das Zielkonstrukt ist jedoch gering. An dieser Stelle sei erneut darauf hingewiesen, dass der Vergleich der stationsbasierten Nutzer*innen und der Kombinerer*innen beider Systeme im Vordergrund der Modellierung steht und eine bestmögliche Modellierung der Kund*innenbindung – und das damit verbundene Erfordernis der Berücksichtigung weiterer Determinanten – nicht das primäre Ziel der Arbeit darstellt. Die Ergebnisse können daher als zufriedenstellend beurteilt werden.

¹²² Gemäß den Empfehlungen von Hair et al. (2022) wird die PLSpredict-Prozedur mit zehn Teildatensätzen und zehn Wiederholungen durchgeführt [vgl. Hair et al. (2022), S.224].

7.2.2 Analyse des Kund*innenbindungsmodells der Kombinierer*innen

Analog zu der Analyse der Bindung stationsbasierter Kund*innen werden im Folgenden Kund*innen untersucht, die auf Fahrzeuge beider CarSharing-Formen zurückgreifen. Die Stichprobengröße ist mit 624 Proband*innen etwas größer im Vergleich zu den stationsbasierten Nutzer*innen. Die bereits beschriebenen Einstellungen des PLS-Verfahrens werden auch für die Analyse der Kund*innenbindung der Kombinierer*innen verwendet. Um einen Vergleich mit den Daten der stationsbasierten Nutzer*innen zu ermöglichen, wird die angepasste Kund*innenbindungsskala verwendet, die nur acht der ursprünglich zehn Items enthält.

7.2.2.1 Evaluierung des Messmodells

Im Rahmen der Evaluierung des Messmodells werden erneut die Indikatorreliabilität, die Interne-Konsistenz-Reliabilität, die Konvergenzvalidität sowie die Diskriminanzvalidität überprüft. Da die Schritte der konfirmatorischen Komponentenanalyse kongruent zu der bereits in Kapitel 7.2.1.1 detailliert beschriebenen Vorgehensweise sind, werden im Folgenden nur die wesentlichen Evaluationsergebnisse dargestellt. Aus Platzgründen befinden sich die Tabellen zur Veranschaulichung der Reliabilitäts- und Validitätskennwerte in Anhang B. Im Vergleich zu den Daten der stationsbasierten Nutzer*innen existieren mehr manifeste Variablen, die einen höheren erklärten als nicht erklärten Varianzanteil zwischen Indikator und Konstrukt aufweisen. Alle äußeren Ladungen liegen über dem von Chin (1998b) akzeptierten Grenzwert von 0,6 [vgl. Chin (1998b), S.xiii].

Cronbach's Alpha, das von Dijkstra & Henseler (2015) eingeführte ρ_A sowie die Composite-Reliabilität weisen Werte über 0,7 und unter 0,95 auf. Es kann daher von einer hohen internen Konsistenz der Skalen ausgegangen werden. Die durchschnittlich erfasste Varianz aller fünf Konstrukte liegt über dem Grenzwert von 50 Prozent. Das Kriterium der Konvergenzvalidität ist folglich erfüllt. Die Existenz von Diskriminanzvalidität wird erneut mittels des Fornell-Larcker-Kriteriums und des Heterotrait-Monotrait-Verhältnisses bestimmt. Das erstgenannte Kriterium ist erfüllt, da die durchschnittlich erfasste Varianz der Konstrukte größer ist als die quadrierte Korrelation mit den anderen latenten Variablen. Auch die HTMT-Werte sind niedriger als der Grenzwert von 0,85. Berücksichtigt man jedoch die mittels Bootstrapping erzeugten Konfidenzintervalle, dann zeigt sich in Bezug auf die Konstrukte der Kund*innenzufriedenheit und der Kund*innenbindung, dass das 95-Prozent-Quantil einen Wert von 0,856 aufweist und damit knapp über dem Grenzwert liegt. Der HTMT-Wert ist daher nicht signifikant niedriger als 0,85. Gemäß Hair et al. (2022) sind Werte bis 0,9 jedoch hinnehmbar [vgl. Hair et al. (2022), S.123]. Es kann daher von Diskriminanzvalidität ausgegangen werden, wenngleich sich die Konstrukte der Kund*innenbindung und Kund*innenzufriedenheit ähneln. Die Differenzierung in zwei eigenständige Konstrukte wurde in einer Vielzahl von Studien empirisch bestätigt.

7.2.2.2 Evaluierung des Strukturmodells

Im Rahmen der Modellierung des Strukturmodells wird erneut zunächst die Existenz von Multikollinearität geprüft. Hierzu werden die VIF-Werte untersucht. Diese liegen unter dem Grenzwert von drei, was bestätigt, dass keine problematischen Korrelationen zwischen den latenten Variablen existieren. Eine visuelle Analyse der Konstruktwerte in bivariaten Streudiagrammen validiert die gewählte Spezifikation linearer Zusammenhänge [vgl. Hair et al. (2018), S.68]. In Abbildung 66 sind die Ergebnisse des PLS-Verfahrens dargestellt.

Die Höhe der standardisierten Pfadkoeffizienten unterscheidet sich zum Teil von den in Abbildung 65 dargestellten Pfadkoeffizienten. Ob signifikante Unterschiede vorliegen, soll im Rahmen der Multigruppenanalyse im nachfolgenden Kapitel untersucht werden. Anders als im Modell der stationsbasierten Nutzer*innen existiert ein – nicht zu erwartender – negativer Pfadkoeffizient. Der Effekt der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit auf die Kund*innenbindung ist jedoch sehr niedrig und zudem nicht signifikant und daher vernachlässigbar. Alle anderen Variablenzusammenhänge sind positiv und signifikant, wodurch die meisten der aufgeworfenen Hypothesen bestätigt werden. Ein Unterschied zu dem Modell der stationsbasierten Nutzer*innen existiert hinsichtlich der Beziehung zwischen der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit und dem Konstrukt der Kund*innenbindung. Die Beziehung ist bei den Kombinierer*innen beider CarSharing-Formen auf dem 5-Prozent-Signifikanzniveau signifikant. Berücksichtigt man die Effektstärke f^2 , dann liegt der Wert für das exogene Konstrukt jedoch unter dem Grenzwert von 0,02, der einen schwachen Effekt implizieren würde (siehe Tabelle B8 in Anhang B) [vgl. Cohen (1988), S.413].

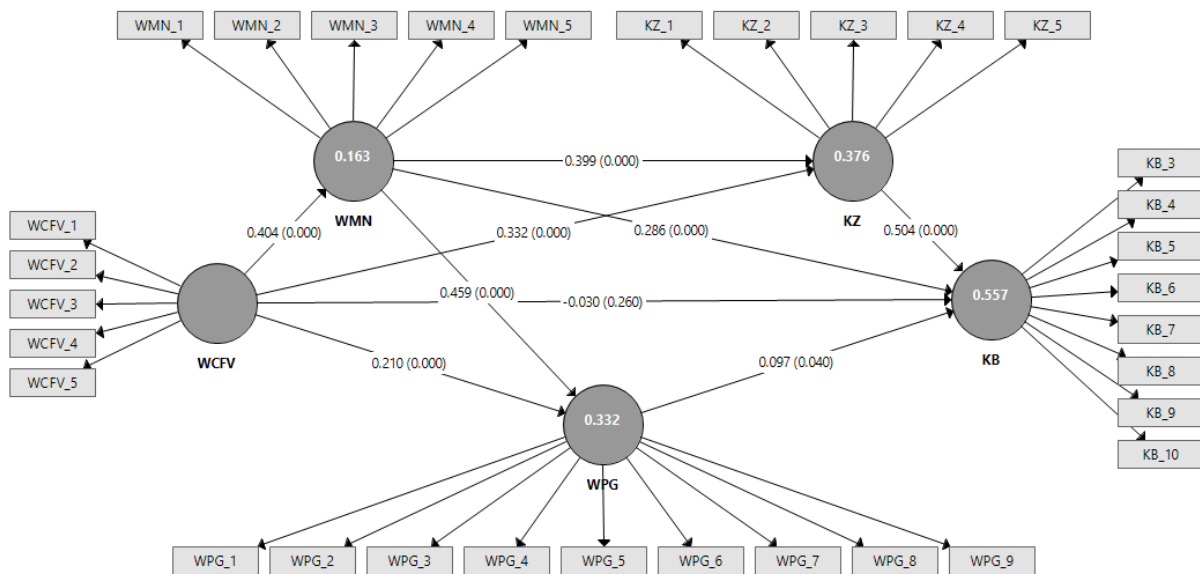


Abbildung 66: Ergebnis des Strukturgleichungsmodells (Kombinierer*innen)

Quelle: Eigene Darstellung

Den höchsten totalen Effekt weist erneut das Konstrukt des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens auf, gefolgt von der Kund*innenzufriedenheit, der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit und der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit (siehe Tabelle 42). In Bezug auf die direkten und indirekten Effekte gibt es drei Unterschiede zum Modell der stationsbasierten Nutzer*innen. Der direkte Effekt der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit auf die Kund*innenbindung ist signifikant. Das erstgenannte Konstrukt fungiert zudem als Mediator der Beziehung zwischen dem wahrgenommenen Mobilitätsnutzen und der Kund*innenbindung. Über die mediiierende Variablen des Mobilitätsnutzens und der Pkw-Gleichwertigkeit ist darüber hinaus auch der indirekte Effekt der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit auf die Kund*innenbindung signifikant. Dies stellt einen seriellen mediiierenden Effekt dar. Die drei weiteren partiellen (komplementären) Mediatoreffekte sind identisch mit dem Modell der stationsbasierten Nutzer*innen.

Tabelle 42: Direkte, indirekte und totale Effekte des Kund*innenbindungsmodells der Kombinierer*innen

Pfad	Direkter Effekt	Indirekter Effekt	Totaler Effekt
Kund*innenzufriedenheit KZ → KB	0,504***		0,504***
Wahrgenommene Pkw-Gleichwertigkeit WPG → KB	0,097*		0,097*
Wahrgenommener Mobilitätsnutzen WMN → KB WMN → KZ → KB WMN → WPG → KB	0,286***	0,201*** 0,044	0,532***
Wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit WCFV → KB WCFV → WPG → KB WCFV → KZ → KB WCFV → WMN → KB WCFV → WMN → KZ → KB WCFV → WMN → WPG → KB	-0,030	0,020 0,167*** 0,161*** 0,081*** 0,018*	0,372***

Quelle: Eigene Darstellung, in Anlehnung an Naskrent (2010), S.261

Für die Beurteilung der In-Sample Prädiktionsgüte werden erneut die Determinationskoeffizienten der endogenen Konstrukte herangezogen. Die Out-of-Sample Prädiktionsfähigkeit erfolgt auf Basis von Stone-Geisser's Q²

sowie auf dem Vergleich der mittels des PLSpredict-Verfahrens sowie des linearen Regressionsmodells ermittelten RMSE- und MAE-Werte. Die drei Konstrukte der Kund*innenbindung, des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens sowie der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit weisen im Vergleich zu dem Modell der stationsbasierten Nutzer*innen einen etwas höheren Erklärungsgehalt auf. In Bezug auf das Zielkonstrukt werden durch die vier exogenen Variablen 55,7 Prozent der Varianz erklärt. Das höhere Bestimmtheitsmaß der wahrgenommenen Pkw-Gleichwertigkeit ist insbesondere auf den stärkeren Einfluss des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens zurückzuführen. Im Vergleich zu dem Modell der stationsbasierten Nutzer*innen wird die Kund*innenzufriedenheit durch die beiden Determinanten „CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit“ sowie „wahrgenommener Mobilitätsnutzen“ hingegen deutlich schlechter erklärt. Es liegt daher nahe, dass weitere Faktoren existieren, die einen Einfluss auf die Zufriedenheit der Kombinerer*innen mit ihrer CarSharing-Mitgliedschaft haben. Es wird daher empfohlen, im Rahmen qualitativer Untersuchungen weitere Determinanten der Kund*innenzufriedenheit zu identifizieren und zu prüfen, ob der Zufriedenheitsbildung der CarSharing-Gruppen unterschiedliche Faktoren zugrunde liegen.

Die mittels der Blindfolding-Prozedur ermittelten Werte für Stone-Geisser's Q^2 sind allesamt über null. Das Modell weist folglich eine Prognoserelevanz auf. Die Beurteilung der Güte der Prognosefähigkeit erfolgt auf Basis des PLSpredict-Ansatzes. Die ermittelten RMSE- und MAE-Werte werden mit dem naiven Benchmark verglichen. Die Gegenüberstellung der Werte befindet sich in Tabelle B9 in Anhang B. Da sowohl bei dem RMSE als auch dem MAE mindestens die Hälfte der Werte der PLSpredict-Prozedur niedriger sind als die Werte des linearen Regressionsmodells, kann von einer mittleren Prognosegüte des spezifizierten Strukturgleichungsmodells ausgegangen werden. Das Modell ist folglich besser geeignet, die Bindung von Kombinerer*innen beider Systeme vorherzusagen, als damit die Bindung von stationsbasierten Nutzer*innen zu prognostizieren.

7.2.3 Analyse der Existenz von Gruppenunterschieden

Das primäre Ziel der Modellierung ist die Analyse möglicher Unterschiede in den Ausprägungen der latenten Variablen sowie der Strukturbeziehungen zwischen den spezifizierten Konstrukten. In den vorangegangenen Kapiteln wurden Strukturgleichungsmodelle für die beiden CarSharing-Gruppen aufgestellt und hinsichtlich der Güte der Modellkomponenten beurteilt. In diesem Kapitel soll untersucht werden, ob sich durch die kombinierte Nutzung von free-floating und stationsbasierten Fahrzeugen – und die damit einhergehenden Vorteile – eine höhere Bindung der Kund*innen an die CSO erzielen lässt.

Vor der Durchführung eines Multigruppenvergleiches muss geprüft werden, ob in den Gruppen ein gleiches Konstruktverständnis vorhanden ist. Die Prüfung der Messinvarianz kann auf Basis des dreistufigen, von Henseler et al. (2016b) entwickelten MICOM-Verfahrens erfolgen. Hierzu werden die beiden Datensätze zunächst zusammengefügt, wodurch sich eine Stichprobengröße von 1.185 Beobachtungen ergibt. Im ersten Schritt wird das Vorliegen konfiguraler Messinvarianz geprüft. Im Gegensatz zu den beiden folgenden Schritten erfolgt die Prüfung nicht auf Basis quantitativer Kriterien. Die Existenz konfiguraler Messinvarianz ist gegeben, da für die beiden Gruppen eine identische Parametrisierung des Messmodells verwendet wurde.

Der zweite Schritt der MICOM-Prozedur beinhaltet die Prüfung der kompositionellen Messinvarianz. Hierzu wird gemäß der Empfehlungen von Hair et al. (2018) ein Permutationsverfahren mit 1.000 Stichproben verwendet [vgl. Hair et al. (2018), S.159].¹²³ Mittels des nichtparametrischen Permutationstests lässt sich die Nullhypothese prüfen, die besagt, dass die Komponentenwerte beider Gruppen perfekt miteinander korrelieren [vgl. Henseler et al. (2016b), S.414]. In Tabelle 43 sind die Ergebnisse des Permutationsverfahrens dargestellt. In der zweiten Spalte sind die Korrelationen der Komponentenwerte beider Gruppen angegeben. Diese erfüllen die Anforderung, möglichst nahe am Wert eins zu liegen. Die vierte Spalte stellt das permutationsbasierte 95-Prozent-Konfidenzintervall dar. Da der Quantilwert der empirischen Verteilung nicht größer ist als die Korrelation der Komponentenwerte, kann die Nullhypothese nicht verworfen werden. Das Vorliegen kompositioneller Messäquivalenz bestätigt, dass die Konstrukte in den Gruppen identisch gebildet werden [vgl. Hair et al. (2018), S.143f].

¹²³ Die Erstellung der Konfidenzintervalle erfolgt mittels eines zweiseitigen Tests und unter Festlegung eines fünfprozentigen Signifikanzniveaus.

Tabelle 43: Ergebnisse des Permutationsverfahrens

Lat. V.	Original Korrelationen	5%-Quantil	p-Werte
KB	1,000	0,999	0,329
KZ	1,000	0,999	0,372
WCFV	0,999	0,999	0,129
WMN	1,000	0,999	0,932
WPG	1,000	0,999	0,380

Quelle: Eigene Darstellung

Die Etablierung partieller Messinvarianz ermöglicht den Vergleich der Strukturbeziehungen mittels einer Multigruppenanalyse [vgl. Henseler et al. (2016b), S.412f]. Gemäß der Empfehlung von Hair et al. (2018) werden verschiedene Ansätze der Multigruppenanalyse durchgeführt und berichtet [vgl. Hair et al. (2018), S.170]. Die Ergebnisse des Permutationstests, der PLS-MGA, des parametrischen Tests sowie des Welch-Satterthwaite t-Tests sind in Tabelle 44 in Form der aus den Tests resultierenden p-Werte dargestellt. Die Testverfahren kommen – unter Inkaufnahme einer fünfprozentigen Fehlerwahrscheinlichkeit – zu dem einheitlichen Ergebnis, dass sich die Pfadkoeffizienten im Strukturmodell zwischen den Gruppen nicht statistisch signifikant voneinander unterscheiden. Es kann geschlussfolgert werden, dass ähnliche Wirkmechanismen auf die Kund*innenbindung existieren.

Tabelle 44: P-Werte unterschiedlicher Testverfahren der Multigruppenanalyse

Pfad	Permutationstest	PLS-MGA	Parametrischer Test	Welch-Satterthwaite t-Test
KZ -> KB	0,694	0,632	0,625	0,616
WCFV -> KB	0,583	0,492	0,491	0,489
WCFV -> KZ	0,247	0,223	0,230	0,222
WCFV -> WMN	0,443	0,485	0,481	0,482
WCFV -> WPG	0,636	0,646	0,648	0,648
WMN -> KB	0,662	0,582	0,591	0,584
WMN -> KZ	0,113	0,105	0,112	0,106
WMN -> WPG	0,158	0,171	0,172	0,171
WPG -> KB	0,444	0,360	0,366	0,356

Quelle: Eigene Darstellung

Der letzte Schritt des MICOM-Verfahrens beinhaltet den Vergleich der Mittelwerte und Varianzen der latenten Variablen zwischen den Gruppen. Auf dieser Basis lassen sich die aufgestellten Hypothesen beantworten, die sich auf die Höhe der Konstruktausprägungen beziehen. In Tabelle 45 finden sich die Differenzen der Mittelwerte der latenten Variablen und die logarithmierten Varianzverhältnisse der Konstruktwerte sowie die auf Basis von Permutationstests generierten Konfidenzintervalle. Liegen die Werte der zweiten und vierten Spalte der Tabelle innerhalb der 95-Prozent-Konfidenzintervallgrenzen, impliziert dies, dass keine signifikanten Unterschiede zwischen den Gruppen existieren.

Tabelle 45: Vergleich der Mittelwerte und Varianzen zwischen den Gruppen

Lat. V.	Differenz der Mittelwerte	95%-Konfidenzintervall (MW)	Logarithmiertes Varianzverhältnis	95%-Konfidenzintervall (V)
KB	-0,049	[-0,114; 0,113]	0,223	[-0,336; 0,331]
KZ	-0,074	[-0,113; 0,107]	0,030	[-0,290; 0,291]
WCFV	0,009	[-0,113; 0,110]	-0,095	[-0,174; 0,175]
WMN	-0,209	[-0,116; 0,111]	-0,225	[-0,220; 0,222]
WPG	-0,186	[-0,117; 0,109]	0,008	[-0,149; 0,155]

Quelle: Eigene Darstellung

Negative Werte bei den Differenzen der Mittelwerte bedeuten, dass die Gruppe der Kombinerer*innen höhere Konstruktwerte erzielt als die Gruppe der stationsbasierten Nutzer*innen. Dies ist bei allen Konstrukten bis auf die wahrgenommene CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit der Fall. Es kann vermutet werden, dass Kombinerer*innen die Fahrzeugverfügbarkeit – trotz des sich durch das free-floating CarSharing vergrößernden Fahrzeugangebotes – etwas schlechter bewerten, da die räumliche Verfügbarkeit der JoeCars – im Vergleich zum stationsbasierten CarSharing – stärkeren Schwankungen unterliegt und die Fahrzeuge daher nicht zu jeder Zeit in allen Quartieren buchbar sind [vgl. Bergstad et al. (2018), S.126f]. Die Differenz zwischen den Gruppen ist allerdings marginal und zudem nicht signifikant. In Bezug auf die Kund*innenbindung und Kund*innenzufriedenheit weisen die Kombinerer*innen geringfügig höhere Konstruktwerte auf, die jedoch ebenfalls nicht signifikant sind.

Signifikante Unterschiede zwischen den Gruppen liegen jedoch hinsichtlich der Mittelwerte der beiden Konstrukte „wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit“ sowie „wahrgenommener Mobilitätsnutzen“ vor. Kombinerer*innen beider Systeme ziehen aus der CarSharing-Nutzung einen höheren durchschnittlichen Mobilitätsnutzen und betrachten das CarSharing zudem eher als gleichwertigen Ersatz zu dem Besitz eines privaten Fahrzeugs. Darüber hinaus sind die Varianzen des Konstrukts des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens unterschiedlich. Da sich die Mittelwerte und Varianzen mancher Konstrukte zwischen den Gruppen unterscheiden, liegt keine volle, sondern nur eine partielle Messinvarianz vor. Die Datensätze der Gruppen sollten daher nicht aggregiert werden [vgl. Henseler et al. (2016b), S.412].

Fazit: Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht

Im Rahmen der Evaluation kombinierter CarSharing-Systeme aus betrieblicher Sicht sowie aus Kund*innensicht wurde ein Strukturgleichungsmodell aufgestellt, mittels dessen sich die Kund*innenbindung mit ihren Einflussgrößen bestimmen lässt. Für die Kund*innen von stadtmobil ergibt sich durch die Nutzungsmöglichkeit beider CarSharing-Formen der Vorteil einer sowohl flexiblen als auch planbaren Automobilität. Es lassen sich folglich mehr Anwendungsfälle in ihrer Alltagsmobilität abdecken.

Die quantitative empirische Untersuchung bestätigt, dass sich der Mobilitätsnutzen durch Kombination beider Angebotsformen erhöhen lässt. Dieser höhere Mobilitätsnutzen trägt dazu bei, dass Kombinerer*innen des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings das Angebot eher als gleichwertigen Ersatz zu dem Besitz privater Fahrzeuge wahrnehmen als Nutzer*innen, die ausschließlich auf das stationsbasierte CarSharing zurückgreifen. Die Zufriedenheit sowie Bindung von Kombinerer*innen ist zwar ebenfalls geringfügig höher als bei stationsbasierten Nutzer*innen, die Unterschiede sind jedoch nicht signifikant. Von den fünf aufgestellten Hypothesen ließen sich im Zuge der Modellierung zwei verifizieren (vgl. Tabelle 46).

Obwohl Kombinerer*innen keine signifikant höhere Bindung an das Unternehmen aufweisen als stationsbasierte Nutzer*innen, kann die Integration eines free-floating Systems in das bestehende stationsbasierte Angebot Vorteile für die CSO bieten. Die meisten der CarSharing-Unternehmen mit stationsbasiertem und kombiniertem Angebot verfolgen ökologische und soziale Ziele und sind nicht primär auf eine Profitmaximierung ausgerichtet. Da die Unternehmen jedoch eigenwirtschaftlich agieren müssen, sollte zumindest ein finanzielles Gleichgewicht angestrebt werden. Aufgrund der hohen Kapitalbindung ist eine regelmäßige Nutzung der Fahrzeuge essentiell. Weitere Mittelzuflüsse lassen sich durch die monatlichen Mitgliedsbeiträge sowie die Anmeldegebühren erzielen.

Die Analyse der Buchungsdaten hat gezeigt, dass das free-floating Angebot einen positiven Effekt auf die Nutzungshäufigkeit der Kund*innen hat. Ein Großteil der Kund*innen, die vorher bereits das stationsbasierte CarSharing nutzten, weisen nach ihrer ersten free-floating Nutzung eine höhere Buchungsfrequenz auf. Der Anteil an Vielnutzer*innen hat sich zudem seit der JoeCar-Einführung erhöht. Kombinerer*innen beider Systeme buchen im Durchschnitt jeden neunten Tag ein CarSharing-Fahrzeug. Ausschließlich stationsbasierte Nutzer*innen entleihen hingegen durchschnittlich seltener als monatlich ein Fahrzeug. Die höhere Buchungshäufigkeit resultiert in höheren Einnahmen für das CarSharing-Unternehmen. Kombinerer*innen bedeuten für die CSO einen etwa doppelt so hohen monetären Mittelzufluss im Vergleich zu stationsbasierten Nutzer*innen. Aus finanzieller Sicht kann die Integration der free-floating Komponente daher für die Unternehmen positiv gesehen werden.

Tabelle 46: Übersicht über die Hypothesen des Kund*innenbindungsmodells

Hypothese	Ergebnis
H1: <i>Kombinierer*innen beider CarSharing-Angebotsformen weisen eine höhere Bindung auf als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes CarSharing nutzen.</i>	✘
H2: <i>Kombinierer*innen beider CarSharing-Angebotsformen weisen eine höhere Zufriedenheit auf als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes CarSharing nutzen.</i>	✘
H3: <i>Kombinierer*innen beider CarSharing-Angebotsformen betrachten das CarSharing eher als gleichwertigen Ersatz für den Besitz privater Pkw als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes CarSharing nutzen.</i>	✔
H4: <i>Kombinierer*innen beider CarSharing-Angebotsformen ziehen aus der CarSharing-Nutzung einen höheren Nutzen als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes CarSharing nutzen.</i>	✔
H5: <i>Kombinierer*innen beider CarSharing-Angebotsformen beurteilen die CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit positiver als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasiertes CarSharing nutzen.</i>	✘

Quelle: Eigene Darstellung¹²⁴

Die intensivere Nutzung des CarSharings führt zudem dazu, dass Kombinierer*innen anteilmäßig häufiger den Plus- sowie den Classic/VRN-Tarif wählen, die beide einen festen monatlichen Mittelzufluss implizieren und daher für das Unternehmen eine höhere Planungssicherheit bewirken. Die Einführung des free-floating Angebotes steigert die Attraktivität des CarSharing-Systems. Dies zeigt sich u.a. in einer höheren Anzahl an Neukund*innen. Ein möglicher Grund für den Anstieg der Neukund*innenzahlen ist die höhere Präsenz und die gesteigerte Wahrnehmung des CarSharings in den Medien und im öffentlichen Straßenraum aufgrund des free-floating CarSharings.

Für die CSO kann das free-floating CarSharing zudem betriebliche Vorteile implizieren. So lassen sich bspw. Stadtgebiete erschließen, in denen nur wenige Flächen für die Errichtung von CarSharing-Stationen verfügbar sind. Zudem lassen sich im Idealfall kürzere Buchungen auf das free-floating System verlagern, wodurch stationsbasierte Fahrzeuge für längere Buchungen zur Verfügung stehen. Zusammenfassend kann das kombinierte CarSharing-Angebot sowohl für die Kund*innen als auch für die CSO als äußerst positiv beurteilt werden.

¹²⁴ Die Hypothesen wurden im Vergleich zu Kapitel 7.1.2 leicht modifiziert, da im Rahmen der Analyse – aufgrund zu geringer Gruppengrößen – keine reinen free-floating Nutzer*innen untersucht wurden.

Teil D: Zusammenfassung & Reflexion

8 Zusammenfassung der Ergebnisse

Nachfolgend sollen die zentralen Ergebnisse dieser Arbeit entlang der aufgestellten Forschungsfragen dargestellt und diskutiert werden. Eine Reflexion des methodischen Vorgehens sowie eine kritische Einordnung der Ergebnisse erfolgt im nachfolgenden Kapitel.

(1) Werden stationsunabhängige Fahrzeuge in kombinierten CarSharing-Systemen anders genutzt als in reinen free-floating Systemen?

Mit der ersten Forschungsfrage ist die Hypothese verbunden, dass Buchungen mit free-floating Fahrzeugen aus kombinierten CarSharing-Systemen stärkere Parallelen mit stationsbasierten Buchungen aufweisen als mit Buchungen reiner stationsungebundener Systeme. Die Analyse von über einer Million Buchungsdaten offenbart sowohl Gemeinsamkeiten als auch Unterschiede in der Nutzung stationsbasierter und stationsunabhängiger Fahrzeuge des kombinierten CarSharing-Systems von stadtmobil Rhein-Neckar.

Trotz des hohen Anteils an Rundbuchungen sind die durchschnittlichen JoeCar-Nutzungsdauern und -Buchungsdistanzen weniger als halb so lang wie mit stationsbasierten Fahrzeugen. Ein Drittel der free-floating Buchungen dauert nicht länger als eine Stunde. Bezogen auf das stationsbasierte Angebot liegt der Anteil entsprechender Kurznutzungen nur bei zehn Prozent. Reine free-floating Systeme weisen im Vergleich wesentlich höhere Anteile kurzer Buchungen auf. So werden über 90 Prozent der Buchungen mit Fahrzeugen von DriveNow innerhalb einer Stunde beendet. Nutzungsdauern von über 90 Minuten können im Durchschnitt nur bei jeder 28. Buchung verzeichnet werden [vgl. Kopp (2015), S.38]. Im Gegensatz hierzu übersteigt über die Hälfte der JoeCar-Buchungen eine Nutzungsdauer von 90 Minuten.

Verglichen mit reinen free-floating Systemen werden die Fahrzeuge in Mannheim und Heidelberg nur selten für One-Way-Fahrten eingesetzt. Mehr als zwei Drittel der Buchungen können als Rundbuchungen klassifiziert werden, die stärkere Parallelen mit stationsbasierten Buchungen aufweisen. Rundbuchungen werden größtenteils in den Zentren hochverdichteter Wohnquartiere sowie in Gebieten durchgeführt, in denen keine Stationen existieren. Das free-floating CarSharing wird in diesen Quartieren als Surrogat für ein fehlendes stationsbasiertes Angebot genutzt.

Eine Gemeinsamkeit zwischen free-floating Buchungen kombinierter und reiner stationsunabhängiger Systeme existiert hinsichtlich saisonaler Einflüsse. In den Wintermonaten werden die Fahrzeuge etwas häufiger entliehen, in den Sommermonaten hingegen seltener [vgl. Schmöller et al. (2015), S.41f; Müller et al. (2015), S.75]. Im Gegensatz hierzu werden die stationsbasierten Fahrzeuge von stadtmobil in den Monaten von Mai bis Juli vermehrt für Wochenendausflüge genutzt, weshalb die Nutzung dieser Fahrzeuge in den Sommermonaten geringfügig höher ist. Hinsichtlich der tageszeitlichen Buchungsverläufe weist das free-floating System von stadtmobil größere Gemeinsamkeiten mit dem stationsbasierten Angebot auf. Zwar existieren bei allen drei zu vergleichenden CarSharing-Formen in den Morgen- sowie den frühen Abendstunden Buchungsspitzen, reine free-floating Fahrzeuge werden jedoch anteilmäßig wesentlich häufiger in den späten Abend- und Nachtstunden entliehen als Fahrzeuge des kombinierten CarSharing-Angebotes [vgl. WiMobil (2016), S.139f; Schreier et al. (2015), S.48].

Hinsichtlich der Nutzungszwecke existieren nur geringe Unterschiede zwischen Fahrten mit stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharing-Fahrzeugen in Mannheim und Heidelberg. Die Fahrzeuge werden hauptsächlich für Freizeit- und Einkaufsaktivitäten eingesetzt. Arbeitsbezogene Wege spielen hingegen eine untergeordnete Rolle. Studien über reine free-floating Systeme geben zwar i.d.R. ebenfalls Einkaufs- und Freizeitaktivitäten als primäre Wegezwecke an, der Anteil von Arbeits- und Ausbildungswegen ist jedoch höher und liegt in manchen Studien bei über 20 Prozent [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.92; Becker et al. (2015), S.11].

Die erste Forschungsfrage lässt sich aufgrund der deutlichen Unterschiede in der Nutzung von free-floating Fahrzeugen kombinierter sowie reiner stationsunabhängiger CarSharing-Systeme bejahen. Hinsichtlich der aufgestellten Hypothese kann keine eindeutige Aussage getroffen werden (vgl. Tabelle 47). Grundsätzlich weisen free-floating Buchungen kombinierter Systeme zwar mehr Parallelen mit stationsbasierten Buchungen auf, die durchschnittlichen Nutzungsdauern und Buchungsdistanzen sind jedoch wesentlich kürzer.

(2) Welche Faktoren beeinflussen die Nutzung von stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen eines kombinierten CarSharing-Systems?

Die Ergebnisse der beiden durchgeführten Regressionsanalysen zeigen, dass die meisten der verwendeten Prädiktoren einen ähnlichen Effekt auf die stationsbasierte und stationsunabhängige CarSharing-Nutzungshäufigkeit aufweisen. Das Alter der Kund*innen, die Luftliniendistanz zur nächstgelegenen CarSharing-Station sowie das Haushaltseinkommen besitzen keinen oder nur einen sehr geringen Effekt auf die Buchungshäufigkeit. Vom weiblichen Geschlecht, vom Bildungsgrad, vom Besitz eines ÖPNV-Abonnements oder privaten Fahrzeugs, von der Wahl des mikro-Tarifes sowie von Kindern im Haushalt gehen negative Effekte auf die stationsbasierte und stationsunabhängige Nutzung aus. Die Haushaltsgröße, eine Vollzeitbeschäftigung sowie die Wahl des plus-Tarifs beeinflussen die Nutzungshäufigkeit hingegen positiv.

Die meisten der soziodemographischen und –ökonomischen Faktoren besitzen jedoch keinen signifikanten Einfluss auf die kund*innenbezogene Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharing-Fahrzeugen. Dies bestätigt die Erkenntnisse aus anderen CarSharing-Studien [vgl. Celsor & Millard-Ball (2006), S.12]. Aufgrund der fehlenden Signifikanz können keine inferenzstatistischen Schlüsse auf die Grundgesamtheit aller stadtmobil-Kund*innen gezogen werden.

Im Gegensatz hierzu weisen einige der Variablen, welche die CarSharing- sowie ÖSPV-Angebotsqualität am Wohnort darstellen, signifikante Einflüsse auf. Die Regressionsergebnisse zeigen, dass die Existenz einer gewissen Angebotsqualität des öffentlichen Verkehrs als Voraussetzung für den Erfolg von CarSharing-Systemen angesehen werden kann. Während stationsbasiertes CarSharing besonders häufig von Personen genutzt wird, die im Umkreis von hochfrequentierten ÖSPV-Haltestellen wohnen, wirkt eine mittlere Angebotsqualität positiv auf die free-floating Nutzung. Der stärkste Unterschied zwischen den beiden CarSharing-Formen ergibt sich in Bezug auf die free-floating Fahrzeugverfügbarkeit am Wohnort der Kund*innen. Diese hat erwartungsgemäß einen positiven Effekt auf die Buchungshäufigkeit mit stationsunabhängigen Fahrzeugen und einen negativen Effekt auf die Buchungsfrequenz mit stationsbasierten Fahrzeugen. Des Weiteren offenbart die Zero-Inflation Komponente des Zähldatenmodells, dass ein höheres Alter der Kund*innen sowie die Existenz eines Hochschulabschlusses positiv auf die Nichtnutzung des free-floating Systems wirken.

Die Nutzung des free-floating CarSharings wird zudem durch die Wetterbedingungen beeinflusst. Insbesondere im Zeitraum zwischen 07:00 und 20:00 Uhr werden stationsunabhängige Fahrzeuge während Niederschlagsereignissen signifikant häufiger entliehen. Bei starkem oder sehr starkem Regen steigt zudem der Anteil kurzer One-Way-Fahrten.

Aus den Regressionsergebnissen können Empfehlungen für das CarSharing-Unternehmen abgeleitet werden. Ein höheres Alter lässt den Erwartungswert steigen, das free-floating CarSharing nicht zu nutzen. Die Analyse der Buchungsdaten hat gezeigt, dass Kombinerer*innen beider Systeme eine höhere Buchungsfrequenz aufweisen als Kund*innen mit ausschließlich stationsbasierter Nutzung. Zudem steigt die Buchungshäufigkeit nach der ersten free-floating Nutzung bei den meisten Kund*innen an. Für die CSO kann es daher lohnenswert sein, das stationsunabhängige Angebot bei älteren Kund*innen gezielter zu bewerben. Eine verstärkte Nutzung des free-floating CarSharings durch ältere Personen kann zudem mit der Hoffnung auf eine höhere Fahrzeugauslastung verbunden werden, da diese Altersgruppe häufig andere tageszeitliche Mobilitätsmuster aufweist. So sind ältere Personen vermehrt während verkehrsschwacher Tageszeiten unterwegs [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.67; Pressl et al. (2013), S.16; Widmer et al. (2008), S.6; Huber & Baum (2005), S.175], in denen die free-floating Fahrzeuge ebenfalls weniger stark nachgefragt werden.

Das Vorhandensein eines Hochschulabschlusses lässt ebenfalls den Erwartungswert steigen, das stationsunabhängige System nicht zu nutzen. Zudem weist die Existenz eines Hochschulabschlusses einen negativen, wenngleich nicht signifikanten Effekt auf die Buchungshäufigkeit sowohl stationsunabhängiger als auch stationsbasierter Fahrzeuge auf. Hieraus kann die Empfehlung abgeleitet werden, das CarSharing gezielter an Hochschulen zu bewerben. Denkbar sind auch vergünstigte oder wegfallende Anmeldegebühren und Monatsbeiträge für Studierende oder Kooperationen zwischen dem Allgemeinen Studierendenausschuss und der CSO, wie sie bspw. in Münster umgesetzt wurden [vgl. <https://www.fh-muenster.de>]. Studierende besitzen häufig noch keine eigenen Kraftfahrzeuge [vgl. Middendorff et al. (2017), S.153; Institut für Mobilitätsforschung (2011), S.18] und verfügen stattdessen i.d.R. über Semestertickets für den lokalen oder regionalen ÖPNV. Die frühzeitige Sammlung von

Erfahrungen mit dem CarSharing kann dazu beitragen, ein Mobilitätsverhalten ohne private Pkw langfristig zu stabilisieren.

(3) Welche Nutzer*innentypen von kombinierten CarSharing-Systemen können ausgemacht werden?

Da die CarSharing-Nutzung sehr heterogen ist, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Clusteranalyse durchgeführt, mittels derer Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Kombination beider CarSharing-Formen aufgedeckt werden konnten. Als Ergebnis wurden insgesamt neun verhaltenshomogene Gruppen von Kombinerer*innen identifiziert. Für die Klassifizierung wurden die tageszeitliche und wochenbezogene Nutzung sowie verschiedene Merkmale der stationsbasierten und stationsunabhängigen Buchungen berücksichtigt.

Das als „**Wenignutzer*innen mit hohem Anteil kurzer Fahrten**“ bezeichnete, größte Cluster enthält knapp ein Drittel aller Kombinerer*innen. Die meisten der diesem Cluster zugeordneten Kund*innen nutzen das free-floating und das stationsbasierte CarSharing seltener als einmal pro Monat. Die Zeitpunkte der Buchungen, die geringen Nutzungsdauern, der hohe Anteil an Rundbuchungen sowie die soziodemographischen Charakteristika der Nutzer*innen lassen vermuten, dass Kund*innen dieses Clusters das CarSharing hauptsächlich für gelegentliche Einkaufsfahrten einsetzen.

Das Cluster „**Wenignutzer*innen mit hohem Anteil an Wochenendfahrten**“ zeichnet sich ebenfalls durch ein niedriges Nutzungsniveau aus. Anteilsmäßig werden die meisten Fahrzeuge am Wochenende gebucht. Die vergleichsweise höhere free-floating Nutzung an Sonntagen sowie die längeren Nutzungsdauern lassen auf Tagesausflüge schließen.

Charakteristisch für das Cluster der „**Nachtschwärmer*innen**“ ist das junge Durchschnittsalter sowie der relativ hohe Anteil an One-Way-Fahrten, der im Mittel bei über 30 Prozent liegt. Verglichen mit anderen Nutzer*innen werden anteilmäßig mehr Buchungen während der abendlichen und nächtlichen Tageszeiten sowie während der wärmeren Sommermonate durchgeführt. Die Nutzung lässt darauf schließen, dass die free-floating Fahrzeuge oftmals als Ergänzung für einen zu den entsprechenden Uhrzeiten weniger attraktiven ÖPNV dienen. Das Cluster weist Parallelen mit der Nutzung reiner free-floating Angebote auf. Fahrzeuge entsprechender Systeme werden häufig im Zuge von Freizeitaktivitäten wie Disco-, Bar- oder Restaurantbesuchen eingesetzt [vgl. WiMobil (2016), S.157; Müller (2016), S.82; Wagner et al. (2015), S.903].

Kund*innen des Clusters mit der Bezeichnung „**Kombinerer*innen mit regelmäßiger free-floating Nutzung**“ integrieren free-floating Fahrzeuge regelmäßig in ihre Alltagsmobilität. Durchschnittlich werden die JoeCars etwa mehr als einmal pro Woche entliehen. Auf stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge wird hingegen seltener zurückgegriffen und in den meisten Fällen nur dann, wenn die Fahrzeuge für längere Buchungen benötigt werden.

Kund*innen des Clusters „**Kombinerer*innen mit regelmäßiger stationsbasierter Nutzung**“ weisen eine konträre Nutzung im Vergleich zu Kund*innen des vorherigen Clusters auf. Stationsungebundene Fahrzeuge werden weniger häufig entliehen, stationsbasierte Fahrzeuge andererseits im Mittel fast wöchentlich. Viele der Kund*innen sind bereits seit längerer Zeit bei stadtmobil angemeldet. Seit der JoeCar-Einführung integrieren sie zusätzlich zu stationsbasierten Fahrzeugen gelegentlich auch free-floating Fahrzeuge in ihr Mobilitätsverhalten.

Charakteristisch für stationsbasierte Buchungen des Clusters „**Urlaubs- und Wochenendfahrer*innen**“ sind die sehr hohen durchschnittlichen Nutzungsdauern, Buchungsdistanzen sowie Reservierungsvorlaufzeiten. Die meisten der Kund*innen dieses Clusters nutzen die stationsbasierten Fahrzeuge nur wenige Male im Jahr. Die Nutzungsparameter lassen auf den Einsatz der Fahrzeuge für Wochenend- oder Urlaubsfahrten schließen. Hierfür spricht auch die anteilmäßig häufigere Nutzung von größeren Fahrzeugeinheiten und die verstärkte Nutzung der Fahrzeuge in Ferienzeiten. Free-floating Fahrzeuge werden hingegen leicht überdurchschnittlich häufig entliehen.

Stationsbasierte und stationsunabhängige Buchungen von Kund*innen des Clusters „**Kombinerer*innen mit substituierender Nutzung beider CarSharing-Formen**“ weisen hohe Gemeinsamkeiten auf. Sowohl die durchschnittlichen Nutzungsdauern als auch die Buchungsdistanzen liegen auf einem vergleichbaren Niveau. Die Fahrzeuge beider Systeme werden zudem im Mittel etwa gleich häufig entliehen.

Das Cluster „**Vielnutzer*innen (Pendler*innen)**“ zeichnet sich durch die höchste durchschnittliche Buchungshäufigkeit aus. Obwohl nur drei Prozent der Kund*innen diesem Cluster angehören, sind sie für etwa jede sechste

CarSharing-Buchung verantwortlich. Am häufigsten werden free-floating Fahrzeuge entliehen. Die meisten der Kund*innen dieses Clusters nutzen die JoeCars im Jahresdurchschnitt mindestens drei Mal pro Woche. Die Zeitpunkte der Ausleihen sowie die geringe Nutzung am Wochenende lassen auf eine gelegentliche Verwendung der Fahrzeuge im Rahmen von Arbeitswegen schließen.

Das letzte und kleinste Cluster „**Vielnutzer*innen stationsbasierter Fahrzeuge**“ zeichnet sich ebenfalls durch ein weit überdurchschnittliches Nutzungsniveau aus. Im Gegensatz zum vorherigen Cluster werden jedoch hauptsächlich stationsbasierte Fahrzeuge entliehen. Im Durchschnitt werden die Fahrzeuge jeden dritten Tag gebucht. Kund*innen dieses Clusters weisen das höchste Durchschnittsalter sowie die längsten Mitgliedsdauern aller Gruppen auf.

(4) Ist die Kombination beider Angebotsformen mit einem für die Kund*innen höheren Mobilitätsnutzen verbunden?

Die quantitative empirische Analyse zeigt, dass Kund*innen aus der Kombination des stationsbasierten und stationsunabhängigen Angebotes einen höheren Mobilitätsnutzen ziehen als Nutzer*innen, die ausschließlich auf Fahrzeuge des stationsgebundenen CarSharings zurückgreifen. Die systemimmanenten Vorteile der jeweiligen Angebote – wie die größere Flexibilität beim free-floating CarSharing sowie die höhere Verlässlichkeit und Planbarkeit beim stationsbasierten CarSharing – bieten Kund*innen einen Mehrwert und vergrößern ihre Mobilitätsmöglichkeiten.

Damit das CarSharing den Kund*innen in Bezug auf ihre Mobilität einen Nutzen stiftet, ist es essentiell, dass Fahrzeuge im Bedarfsfall in räumlicher Nähe verfügbar sind. Die Wahrnehmung der CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit weist einen positiven Zusammenhang mit der Wahrnehmung des Mobilitätsnutzens auf. Die Integration eines free-floating Systems in das bestehende stationsbasierte Angebot kann zu einer Erhöhung der objektiven Fahrzeugverfügbarkeit führen. Die räumliche Analyse der Fahrzeugdaten zeigt, dass das free-floating Angebot insb. für diejenigen Kund*innen zu einer höheren Angebotsqualität führt, die nicht in der Nähe einer CarSharing-Station wohnen oder die an Stationen wohnen, an denen die Verfügbarkeit aufgrund einer hohen Nachfrage gering ist. In manchen Gebieten innerhalb der Bedienegebiete lässt sich die prozentuale Verfügbarkeit mindestens eines CarSharing-Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes um bis zu 82 Prozent steigern.

(5) Welchen Effekt hat die Kombination beider Angebotsformen auf die Motorisierungsquote der Kund*innen?

Der höhere Mobilitätsnutzen trägt dazu bei, dass Kombiniere*innen des stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharings das Angebot eher als gleichwertigen Ersatz zu dem Besitz privater Fahrzeuge wahrnehmen als Nutzer*innen, die ausschließlich auf das stationsbasierte CarSharing zurückgreifen. Dies äußert sich in geringeren Motorisierungsquoten. Auf 1.000 Haushalte gerechnet besitzen Kombiniere*innen knapp 100 Fahrzeuge weniger als stationsbasierte Nutzer*innen, die jedoch ebenfalls wesentlich geringere Motorisierungsquoten aufweisen als der Durchschnitt der Mannheimer und Heidelberger Einwohner*innen. Auch bei gleichzeitiger Kontrolle weiterer Variablen zeigt sich ein signifikanter negativer Effekt der kombinierten Nutzung auf den Pkw-Besitz. In den zwölf Monaten vor der CarSharing-Anmeldung sowie im Zeitraum danach reduzieren Kombiniere*innen ihren Pkw-Bestand sowohl anteilmäßig als auch absolut stärker als Kund*innen, die nur eine Angebotsform nutzen.

(6) Bewirkt die Kombination beider Angebotsformen ein nachhaltigeres Mobilitätsverhalten?

Das Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen von stadtmobil lässt sich als nachhaltig beschreiben. Der Großteil der Wege wird mit dem Umweltverbund absolviert. Kombiniere*innen weisen einen etwas höheren Anteil des Umweltverbundes am Modal-Split auf. Der geringere Pkw-Besitz von Kund*innen mit kombinierter CarSharing-Nutzung drückt sich – verglichen mit stationsbasierten Nutzer*innen – zudem in einer geringeren Verkehrsleistung mit Verkehrsmitteln des „reinen“ MIVs aus. Da Kombiniere*innen jedoch eine etwa dreimal höhere jährliche Fahrleistung mit CarSharing-Fahrzeugen aufweisen, sind die Unterschiede bezogen auf die gesamte mit dem MIV erbrachte Verkehrsleistung gering. Bei Berücksichtigung von Kontrollvariablen erweist sich der negative Effekt der Kombination beider Angebotsformen auf die MIV-Verkehrsleistung zudem nicht als signifikant.

Da das Mobilitätsverhalten im Zuge dieser Arbeit im Querschnitt erfasst wurde, kann nicht beurteilt werden, inwieweit das CarSharing zu Veränderungen in der Verkehrsmittelnutzung führt. Die starke Reduzierung des privaten Fahrzeugbestandes lässt jedoch die Annahme zu, dass das kombinierte CarSharing zu einer Verringerung des Ausstoßes von verkehrsbezogenen Treibhausgasen beiträgt. In diesem Kontext lässt sich zudem anführen, dass CarSharing-Flotten i.d.R. aus neueren, energieeffizienteren Fahrzeugen bestehen [vgl. Kagerbauer et al. (2020), S.14; Steer (2019), S.43f; Clark & Dilks (2019), S.27; Giesel & Nobis (2016), S.216]. Insofern kann eine höhere CarSharing-Nutzung anstelle einer entsprechenden Privat-Pkw-Nutzung einen geringeren Emissionsausstoß bedeuten.

(7) Welche Auswirkungen hat die Kombination beider Angebotsformen auf die Zufriedenheit und Bindung von Kund*innen?

Kombinierer*innen beider Angebotsformen weisen geringfügig höhere Zufriedenheits- und Bindungswerte auf als ausschließlich stationsbasierte Nutzer*innen. Die Unterschiede sind jedoch nicht signifikant. Die Kombination führt folglich nicht zu einer höheren Bindung an das Unternehmen. Das kombinierte CarSharing-System weist jedoch eine höhere Attraktivität auf als ein alleiniges stationsbasiertes Angebot. Dies äußert sich unter anderem in höheren Neukund*innenzahlen.

Für die CSO kann die Integration einer free-floating Komponente in das bestehende stationsbasierte Angebot finanziell vorteilhaft sein. Kund*innen erfahren durch das kombinierte Angebot einen höheren Nutzen in Bezug auf ihre Mobilität und betrachten das CarSharing eher als gleichwertige Alternative für den Besitz privater Pkw. Aus diesem Grund weisen Kombinierer*innen die geringsten Motorisierungsquoten auf und integrieren stattdessen häufiger CarSharing-Fahrzeuge in ihre Alltagsmobilität. Die kund*innenbezogene Buchungshäufigkeit steigert sich um durchschnittlich 42 Prozent nach der ersten free-floating Nutzung. Während Kombinierer*innen im Mittel fast wöchentlich ein Fahrzeug entleihen, nutzen stationsbasierte Kund*innen das CarSharing nur etwa einmal pro Monat. Die höhere Buchungshäufigkeit resultiert in höheren Einnahmen für die CSO. Kund*innen mit kombinierter CarSharing-Nutzung bedeuten für die CSO einen etwa doppelt so hohen monetären Mittelzufluss im Vergleich zu stationsbasierten Nutzer*innen. Darüber hinaus kann das free-floating CarSharing betriebliche Vorteile implizieren.

Tabelle 47: Überblick über die Forschungshypothesen

Hypothese	Ergebnis
Hypothese 1: <i>Buchungen mit free-floating Fahrzeugen aus kombinierten CarSharing-Systemen weisen stärkere Parallelen mit stationsbasierten Buchungen auf als mit Buchungen reiner free-floating Systeme.</i>	<input checked="" type="checkbox"/>
Hypothese 2: <i>Durch die Kombination beider Angebotsformen ergibt sich für Kund*innen ein höherer Mobilitätsnutzen.</i>	<input checked="" type="checkbox"/>
Hypothese 3: <i>Die Kombination beider Angebotsformen trägt dazu bei, dass das CarSharing als gleichwertiger Ersatz für den Besitz privater Pkw angesehen wird.</i>	<input checked="" type="checkbox"/>
Hypothese 4: <i>Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer stärkeren Reduzierung des privaten Pkw-Bestandes.</i>	<input checked="" type="checkbox"/>
Hypothese 5: <i>Kombinierer*innen beider Angebotsformen weisen ein nachhaltigeres, stärker auf den Umweltverbund ausgerichtetes Mobilitätsverhalten auf als Nutzer*innen nur einer der beiden Angebotsformen.</i>	<input checked="" type="checkbox"/>
Hypothese 6: <i>Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer gesteigerten Zufriedenheit mit dem CarSharing.</i>	<input type="checkbox"/>
Hypothese 7: <i>Die Kombination beider Angebotsformen führt zu einer stärkeren Bindung der Kund*innen an die CSO.</i>	<input type="checkbox"/>

Quelle: Eigene Darstellung

Es kann vermutet werden, dass die Unterschiede in der Nutzung der free-floating Fahrzeuge reiner stationsunabhängiger und kombinierter Systeme auf die an das stationsbasierte CarSharing angepasste Tarifstruktur zurückzuführen sind. Darüber hinaus zeigt sich, dass Kund*innen kombinierter Systeme das CarSharing als zusätzlichen Bestandteil in ihre primär auf den Umweltverbund ausgerichtete Alltagsmobilität integrieren und das Angebot weniger als Substitutionsmöglichkeit für Fahrten mit dem öffentlichen Personennahverkehr verstehen. Während Tageszeiten, in denen das Bus- und Straßenbahnsystem mit einem ausgedünnten Takt betrieben wird, werden zwar mit free-floating Fahrzeugen vereinzelt auch kurze One-Way-Fahrten durchgeführt, der Anteil von Einwegfahrten liegt jedoch insgesamt nur bei zehn Prozent und somit weitaus niedriger im Vergleich zu den in Studien über reine free-floating Angebote berichteten Anteilen von bis zu 90 Prozent [vgl. Harz (2016), S.13; Schmöller et al. (2015), S.44; Seign (2014), S.45; Brockmeyer et al. (2014), S.78].

Ein direkter Rückschluss auf eine mögliche „Kannibalisierung“ von ÖV- durch free-floating One-Way-Fahrten kann zudem nicht gezogen werden, da sich anhand der stadtmobil-Nutzungsdaten nicht ermitteln lässt, welche Verkehrsmittelwahl die Kund*innen getroffen hätten, wenn das Angebot nicht zur Verfügung gestanden hätte. In diesem Kontext lässt sich zudem anführen, dass die Mehrheit der Kund*innen mit free-floating Nutzung über Zeitkarten für den ÖPNV verfügen und daher die finanziellen Auswirkungen einzelner substituierender Fahrten von Kund*innen ohne ÖPNV-Abonnement für die Nahverkehrsbetriebe gering sein dürften. Im Durchschnitt führen Mannheimer und Heidelberger Kund*innen ohne Zeitkartenbesitz nur 2,2 One-Way-Fahrten pro Jahr durch. Das kombinierte CarSharing-System wird vielmehr als Ergänzung statt als Substitut des öffentlichen Verkehrs verstanden.

Die Analyse der Daten zeigt, dass eine alleinige Betrachtung einzelner Kennwerte nicht an allen Stellen zielführend ist. Das CarSharing kann als Mobilitätsoption verstanden werden, welche die Möglichkeiten der Alltagsmobilität erweitert. Die Beurteilung des CarSharings sollte daher immer auf Basis des Gesamtsystems erfolgen. So sind beispielsweise die Standzeiten der free-floating Fahrzeuge ähnlich hoch wie bei privaten Fahrzeugen. Ein alleiniger Vergleich auf Basis dieses Kennwertes würde daher keine positive Bewertung bedeuten. Für einen Großteil der CarSharing-Kund*innen besteht der Anreiz des Systems allerdings in der gelegentlichen Nutzung der Automobile. Mit der Option, im Bedarfsfall auf ein Kraftfahrzeug zurückgreifen zu können, wird die Majorität der Alltagswege mit dem Umweltverbund und damit auf nachhaltige Weise absolviert. Die Befragung der Kund*innen zeigt, dass die Nichtexistenz – sowohl des stationsbasierten als auch des free-floating – Angebotes zu einer Erhöhung des privaten Pkw-Bestandes führen würde.

Die quantitative empirische Untersuchung des Nutzungs- und Mobilitätsverhaltens sowie der Bindung und des Nutzens von Kund*innen des CarSharing-Angebotes von stadtmobil Rhein-Neckar in den Städten Mannheim und Heidelberg hat gezeigt, dass die Gesamtbeurteilung kombinierter CarSharing-Systeme sowohl in Bezug auf die CSO, die Kommune als auch die Nutzer*innen – trotz einzelner widriger Kennwerte – positiv ausfällt. Die Integration eines free-floating Systems in das bestehende stationsbasierte Angebot, wie sie von stadtmobil Rhein-Neckar durchgeführt wurde, ist mit verkehrlichen, mobilitätsbezogenen, betrieblichen und finanziellen Vorteilen verbunden und kann daher empfohlen werden.

9 Reflexion des methodischen Vorgehens und Einordnung der Ergebnisse

Zur Beantwortung der Forschungsfragen kamen im Rahmen dieser Arbeit verschiedene methodische Ansätze zur Anwendung. Die Auswertung der stadtmobil-Buchungsdaten über einen Zeitraum von neun Jahren ermöglichte eine Analyse der CarSharing-Nutzung im Längsschnitt. Auf diese Weise konnten Veränderungen im Nutzungsverhalten nach Einführung der free-floating Komponente dargestellt werden. Grundsätzlich erweist sich die Nutzung von Buchungsdaten der CSO gegenüber einer in manchen Studien praktizierten Erfragung des Nutzungsverhaltens als validerer Ansatz.

Um differenziertere Erkenntnisse hinsichtlich der Nutzung kombinierter CarSharing-Systeme zu erlangen, wurde eine Two-Step-Clusteranalyse durchgeführt, mittels derer neun verhaltenshomogene CarSharing-Nutzer*innengruppen identifiziert werden konnten. Die verwendeten Klassifizierungsvariablen sind geeignet, um Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der CarSharing-Nutzung darzustellen. Die der Clusteranalyse vorangestellte Hauptkomponentenanalyse kann im Kontext der Untersuchung des Nutzungsverhaltens kombinierter CarSharing-Systeme als zielführend angesehen werden, da ansonsten – aufgrund der Berücksichtigung beider CarSharing-Varianten – eine zu große Anzahl an Klassifizierungsvariablen eingeflossen wäre. Die Variablenverdichtung hat den Vorteil, dass eine unbeabsichtigte Gewichtung der verwendeten Variablen aufgrund hoher Korrelationen vermieden wird. Die Lösung mit neun Clustern zeichnet sich durch eine hohe Stabilität und gute Interpretierbarkeit aus.

Für die Bestimmung von Einflussgrößen der stationsbasierten und stationsunabhängigen CarSharing-Nutzung wurden zwei Regressionsanalysen durchgeführt. Da beide abhängigen Variablen diskret und nicht negativ sind, wurden zwei Zählmodellen verwendet. Aufgrund der in den Daten vorliegenden Überdispersion wurde zur Modellierung der stationsbasierten CarSharing-Buchungshäufigkeit ein Negatives Binomial-Modell genutzt. Da in den free-floating Daten zudem ein Nullüberschuss existiert, wurde ein Zero-Inflated Negative Binomial-Modell gewählt. Als potenzielle Determinanten wurden soziodemographische und –ökonomische Charakteristika der Kund*innen, deren Mobilitätsausstattung sowie die Angebotsqualität des CarSharings und ÖPNVs am Wohnort verwendet. Mittels der zum Einsatz gekommenen Zählmodellen lassen sich aufschlussreiche Erkenntnisse über die Einflussfaktoren der Buchungshäufigkeit von Fahrzeugen aus kombinierten CarSharing-Systemen gewinnen. Die geringe Anpassungsgüte der Modelle deutet jedoch darauf hin, dass weitere Faktoren existieren, die im Zuge der Modellierung nicht berücksichtigt wurden. In zukünftigen Untersuchungen sollte geprüft werden, ob psychologische bzw. einstellungsbasierte Determinanten zu einer Verbesserung der Prädiktion führen.

Für die Beurteilung kombinierter CarSharing-Systeme aus kommunaler Sicht wurde der private Pkw-Besitz sowie das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar betrachtet. Letzteres wurde im Rahmen einer einwöchigen GPS-gestützten Mobilitätserhebung erfasst. Aufgrund der Selbstselektion der Proband*innen nahmen an der Mobilitätserhebung sowie der Online-Befragung überproportional viele Kund*innen teil, die eine höhere Buchungshäufigkeit sowie ein niedrigeres Alter als der Durchschnitt der stadtmobil-Kund*innen aufwiesen. Mit Hilfe eines Gewichtungsverfahrens wurde daher eine Angleichung der Stichprobe an die der Population zugrundeliegenden Merkmale vorgenommen.

Auf die Erhebung einer Kontrollgruppe von Nicht-CarSharing-Kund*innen musste aufgrund finanzieller Restriktionen verzichtet werden. Zur Einordnung des Mobilitätsverhaltens wurde stattdessen ein Vergleich mit den auf die Städte Mannheim und Heidelberg bezogenen Ergebnissen der MiD 2017 angestellt. In diesem Zusammenhang ist anzumerken, dass die Erfassung des Mobilitätsverhaltens in der MiD zwar ebenfalls über Wegebücher stattfand, es sich hierbei jedoch nicht um eine GPS-gestützte Erhebung handelt. Als weiterer Unterschied kann angeführt werden, dass die MiD eine Stichtagserhebung ist, während das Mobilitätsverhalten der stadtmobil-Kund*innen eine Woche lang aufgezeichnet wurde. Die zentrale Aussage, dass stadtmobil-Nutzer*innen ein nachhaltigeres Mobilitätsverhalten aufweisen, kann trotz der fehlenden Kongruenz der Erhebungsansätze getätigt werden, da die Unterschiede im Mobilitätsverhalten zwischen CarSharing-Kund*innen und Nicht-Kund*innen entsprechend groß sind.

Im Vergleich zu anderen GPS-gestützten Erhebungen des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen erweist sich der Stichprobenumfang von 191 Proband*innen als verhältnismäßig hoch (vgl. Tabelle 4). Die Analysen basieren auf über 5.000 aufgezeichneten Wegen. Trotz dieser umfangreichen Datenbasis ist die Anzahl an CarSharing-Wegen relativ gering [vgl. auch Becker et al. (2017b), S.9], was darauf zurückzuführen ist, dass die meis-

ten Kund*innen selten auf CarSharing-Fahrzeuge zurückgreifen. Der Erfassung spezifischer, über die Backenddaten der CSO hinausgehender Informationen der CarSharing-Nutzung mittels Querschnitterhebungen sind daher Grenzen gesetzt. Um ein umfassenderes Abbild des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen zu erhalten, wäre die Durchführung von Längsschnittstudien zweckmäßig, deren Erhebungszeitraum idealerweise mindestens ein Jahr beträgt [vgl. Firnkorn (2012), S.1660]. Eine Ausweitung des Erhebungszeitraums hätte zudem den Vorteil einer Bereinigung des Mobilitätsverhaltens um saisonale Einflüsse.¹²⁵ So ist bspw. die Fahrradnutzung während der Sommermonate i.d.R. höher als im Winter [vgl. Firnkorn & Müller (2012), S.266f]. Die zeitliche Dimension der Erhebung impliziert aber auch Hemmnisse. So bedeutet das Aufzeichnen und Nachtragen der durchgeführten Wege für die Proband*innen einen nicht zu unterschätzenden Aufwand.

Der in dieser Arbeit gewählte Ansatz ermöglicht die Beschreibung des Mobilitätsverhaltens von Kund*innen kombinierter CarSharing-Systeme. Eine Erfassung von Veränderungen im Mobilitätsverhalten ist mittels einer Querschnittserhebung jedoch nicht möglich. Veränderungen im Mobilitätsverhalten sollten im Idealfall nicht auf Befragungen basieren, sondern mittels Paneldaten analysiert werden. Da das Mobilitätsverhalten i.d.R. multi-kausalen Einflüssen unterliegt, ergibt sich in diesem Kontext die Herausforderung, den Einfluss des CarSharings auf Veränderungen im Mobilitätsverhalten zu bestimmen [vgl. WiMobil (2016), S.43].

Im Vergleich zu klassischen Mobilitätserhebungen, wie der MiD, weist die Erfassung mit der multiMobil-App eine insgesamt präzisere Abbildung des ausgeführten Mobilitätsverhaltens auf. Da die Streckenzuweisung und Distanzbestimmung nicht auf Basis eines Routingalgorithmus erfolgte, sondern für die Auswertung der tatsächlich durchgeführte Weg genutzt werden konnte, wurden realitätsgetreuere Ergebnisse generiert.

Die Verwendung eines aktiven Trackingansatzes erwies sich hinsichtlich der Proband*innenakquirierung als vorteilhaft. Es kann angenommen werden, dass die Wahl der Erhebungsmethodik zu weniger datenschutzrechtlichen Vorbehalten seitens der Proband*innen führte und daher eine höhere Teilnahmebereitschaft gewährleistet werden konnte. Die Art der Datenerhebung unterlag jedoch einer Vielzahl technischer sowie menschlicher Fehlerquellen und implizierte daher einen sehr hohen Aufwand in der Aufbereitung und Bereinigung der Daten. Im Zuge der Fehlerbereinigung wurden manche Arbeitsschritte automatisiert, wodurch sich der Nachbereitungsaufwand im Falle erneuter Erhebungen reduzieren dürfte.

Im Rahmen der Evaluation aus kommunaler Sicht wurden zudem zwei weitere Regressionsanalysen durchgeführt, um den tatsächlichen, um Kontrollvariablen bereinigten Einfluss der kombinierten CarSharing-Nutzung auf den Pkw-Besitz sowie die MIV-Verkehrsleistung zu bestimmen. Die Erzielung eines möglichst hohen Erklärungsgehaltes der Modelle stand nicht im Vordergrund der Analyse.

Als letzte Methode wurden zwei Strukturgleichungsmodelle aufgestellt, um die Einflussgrößen der Kund*innenbindung zu bestimmen und um zu prüfen, ob zwischen Kombinierte*r*innen beider Systeme und ausschließlichen Nutzer*innen des stationsbasierten Systems Unterschiede hinsichtlich der Ausprägungen der Kenngrößen vorlagen. Die aufgestellten Modelle sind in der Lage, über 50 Prozent der Varianz der Kund*innenbindung zu erklären. Ebenso wie das Mobilitätsverhalten wurden auch die Kund*innenbindung sowie die Einflussgrößen der Kund*innenbindung nur zu einem Zeitpunkt erhoben. Faktoren, wie der wahrgenommene Nutzen des CarSharings, können sich im Zeitverlauf ändern. Es wird daher empfohlen, im Rahmen zukünftiger (Längsschnitt-)Studien Veränderungen der fünf Konstrukte zu untersuchen.

Die Nutzung von CarSharing-Systemen ist nicht einheitlich. Dies zeigt sich insb. auch beim Vergleich der Nutzungsparameter von CarSharing-Systemen verschiedener Städte (vgl. Tabelle A2 und Abbildung A2 in Anhang A sowie Rodenbach et al. (2018), S.57). Als Gründe können u.a. abweichende Angebotscharakteristika der CarSharing-Systeme angeführt werden. So sind bspw. die Tarife von CSO mit kombiniertem Angebot nicht einheitlich gestaltet. Die Höhen der Zeit- und Entfernungskomponenten weichen zum Teil stark voneinander ab. Für die Nutzung von free-floating Fahrzeugen des kombinierten Anbieters YourCar in Göttingen müssen die Kund*innen bspw. im Fahrmodus 0,39 Euro¹²⁶ pro Minute bzw. 14,90 Euro pro Stunde bezahlen. Der Preis pro gefahrenem

¹²⁵ Die Eingrenzung des MiD-Datensatzes auf die Monate Juni bis August resultiert – bezogen auf die Städte Mannheim und Heidelberg – in einer Verringerung des MIV-Anteils um einen Prozentpunkt im Vergleich zur ganzjährigen Betrachtung.

¹²⁶ Wenn das Fahrzeug geparkt wird, fallen 0,09 Euro pro Minute an [vgl. YourCar (2023), S.1].

Kilometer in Höhe von 0,22 Euro fällt erst ab dem 21. Buchungskilometer an [vgl. YourCar (2023), S.1]. Im Vergleich hierzu bezahlen Kund*innen von stadtmobil Rhein-Neckar im Classic/VRN-Tarif lediglich 0,12 Euro pro Minute bzw. 2,25 Euro pro Stunde und einen etwas höheren Kilometerpreis von 0,25 Euro [vgl. stadtmobil Rhein-Neckar (2022), S.6].

Es kann angenommen werden, dass tarifliche Bausteine wie räumliche Tarifzonen oder die Erhebung einer buchungsbezogenen Grundgebühr zudem die Häufigkeit von One-Way-Fahrten und somit die durchschnittliche Nutzungsdauer beeinflussen. Des Weiteren kann die Dimensionierung des Bediengebietes einen Einfluss auf die One-Way-Häufigkeit haben, da kleinere Gebiete weniger Möglichkeiten für Einwegfahrten bieten. Im Vergleich zum Anteil an One-Way-Fahrten in Heidelberg von sechs Prozent liegt der Anteil im etwa doppelt so großen Mannheimer Bediengebiet bei 13 Prozent. Einen weiteren potenziellen Einflussfaktor auf die CarSharing-Nutzung stellt die Fahrzeugverfügbarkeit dar. Während in Kiel bspw. nur zehn free-floating Fahrzeuge angeboten werden, sind es in der Rhein-Main-Region knapp 400 [vgl. Bundesverband CarSharing (2022); Blees & Zerban (2021), S.381].

Zusätzlich zu differierenden Angebotsqualitäten der CarSharing-Systeme können Nutzungsunterschiede zwischen den Städten auf unterschiedliche raum- und stadtstrukturelle Gegebenheiten zurückgeführt werden. So können sowohl die Größe der Stadt als auch ihre zentralörtliche Funktion sowie die städtebauliche Gestaltung Einfluss auf die Art der CarSharing-Nutzung besitzen. In diesem Zusammenhang können auch verkehrliche Rahmenbedingungen wie die Angebotsqualität des öffentlichen Verkehrs oder die Parkraumsituation angeführt werden. Es stellt sich daher die Frage, inwieweit die in Bezug auf stadtmobil Rhein-Neckar ermittelten Ergebnisse auf andere Städte mit kombiniertem Angebot übertragbar sind. Da es sich bei Mannheim und Heidelberg um zwei Städte von unterschiedlicher Größe und mit abweichenden CarSharing-Angebotscharakteristiken¹²⁷ handelt, wird im Folgenden geprüft, ob sich die zentralen Ergebnisse in Bezug auf beide Städte bestätigen lassen. Auf diese Weise lässt sich zwar nicht ermitteln, welchen Einfluss einzelne Charakteristika bzw. Randbedingungen auf die CarSharing-Nutzung, die Mobilität sowie die Bindung der Kund*innen haben, der Vergleich ermöglicht aber eine bessere Einordnung der Übertragbarkeit der Ergebnisse. Ein Vergleich von Mannheim und Heidelberg hat zudem den Vorteil, dass mögliche, auf die Tarifstruktur zurückzuführende Effekte ausgeschlossen werden können, da in beiden Städten eine gemeinsame Tarifordnung gilt.

Die free-floating Nutzung unterscheidet sich zwischen den beiden Städten. Sowohl die Buchungsdistanzen ($t(333964,01) = -7,277, p < 0,001$) als auch die Nutzungsdauern ($t(35583,68) = -9,533, p < 0,001$) sind in Mannheim (25,3km; 03:06:03) signifikant niedriger als in Heidelberg (28,5km; 03:35:58). Trotz dieser Unterschiede kann festgehalten werden, dass die stationsungebundenen Fahrzeuge kombinierter CarSharing-Systeme wesentlich länger entliehen werden als Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter, jedoch kürzer als stationsbasierte Fahrzeuge. Diese Erkenntnis deckt sich mit anderen Forschungsergebnissen¹²⁸ [vgl. Blees & Zerban (2021), S.386; Schmitt (2019), S.28]. Als Erklärungsansatz können die an das stationsbasierte CarSharing angepassten Tarife angeführt werden, die eine kostengünstigere Abrechnung auf Stunden- oder Tagesbasis ermöglichen. Aufgrund der Unterschiede in den Angebotsqualitäten sowie den raumstrukturellen Rahmenbedingungen sollte von einem Transfer der Nutzungsniveaus auf andere Städte abgesehen werden.

Sowohl in Mannheim als auch in Heidelberg nutzen Kombinierte*innen beider Systeme das CarSharing im Durchschnitt wesentlich häufiger als Nutzer*innen nur einer der beiden Angebotsformen. Sie implizieren somit auch höhere Einnahmen für das CarSharing-Unternehmen. Die Anteile der CarSharing-Gruppen am gesamten (aktiven) Kund*innenstamm unterscheiden sich zwischen den beiden Städten nur leicht. In Heidelberg nutzen Kund*innen anteilmäßig etwas mehr das free-floating Angebot als in Mannheim. Als ein möglicher Grund kann die höhere stationsungebundene Fahrzeugdichte und somit höhere Angebotsqualität in Heidelberg angeführt werden.

¹²⁷ Die Größe der Bediengebiete, die Anzahl angebotener free-floating Fahrzeuge sowie die Fahrzeugverfügbarkeit unterscheiden sich zwischen den beiden Städten.

¹²⁸ Eine Ausnahme stellt das free-floating System in Osnabrück dar, das vergleichbare Nutzungscharakteristiken mit reinen free-floating Systemen aufweist. Begründet werden kann dies mit der Existenz verschiedener Tarifzonen. Die Beendigung von Buchungen in äußeren Zonen impliziert die Zahlung eines fixen Zuschlags. Bei einer Rückführung der Fahrzeuge in innenstadtnahe Zonen wird der entsprechende Betrag gutgeschrieben. Aufgrund dessen existieren einige Rückführungsfahrten, die von kurzer Dauer und Distanz sind und die Durchschnittswerte entsprechend beeinflussen [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.10].

Die kombinierte Nutzung beider CarSharing-Formen wirkt sich positiv auf ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge aus. In beiden Städten weisen Kombinierte*innen die mit Abstand geringsten Motorisierungsquoten aller CarSharing-Kund*innen auf. In Heidelberg greifen stationsbasierte Nutzer*innen anteilsmäßig etwas häufiger auf Pkw zurück als Kombinierte*innen. In Mannheim liegen die Anteile des „reinen“ MIVs bei Kombinierte*innen und stationsbasierten Nutzer*innen etwa gleich hoch. Aufgrund der intensiveren CarSharing-Nutzung ist der Anteil des Umweltverbundes bei der erstgenannten Gruppe jedoch fünf Prozentpunkte niedriger.¹²⁹ Die Ergebnisse sind in Bezug auf das Mobilitätsverhalten folglich nicht einheitlich. Obwohl Kombinierte*innen beider Systeme weniger private Fahrzeuge besitzen, äußert sich dies nicht zwingend in einem geringeren MIV-Anteil. Es bleibt jedoch festzuhalten, dass die free-floating Systeme der kombinierten Angebote nicht zu einem Mobilitätsverhalten führen, das primär auf das Auto ausgerichtet ist.

Verglichen mit der Gesamtbevölkerung der beiden Städte weisen stadtmobil-Kund*innen sowohl in Heidelberg als auch in Mannheim ein nachhaltigeres, stärker auf den Umweltverbund ausgerichtetes Mobilitätsverhalten auf (vgl. Abbildung 59). Das Fahrrad stellt in beiden Städten das primäre Verkehrsmittel dar. Ein nachhaltigeres Mobilitätsverhalten von CarSharing-Nutzer*innen aus Städten mit kombiniertem Angebot zeigt sich auch bei Analyse der Mobilitätsdaten der MiD 2017. CarSharing-Kund*innen aus der Stadt Hannover, in der stadtmobil ebenfalls ein kombiniertes CarSharing-System betreibt, weisen ähnlich hohe Anteile des Umweltverbundes wie in Mannheim und Heidelberg auf (vgl. B2-Regionaldatensatzpaket).

Die in Kapitel 7.2 dargestellten Zusammenhänge zwischen den Einflussgrößen der Kund*innenbindung bestätigen sich sowohl in Bezug auf das Mannheimer als auch das Heidelberger CarSharing-System. Eine separate Durchführung des MICOM-Verfahrens offenbart hinsichtlich der Ausprägungen der latenten Variablen Unterschiede zwischen den beiden Städten. Der Tabelle 48 kann entnommen werden, dass Heidelberger Kund*innen mit kombinierter CarSharing-Nutzung in Bezug auf alle fünf Variablen höhere Werte aufweisen als ausschließlich stationsbasierte Nutzer*innen. Signifikante Unterschiede ergeben sich hinsichtlich der Mittelwerte der Konstrukte „Kund*innenzufriedenheit“, „wahrgenommene Privat-Pkw-Gleichwertigkeit“ sowie „wahrgenommener Mobilitätsnutzen“.

Tabelle 48: Vergleich der Mittelwertdifferenzen der latenten Variablen in Mannheim und Heidelberg

Lat. V.	Mannheim		Heidelberg	
	Differenz der Mittelwerte	95%-Konfidenzintervall	Differenz der Mittelwerte	95%-Konfidenzintervall
KB	0,001	[-0,153; 0,154]	-0,119	[-0,167; 0,152]
KZ	-0,001	[-0,153; 0,168]	-0,166	[-0,164; 0,153]
WCFV	0,112	[-0,149; 0,154]	-0,132	[-0,170; 0,160]
WMN	-0,193	[-0,157; 0,156]	-0,235	[-0,172; 0,163]
WPG	-0,103	[-0,145; 0,154]	-0,283	[-0,160; 0,154]

Quelle: Eigene Darstellung

In Mannheim existiert ein signifikanter Unterschied zwischen den beiden CarSharing-Gruppen nur hinsichtlich des wahrgenommenen Mobilitätsnutzens. Zudem betrachten auch Mannheimer Kombinierte*innen das CarSharing eher als gleichwertigen Ersatz für private Fahrzeuge. Der Unterschied ist jedoch nicht signifikant. Unterschiede zu Heidelberg ergeben sich im Hinblick auf die oberen drei Variablen der Tabelle. In Mannheim wohnhafte Kombinierte*innen sind weder stärker gebunden noch zufriedener als stationsbasierte Kund*innen. Bezüglich der wahrgenommenen CarSharing-Fahrzeugverfügbarkeit zeigt sich sogar ein differierender Effekt zwischen den beiden Städten. Während Kombinierte*innen in Heidelberg die Fahrzeugverfügbarkeit besser einschätzen als stationsbasierte Nutzer*innen, ist in Mannheim das Gegenteil der Fall. Als Erklärungsansatz für diesen Unterschied kann angeführt werden, dass im Mannheimer Bedienebiet auf die Fläche gerechnet weniger

¹²⁹ Aufgrund der geringen Gruppengrößen kann das Mobilitätsverhalten einzelner Proband*innen die Ergebnisse beeinflussen. Eine genauere Analyse der erfassten Wege zeigt, dass zwei der Mannheimer Proband*innen mit kombinierter Nutzung eine hohe Anzahl dienstlicher Wege mit privaten Pkw bzw. Dienstfahrzeugen aufweisen und entsprechend auf den Modal Split einwirken. Werden beide Proband*innen aus der Analyse exkludiert, liegen die Anteile des Umweltverbundes von Kombinierte*innen und stationsbasierten Nutzer*innen in Mannheim auf einem ähnlichen Niveau.

free-floating Fahrzeuge angeboten werden. Blee & Zerban (2021) merken an, dass sich eine fehlende Verlässlichkeit des CarSharing-Systems negativ auf die Einstellungen der Kund*innen auswirkt [vgl. Blee & Zerban (2021), S.390]. Es kann vermutet werden, dass die höhere Angebotsqualität dazu führt, dass Kund*innen in Heidelberg seltener auf eine Buchung – aufgrund mangelnder Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen – verzichten müssen. Dies kann auch einen Effekt auf die Zufriedenheit mit dem CarSharing-System haben.

Die Integration eines free-floating Systems in bestehende stationsbasierte Angebote kann für Kund*innen, CarSharing-Unternehmen sowie Kommunen einen Mehrwert bedeuten. Dies wurde für die Städte Mannheim und Heidelberg gezeigt. Es wird angenommen, dass sich die zentralen Aussagen dieser Arbeit auf andere Städte übertragen lassen. Die Höhe des mobilitätsbezogenen, ökologischen und ökonomischen Nutzens hängt jedoch von den räumlichen Bedingungen sowie der Ausgestaltung des CarSharing-Angebotes ab.

10 Ausblick und weiterer Forschungsbedarf

Aus den Ausführungen des vorangegangenen Kapitels leiten sich einige Forschungsfragen ab. Forschungsbedarf besteht hinsichtlich des Einflusses der Ausgestaltung des CarSharing-Angebotes auf die Nutzung, die Mobilität sowie die Bindung von Kund*innen kombinierter Systeme. Von besonderem Interesse ist hierbei der Einfluss der Tarifgestaltung. Stationsungebundene Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter werden anders genutzt als Fahrzeuge kombinierter Anbieter. Als möglicher Grund können die an das stationsbasierte CarSharing angepassten Tarife angeführt werden, die für die Nutzer*innen bei länger andauernden Buchungen niedrigere Kosten implizieren als bei reinen free-floating Angeboten. Es kann daher angenommen werden, dass die Tarifintegration und die damit verbundenen günstigeren Zeittarife die Bandbreite möglicher Wegezwecke erhöhen und Kund*innen nicht zu einer übermäßigen Nutzung der Fahrzeuge für One-Way-Fahrten verleiten. In diesem Zusammenhang sollte auch untersucht werden, wie sich die seit einiger Zeit buchbaren Zeitpakete reiner free-floating Anbieter auf die Nutzung der Systeme auswirken [vgl. Bundesverband CarSharing (2021c), S.3f].

Weiterer Forschungsbedarf existiert hinsichtlich der Wirkungen kombinierter CarSharing-Systeme auf das Mobilitäts- und Kund*innenbindungsverhalten. Um Verhaltensveränderungen zu erfassen, empfiehlt sich die Durchführung von Längsschnitt- bzw. Panelerhebungen, im Rahmen derer exogene Faktoren sowie die Lebensumstände der Kund*innen berücksichtigt werden [vgl. Kopp (2015), S.243]. Firnkorn & Shaheen (2016) regen an, bei der Beurteilung von CarSharing-Systemen eine dynamische Sicht einzunehmen, da sich die Nutzung der Systeme und das Mobilitätsverhalten im Zeitverlauf verändern kann und daher im Querschnitt ermittelte Ergebnisse häufig keine ausreichenden Indikatoren für langfristige Auswirkungen darstellen [vgl. Firnkorn & Shaheen (2016), S.907].

Im Kontext der Kund*innenbindung könnte zudem in weiteren Arbeiten geprüft werden, ob sich die Ergebnisse aus Mannheim und Heidelberg auf Städte übertragen lassen, in denen eine Angebotskonkurrenz existiert. In Frankfurt am Main ist bspw. zusätzlich zu dem kombinierten Anbieter book-n-drive der reine free-floating Anbieter Share Now aktiv. Eine Analyse in polypolistischen bzw. oligopolistischen Angebotsstrukturen erfordert eine Anpassung der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Skalen.

Aufgrund kombinierter CarSharing-Systeme werden stationsungebundene Fahrzeuge mittlerweile in 14 deutschen Städten angeboten. In weiteren elf Städten finden sich Fahrzeuge reiner free-floating Anbieter. In allen diesen Städten existieren auch stationsbasierte Angebote. Kombinierte CarSharing-Systeme bieten den Kund*innen den Vorteil eines integrierten Tarif- und einheitlichen Zugangssystems. Um beide CarSharing-Formen nutzen zu können, müssen sich Kund*innen nur bei einer CSO anmelden und daher auch nur einmalig eine Anmeldegebühr entrichten. Über das integrierte Buchungssystem können alle verfügbaren Fahrzeuge eingesehen und gebucht werden. Nutzer*innen müssen sich folglich nur eine Smartphone-App herunterladen und nur eine Kund*innenkarte mit sich führen.

Ein weiterer Forschungsbedarf ergibt sich hinsichtlich der Frage, welche Bedeutung der Kombinationsmöglichkeit „aus einer Hand“ beigemessen werden kann. In zukünftigen Arbeiten sollte untersucht werden, ob sich die Ergebnisse dieser Arbeit auf Kund*innen reproduzieren lassen, die auf beide CarSharing-Formen zurückgreifen, die Angebote jedoch nicht bei einem, sondern bei mehreren Anbietern nachfragen.

CarSharing-Kund*innen besitzen häufig Mitgliedschaften bei mehreren CSO [vgl. Fromm et al. (2019), S.7; Bergstad et al. (2018), S.93f]. Wappelhorst et al. (2013) geben an, dass Kund*innen im Durchschnitt bei 1,78 CarSharing-Unternehmen angemeldet sind [vgl. Wappelhorst et al. (2013), S.6]. Als Gründe für Mehrfachanmeldungen werden eine höhere regionale und überregionale Flexibilität, die Standortnähe sowie die Wahlmöglichkeit in Bezug auf den Preis genannt [vgl. Infas (2016b), S.12]. Einige Kund*innen sind sowohl bei stationsbasierten als auch bei stationsunabhängigen CarSharing-Systemen registriert. In der WiMobil-Studie wird berichtet, dass 15 Prozent der untersuchten free-floating Kund*innen auch stationsbasierte Angebote nutzen. 46 Prozent der Kund*innen des stationsbasierten Anbieters Flinkster weisen zudem Mitgliedschaften bei free-floating Systemen auf [vgl. WiMobil (2016), S.91]. Andere Studien kommen auf Anteilswerte der kombinierten Nutzung zwischen zehn und 46 Prozent [vgl. Steer (2019), S.25: 22%; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.46: 46%; Hülsmann et al. (2018), S.33: 10-42%; Le Vine & Polak (2017), S.16: 32%; Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13: 15%]. Grundsätzlich zeigt sich, dass ein größerer Anteil der stationsbasierten Kund*innen zusätzlich bei free-floating Systemen angemeldet sind. Dies unterstreicht das Flexibilitätsbedürfnis vieler Kund*innen in Bezug auf ihre Automobilität.

Erste Untersuchungen deuten darauf hin, dass die Kombination beider Angebotsformen bei unterschiedlichen Anbietern ähnliche Wirkungen entfaltet wie die Kombination aus einer Hand. Riegler et al. (2016) geben an, dass Kund*innen, die beide CarSharing-Formen systemübergreifend kombinieren, ein höheres Nutzungsniveau aufweisen als Kund*innen, die nur bei einer CSO angemeldet sind [vgl. Riegler et al. (2016), S.42f]. Giesel & Nobis (2016) berichten eine höhere Pkw-Abschaffung bei free-floating Kund*innen, die zusätzlich zu den „freifließenden“ Fahrzeugen auch stationsbasierte Angebote nutzen [vgl. Giesel & Nobis (2016), S.221]. Bergstad et al. (2018) bestätigen, dass der Anteil autofreier Haushalte von free-floating Kund*innen höher ist, wenn diese bei beiden Angebotsformen angemeldet sind [vgl. Bergstad et al. (2018), S. 102f]. Dies deutet darauf hin, dass die Planbarkeit von mit Pkw durchgeführten Wegen ein wichtiges Mobilitätsbedürfnis darstellt, welches durch ein reines free-floating Angebot nicht gestillt werden kann.

Die Analyse der Mobilitätsdaten der MiD 2017 zeigt zudem, dass CarSharing-Kund*innen, die bei mehreren CSO angemeldet sind und in Städten wohnen, in denen beide CarSharing-Formen angeboten werden, häufiger aus autofreien Haushalten kommen und im Durchschnitt geringere MIV-Anteile am Modal Split aufweisen als Kund*innen, die CarSharing nur bei einer CSO nachfragen (vgl. B2-Regionaldatensatzpaket)¹³⁰.

Das CarSharing hat in Deutschland im letzten Jahrzehnt einen starken Bedeutungszuwachs erfahren. Während im Jahr 2011 nur knapp zweihunderttausend fahrberechtigte Personen bei CarSharing-Unternehmen angemeldet waren, waren es zehn Jahr später bereits über drei Millionen. Die starken Wachstumszahlen sind vor allem auf das free-floating CarSharing zurückzuführen, das die Bekanntheit und Wahrnehmung der Mobilitätsdienstleistung erhöht hat. Während reine free-floating Angebote hauptsächlich in Großstädten mit mehr als einer halben Million Einwohner*innen vorzufinden sind, wird das stationsungebundene CarSharing durch kombinierte Systeme auch Bevölkerungsgruppen zugänglich gemacht, die in Städten mit weniger als 300.000 Einwohner*innen wohnen. Die Integration einer free-floating Komponente in das bestehende stationsbasierte Angebot kann die Attraktivität des CarSharing-Systems steigern und den Kund*innen einen Mehrwert für ihre Mobilität bieten.

Kombinierte CarSharing-Systeme fördern ein Mobilitätsverhalten ohne private Pkw mit stärkerer Ausrichtung auf den Umweltverbund. Um Zugangsbarrieren zu reduzieren und Nutzer*innen ein verzahntes Mobilitätsangebot zu bieten, wird eine Kooperation von CarSharing-Anbietern und Nahverkehrsunternehmen empfohlen [vgl. Reesas et al. (2017), S.88; Schreier et al. (2015), S.29]. Verschiedene Kooperationsmöglichkeiten werden bspw. in Huwer (2003) thematisiert. Die Integration zwischen ÖPNV und Sharing-Dienstleistungen erfordert eine Vernetzung auf räumlicher sowie digitaler Ebene. Eine räumliche Verknüpfung an verkehrsträgerübergreifenden Mobilstationen schafft eine höhere Wahrnehmung der unterschiedlichen Angebote [vgl. Ackermann et al. (2016), S.135f], vereinfacht den Wechsel zwischen Verkehrsmitteln und ermöglicht Synergieeffekte. Durch eine integrierte Echtzeit-Information, Buchung und Abrechnung kann für Nutzer*innen ein vereinfachter digitaler Zugang geschaffen werden, der Nutzungsbarrieren abbaut und ein multimodales Mobilitätsverhalten fördert [vgl. Reesas et al. (2017), S.88].

Verschiedene (Mobilitäts-)Trends besitzen zudem das Potenzial einer Dynamisierung des Sharing-Marktes [vgl. Linden & Wittmer (2018), S.20]. Die zunehmende Digitalisierung und Entwicklung von Informations- und Kommunikationstechnologien können bspw. „Treiber für verändertes Mobilitätsverhalten“ [Reutter & Wittowsky (2020), S.198] sein. Der Bedarf an Automobilität kann sich u.a. durch die Digitalisierung der Arbeitswelt und steigenden Online-Handel reduzieren. Ein verstärktes Umweltbewusstsein in der Gesellschaft sowie eine zunehmende Urbanisierung können ebenfalls dazu beitragen, dass private Fahrzeuge an Relevanz verlieren. Der private Pkw-Besitz jüngerer – insb. männlicher – Alterskohorten hat seit der Jahrtausendwende abgenommen [vgl. Kuhnimhof et al. (2012), S.449]. Riegler et al. (2016) bezeichnen dies als möglichen „Vorbote[n] einer grundlegenden Veränderung der Pkw-Besitzstruktur und –kultur“ [Riegler et al. (2016), S.19]. Unter der Annahme, dass die niedrigeren Besitzzahlen Ausdruck einer geringeren Pkw-Affinität jüngerer Altersgruppen sind, kann das CarSharing zukünftig noch stärker an Bedeutung gewinnen.

Auch gesellschaftliche Veränderungen können sich auf die CarSharing-Nutzung auswirken. CarSharing-Systeme werden bislang größtenteils von jüngeren Personen und Menschen mittleren Alters genutzt. Ältere Personen, die häufig geringe jährliche Pkw-Fahrleistungen aufweisen [vgl. Riegler et al. (2016), S.94], sind hingegen unterrepräsentiert. Aufgrund des demographischen Wandels wird zukünftig ein größerer Anteil der Bevölkerung

¹³⁰ Untersucht wurden die Städte Hamburg, Düsseldorf, Stuttgart und München.

eine geringere Fahrleistung zu verzeichnen haben. Hierdurch erhöhen sich die marginalen Kosten der Pkw-Nutzung, weshalb das CarSharing für einen größeren Personenkreis ökonomische Vorteile entfalten wird [vgl. Firmkorn & Müller (2011), S.1526]. Die Wahrnehmung und Kenntnisse der angebotenen CarSharing-Formate sind eine grundlegende Voraussetzung für die Gewinnung neuer Kund*innen.

Eine höhere Sichtbarkeit der Fahrzeuge im öffentlichen Straßenraum kann dazu beitragen, die Verbreitung des CarSharings weiter voranzutreiben [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.13]. Mit dem CsgG wurde ein Rechtsrahmen für die CarSharing-Förderung im öffentlichen Straßenraum geschaffen. Damit die positiven Effekte des CarSharings eine noch größere Wirkung entfalten, sollte die kommunale Förderung weiter intensiviert werden. Die Möglichkeit, CarSharing-Stellplätze im öffentlichen Straßenraum zu errichten, stellt vielerorts eine essenzielle Voraussetzung für das zukünftige Wachstum der Systeme dar. Zusätzlich zu entsprechenden Pull-Ansätzen können Push-Maßnahmen – wie eine flächendeckendere Parkraumbewirtschaftung inkl. reduzierter Gebühren für das CarSharing – dazu beitragen, die Attraktivität der Systeme zu erhöhen [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.13].

Verschiedene Arbeiten betonen die Bedeutung des sozialen Umfeldes auf die Akzeptanz und Annahme des CarSharings [vgl. Riegler et al. (2016), S.67; Tils et al. (2015), S.99]. Gemäß der Studie von Kearney (2019) weist die soziale bzw. gesellschaftliche Anerkennung das höchste Potenzial zur Anmeldung bei einer CSO auf. Hieraus lässt sich das Erfordernis verstärkter Marketingmaßnahmen ableiten, welche die Nachhaltigkeitsrelevanz sowie Fortschrittlichkeit des CarSharings adressieren [vgl. A.T. Kearney (2019), S.8].

Eine unzureichende Flexibilität wird häufig als Nutzungshemmnis des CarSharings angeführt [vgl. Riegler et al. (2016), S.57]. Kombinierte Systeme sind in der Lage, diesem Nachteil des stationsbasierten CarSharings zu begegnen und Nutzungsbarrieren abzubauen. Damit das CarSharing als gleichwertiger Ersatz zum Besitz privater Pkw wahrgenommen wird, sollte eine möglichst ständige Verfügbarkeit fußläufig erreichbarer Fahrzeuge angestrebt werden. Dies erfordert ein qualitativ hochwertiges Angebotskonzept sowie ein kontinuierliches Monitoring der räumlichen Verfügbarkeit und Auslastung der Fahrzeuge.

Gute Bedingungen für die Integration von free-floating Systemen existieren bspw. in Freiburg, Dresden und Aachen, die sich allesamt durch eine hohe stationsbasierte Angebotsqualität auszeichnen [vgl. Bundesverband CarSharing (2022)]. Durch die Einführung neuer kombinierter CarSharing-Systeme wird das Potenzial für ein Mobilitätsverhalten ohne private Pkw in weiteren Städten erhöht. Auf diese Weise kann ein Beitrag zur Verkehrswende geleistet werden.

Literaturverzeichnis

Das Literaturverzeichnis umfasst alle Quellen, die sich im Hauptteil der Arbeit sowie im Textanhang befinden.

6t Bureau de Recherche (2016)

6t Bureau de Recherche (2016): National Survey on Carsharing – Edition 2016, Projektblatt

6t Bureau de Recherche (2014)

6t Bureau de Recherche (2014): One-way carsharing: which alternative to private car? – Results of the first major survey about the impact of a one-way-carsharing service (the case of Autolib' in Paris); Executive Summary

A.T. Kearney (2019)

Stolle, W. O.; Stelmann, W.; Rodewyk, V.; Gil, A. G.; Pelne, A. (2019): The Demystification of Car Sharing – An in-depth analysis of customer perspective, underlying economics, and secondary effects; A. T. Kearney

Ackermann et al (2016)

Ackermann, T.; Loose, W.; Reining, C. (2016): Die Verknüpfung von CarSharing und ÖPNV; Bundesverband Car-Sharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.133-144

Agora Verkehrswende (2020)

Nobis, C.; Obersteller, D.; Klein-Hitpaß, A.; Viertel, F. R. (2020): Städte in Bewegung – Zahlen, Daten, Fakten zur Mobilität in 35 deutschen Städten; Agora Verkehrswende (Hrsg.)

Agresti (2013)

Agresti, A. (2013): Categorical data analysis; 3. Aufl.; John Wiley & Sons: Hoboken

Ajzen (1991)

Ajzen, I. (1991): The theory of planned behavior; Organizational Behavior and Human Decision Processes; Vol. 50; 2/1991; S.179-211

Allekotte et al. (2021)

Allekotte, M.; Althaus, H.-J.; Bergk, F.; Biemann, K.; Knörr, W.; Sutter, D. (2021): Umweltfreundlich mobil! – Ein ökologischer Verkehrsartenvergleich für den Personen- und Güterverkehr in Deutschland; Umweltbundesamt (Hrsg.); 2. Aufl.; März 2021

Ampudia-Renuncio et al. (2020)

Ampudia-Renuncio, M.; Guirao, B.; Molina-Sanchez, R.; Braganca, L. (2020): Electric Free-Floating Carsharing for Sustainable Cities: Characterization of Frequent Trip Profiles Using Acquired Rental Data; Sustainability; Vol. 12; 3/2020; 1248

Anderson & Gerbing (1991)

Anderson, J. C.; Gerbing, D. W. (1991): Predicting the Performance of Measures in a Confirmatory Factor Analysis With a Pretest Assessment of Their Substantive Validities; Journal of Applied Psychology; Vol. 76; 5/1991; S.732-740

Anderson & Sullivan (1993)

Anderson, E. W.; Sullivan, M. W. (1993): The Antecedents and Consequences of Customer Satisfaction for Firms; Marketing Science; Vol. 12; 2/1993; S.125-143

Anderson & Vastag (2004)

Anderson, R. D.; Vastag, G. (2004): Causal modelling alternatives in operations research: Overview and application; European Journal of Operational Research; Vol. 156; S.92-109

Anderson et al. (1997)

Anderson, E. W.; Fornell, C.; Rust, R. T. (1997): Customer Satisfaction, Productivity and Profitability: Differences Between Goods and Services

Anderson et al. (1994)

Anderson, E. W.; Fornell, C.; Lehmann, D. R. (1994): Customer Satisfaction, Market Share, and Profitability: Findings From Sweden; *Journal of Marketing*; Vol. 58; 3/1994; S.53-66

Andreasen (1985)

Andreasen, A. R. (1985): Consumer Responses to Dissatisfaction in Loose Monopolies; *Journal of Consumer Research*; Vol. 12; 9/1985; S.135-141

Andritzky (1976)

Andritzky, K. (1976): Die Operationalisierbarkeit von Theorien zum Konsumentenverhalten; Dissertation; Duncker & Humblot: Berlin

Arzheimer (2016)

Arzheimer, K. (2016): Strukturgleichungsmodelle – Eine anwendungsorientierte Einführung; Springer VS: Wiesbaden

Asubonteng et al. (1996)

Asubonteng, P.; McCleary, K. J.; Swan, J. E. (1996): SERVQUAL revisited: a critical review of service quality; *The Journal of Services Marketing*; Vol. 10; 6/1996; S.62-81

Avey et al. (2009)

Avey, J. B.; Avolio, B. J.; Crossley, C. D.; Luthans, F. (2009): Psychological Ownership: Theoretical Extensions, Measurement, and Relation to Work Outcomes; *Journal of Organizational Behavior*; Vol. 30; S.173-191

Axhausen et al. (2004)

Axhausen, K. W.; Beige, S.; Bernard, M. (2004): Grundlagenbericht für die Perspektiven des Schweizer Personenverkehrs bis 2030 – Prognose über Besitz und Nutzungsintensität von Mobilitätswerkzeugen im Personenverkehr; Schlussbericht für das Bundesamt für Raumentwicklung

Baptista et al. (2014)

Baptista, P.; Melo, S.; Rolim, C. (2014): Energy, environmental and mobility impacts of car-sharing systems. Empirical results from Lisbon, Portugal; *Procedia – Social and Behavioral Sciences*; Vol. 111; S.28-37

Bacher (2001)

Bacher, J. (2001): Teststatistiken zur Bestimmung der Clusteranzahl für Quick Cluster; In: *ZA-Information, Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*; Nr. 48; S.71-97

Bacher et al. (2010)

Bacher, J.; Pöge, A.; Wenzig, K. (2010): Clusteranalyse – Anwendungsorientierte Einführung in Klassifikationsverfahren; 3. Aufl.; Oldenbourg: München

Bacher et al. (2004)

Bacher, J.; Wenzig, K.; Vogler, M. (2004): SPSS TwoStep Cluster – A First Evaluation; *Arbeits- und Diskussionspapiere 2004-2*; 2. korr. Aufl.; Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät; Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

Backhaus et al. (2018)

Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R. (2018): *Multivariate Analysemethoden – Eine anwendungsorientierte Einführung*; 15. Aufl.; Springer Gabler: Berlin, Heidelberg

Bagozzi & Phillips (1982)

Bagozzi, R. P.; Phillips, L. W. (1982): Representing and Testing Organizational Theories: A Holistic Construal; Administrative Science Quarterly; Vol. 27; 3/1982; S.459-489

Bailey (1984)

Bailey, J. (1984): The meaning of car availability in mode choice decisions; Transportation Planning and Technology; Vol. 9; S.125-134

Balac et al. (2014)

Balac, M.; Ciari, F.; Axhausen, K. W. (2014): Carsharing demand estimation: Case study of Zurich area; Preprint submitted to Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board

Baltes-Götz (2016)

Baltes-Götz, B. (2016): Generalisierte lineare Modelle und GEE-Modelle in SPSS Statistics; Zentrum für Informations-, Medien- und Kommunikationstechnologie; Universität Trier

Bartholomew et al. (2008)

Bartholomew, D. J.; Stelle, F.; Galbraith, J.; Moustaki, I. (2008): Analysis of multivariate social science data; 2. Aufl.; Chapman & Hall: Boca Raton

Bauer et al. (2022)

Bauer, U.; Frank, S.; Gerwinat, V.; Huber, O.; Scheiner, J.; Schimohr, K.; Stein, T.; Wismer, A. (2022): Wechselwirkung zwischen Wohnstandortwahl und Alltagsmobilität – Wissenschaftliche Grundlagen und kommunale Praxis; Working Paper; Deutsches Institut für Urbanistik

Bauer et al. (1997)

Bauer, H. H.; Huber, F.; Bräutigam, F. (1997): Determinanten der Kundenloyalität im Automobilssektor; Wissenschaftliche Arbeitspapiere Nr. W3; Insitut für Marktorientierte Unternehmensführung; Universität Mannheim

Baum & Pesch (1994)

Baum, H.; Pesch, S. (1994): Untersuchung der Eignung von CarSharing im Hinblick auf Reduzierung von Stadtverkehrsproblemen

Bäumer et al. (2010)

Bäumer, M.; Hautzinger, H.; Kathmann, T.; Schmitz, S.; Sommer, C.; Wermuth, M. (2010): Ermittlung von Standards für anforderungsgerechte Datenqualität bei Verkehrserhebungen; Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen; Verkehrstechnik, Heft V 200

Baxter (2009)

Baxter, R. (2009): Reflective and formative metrics of relationship value: A commentary essay; Journal of Business Research; Vol. 62; 12/2009; S.1370-1377

Bayón & Von Wangenheim (2005)

Bayón, T.; Von Wangenheim, F. (2005): Ein zweidimensionales Kundenbindungsmodell mit direkten und moderierenden Einflussvariablen: Das Beispiel des Firmenkundengeschäfts von Stromversorgern; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 27; 3/2005; S.169-183

Becker et al. (2018)

Becker, H.; Ciari, F.; Axhausen, K. W. (2018): Measuring the car ownership impact of free-floating car-sharing; Preprint submitted to Transportation Research Part D; 6. August 2018

Becker et al. (2017a)

Becker, H.; Loder, A.; Schmid, B; Axhausen, K. W. (2017a): Modeling car-sharing membership as a mobility tool: A multivariate Probit approach with latent variables; Preprint submitted to Travel Behaviour and Society; 13. April 2017

Becker et al. (2017b)

Becker, H.; Ciari, F.; Axhausen, K. W. (2017b): Modeling free-floating car-sharing use in Switzerland; Preprint submitted to Transportation Research Part C; 10. Mai 2017

Becker et al. (2016)

Becker, H.; Ciari, F.; Axhausen, K. W. (2016): Measuring the travel behaviour impact of free-floating car-sharing; Arbeitspapier; Arbeitsberichte Verkehrs- und Raumplanung 1176

Becker et al. (2015)

Becker, H.; Ciari, F.; Axhausen, K. W. (2015): Comparing car-sharing schemes in Switzerland: User groups and usage patterns; 16th Swiss Transport Research Conference ; Monte Verità, Ascona; 18.-20. Mai 2015

Beermann et al. (2016)

Beermann, T.; Eckhardt, C. F.; Fischer, M. (2016): Free-floating CarSharing-System nimmt endgültig Fahrt auf; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.77-92

Beiter et al. (2015)

Beiter, T.; Schreiner, M.; Blümel, H.; Fiechtner, M.; Nowack, F. U.; Willing, J.-N.; Nobis, C.; Köhler, K.; Giesel, F.; Müller, J.; Schmöllner, S. (2015): CarSharing und Elektromobilität - Ein Praxisleitfaden für Kommunen; Forschungsprojekt WiMobil – Wirkungen von E-CarSharing Systemen auf Mobilität und Umwelt in urbanen Räumen

Belsch (2017)

Belsch, S. (2017): Kundenbindung – Effektive Maßnahmen und Instrumente für einen langfristigen Unternehmenserfolg; Igel Verlag RWS: Hamburg

Belter et al. (2015)

Belter, T.; Schreiner, M.; Blümel, H.; Fiechtner, M.; Nowack, F. U.; Willing, J.-N.; Nobis, C.; Köhler, K.; Giesel, F.; Müller, J.; Schmöllner, S. (2015): Carsharing und Elektromobilität – Ein Praxisleitfaden für Kommunen; WiMobil – Wirkungen von E-CarSharing Systemen auf Mobilität und Umwelt in urbanen Räumen; Kreisverwaltungsreferat der Landeshauptstadt München & Senatsverwaltung für Stadtentwicklung und Umwelt Berlin (Hrsg.)

Bergstad et al. (2018)

Bergstad, C. J.; Ramos, E.; Chicco, A.; Diana, M.; Beccaria, S.; Melis, M.; Rondenbach, J.; Matthijs, J.; Nehrke, G.; Loose, W. (2018): The influence of socioeconomic factors in the diffusion of car sharing; Deliverable D4.1; Version 1; STARS – Shared mobility opporTunities And challenges foR European CitieS; H2020-MG-2016-2017

Berry (1993)

Berry, W. D. (1993): Understanding Regression assumptions; Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences; SAGE Publications: Thousand Oaks

Beutin (2008)

Beutin, N. (2008): Verfahren zur Messung der Kundenzufriedenheit im Überblick; In: Homburg, C. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit: Konzepte – Methoden – Erfahrungen; S.121-171

Bi et al. (2020)

Bi, J.; Zhi, R.; Xie, D.-F.; Zhao, X.-M.; Zhang, J. (2020): Journal of Advanced Transportation, Vol. 2020; Article ID 4680959

Biniok et al. (2014)

Biniok, K.; Schoenharting, J.; Wessely, A.; Wolter, S.; Schoenharting, V. (2014): Wirkungen eines stationsungebundenen Carsharing – Methodisches Vorgehen und Ergebnisse aus einem Forschungsprojekt der Stiftung Mercator; Verkehr und Technik; 11/2014; S.431-437

Blackwell et al. (2006)

Blackwell, R. D.; Miniard, P. W.; Engel, J. F. (2006): Consumer Behavior; 10. Aufl.; Thomson South-Western: Mason

Blees & Zerban (2021)

Blees, V.; Zerban, M. (2021): Neue Mobilitätsangebote: Ersatz oder Ergänzung des ÖPNV? Eine Analyse am Beispiel des stationsflexiblen Carsharings; In: Mertens, A.; Ahrend, K.-M.; Kopsch, A.; Stork, W. (Hrsg.): Smart Region – Die digitale Transformation einer Region nachhaltig gestalten; Springer: Wiesbaden; S.375-400

Bloemer & Kasper (1995)

Bloemer, J.M.M.; Kasper, H. D. P. (1995): The complex relationship between consumer satisfaction and brand loyalty; Journal of Economic Psychology; Vol. 16; S.311-329

Bogenberger et al. (2016)

Bogenberger, K.; Müller, J.; Weigl, S.; Schmöller, S. (2016): Entwicklung und Nutzungsstruktur von Carsharing-Systemen in Deutschland; In: Jacoby, C.; Wappelhorst, S. (Hrsg.): Potenziale neuer Mobilitätsformen und –technologien für eine nachhaltige Raumentwicklung; ARL – Akademie für Raumforschung und Landesplanung; S.157-174

Bogner & Landrock (2015)

Bogner, K.; Landrock, U. (2015): Antworttendenzen in standardisierten Umfragen; GESIS – Leibniz Institut für Sozialwissenschaften (GESIS Survey Guidelines), Version 1.1

Böhrs (2004)

Böhrs, S. (2004): Customer Value Management – Die Integration von Kundenwert und Kundennutzen als Marketingansatz im Verkehrsdienstleistungsbereich; Dissertation; Universität Mannheim

Boldrini et al. (2019)

Boldrini, C.; Bruno, R.; Laarabi, H. (2019): Weak signals in the mobility landscape car sharing in ten european cities; EPJ Data Science; Vol. 8; 7/2019

Boldrini et al. (2016)

Boldrini, C.; Bruno, R.; Conti, M. (2016): Characterising Demand and Usage Patterns in a Large Station-based Car Sharing System; 2016 IEEE Conference on Computer Communications Workshops: SmartCity16; The 2nd IEEE INFOCOM Workshop on Smart Cities and Urban Computing

Boonsiripant et al. (2020)

Boonsiripant, S.; Jittrapirom, P.; Poonnasee, W. (2020): Cluster analysis of carsharing users behavior in Bangkok, a highly motorized and developing city; 2020 Forum on Integrated and Sustainable Transportation Systems (FISTS); 3.-5. November 2020; Delft

Bortz & Schuster (2010)

Bortz, J.; Schuster, C. (2010): Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler; 7. Aufl.; Springer: Berlin, Heidelberg

Braun (2015)

Braun, C. (2015): JoeCar und stationsbasiertes CarSharing: Das Beste aus zwei Welten; Vortrag in Frankfurt am Main am 09.12.2015; stadtmobil Rhein-Neckar AG

Braun et al. (2013)

Braun, A.; Hochschild, V. ,Koch, A. (2013): Intraregionale Unterschiede in der Carsharing-Nachfrage: Eine GIS-basierte empirische Analyse; IAW Diskussionspapiere; Nr. 99; Institut für Angewandte Wirtschaftsförderung (IAW); Tübingen

Braunecker (2021)

Braunecker, C. (2021): How to do empirische Sozialforschung – Eine Gebrauchsanleitung; facultas Verlag: Wien

Braunstein (2001)

Braunstein, C. (2001): Einstellungsforschung und Kundenbindung: zur Erklärung des Treueverhaltens von Konsumenten; Gabler: Wiesbaden und Deutscher Universitäts-Verlag: Wiesbaden

Bricka et al. (2010)

Bricka, S. G.; Sen, S.; Paleti, R.; Bhat, C. R. (2010): An Analysis of the Factors Influencing Differences in Survey-Reported and GPS-Recorded Trips; Transportation Research Part C; Vol. 21; 1/2010; S.67-88

Brockmeyer et al. (2014)

Brockmeyer, F.; Frohwerk S.; Weigle, S. (2014): Urbane Mobilität im Umbruch? – Verkehrliche und ökonomische Bedeutung des Free-Floating-Carsharing; Internationales Verkehrswesen; (66) 3; S.78-80

Brown (2017)

Brown, A. E. (2017): Car-less or Car-free? Socioeconomic and Mobility Differences Among Zero-Car Households; Transport Policy; Vol. 60; 11/2017; S.152-159

Browne (2001)

Browne, M. W. (2001): An Overview of Analytic Rotation in Exploratory Factor Analysis; Multivariate Behavioral Research; Vol. 36; 1/2001; S.111-150

Bruhn (2019)

Bruhn, M. (2019): Qualitätsmanagement für Dienstleistungen – Handbuch für ein erfolgreiches Qualitätsmanagement. –Grundlagen – Konzepte – Methoden; 11. Aufl.; Springer: Berlin

Bruhn (2008)

Bruhn, M. (2008): Nationale Kundenzufriedenheitsindizes; In: Homburg, C. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit – Konzepte – Methoden – Erfahrungen; Gabler: Wiesbaden; S.173-201

Bruhn & Georgi (2000)

Bruhn, M.; Georgi, D. (2000): Wirtschaftlichkeit des Kundenbindungsmanagements; In: Bruhn, M. & Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.529-558

Buch (2007)

Buch, S. (2007): Strukturgleichungsmodelle – Ein einführender Überblick; Arbeitspapier Nr. 29; Lehrstuhl für Unternehmensplanung und Controlling; ESCP-EAP European School of Management Berlin

Buchanan et al. (2018)

Buchanan, E. M.; Foreman, R. E.; Johnson, B. N.; Pavlacic, J. M. Swadley, R. L.; Schulenberg, S. E. (2018): Does the delivery matter? Examining randomization at the item level; Behaviormetrika; Vol. 45; S.295-316

Bundesverband CarSharing (2023)

Bundesverband CarSharing (2023): CarSharing in Deutschland, Fact Sheet, Stand 01.01.2023

Bundesverband CarSharing (2022)

Bundesverband CarSharing (2022): CarSharing-Städteranking 2022

Bundesverband CarSharing (2021a)

Bundesverband CarSharing (2021a): Datenblatt CarSharing in Deutschland, Stand 01.01.2021

Bundesverband CarSharing (2021b)

Bundesverband CarSharing (2021b): Evaluationsstandard „Verkehrsentlastende Wirkung von CarSharing“; Version 1.1; September 2021

Bundesverband CarSharing (2021c)

Bundesverband CarSharing (2021c): Kombinierte CarSharing-Systeme; Fact Sheet

Bundesverband CarSharing (2007)

Bundesverband CarSharing (2007): Definition CarSharing – Grundsätze der Mitgliedschaft im bcs; 28.03.2007

Burkhardt & Millard-Ball (2006)

Burkhardt, J. E.; Millard-Ball, A. (2006): Who Is Attracted to Carsharing?; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Vol. 1986; 1/2006; S.98-105

Büttner et al. (2008)

Büttner, M.; Huber, F.; Regier, S.; Vollhardt, K. (2008): Phänomen Luxusmarke – Identitätsstiftende Effekte und Determinanten der Markenloyalität; 2. Aufl.; Gabler: Wiesbaden

Cameron & Trivedi (1998)

Cameron, A. C.; Trivedi, P. (1998): Regression analysis of count data; Econometric Society Monographs No. 30; Cambridge University Press: Cambridge

Carmines & Zeller (1979)

Carmines, E. G.; Zeller, R. A. (1979): Reliability and Validity Assessment; Sage: Thousand Oaks

Caroli (2016)

Caroli, M. (2016): stadtmobil CarSharing: “Überall in unserer Stadt” – stark vor Ort und deutschlandweit vernetzt; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.41-48

Carrión et al. (2017)

Carrión, G. C.; Nitzl, C.; Roldán, J. L. (2017): Mediation Analyses in Partial Least Squares Structural Equation Modeling: Guidelines and Empirical Examples; In: Latan, H. & Noonan, R. (Hrsg.): Partial Least Squares Path Modeling – Basic Concepts, Methodological Issues and Applications; Springer International Publishing: Cham; S.173-196

Cattell (1966)

Cattell, R. B. (1966): The scree test for the number of factors; Multivariate Behavioral Research; Vol. 1; 2/1966; S.245-276

Cattell & Vogelmann (1977)

Cattell, R. B. & Vogelmann, S. (1977): A Comprehensive Trial Of The Scree And Kg Criteria For Determining The Number Of Factors; Multivariate Behavioral Research; Vol. 12; 7/1977; S.289-325

Ceccato & Diana (2021)

Ceccato, R.; Diana, M. (2021): Substitution and complementarity patterns between traditional transport means and car sharing: a person and trip level analysis; Transportation; Vol. 48; S.1523-1540

Celsor & Millard-Ball (2006)

Celsor, C.; Millard-Ball, A. (2006): Where does Car-Sharing work? Using GIS to assess market potential; Prepared for presentation to the 2007 Annual Meeting of the Transportation Research Board

Cervero & Tasi (2004)

Cervero, R.; Tsai, Y. (2004): City CarShare in San Francisco, California - Second-Year Travel Demand and Car Ownership Impacts; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 1887; S.117-127

Cervero et al. (2007)

Cervero, R.; Golub, A.; Nee, B. (2007): City CarShare - Longer-Term Travel Demand and Car Ownership Impacts; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 1992; S.70-80

Cervero et al. (2006)

Cervero, R.; Golub, A.; Nee, B. (2006): San Francisco City CarShare: Longer-Term Travel-Demand and Car Ownership Impacts; Working Paper 2006-07; Prepared for Department of Transportation & Parking, City of San Francisco

Chapman et al. (2020)

Chapman, D. A.; Eyckmans, J.; Van Acker, K. (2020): Does Car-Sharing Reduce Car-Use? An Impact Evaluation of Car-Sharing in Flanders, Belgium; Sustainability; Vol. 12; 8155

Cheah et al. (2018)

Cheah, J.-H.; Sarstedt, M.; Ringle, C. M.; Ramayah, T.; Ting, H. (2018): Convergent validity assessment of formatively measured constructs in PLS-SEM – On using single-item versus multi-item measures in redundancy analyses; International Journal of Contemporary Hospitality Management; Vol. 30; 11/2018; S.3192-3210

Chen (2010)

Chen, P. H. (2010): Item order effects on attitude measures; Dissertation; University of Denver

Chi (2005)

Chi, G. (2005): A study of developing destination loyalty model; Dissertation; Oklahoma State University

Chicco et al. (2020)

Chicco, A.; Diana, M.; Rodenbach, J.; Matthijs, J.; Nehrke, G.; Ziesak, M.; Horvat, M. (2020): Mobility scenarios of carsharing: gap analysis and impacts in the cities of tomorrow; Deliverable D5.1; Stars Projekt; H2020-MG-2016-2017

Chin (2010)

Chin, W. W. (2010): How to Write Up and Report PLS Analyses; In: Vinzi, V. E.; Chin, W. W.; Henseler, J.; Wang, H. (Hrsg.): Handbook of Partial Least Squares – Concept, Methods and Applications; Springer: Berlin Heidelberg; S.655-690

Chin (2003)

Chin, W. W. (2003): A permutation procedure for multi-group comparison of PLS models; In: Vilares, M.; Tenenhaus, M.; Coelho, P.; Vinzi, V.; Morineau, A. (Hrsg.): PLS and Related Methods: Proceedings of the International Symposium PLS'03; S.33-43

Chin (1998a)

Chin, W. W. (1998a): The partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling; In: Marcoulides, G. (Hrsg.): Modern methods for business research; Lawrence Erlbaum: Mahwah; S.285-336

Chin (1998b)

Chin, W. W. (1998b): Issues and Opinions on Structural Equation Modeling; MIS Quarterly; Vol. 22; 1/1998; S.vii-xvi

Chin & Newsted (1999)

Chin, W. W.; Newsted, P. R. (1999): Structural Equation Modeling Analysis with Small Samples Using Partial Least Square; In: Hoyle, R. H. (Hrsg.): Statistical Strategies for Small Sample Research; Sage: Thousand Oaks; S.307-341

Christophersen & Grape (2009)

Christophersen, T.; Grape, C. (2009): Die Erfassung latenter Konstrukte mit Hilfe formative und reflektiver Messmodelle; In: Albers, S.; Klapper, D.; Konradt, U.; Walter, A.; Wolf, J. (Hrsg.): Methodik der empirischen Forschung; 3. Aufl.; Springer: Wiesbaden; S.103-119

Churchill (1979)

Churchill, G. A. (1979): A Paradigm for Developing Better Measures of Marketing Constructs; Journal of Marketing Research; Vol. 16; 1/1979; S.64-73

Ciari et al. (2014)

Ciari, F.; Bock, B.; Balmer, M. (2014): Modeling Station-Based and Free-Floating Carsharing Demand; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; No. 2416; S.37-47

Clark et al. (2016)

Clark, B.; Lyons, G.; Chatterjee, K. (2016): Understanding the process that gives rise to household car ownership level changes; Journal of Transport Geography; Vol. 55; 7/2016; S.110-120

Clark & Dilks (2019)

Clark, M.; Dilks, R. (2019): England & Wales Car Club Annual Survey 2017/18; Steer

Cliff (1987)

Cliff, N. (1987): Analyzing multivariate data; Harcourt: San Diego

Cohen (1988)

Cohen, J. (1988): Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences; 2. Aufl.; Lawrence Erlbaum Associates: New Jersey

Cohen & Shaheen (2018)

Cohen, A. P.; Shaheen, S. (2018): Planning for Shared Mobility; PAS Report 583; American Planning Association

Cohen et al. (2008)

Cohen, A. P.; Shaheen, S.; McKenzie, R. (2008): Carsharing: A Guide for Local Planners; Planning Advisory Service Memo; Institute of Transportation Studies, UC Davis

Coll et al. (2014)

Coll, M.-H.; Vandersmissen, M.-H.; Thériault, M. (2014): Modeling spatio-temporal diffusion of carsharing membership in Québec City; Journal of Transport Geography; Vol. 38; 6/2014; S.22-37

Concas et al. (2013a)

Concas, S.; Barbeau, S. J.; Winters, P. L.; Georggi, N. L.; Bond, J. (2013a): Using mobile apps to measure spatial travel-behavior changes of carsharing users; TRB 2013 Annual Meeting; Revised Paper

Concas et al. (2013b)

Concas, S.; Barbeau, S. J.; Winters, P. L.; Georggi, N. L.; Bond, J. (2013b): Do Variable-Pricing Strategies Influence the Activity-Travel Patterns of Carsharing User? A Case Study

Correia & Antunes (2012)

Correia, G. H. d. A.; Antunes, A. P. (2012): Optimization approach to depot location and trip selection in one-way carsharing systems; *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*; Vol. 48; 1/2012; S.233-247

Costain et al. (2012)

Costain, C.; Ardron, C.; Habib, K. N. (2012): Synopsis of Users' Behaviour of a Carsharing Program: A Case Study in Toronto; 91st Annual Meeting of Transportation Research Board; January 2012

Coxe et al. (2009)

Coxe, S.; West, S. G.; Aiken, L. S. (2009): The Analysis of Count Data: A Gentle Introduction to Poisson Regression and Its Alternatives; *Journal of Personality Assessment*; Vol. 91; 2/2009; S.121-136

Cronin & Taylor (1992)

Cronin, J. J.; Taylor, S. A. (1992): Measuring service Quality: A re-examination and extension; *Journal of Marketing*; Vol. 56; 7/1992; S.55-68

Cronin et al. (2000)

Cronin, J. J.; Brady, M. K.; Hult, G. T. M. (2000): Assessing the Effects of Quality, Value, and Customer Satisfaction on Consumer Behavioral Intentions in Service Environments; *Journal of Retailing*; Vol. 76; 2/2000; S.193-218

CsgG

Gesetz zur Bevorrechtigung des Carsharing; Ausfertigungsdatum: 05.07.2017; zuletzt geändert durch Art. 4 G v. 12.07.2021 | 3091

Davis (1989)

Davis, F. D. (1989): Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology; *MIS Quarterly*; Vol. 13; 3/1989; S.319-340

Davis & Venkatesh (1996)

Davis, F. D.; Venkatesh, V. (1996): A critical assessment of potential measurement biases in the technology acceptance model: three experiments; *International Journal of Human-Computer Studies*; Vol. 45; 1/1996; S.19-45

Day (1984)

Day, R. L. (1984): Modeling choices among alternative responses to dissatisfaction; *Advances in Consumer Research*; Vol. 11; 1/1984; S.496-499

Day (1969)

Day, G. S. (1969): A Two-Dimensional Concept of Brand Loyalty; *Journal of Advertising Research*; Vol. 9; 3/1969; S.29-35

De Lorimier & El-Geneidy (2010)

De Lorimier, A.; El-Geneidy, A. M. (2010): Understanding the factors affecting vehicle usage and availability in carsharing networks: A case study of Communauto carsharing system from Montréal, Canada; Paper submitted for presentation and publication at the Transportation Research Board 90th Annual Meeting; November 2010

De Luca & di Pace (2014)

De Luca, S.; di Pace, R. (2014): Modeling the propensity in adhering to a carsharing system: a behavioral approach; *Transportation Research Procedia*; Vol. 3; S.866-875

De Matos & Rossi (2008)

De Matos, C. A.; Rossi, C. A. V. (2008): Word-of-mouth communications in marketing: a meta-analytic review of the antecedents and moderators; *Journal of the Academy of Marketing Science*; Vol. 36; S.578-596

Dekimpe et al. (1997)

Dekimpe; M. G.; Steenkamp, J.-B. E.M.; Mellens, M.; Abeele, P. V. (1997): Decline and variability in brand loyalty; International Journal of Reserach in Marketing; Vol. 14; 5/1997; S.405-420

Dental-Post (2012)

Dental-Post, C. (2012): Less Parking, More Carsharing: Supporting Small-Scale Transit-Oriented Development; Working Paper 2012-04; Institute of urban and regional development; University of California

Desmarais & Harden (2013)

Desmarais, B. A.; Harden, J. J. (2013): Testing for zero inflation in count models: Bias correction for the Vuong test; The Stata Journal; Vol. 13; 4/2013; S.810-835

DeVellis (2003)

DeVellis, R. F. (2003): Scale Development – Theory and Applications; 2. Aufl.; Sage: Thousand Oaks

Dias et al. (2017)

Dias, F. F.; Lavieri, P. S.; Garikapati, V. M.; Astroza, S.; Pendyala, R. M.; Bhat, C. R. (2017): A behavioral choice model of the use of car-sharing and ride-sourcing services; Transportation; Vol. 44; S.1307-1323

Dick & Basu (1994)

Dick, A. D.; Basu, K. (1994): Customer Loyalty: Toward an Integrated Conceptual Framework; Journal of the Academy of Marketing Science; Vol. 22; 2/1994; S.99-113

Dijkstra & Henseler (2015)

Dijkstra; T. K.; Henseler, J. (2015): Consistent and asymptotically normal PLS estimators for linear structural equations; Computational Statistics and Data Analysis; Vol. 81; S.10-23

Diller (1996)

Diller, H. (1996): Kundenbindung als Marketingziel; ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 18; 2/1996; S.81-94

Diller & Kusterer (1988)

Diller, H.; Kusterer, M. (1988): Beziehungsmanagement: Theoretische Grundlagen und explorative Befunde; ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 10; 3/1988; S.211-220

Dolce et al. (2017)

Dolce; P.; Vinzi, V. E.; Lauro, C. (2017): Predictive Path Modeling Through PLS and Other Component-Based Approaches: Methodological Issues and Performance Evaluation; In: Latan, H.; Noonan, R. (Hrsg.): Partial Least Squares Path Modeling – Basic Concepts, Methodological Issues and Applications; Springer International Publishing: Cham; S.153-172

Dunn & Smyth (2018)

Dunn; P. K.; Smyth, G. K. (2018): Generalized Linear Models With Examples in R; Springer: New York

Dunn & Smyth (1996)

Dunn, P. K.; Smyth, G. K. (1996): Randomized Quantile Residuals; Jouranal of Computational and Graphical Statistics; Vol. 5, 3/1996, S.236-244

Dunteman & Ho (2006)

Dunteman, G. H.; Ho, M.-H. R. (2006): An introduction to generalized linear models; Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences; SAGE Publications: Thousand Oaks

Dziekan (2011)

Dziekan, K. (2011): Öffentlicher Verkehr; In: Schwedes (Hrsg.): Verkehrspolitik – Eine interdisziplinäre Einführung; VS Verlag: Wiesbaden; S.317-340

Eberl (2004)

Eberl, M. (2004): Formative und reflektive Indikatoren im Forschungsprozess: Entscheidungsregeln und die Dominanz des reflektiven Modells; Schriften zur Empirischen Forschung und Quantitativen Unternehmensplanung; Heft 19; Ludwig-Maximilians-Universität München

Eboli & Mazzulla (2015)

Eboli, L.; Mazzulla, G. (2015): Relationships between rail passengers' satisfaction and service quality: a framework for identifying key service factors; Public Transportation; Vol. 7; S.185-201

Eboli & Mazzulla (2007)

Eboli, L.; Mazzulla, G. (2007): Service Quality Attributes Affecting Customer Satisfaction for Bus Transit; Journal of Public Transportation; Vol. 10; 3/2007; S.21-34

Eckhardt (2016)

Eckhardt, C. F. (2016): Von der Mär der Kannibalisierung; Der Nahverkehr; 03/2016; S.53-55

Efthymiou & Antoniou (2016)

Efthymiou, D.; Antoniou, C. (2016): Modeling the propensity to join carsharing using hybrid choice models and mixed survey data; Transport Policy; Vol. 51; S.143-149

Efthymiou et al. (2013)

Efthymiou, D.; Antoniou, C.; Waddell, P. (2013): Factors affecting the adoption of vehicle sharing systems by young drivers; Transport Policy; Vol. 29; 9/2013; S.64-73

Efthymiou et al. (2011)

Efthymiou, D.; Antoniou, C.; Tyrinopoylos, Y.; Mitsakis, E. (2011): Spatial Exploration of Effective electric vehicle infrastructure location; Procedia – Social and Behavioral Sciences; Vol. 48; S.765-774

Eggert (2000)

Eggert, A. (2000): Konzeptualisierung und Operationalisierung der Kundenbindung aus Kundensicht; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 22; 2/2000; S.119-130

Eggert (1999)

Eggert, A. (1999): Kundenbindung aus Kundensicht: Konzeptualisierung – Operationalisierung – Verhaltenswirksamkeit; Dissertation; Universität Kaiserslautern

Eggert & Ulaga (2002)

Eggert, A.; Ulaga, W. (2002): Customer perceived value: a substitute for satisfaction in business markets?; Journal of Business & Industrial Marketing; Vol. 17; 2-3/2002; S.107-118

Eggert et al. (2007)

Eggert, A.; Helm, S.; Garnefeld, I. (2007): Kundenbindung durch Weiterempfehlung? Eine experimentelle Untersuchung der Wirkung positiver Kundenempfehlung auf die Bindung des Empfehlenden; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 29; 4/2007; S.233-245

Eid et al. (2017)

Eid, M.; Gollwitzer, M.; Schmitt, M. (2017): Statistik und Forschungsmethoden; 5. Aufl.; Beltz Verlag: Weinheim

Engel et al. (1993)

Engel, J. F.; Blackwell, R. D.; Miniard, P. W. (1993): Consumer Behavior; Aufl. 7; Dryden Press: Chicago

Ermes et al. (2020)

Ermes, B.; Belz, J.; Brand, T.; Eggs, J.; Follmer, R.; Gruschwitz, D.; Kellerhof, J.; Pirsig, T.; Roggendorf, M.; Schwehr, M. (2020): Mobilität in Deutschland – MID Regionalbericht Hauptstadtregion Berlin-Brandenburg; Studie von Infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur; FE-Nr. 70.904/15; Bonn, Berlin

Everitt et al. (2011)

Everitt, B. S.; Landau, S.; Leese, M.; Stahl, D. (2011): Cluster Analysis; 5. Aufl.; John Wiley & Sons: Chichester

Fabrigar et al. (1999)

Fabrigar, L.; Wegener, D. T.; MacCallum, R. C.; Strahan, E. J. (1999): Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research; Psychological Methods; Vol. 4; 3/1999; S.272-299

Fahrmeir et al. (2007)

Fahrmeir, L.; Kneib, T.; Lang, S. (2007): Regression – Modelle, Methoden und Anwendungen; Springer: Berlin, Heidelberg

Feng & Timmermans (2019)

Feng, T. Timmermans, H. J. P. (2019): Integrated imputation of activity-travel diaries incorporating the measurement of uncertainty; Transportation Planning and Technology; Vol. 42; 3/2019; S.274-292

Feng et al. (2020)

Feng, C.; Li, L.; Sadeghpour, A. (2020): A comparison of residual diagnosis tools for diagnosing regression models for count data; BMC Medical Research Methodology; 20:175

Festge (2006)

Festge, F. (2006): Kundenzufriedenheit und Kundenbindung im Investitionsgüterbereich – Ermittlung zentraler Einflussfaktoren; Dissertation; Universität München; Gabler: Wiesbaden

Festinger (1957)

Festinger, L. (1957): A theory of cognitive dissonance; Stanford University Press: Stanford

Field (2018)

Field, A. (2018): Discovering Statistics using IBM SPSS Statistics; 5. Aufl.; Sage: London

Firkorn (2012)

Firkorn, J. (2012): Triangulation of two methods measuring the impacts of a free-floating carsharing system in Germany; Transportation Research Part A; Vol. 46; S.1654-1672

Firkorn & Müller (2015)

Firkorn, J.; Müller, M. (2015): Free-floating electric carsharing-fleets in smart cities: The dawning of a post-private car era in urban environments?; Environmental Science & Policy; Vol. 45; S.30-40

Firkorn & Müller (2012)

Firkorn, J.; Müller, M. (2012): Selling Mobility instead of Cars: New Business Strategies of Automakers and the Impact on Private Vehicle Holding; Business Strategy and the Environment; Vol. 21; S.264-280

Firkorn & Müller (2011)

Firkorn, J.; Müller, M. (2011): What will be the environmental effects of new free-floating car-sharing systems? The case of car2go in Ulm; Ecological Economics; Vol. 70; S.1519-1528

Firnkor n & Shaheen (2016)

Firnkor n, J.; Shaheen, S. (2016): Generic time- and method-interdependencies of empirical impact-measurements: A generalizable model of adaption-processes of carsharing-users' mobility-behavior over time; Journal of Cleaner Production; Vol. 113; S.897-909

Fisk & Young (1985)

Fisk, R. P.; Young, C. E. (1985): Disconfirmation of equity expectations: Effects on consumer satisfaction with services; Advances in consumer research; Vol. 12; 1/1985; S.340-345

Fleiss (1971)

Fleiss, J. L. (1971): Measuring nominal scale agreement among many raters; Psychological Bulletin; Vol. 76; 5/1971; S.378-382

Foljanty et al. (2017)

Foljanty, L.; Gossen, M.; Ruoff, P. (2017): Sharing: Nische oder Massenmarkt?; Internationales Verkehrswesen; 01/2017; S.45-47

Follmer & Belz (2019)

Follmer, R.; Belz, J. (2019): Mobilität in Deutschland – MID Kurzreport Stadt München, Münchener Umland und MVV-Verbundraum; Studie von Infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur; FE-Nr. 70.904/15; Bonn, Berlin

Follmer & Gruschwitz (2019)

Follmer, R.; Gruschwitz, D. (2019): Mobilität in Deutschland – MID, Kurzreport – Verkehrsaufkommen – Struktur - Trends, Ausgabe September 2019; Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur; FE-Nr. 70.904/15

Fornell (1992)

Fornell, C. (1992): A National Customer Satisfaction Barometer: The Swedish Experience; Journal of Marketing; Vol. 56; 01/1992; S. 6-21

Fornell & Larcker (1981)

Fornell, C.; Larcker, D. F. (1981): Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error; Journal of Marketing Research; Vol. 18; 1/1981; S.39-50

Fornell et al. (1996)

Fornell, C.; Johnson, M. D.; Anderson, E. W.; Cha, J.; Bryant, B. E. (1996): The American Customer Satisfaction Index: Nature, Purpose, and Findings; Journal of Marketing; Vol. 60; 4/1996; S.7-18

Foscht & Swoboda (2011)

Foscht, T.; Swoboda, B. (2011): Käuferverhalten – Grundlagen – Perspektiven – Anwendungen; 4. Aufl.; Gabler: Wiesbaden

Fox (2016)

Fox, J. (2016): Applied regression analysis and generalized linear models; 3. Aufl.; SAGE Publications: Thousand Oaks

Franke (2001)

Franke, S. (2001): Car sharing: vom Ökoprojekt zur Dienstleistung; Dissertation; Technische Universität Berlin

Franzen (2014)

Franzen, A. (2014): Antwortskalen in standardisierten Befragungen; In: Baur & Blasius (Hrsg.): Handbuch der empirischen Sozialforschung; Springer: Wiesbaden, S.701-712

Frees (2010)

Frees, E. W. (2010): Regression Modeling with Actuarial and Financial Applications; Cambridge University Press: Cambridge

Friendly & Meyer (2016)

Friendly, M.; Meyer, D. (2016): Discrete Data Analysis with R – Visualization and Modeling Techniques for Categorical and Count Data; CRC Press: Boca Raton

Fritze et al. (2020)

Fritze, M. P.; Marchand, A.; Eisingerich, A. B.; Benkenstein, M. (2020): Access-Based Services as Substitutes for Material Possessions: The Role of Psychological Ownership; Journal of Service Research; Vol. 23; 3/2020; S.368-385

Fromm et al. (2019)

Fromm, H.; Ewald, L.; Frankenhauser, D.; Ensslen, A.; Jochem, P. (2019): A Study on Free-floating Carsharing in Europe – Impacts of car2go and DriveNow on modal shift, vehicle ownership, vehicle kilometres travelled, and CO₂ emissions in 11 European cities; Working Paper No. 36; Karlsruher Institut für Technologie

Fromm (2012)

Fromm, S. (2012): Clusteranalyse; In: Fromm, S. (Hrsg.): Datenanalyse mit SPSS für Fortgeschrittene 2: Multivariate Verfahren für Querschnittsdaten; 2. Aufl.; Springer VS: Wiesbaden; S.191-222

Fuchs (2011)

Fuchs, A. (2011): Methodische Aspekte linearer Strukturgleichungsmodelle – Ein Vergleich von kovarianz- und varianzbasierten Kausalanalyseverfahren; Research Papers on Marketing Strategy; 2/2011; Julius-Maximilians-Universität Würzburg

Fuest & Immel (2019)

Fuest, C.; Immel, L. (2019): Ein zunehmend gespaltenes Land? Regionale Einkommensunterschiede und die Entwicklung des Gefälles zwischen Stadt und Land sowie West- und Ostdeutschland; ifo Schnelldienst; Vol. 72; 16/2019; S.19-28

Galiñanes Garcia & Rennhak (2006)

Galiñanes Garcia, A.; Rennhak, C. (2006): Kundenbindung – Grundlagen und Begrifflichkeiten; In: Rennhak (Hrsg.): Herausforderung Kundenbindung; Gabler: Wiesbaden; S.3-14

Gallarza et al. (2011)

Gallarza, M. G.; Gil-Saura, I.; Holbrook, M. B. (2011): The value of value: Further excursions on the meaning and role of customer value; Journal of Consumer Behaviour; Vol. 10; S.179-191

Ganesan (1994)

Ganesan, S. (1994): Determinants of Long-Term Orientation in Buyer-Seller Relationships; Journal of Marketing; Vol. 58; 2/1994; S.1-19

Ganesh et al. (2000)

Ganesh, J.; Arnold, M. J.; Reynolds, K. E. (2000): Understanding the Customer Base of Service Providers: An Examination of the Differences between Switchers and Stayers; Journal of Marketing; Vol. 64; S.65-87

Ganiyu (2016)

Ganiyu, R. (2016): Perceived Service Quality and Customer Loyalty: The Mediating Effect of Passenger Satisfaction in Nigerian Airline Industry; International Journal of Management and Economics; Vol. 52; 4/2016; S.94-117

Garnefeld (2009)

Garnefeld, I. (2009): Kundenbindung durch Weiterempfehlung – Eine experimentelle Untersuchung der Wirkung positive Kundenempfehlungen auf die Bindung des Empfehlenden; Dissertation; Gabler: Wiesbaden

Garson (2016)

Garson, G. D. (2016): Partial Least Squares: Regression & Structural Equation Models; Statistical Associates; Blue Book Series

Geisser (1974)

Geisser, S. (1974): A Predictive Approach to the Random Effects Model; Biometrika; Vol. 61; 1/1974; S.101-107

Gelman & Hill (2007)

Gelman, A.; Hill, J. (2007): Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models; Cambridge University Press: Cambridge

Gerpott (2000)

Gerpott, T. J. (2000): Kundenbindung – Konzepteinordnung und Bestandaufnahme der neueren empirischen Forschung; Die Unternehmung; Vol. 54; 1/2000; S.23-42

Giere et al. (2006)

Giere, J.; Wirtz, B. W.; Schilke, O. (2006): Mehrdimensionale Konstrukte – Konzeptionelle Grundlagen und Möglichkeiten ihrer Analyse mithilfe von Strukturgleichungsmodellen; Die Betriebswirtschaft (DBW), Vol. 66; 6/2006; S.678-695

Giering (2000)

Giering, A. (2000): Der Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Kundenloyalität – Eine Untersuchung moderierender Effekte; Dissertation; Betriebswirtschaftlicher Verlag Gabler: Wiesbaden

Giesel & Nobis (2016)

Giesel, F.; Nobis, C. (2016): The Impacts of Carsharing on Car Ownership in German Cities; Transportation Research Procedia; Vol. 19; S.215-224

Giloth (2002)

Giloth, M. (2002): Kundenbindung in Mitgliedschaftssystemen; Dissertation; Universität Münster; Peter Lang: Frankfurt am Main

Glott-Richter (2014)

Glott-Richter, M. (2014): Vom ich zum wir: Potenziale neuer Mobilitätskonzepte – ein Blick aus kommunaler Sicht; Vortrag; Öko-Institut e.V. Jahrestagung 2014

Glott-Richter & Karbaumer (2019)

Glott-Richter, M.; Karbaumer, R. (2019): Car-Sharing – bequem autofahren ohne eigenes Auto; Flyer; Freie Hansestadt Bremen

Gong et al. (2014)

Gong, L.; Morikawa, T.; Yamamoto, T.; Sato, H. (2014): Deriving Personal Trip Data from GPS Data: A Literature Review on the Existing Methodologies; Procedia – Social and Behavioral Sciences; Vol. 138; S.557-565

Goodhue & Loiacono (2002)

Goodhue, D.; Loiacono, E. T. (2002): Randomizing Survey Question Order Vs. Grouping Questions by Construct: An Empirical Test of the Impact On Apparent Reliabilities and Links to Related Constructs; Proceedings of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences

Gotsmy (2015)

Gotsmy, T. (2015): Carsharing – Einsatz von Gamification zur Steigerung der Kundenbindung – Wie man die Attraktivität von Carsharing erhöhen kann; Master-Thesis; AV Akademikerverlag: Saarbrücken

Götz et al. (2010)

Götz, O.; Liehr-Gobbers, K.; Krafft, M. (2010): Evaluation of Structural Equation Models Using the Partial Least Squares (PLS) Approach; In: Vinzi, V. E.; Chin, W. W.; Henseler, J.; Wang, H. (Hrsg.): Handbook of Partial Least Squares – Concept, Methods and Applications; Springer: Berlin Heidelberg; S.691-711

Greaves et al. (2010)

Greaves, S.; Fifer, S.; Ellison, R.; Germanos, G. (2010): Development of a Global Positioning System Web-Based Prompted Recall Solution for Longitudinal Travel Surveys; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Vol. 2183; 1/2010; S.69-77

Greene (2008)

Greene, W. H. (2008): Econometric Analysis; 6. Aufl.; Pearson Education: Upper Saddle Riverout

Gremler & Brown (1996)

Gremler, D. D.; Brown, S. W. (1996): Service Loyalty: Its Nature, Importance, and Implications; In: Edvardsson et al. (Hrsg.): QUIS V: Advancing Service Quality: A Global Perspective; ISQA; S.171-180

Griliches & Mason (1972)

Griliches, Z.; Mason, W. M. (1972): Education, Income, and Ability; Journal of Political Economy; Vol. 80; 3/1998; Part 2; S.74-103

Grund (1998)

Grund, M. A. (1998): Interaktionsbeziehungen im Dienstleistungsmarketing: Zusammenhänge zwischen Zufriedenheit und Bindung von Kunde und Mitarbeitern; Dissertation; Gabler: Wiesbaden

Guadagnoli & Velicer (1988)

Guadagnoli, E.; Velicer, W. F. (1988): Relation of Sample Size to the Stability of Component Patterns; Psychological Bulletin; Vol. 103; 2/1988; S.265-275

Habib et al. (2012)

Habib, K. M. N.; Morency, C.; Islam, M. T.; Grasset, V. (2012): Modelling users' behaviour of a carsharing program: Application of a joint hazard and zero inflated dynamic ordered probability model; Vol. 46; 2/2012; S.241-254

Habibi et al. (2017)

Habibi, S.; Englund, C.; Voronov, A.; Engdahl, H.; Sprei, F.; Pettersson, S.; Wedlin, J. (2017): Comparison of free-floating car sharing services in cities; ECEEE 2017 Summer Study – Consumption, Efficiency & Limits; 4-109-17, S.771-778

Hackl (2013)

Hackl, P. (2013): Einführung in die Ökonometrie; 2. Aufl.; Pearson: München

Haefeli et al. (2006)

Haefeli, U.; Matti, D.; Schreyer, C.; Malbach, M. (2006): Evaluation Car-Sharing; Schlussbericht

Hair et al. (2022)

Hair, J. F.; Hult, G. T. M.; Ringle, C. M.; Sarstedt, M. (2022): A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM); 3. Aufl. Sage: Los Angeles

Hair et al. (2020)

Hair, J. F.; Howard, M. C.; Nitzl, C. (2020): Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis; *Journal of Business Research*; Vol. 109; S.101-110

Hair et al. (2019)

Hair, J. F.; Risher, J. J.; Sarstedt, M.; Ringle, C. M. (2019): When to use and how to report the results of PLS-SEM; *European Business Review*; Vol. 31; 1/2019; S.2-24

Hair et al. (2018)

Hair, J. F.; Sarstedt, M.; Ringle, C. M.; Gudergan, S. P. (2018): *Advanced Issues in Partial Least Squares Structural Equation Modeling*; Sage: Los Angeles

Hair et al. (2017)

Hair, J. F.; Hult, G. T. M.; Ringle, C. M.; Sarstedt, M.; Richter, N. F.; Hauff, S. (2017): *Partial Least Squares Strukturgleichungsmodellierung: Eine anwendungsorientierte Einführung*; Verlag Franz Vahlen: München

Hair et al. (2012)

Hair, J. F.; Sarstedt, M.; Ringle, C. M.; Mena, J. A. (2012): An assessment of the use of partial least squares structural equation modelling in marketing research; *Journal of the Academy of Marketing Science*; Vol. 40; S.414-433

Hair et al. (2011)

Hair, J. F.; Ringle, C. M.; Sarstedt, M. (2011): PLS-SEM: Indeed a silver bullet; *Journal of Marketing Theory and Practice*; Vol. 19; 2/2011; S.139-151

Hair et al. (2006)

Hair, J. F.; Black, W. C.; Babin, B. J.; Anderson, R. E.; Tatham, R. L. (2006): *Multivariate Data Analysis*; 6. Aufl.; Pearson Education: New Jersey

Halstead et al. (1994)

Halstead, D.; Hartman, D.; Schmidt, S. L. (1994): Multiscore Effects on the Satisfaction Formation Process; *Journal of the Academy of Marketing Science*; Vol. 22; 2/1994; S.114-129

Hansen & Hennig-Thurau (1999)

Hansen, U.; Hennig-Thurau, T. (1999): National Customer Satisfaction Indices: A Critical Investigation from an Application Perspective; In: Kunst, P.; Lemmink, J.; Stauss, B. (Hrsg.): *Service Quality and Management*; Springer: Wiesbaden; S.25-53

Hardesty & Bearden (2004)

Hardesty, D. M.; Bearden, W. O. (2004): The use of expert judges in scale development – Implications for improving face validity of measures of unobservable constructs; *Journal of Business Research*; Vol. 57; 2/2004; S.98-107

Harms (2003)

Harms, S. (2003): *Besitzen oder Teilen: sozialwissenschaftliche Analyse des Carsharings*; Dissertation; Universität Zürich

Harz (2016)

Harz, J. (2016): *Variablen-Verdichtung und Clustern von Big Data – Wie lassen sich die Free-Floating-Carsharing-Nutzer typisieren?*; Diplomarbeit; Verkehrsökologische Schriftenreihe; Heft 5/2016

Haustein & Nielsen (2016)

Haustein, S.; Nielsen, T. A. S. (2016): European mobility cultures: A survey-based cluster analysis across 28 European countries; *Journal of Transport Geography*; Vol. 54; 6/2016; S.173-180

Hennig-Thurau & Klee (1997)

Hennig-Thurau, T.; Klee, A. (1997): The Impact of Customer Satisfaction and Relationship Quality on Customer Retention: A Critical Reassessment and Model Development; *Psychology & Marketing*; Vol. 14; 12/1997; S.737-764

Henseler & Sarstedt (2013)

Henseler, J.; Sarstedt, M. (2013): Goodness-of-fit indices for partial least squares path modelling; *Computational Statistics*; Vol. 28; S.565-580

Henseler et al. (2017)

Henseler, J.; Hubona, G.; Ray, P. A. (2017): Partial Least Squares Path Modeling: Updated Guidelines; In: Latan, H.; Noonan, R. (Hrsg.): *Partial Least Squares Path Modeling – Basic Concepts, Methodological Issues and Applications*; Springer International Publishing: Cham; S.19-39

Henseler et al. (2016a)

Henseler, J.; Hubona, G.; Ray, P. A. (2016a): Using PLS path modelling in new technology research: updated guidelines; *Industrial Management & Data Systems*; Vol. 116; 1/2016; S.2-20

Henseler et al. (2016b)

Henseler, J.; Ringle, C. M.; Sarstedt, M. (2016b): Testing measurement invariance of composites using partial least squares; *International Marketing Review*; Vol. 33; 3/2016; S.405-431

Henseler et al. (2015)

Henseler, J.; Ringle, C. M.; Sarstedt, M. (2015): A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modelling; *Journal of the Academy of Marketing Science*; Vol. 43; S.115-135

Henseler et al. (2014)

Henseler et al. (2014): Common Beliefs and Reality About PLS: Comments on Rönkkö and Evermann (2013); *Organizational Research Methods*; Vol. 17; 2/2014; S.182-209

Henseler et al. (2009)

Henseler, J.; Dijkstra, T. K.; Sarstedt, M.; Ringle, C. M.; Diamantopoulos, A.; Straub, D. W.; Ketchen, D. J.; Hair, J. F.; Hult, G. T. M.; Calatone, R. J. (2009): The Use of Partial Least Squares Path Modeling in International Marketing; *Advances in International Marketing*; Vol. 20; S.277-319

Herrmann et al. (2006)

Herrmann, A.; Huber, F.; Kressmann, F. (2006): Varianz- und kovarianzbasierte Strukturgleichungsmodelle – Ein Leitfaden zu deren Spezifikation, Schätzung und Beurteilung; *Schmalenbuchs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*; Vol. 58; 2/2006; S.34-66

Herrmann et al. (2000)

Herrmann, A.; Huber, F.; Braunstein, C. (2000): Ein Erklärungsansatz der Kundenbindung unter Berücksichtigung der wahrgenommenen Handlungskontrolle; *DBW*; Vol. 60; 3/2000; S.293-313

Hilbe (2014)

Hilbe, J. M. (2014): *Modeling Count Data*; Cambridge University Press: New York

Hilbe (2011)

Hilbe, J. M. (2011): *Modeling Count Data*; In: Lovric (Hrsg.): *International Encyclopedia of Statistical Science*; Springer: Berlin, Heidelberg; S.836-839

Himme (2007)

Himme, A. (2007): Gütekriterien der Messung: Reliabilität, Validität und Generalisierbarkeit; In: Albers, S.; Klapper, D.; Konradt, U.; Walter, A.; Wolf, J. (Hrsg.): Methodik der empirischen Forschung; 2. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.375-390

Hinterhuber (2006)

Hinterhuber, A. (2006): Pricing und Kundenzufriedenheit; In: Hinterhuber, A.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.493-509

Hjortset & Böcker (2020)

Hjortset, M. A.; Böcker, L. (2020): Car sharing in Norwegian urban areas – Examining interest, intention and the decision to enrol; Transportation Research Part D: Transport and Environment; Vol. 84; 7/2020; 102322

Hoffmann (2010)

Hoffmann, C. (2010): Psychologie der Mobilitätsdienstleistung, In: Birbaumer, N.-P.; Graumann, C. F. (Hrsg.): Enzyklopädie der Psychologie

Hoffmann (2009)

Hoffmann, C. (2009): Erfolgsfaktoren umweltgerechter Mobilitätsdienstleistungen: Einflussfaktoren auf Kundenbindung am Beispiel DB Carsharing und Call a Bike; Dissertation; Universität Osnabrück

Hoffmann et al. (2012)

Hoffmann, C.; Graff, A.; Kramer, S.; Kuttler, T.; Hendzlik, M.; Scherf, C.; Wolter, F. (2012): Bewertung integrierter Mobilitätsdienste mit Elektrofahrzeugen aus Nutzerperspektive – Ergebnisse der Begleitforschung im Projekt Be-Mobility – Berlin elektroMobil; InnoZ-Baustein 11

Hölzing (2008)

Hölzing, J. A. (2008): Die Kano-Theorie der Kundenzufriedenheitsmessung – Eine theoretische und empirische Überprüfung; Dissertation; Universität Mannheim; Gabler: Wiesbaden

Homburg & Beutin (2000)

Homburg, C.; Beutin, N. (2000): Value-Based Marketing: Die Ausrichtung der Marktbearbeitung am Kundennutzen; Management Know-How Nr. M 049; Institut für Marktorientierte Unternehmensführung; Universität Mannheim

Homburg & Bruhn (2000)

Homburg, C.; Bruhn, M. (2000): Kundenbindungsmanagement – Eine Einführung in die theoretischen und praktischen Problemstellungen; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.3-36

Homburg & Bucerius (2008)

Homburg, C.; Bucerius, M. (2008): Kundenzufriedenheit als Managementherausforderung; In: Homburg, C. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit – Konzepte – Methoden – Erfahrungen; 7. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.53-90

Homburg & Faßnacht (1998)

Homburg, C.; Faßnacht, M. (1998): Kundennähe, Kundenzufriedenheit und Kundenbindung bei Dienstleistungsunternehmen; In: Bruhn, M.; Meffert, M. (Hrsg.): Handbuch Dienstleistungsmanagement – Von der strategischen Konzeption zur praktischen Umsetzung; Gabler: Wiesbaden, S.405-428

Homburg & Giering (1999)

Homburg, C.; Giering, A. (1999): Personal Characteristics as Moderators of the Relationship Between Customer Satisfaction and Loyalty – An Empirical Analysis; Wissenschaftliche Arbeitspapiere Nr. W 029; Institut für Markt-orientierte Unternehmensführung; Universität Mannheim

Homburg & Giering (1996)

Homburg, C.; Giering, A. (1996): Konzeptualisierung und Operationalisierung komplexer Konstrukte – ein Leitfa- den für die Marketingforschung; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 18; 1/1996; S.5-24

Homburg & Hildebrandt (1998)

Homburg, C.; Hildebrandt, L. (1998): Die Kausalanalyse: Bestandsaufnahme, Entwicklungsrichtungen, Problem- felder; In: Hildebrandt, L.; Homburg, C. (Hrsg.): Die Kausalanalyse – Instrument der empirischen betriebswirt- schaftlichen Forschung; Schäffer-Poeschel Verlag; Stuttgart, S.15-44

Homburg & Klarmann (2006)

Homburg, C.; Klarmann, M. (2006): Die Kausalanalyse in der empirischen betriebswirtschaftlichen Forschung – Problemfelder und Anwendungsempfehlungen; Die Betriebswirtschaft (DBW); Vol. 66; 6/2006; S.727-748

Homburg & Stock-Homburg (2008)

Homburg, C.; Stock-Homburg, R. (2008): Theoretische Perspektiven zur Kundenzufriedenheit; In: Homburg, C. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit – Konzepte – Methoden – Erfahrungen; 7. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.17-51

Homburg et al. (2005)

Homburg, C.; Koschate, N.; Hoyer, W. D. (2005): Do Satisfied Customers Really Pay More? A Study of the Rela- tionship Between Customer Satisfaction and Willingness to Pay; Wissenschaftliche Arbeitspapiere Nr. W 079; Institut für Marktorientierte Unternehmensführung; Universität Mannheim

Homburg et al. (2000a)

Homburg, C.; Giering, A.; Hetschel, F. (2000a): Der Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Kunden- bindung; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.81-112

Homburg et al. (2000b)

Homburg, C.; Faßnacht, M.; Werner, H. (2000b): Operationalisierung von Kundenzufriedenheit und Kundenbin- dung; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.505-527

Homburg et al. (1999)

Homburg, C.; Giering, A.; Hetschel, F. (1999): Der Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Kunden- bindung; Die Betriebswirtschaft (DBW); Vol. 59; 2/1999; S.174-195

Horn (1965)

Horn, J. L. (1965): A rationale and test for the number of factors in factor analysis; Psychometrika; Vol. 30; 2/1965; S.179-185

Hosmer et al. (2013)

Hosmer, D. W.; Lemeshow, S.; Rodney, R. X. (2013): Applied Logistic Regression; 3. Aufl.; John Wiley & Sons: New Jersey

Hsu et al. (2006)

Hsu, S.-H.; Chen, W.-H.; Hsueh, J.-T. (2006): Application of Customer Satisfaction Study to Derive Customer Knowledge; Total Quality Management; Vol. 17; 4/2006; S.439-454

<https://archivierte-website.uni-wuppertal.de>

<https://archivierte-website.uni-wuppertal.de/?www.multimobil.uni-wuppertal.de/>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://rhein-neckar.stadtmobil.de>

<https://rhein-neckar.stadtmobil.de/stadtmobil/ueber-stadtmobil/>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.dgq.de>

<https://www.dgq.de/ueber-uns/historie-entwicklung/>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.dwd.de>

<https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/Functions/glossar.html?lv2=101812&lv3=101906>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.fh-muenster.de>

<https://www.fh-muenster.de/hochschule/aktuelles/pressemitteilungen.php?pmid=8706>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.flinkster.de>

<https://www.flinkster.de/index.php>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.share-now.com>

<https://www.share-now.com/de/de/>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.umweltbundesamt.de> (a)

<https://www.umweltbundesamt.de/bild/carsharing-entwicklung-bis-2021>; aufgerufen am: 26.03.2023

<https://www.umweltbundesamt.de> (b)

<https://www.umweltbundesamt.de/themen/verkehr-laerm/nachhaltige-mobilitaet/radverkehr#gtgt-umweltfreundlich-und-klimaschonend>; aufgerufen am: 26.03.2023

Hu et al. (2019)

Hu, S.; Xie, K.; Shan, X.; Lin, H.; Chen, X. (2019): Modeling usage frequency and vehicle preference in a large-scale electric vehicle sharing system; IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine; Submitted paper; 15. März 2019

Hu et al. (2009)

Hu, H.-H.; Kandampully, J.; Juwaheer, T. D. (2009): Relationships and impacts of service quality, perceived value, customer satisfaction, and image: an empirical study; The Service Industries Journal; Vol. 29; 2/2009; S.111-125

Huber & Baum (2005)

Huber, F.; Baum, T. (2005): Raum- und Siedlungsplanung unter Berücksichtigung der Mobilität älterer Menschen; In: Echtermann, W. (Hrsg.): Mobilität älterer Menschen – Strategien zur Sicherung der Mobilität älterer Menschen; TÜV-Verlag GmbH: Köln; S.155-177

Huber & Ronchetti (2009)

Huber, P. J.; Ronchetti, E. M. (2009): Robust Statistics; 2. Aufl.; John Wiley & Sons: Hoboken

Huber et al. (2006)

Huber, F.; Herrmann, A.; Braunstein, C. (2006): Der Zusammenhang zwischen Produktqualität, Kundenzufriedenheit und Unternehmenserfolg; In: Hinterhuber, H. H.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.67-83

Hubrich (2017)

Hubrich, S. (2017): Fehlereinflüsse und Teilnahmebereitschaft bei Haushaltsbefragungen zum Verkehrsverhalten; Dissertation; Schriftenreihe des Instituts für Verkehrsplanung und Straßenverkehr

Hui & Wang (2010)

Hui, Y.; Wang, M. (2010): Consuming Demand Incentive of Potential Car Sharing Users and its Developing Policy: Take Shanghai as a Case Study; 210 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation; 11.-12. Mai 2010; Changsha

Hui et al. (2019)

Hui, Y.; Wang, Y.; Sun, Q.; Tang, L. (2019): The Impact of Car-Sharing on the Willingness to Postpone a Car Purchase: A Case Study in Hangzhou, China; Hindawi Journal of Advanced Transportation; Vol. 2019; 9348496

Hui et al. (2017)

Hui, Y.; Ding, M.; Zheng, K.; Lou, D. (2017): Observing Trip Chain Characteristics of Round-Trip Carsharing Users in China: A Case Study Based on GPS Data in Hangzhou City; Sustainability; Vol. 9; 949

Hülsmann et al. (2018)

Hülsmann, F.; Wiepking, J.; Zimmer, W.; Hacker, F.; Kasten, P.; Schmolck, B.; Schönau, M.; Waldenfels, R.; Sunderer, G.; Götz, K.; Sprinke, Y.; Birzle-Harder, B. (2018): share – Wissenschaftliche Begleitforschung zu car2go mit batterieelektrischen und konventionellen Fahrzeugen; Forschungsvorhaben gefördert vom BMU, 16EM1013, 16EM1014

Humphreys & Montanelli (1975)

Humphreys, L. G.; Montanelli, R. G. (1975): An Investigation of the Parallel Analysis Criterion for Determining the Number of Common Factors; Multivariate Behavioral Research; Vol. 10; 2/1975; S.193-205

Hunecke & Wulfhorst (2000)

Hunecke, M.; Wulfhorst, G. (2000): Raumstruktur und Lebensstil: wie entsteht Verkehr?; Internationales Verkehrswesen; Vol. 52; 12/2000; S.556-561

Hunecke et al. (2008)

Hunecke, M.; Böhler, S.; Grischkat, S.; Haustein, S. (2008): MOBILANZ – Möglichkeiten zur Reduzierung des Energieverbrauches und der Stoffströme unterschiedlicher Mobilitätsstile durch zielgruppenspezifische Mobilitätsdienstleistungen; Endbericht

Huwer (2003)

Huwer, U. (2003): Kombinierte Mobilität gestalten: Die Schnittstelle ÖPNV – CarSharing; Dissertation; Universität Kaiserslautern

Institut für Mobilitätsforschung (2011)

Institut für Mobilitätsforschung (2011): Mobilität junger Menschen im Wandel – multimodaler und weiblicher; ifmo-Studien; München

Imaz et al. (2015)

Imaz, A.; Habib, K. M. N.; Shalaby, A.; Idris, A. O. (2015): Investigating the factors affecting transit user loyalty; Public Transport; Vol. 7; 5/2014; S.39-60

Infas (2018)

Infas Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH (2018): Mobilität in Deutschland – MID, Tabellarische Grundausswertung; Ausgabe Dezember 2018

Infas (2016a)

Infas Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH (2016): Neue Wege der Mobilitätsforschung mit Smartphone und GPS, Pressemitteilung

Infas (2016b)

Infas Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH (2016): Carsharing aus Sicht der Nutzer – Angebotswahrnehmung und –nutzung, Chartbericht

Ittner (2001)

Ittner, H. (2001): Verkehrspolitische Engagements und Mobilitätsentscheidungen: Eine Frage von Moral, eigenem Nutzen oder Lebensstilen? – Ein integrativer Erklärungsansatz und Ableitungen für die umweltpsychologische Interventionspraxis; Dissertation; Universität Trier

Jacoby (2000)

Jacoby, W. G. (2000): Loess: a nonparametric, graphical tool for depicting relationships between variables; Electoral Studies; Vol. 19; S.577-613

Jahn (2007)

Jahn, S. (2007): Strukturgleichungsmodellierung mit LISREL, AMOS und SmartPLS – Eine Einführung; Arbeitspapier Nr. 86; Lehrstuhl für Marketing und Handelsbetriebslehre; Universität Chemnitz

Jain et al. (2021)

Jain, T.; Rose, G.; Johnson, M. (2021): Changes In private car ownership associated with car sharing: gauging differences by residential location and car share typology; Transportation; 4. März 2021

Jaritz (2008)

Jaritz, S. (2008): Kundenbindung und Involvement – Eine empirische Analyse unter besonderer Berücksichtigung von Low Involvement; Dissertation; Westfälische Wilhelms-Universität Münster; Gabler: Wiesbaden

Jarvis et al. (2003)

Jarvis, C. B.; MacKenzie, S. B. Podsakoff, P. M. (2003): A Critical Review of Construct Indicators and Measurement Model Misspecification in Marketing and Consumer Research; Journal of Consumer Research; Vol. 30; 9/2003; S.199-218

Jeker (2002)

Jeker, K. (2002): Das Bindungsverhalten von Kunden in Geschäftsbeziehungen – Theoretische und empirische Betrachtung der Kundenbindung aus Kundensicht; Dissertation; Berner betriebswirtschaftliche Schriften, Bd. 28; Haupt: Bern

Jen et al. (2011)

Jen, W.; Tu, R.; Lu, T. (2011): Managing passenger behavioral intention: an integrated framework for service quality, satisfaction, perceived value, and switching barriers; Transportation; Vol. 38; 2/2011; S.321-342

Jochem et al. (2020)

Jochem, P.; Frankenhauser, D.; Ewald, L.; Ensslen, A.; Fromm, H. (2020): Does free-floating carsharing reduce private vehicle ownership? The case of SHARE NOW in European cities

Johnson (2001)

Johnson, M. D. (2001): Kundenorientierung und Markthandlung; Oldenbourg Verlag: München, Wien

Jolliffe (2002)

Jolliffe, I. T. (2002): Principal Component Analysis; 2. Aufl.; Springer Verlag: New York

Jones & Taylor (2007)

Jones, T.; Taylor, S. F. (2007): The conceptual domain of service loyalty: how many dimensions?; Journal of Services Marketing; Vol. 21; 1/2007; S.36-51

Jorge & Correia (2013)

Jorge, D.; Correia, G. (2013): Carsharing Systems Demand Estimation and Defines Operations: A Literature Review; European Journal of Transport and Infrastructure Research; Vol. 13; 3/2013; S.201-220

Jun et al. (2006)

Jun, J.; Guensler, R.; Ogle, J. H. (2006): Smoothing Methods to Minimize Impact of Global Positioning System Random Error on Travel Distance, Speed and Acceleration Profile Estimates; Transportation Research Record; Jg. 1972; 1/2006; S.141-150

Jutschen et al. (2019)

Jutschen, M.; Ohnmacht, T.; Thao, V. T.; Gerike, R.; Hössinger, R. (2019): Carsharing in Switzerland: identifying new markets by predicting membership based on data on supply and demand; Transportation; Vol. 46; S.1171-1194

Kagerbauer et al. (2021)

Kagerbauer, M.; Ackermann, T.; Blee, V.; Boßhammer, M.; Bruns, A.; Chlond, B.; Gertz, C.; Hölscher, J.; Körntgen, S.; Loose, W.; Manz, W.; Mehlert, C.; Michalk, W.; Mucha, E.; Neef, C.; Nobis, C.; Rube, S.; Schönduwe, R.; Sommer, C.; Weiß, C.; Wirtz, M.; Zappe, F. (2021): Multi- und Intermodalität: Hinweise zur Umsetzung und Wirkung von Maßnahmen im Personenverkehr, Teilpapier 1: Definitionen, aktualisierte Ausgabe 2021; Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV); Arbeitsgruppe Verkehrsplanung

Kagerbauer et al. (2020)

Kagerbauer, M.; Ackermann, T.; Blee, V.; Boßhammer, M.; Bruns, A.; Chlond, B.; Eisenmann, C.; Engel, T.; Gertz, C.; Hölscher, J.; Loose, W.; Manz, W.; Mehlert, C.; Neef, C.; Nehrke, G.; Nobis, C.; Pfertner, M.; Rube, S.; Schönduwe, R.; Sommer, C.; Wirtz, M.; Zappe, F. (2020): Multi- und Intermodalität: Hinweise zur Umsetzung und Wirkung von Maßnahmen im Personenverkehr, Teilpapier 3: Multi- und intermodale Mobilitätsdienstleistungen und intermodale Verknüpfungspunkte; Ausgabe 2020; Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV); Arbeitsgruppe Verkehrsplanung

Kaiser & Rice (1974)

Kaiser, H. F.; Rice, J. (1974): Little jiffy, mark IV; Educational and Psychological Measurement; Vol. 34; S.111-117

Kang et al. (2016)

Kang, J.; Hwang, K.; Park, S. (2016): Finding Factors that Influence CarSharing Usage: Case Study in Seoul; Sustainability; Vol. 8; 709

Kano et al. (1984)

Kano, N.; Seraku, N.; Takahashi, F.; Tsuji, S. (1984): Attractive quality and must-be quality; The Journal of the Japanese Society for Quality Control; 4/1984; S.39-48

Katzev (1999)

Katzev, R. (1999): CarSharing Portland: Review and Analysis of Its First Year

Kawgan-Kagan (2015)

Kawgan-Kagan, I. (2015): Early adopters of carsharing with and without BEVs with respect to gender preferences; European Transport Research Review; Vol. 7; Nr. 33

Keil et al. (2000)

Keil, M.; Bernard, C. Y. T.; Wei, K.-K.; Saarinen, T.; Tuunainen, V.; Wassenaar, A. (2000): A Cross-Cultural Study on Escalation of Commitment Behavior in Software Projects; *MIS Quarterly*; Vol. 24; 2/2000; S.299-325

Kent et al. (2017)

Kent, J.; Dowling, R.; Maalsen, S. (2017): Catalysts for transport transitions: Bridging the gap between disruptions and change; *Journal of Transport Geography*; Vol. 60; 4/2017; S.200-207

Kiel & Loose (2016)

Kiel, T.; Loose, W. (2016): Die kommunalen Partner; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): *CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute*; ksv-verlag: Köln; S.145-152

Kim et al. (2017a)

Kim, J.; Rasouli, S.; Timmermans, H. (2017a): Satisfaction and uncertainty in car-sharing decisions: An integration of hybrid choice and random regret-based models; *Transportation Research Part A: Policy and Practice*; Vol. 95; 1/2017; S.13-33

Kim et al. (2017b)

Kim, D.-G.; Park, J.; Woo, D.-J.; Lee, C. (2017b): Investigating the Characteristics of Carsharing Usage Patterns for Public Rental Housing Complexes: Case Study in South Korea; *Public Transportation*; Vol. 4; S.92-100

Kim et al. (2017c)

Kim, J. Rasouli, S.; Timmermans, H. J. P. (2017c): The effects of activity-travel context and individual attitudes on car-sharing decisions under travel time uncertainty: A hybrid choice modelling approach; *Transportation Research Part D: Transport and Environment*; Vol. 56; 10/2017; S.189-202

Klincevicus et al. (2014)

Klincevicus, M. G. Y.; Morency, C.; Trépanier, M. (2014): Assessing Impact of Carsharing on Household Car Ownership in Montreal, Quebec, Canada; *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*; Nr. 2416; S.48-55

Kloas et al. (2001)

Kloas, J.; Kuhfeld, H.; Kunert, U. (2001): *Dynamik des Verkehrsverhaltens im Jahresvergleich – Analyse des deutschen Mobilitätspanels 1994 bis 1999*; Endbericht; DIW Berlin; Projektnummer 70.557/98

Kock & Hadaya (2018)

Kock, N.; Hadaya, P. (2018): Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods; *Info Systems Journal*; Vol. 28; S.227-261

Kopp (2015)

Kopp, J. P. (2015): *GPS-gestützte Evaluation des Mobilitätsverhaltens von free-floating CarSharing-Nutzern*; Dissertation; ETH Zürich

Kopp et al. (2015)

Kopp, J. P.; Gerike, R.; Axhausen, K. W. (2015): Do sharing people behave differently? An empirical evaluation of the distinctive mobility patterns of free-floating car-sharing members; *Transportation*; Vol. 42; S.449-469

Kortum & Machemehl (2012)

Kortum, K.; Machemehl, R. (2012): Free-floating carsharing systems Innovations in membership prediction, mode share, and vehicle allocation optimization methodologies; *SWUTC/12/476660-00079-1*

Kortum et al. (2016)

Kortum, K.; Schönduwe, R.; Stolte, B.; Bock, B. (2016): Free-Floating Carsharing: City-Specific Growth Rates and Success Factors; *Transportation Research Procedia*; Vol. 19; S.328-340

Kossak (2016)

Kossak, A. (2016): Chancen und Grenzen des Carsharing – Lenkungswirkung realistisch einordnen!; Internationales Verkehrswesen; 04/2016; S.20-22

Krafft (1999)

Krafft, M. (1999): Der Kunde im Fokus: Kundennähe, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung – und Kundenwert?; Die Betriebswirtschaft; 4/1999; S.511-530

Krafft & Götz (2011)

Krafft, M.; Götz, O. (2011): Der Zusammenhang zwischen Kundennähe, -zufriedenheit und -bindung sowie deren Erfolgswirkungen; In: Hippner, H.; Hubrich, B.; Wilde, K. D. (Hrsg.): Grundlagen des CRM – Strategie, Geschäftsprozesse und IT-Unterstützung; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.214-246

Kremer (2016)

Kremer, B. (2016): Editorial – Über 25 Jahre CarSharing in Deutschland; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.9-10

Krenz (2008)

Krenz, A. (2008): Theorie und Empirie über den Wirkungszusammenhang zwischen sozialer Herkunft, kulturellem und sozialem Kapital, Bildung und Einkommen in der Bundesrepublik Deutschland; SOEPpapers on Multidisciplinary Panel Data Research; No. 128; Deutsches Institut für Wirtschaftsförderung; Berlin

Kroeber-Riel & Gröppel-Klein (2019)

Kroeber-Riel, W.; Gröppel-Klein, A. (2019): Konsumentenverhalten; 11. Aufl.; Verlag Franz Vahlen: München

Krüger (1997)

Krüger, S. M. (1997): Profitabilitätsorientierte Kundenbindung durch Zufriedenheitsmanagement – Kundenzufriedenheit und Kundenwert als Steuerungsgröße für die Kundenbindung in marktorientierten Dienstleistungsunternehmen; Dissertation; Ludwig-Maximilians-Universität München; FGM-Verlag: München

Kuckartz et al. (2009)

Kuckartz, U.; Ebert, T.; Rädiker, S.; Stefer, C. (2009): Evaluation Online – Internetgestützte Befragung in der Praxis; VS Verlag für Sozialwissenschaften: Wiesbaden

Kuhnimhof et al. (2018)

Kuhnimhof, T.; Bradley, M.; Anderson, R. S. (2018): Workshop Synthesis: Making the transition to new methods for travel survey sampling and data retrieval; Transportation Research Procedia; Vol. 32; S.301-308

Kuhnimhof et al. (2012)

Kuhnimhof, T.; Buehler, R.; Wirtz, M.; Kalinowska, D. (2012): Travel trends among young adults in Germany: increasing multimodality and declining car use for men; Journal of Transport Geography; Vol. 24; S.443-450

Kumar & Bierlaire (2012)

Kumar, V. P.; Bierlaire, M. (2012): Optimizing Locations for a Vehicle Sharing System

Kummer & Probst (2001)

Kummer, S.; Probst, G. (2001): Kundenbindungsmanagement im ÖPNV – Implementierungsstand im deutschen, österreichischen und Schweizer ÖPNV; Internationales Verkehrswesen; 53. Jg; 7+8/2001; S.342-348

Kunert et al. (2012)

Kunert, U.; Bäumer, M.; Chlond, B.; Diederichsmeier, S.; Dörnemann, M.; Follmer, R.; Haag, G.; Hamacher, R.; Kagerbauer, M.; Kuhnimhof, T.; Lipps, O. (2012): Hinweise zu Panel- und Mehrtageserhebungen zum Mobilitätsverhalten – Methoden und Anwendungen; Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen; Arbeitsgruppe Verkehrsplanung; Wissensdokument W1; FGSV Verlag: Köln

Kurte et al. (2021)

Kurte, J.; Esser, K.; Wittowsky, D.; Groth, S.; Garde, J.; Helmrich, P. M. (2021): Bericht zur Evaluation des Carsharinggesetzes; Unterrichtung durch die Bundesregierung; Deutscher Bundestag, 19. Wahlperiode; Drucksache 19/31489

Kurth (2016)

Kurth, D. J. (2016): Generation Unverbindlich : Entscheidungsvorgänge in der Share Economy - Fallstudie des modernen Carsharing-Nutzers; Dissertation; Technische Universität Berlin

Lai & Chen (2011)

Lai, W.-T.; Chen, C.-F. (2011): Behavioral intentions of public transit passengers – The roles of service quality, perceived value, satisfaction and involvement; Transport Policy; Vol. 18; S.318-325

Lagadic et al. (2019)

Lagadic, M.; Verloes, A.; Louvet, N. (2019): Can carsharing services be profitable: A critical review of established; Transport Policy; Vol. 77; S.68-78

Lamberton & Rose (2012)

Lamberton, C. P.; Rose, R. L. (2012): When Is Ours Better Than Mine? A Framework for Understanding and Altering Participation in Commercial Sharing Systems; Journal of Marketing; Vol. 76; 7/2012; S.109-125

Landis & Koch (1977)

Landis, J. R.; Koch, G. G. (1977): The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data; Biometrics; Vol. 33; 1/1977; S.159-174

Latsch & Langendorf (2016)

Latsch, U.; Langendorf, R. (2016): Die rasante Entwicklung der CarSharing-Technik von 1989 bis heute; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.111-118

Lawinczak & Heinrichs (2008)

Lawinczak, J.; Heinrichs, E. (2008): Carsharing – Straßenstellplätze; Handbuch der kommunalen Verkehrsplanung; 52. Ergänzungs-Lieferung; 12/08; 3.4.16.2

Le Vine & Polak (2017)

Le Vine, S.; Polak, J. (2017): The impact of free-floating carsharing on car ownership: Early-stage findings from London; Accepted Paper published in Transport Policy; 12. Februar 2017

Le Vine et al. (2014a)

Le Vine, S.; Zolfaghari, A.; Polak, J. (2014a): Carsharing: Evolution, Challenges and Opportunities; 22th ACEA; Scientific Advisory Group Report

Le Vine et al. (2014b)

Le Vine, S.; Lee-Gosselin, M.; Sivakumar, A.; Polak, J. (2014b): A new approach to predict the market and impacts of round-trip and point-to-point carsharing systems: Case study of London; Transportation Research Part D: Transport and Environment; Postprint

Leclerc et al. (2013)

Leclerc, B.; Trépanier, M.; Morency, C. (2013): Unraveling the Travel Behavior of Carsharing Members from Global Positioning System Traces; *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*; No. 2359, S.59-67

Lee & Wong (2021)

Lee, C. K. H.; Wong, A. O. M. (2021): Antecedents of consumer loyalty in ride-hailing; *Transportation Research Part F*; Bd. 80; S.14-33

Lempert et al. (2019)

Lempert, R.; Zhao, J.; Dowlatabadi, H. (2019): Convenience, savings, or lifestyle distinct motivations and travel patterns of one-way and two-way carsharing members in Vancouver, Canada; *Transportation Research Part D*; Vol. 71; 6/2019; S.141-152

Leroi-Werelds et al. (2014)

Leroi-Werelds, S.; Streukens, S.; Brady, M. K.; Swinnen, G. (2014): Assessing the value of commonly used methods for measuring customer value: a multi-setting empirical study; *Journal of the Academy of Marketing Science*; Vol. 42; S.430-451

Li (2019)

Li, W. (2019): A Mode Choice Study on Shared Mobility Services – Policy Opportunitites for a Developing Country; Dissertation; University College London

Liao (1994)

Liao, T. F. (1994): Interpreting probability models – Logit, Probit, and Other Generalized Linear Models; Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences; SAGE Publications: Thousand Oaks

Liao et al. (2018)

Liao, F.; Mollin, E.; Timmermans, H.; Van Wee, B. (2019): Carsharing: the impact of system characteristics on its potential to replace private car trips and reduce car ownership; *Transportation*; Vol. 47; S.935-970

Lichtenberg & Hanel (2007)

Lichtenberg, J.; Hanel, F. (2007): Carsharing und ÖPNV: Nutzen für beide? – Eine Analyse der Situation in Frankfurt am Main; *Der Nahverkehr*; 11/2007; S.37-41

Lin et al. (2005)

Lin, C.-H.; Sher, P. J.; Shih, H.-Y. (2005): Past progress and future directions in conceptualizing customer perceived value; *International Journal of Service Industry Management*; Vol. 16; 4/2005; S.318-336

Linden & Wittmer (2018)

Linden, E.; Wittmer, A. (2018): Zukunft Mobilität – Gigatrend Digitalisierung; CFAC-HSG; Universität St. Gallen

Lohmöller (1989)

Lohmöller, J.-B. (1989): Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares; Physica-Verlag: Heidelberg

Long & Ervin (2000)

Long, J. S.; Ervin, L. H. (2000): Using Heteroscedasticity Consistent Standard Errors in the Linear Regression Model; *The American Statistician*; Vol. 54; 3/2000; S.217-224

Loose (2016a)

Loose, W. (2016a): Mehr Platz zum Leben – wie CarSharing Städte entlastet; Ergebnisse des bcs-Projektes Car-Sharing im innerstädtischen Raum – eine Wirkungsanalyse; Endbericht

Loose (2016b)

Loose, W. (2016b): Neue bcs-Studie: Mehr Platz zum Leben – wie CarSharing Städte entlastet; CarSharing fact sheet Nr.2; Juni 2016

Loose (2016c)

Loose, W. (2016c): Vom Solidarhandeln zur Marktorientierung – 25 Jahre CarSharing im Überblick; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.17-26

Loose (2010a)

Loose, W. (2010a): The State of European Car-Sharing; Final Report D 2.4 Work Package 2; momo Car-Sharing; IEE/07/696/SI2.4999387

Loose (2010b)

Loose, W. (2010b): CarSharing für gewerbliche Kunden – Gute Beispiele der CarSharing-Nutzung in Unternehmen, Organisationen und Vereinen

Loose (2008)

Loose, W. (2008): Car-Sharing – Potenziale für weniger Autoverkehr; Handbuch der kommunalen Verkehrsplanung

Loose & Nehrke (2022)

Loose, W. & Nehrke, G. (2022): CarSharing-Stellplätze in den öffentlichen Straßenraum bringen – Leitfaden zur Umsetzung der im Carsharinggesetz (CsgG) vorgesehenen CarSharing-Förderung; 3. ergänzte und veränderte Auflage; Januar 2022

Loose & Nehrke (2018)

Loose, W. & Nehrke, G. (2018): Entlastungswirkung verschiedener CarSharing-Varianten; CarSharing fact sheet Nr.7; November 2018

Lopez et al. (2016)

Lopez, A. J.; Semanjski, I.; Gillis, D.; Ochoa, D.; Gautama, S. (2016): Travelled Distance Estimation for GPS-Based Round Trips Car-Sharing Use Case; Transactions on Maritime Science; Vol. 2; S.121-129

Luber & Litzel (2018)

Luber, S.; Litzel, N. (2018): Was ist ein Webcrawler? <https://www.bigdata-insider.de/was-ist-ein-webcrawler-a-704217/>; aufgerufen am 01.06.2021

Lynn (1986)

Lynn, M. R. (1986): Determination and Quantification Of Content Validity; Nursing Research; Vol. 35; 6/1986; S.382-386

Ma et al. (2020)

Ma, F.; Guo, D.; Yuen, K. F.; Sun, Q.; Ren, F.; Xu, X.; Zhao, C. (2020): The Influence of Continuous Improvement of Public Car-Sharing Platforms on Passenger Loyalty: A Mediation and Moderation Analysis; International Journal of Environmental Research and Public Health; Vol. 17; 8/2020; 2756

MacKenzie et al. (2005)

MacKenzie, S. B.; Podsakoff, P. M.; Jarvis, C. B. (2005): The Problem of Measurement Model Misspecification in Behavioral and Organizational Research and Some Recommended Solutions; Journal of Applied Psychology; Vol. 90; 4/2005; S.710-730

Maertins (2006)

Maertins, C. (2006): Die Intermodalen Dienste der Bahn: mehr Mobilität und weniger Verkehr? Wirkungen und Potenziale neuer Verkehrsdienstleistungen

Maertins et al. (2004)

Maertins, C.; Hoffmann, C.; Knie, A.; Hollmann, M. (2004): Automobil mit der Bahn – Bilanz zur Markteinführung von Call-a-Bike und DB CarSharing; Internationales Verkehrswesen; 56. Jg ; 1+2/2004, S.28-40

Maier (2013)

Maier, S. (2013): Zahlungsbereitschaft für Car Sharing: eine internationale, empirische Analyse; Masterarbeit; Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät; Leibniz Universität Hannover

Marcoulides et al. (2009)

Marcoulides, G. A.; Chin, W. W.; Saunders, C. (2009): A Critical Look at Partial Least Squares Modeling; MIS Quarterly; Vol. 33; 1/2009; S.171-175

Martin (2007)

Martin, B. (2007): Caracterisation du systeme d'autopartage dans l'agglomeration montrealaise et analyse spatio-temporelle de ses differents objects: usagers, stationnements, vehicules; Master-Thesis; École Polytechnique de Montréal

Martin & Hall (2016)

Martin, J.; Hall, D. B. (2016): R^2 measures for zero-inflated regression models for count data with excess zeros; Journal of Statistical Computation and Simulation; Vol. 86; 18/2016; S.3777-3790

Martin & Shaheen (2016)

Martin, E.; Shaheen, S. (2016): Impacts of car2go on vehicle ownership, modal shift, vehicle miles travelled, and greenhouse gas emissions – an analysis of five north american cities; Working Paper; IMR & TSRC

Martin & Shaheen (2011)

Martin, E.; Shaheen, S. (2011): Greenhouse Gas Emission Impacts of Carsharing in North America; IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems; Vol. 12; 4/2011; S.1074-1086

Martin & Shaheen (2010)

Martin, E.; Shaheen, S. (2010): Greenhouse Gas Emission Impacts of Carsharing in North America; MTI Report 09-11; Mineta Transportation Institute (Hrsg.)

Martin et al. (2010)

Martin, E.; Shaheen, S.; Lidicker, J. (2010): Impact of Carsharing on Household Vehicle Holdings – Results from North American Shared-Use Vehicle Survey; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 2143; S.150-158

Matthews (2017)

Matthews, L. (2017): Applying Multigroup Analysis in PLS-SEM: A Step-by-Step Process; In: Latan & Noonan (Hrsg.): Partial Least Squares Path Modeling – Basic Concepts, Methodological Issues and Applications; Springer International Publishing: Cham; S.219-244

Mattia et al. (2019)

Mattia, G.; Mugion, R. G.; Principato, L. (2019): Shared mobility as a driver for sustainable consumptions: The intention to re-use free-floating car sharing

Matzler (2000)

Matzler, K. (2000): Customer value management; Die Unternehmung; Vol. 54; 4/2000; S.289-308

Matzler (1997)

Matzler, K. (1997): Kundenzufriedenheit und Involvement; Dissertation; Universität Innsbruck; Gabler: Wiesbaden

Matzler & Bailom (2006)

Matzler, K; Bailom, F. (2006): Messung von Kundenzufriedenheit; In: Hinterhuber, H. H.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.241-270

Matzler et al. (2006a)

Matzler, K; Würtele, A.; Renzl, B. (2006a): Dimensions of price satisfaction: a study in the retail banking industry; International Journal of Bank Marketing; Vol. 24; 4/2006; S.216-231

Matzler et al. (2006b)

Matzler, K.; Sauerwein, E.; Stark, C. (2006b): Methoden zur Identifikation von Basis-, Leistungs- und Begeisterungsfaktoren; In: Hinterhuber & Matzler (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.289-313

Maurer & Jandura (2009)

Maurer, M.; Jandura, O. (2009): Masse statt Klasse? Einige kritische Anmerkungen zu Repräsentativität und Validität von Online-Befragungen; In: Jakob, N.; Schoen, H.; Zerback, T. (Hrsg.): Sozialforschung im Internet – Methodologie und Praxis der Online-Befragung; VS Verlag für Sozialwissenschaften: Wiesbaden; S.61-73

Mayr & Zins (2012)

Mayr, T.; Zins, A. H. (2012): Extensions on the conceptualization of customer perceived value: insights from the airline industry; International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research; Vol. 6; 4/2012; S.356-376

McCullagh & Nelder (1989)

McCullagh, P; Nelder, J. A. (1989): Generalized Linear Models; 2. Aufl.; Chapman and Hall: London

Meffert (2000)

Meffert, H. (2000): Kundenbindung als Element moderner Wettbewerbsstrategien, In: Bruhn, M; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.115-135

Meffert et al. (2015)

Meffert, H.; Bruhn, M.; Hadwich, K. (2015): Dienstleistungsmarketing – Grundlagen – Konzepte – Methoden; 8. Auflage; Springer Gabler: Wiesbaden

Meffert et al. (2000)

Meffert, H.; Perrey, J.; Schneider, H. (2000): Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung im Verkehrsdienstleistungsbereich; In: Meffert, H. (Hrsg.): Verkehrsdienstleistungsmarketing – Marktorientierte Unternehmensführung bei der Deutschen Bahn AG; Springer: Wiesbaden; S.1-55

Menard (1995)

Menard, S. (1995): Applied logistic regression analysis; Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences; SAGE Publications: Thousand Oaks

Menold & Bogner (2015)

Menold, N.; Bogner, K. (2015): Gestaltung von Ratskalen in Fragebögen; SDM Survey Guidelines; GESIS - Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften; Mannheim

Menon & Kahn (1995)

Menon, S. R.; Kahn, B. E. (1995): The Impact of Context on Variety Seeking in Product Choices; Journal of Consumer Research; Vol. 22; 3/1995; S.285-295

Mentzel (2003)

Mentzel, I. (2003): Kaufverhalten und Kundenloyalität im E-Commerce – zwei empirische Untersuchungen; Dissertation; Ernst-Moritz-Arndt-Universität Greifswald

Meyer & Oevermann (1995)

Meyer, A.; Oevermann, D. (1995): Kundenbindung, In: Tietz, B.; Köhler, R.; Zentes (Hrsg.): Handwörterbuch des Marketing; 2. Aufl.; Schäffer-Poeschel Verlag: Stuttgart; S.1340-1351

Middendorff et al. (2017)

Middendorff, E.; Apolinarski, B.; Bornkessel, P.; Brandt, T.; Heißenberg, S.; Poskowsky, J. (2017): Die wirtschaftliche und soziale Lage der Studierenden in Deutschland 2016; 21. Sozialerhebung des Deutschen Studentenwerks durchgeführt vom Deutschen Zentrum für Hochschul- und Wissenschaftsforschung; Bundesministerium für Bildung und Forschung (Hrsg.)

Millard-Ball et al. (2005)

Millard-Ball, A.; Murray, G.; Ter Schure, J.; Fox, C.; Burkhardt, J. (2005): Car-Sharing: Where and How it Succeeds; TCRP Report 108

Minser & Webb (2010)

Minser, J.; Webb, V. (2010): Quantifying the Benefits – Application of Customer Loyalty Modeling in Public Transportation Context; Transportation Research Record; Nr. 2144, S.111-120

Mishra et al. (2015)

Mishra, G. S.; Clewlow, R. R.; Mokhtarian, P. L.; Widaman, K. F. (2015): The effect of carsharing on vehicle holdings and travel behaviour: A propensity score and causal mediation analysis of the San Francisco Bay Area; Research in Transportation Economics; Vol. 52; 10/2015; S.46-55

Montini et al. (2015)

Montini, L.; Prost, S.; Schrammel, J. (2015): Comparison of travel diaries generated from smartphone data and dedicated GPS devices; Transportation Research Procedia; Vol. 11; S.227-241

Morency et al. (2012)

Morency, C.; Habib, K. M. N.; Grasset, V.; Islam, M. T. (2012): Understanding members carsharing (activity) persistence by using econometric model; Journal of Advanced Transportation; Vol. 46; S.26-38

Morency et al. (2011)

Morency, C.; Trépanier, M.; Agard, B. (2011): Typology of carsharing members; 90th Transportation Research Board; 23.-27. Januar 2011; Washington; Date of Submission 30. Juli 2010

Morency et al. (2008)

Morency, C.; Trépanier, M.; Martin, B. (2008): Object-oriented analysis of carsharing system; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 2063; S.105-112

Morency et al. (2007)

Morency, C.; Trépanier, M.; Agard, B.; Martin, B.; Quashie, J. (2007): Car sharing system: what transaction datasets can tell us regarding the users' behaviors; Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference; 30. September – 3. Oktober 2007; Seattle; S.284-289

Morgado et al. (2017)

Morgado et al. (2017): Scale development: ten main limitations and recommendations to improve future research practices; *Psicologia: Reflexao e Critica*; Vol. 30; 3/2017; S.1-20

Morton et al. (2016)

Morton, F. F. R.; Meireles, J. F. F.; Neves, C. M.; Amaral, A. C. S.; Ferreira, M. E. C. (2016): Customer perceptions of quality of service in public transport: Evidence for bus transit in Scotland; *Case Studies on Transport Policy*; Vol. 4; 3/2016; S.199-207

Mugion et al. (2019)

Mugion, R. G.; Toni, M.; Pietro, L. D.; Pasca, M. G.; Renzi, M. F. (2019): Understanding the antecedents of car sharing usage. An empirical study in Italy; *International Journal of Quality and Service Sciences*; Ahead of Print; IJQSS

Muheim & Reinhardt (1999)

Muheim, P.; Reinhardt, E. (1999): Carsharing: The Key to combined mobility; *World Transport Policy and Practice*

Müller (2016)

Müller, J. (2016): Statistical explanatory and prediction models for free-floating carsharing systems; Dissertation; Universität der Bundeswehr München

Müller & Bogenberger (2015a)

Müller, J.; Bogenberger, K. (2015a): Explanatory Variables For The Varying Demand Of Free-Floating Carsharing

Müller & Bogenberger (2015b)

Müller, J.; Bogenberger, K. (2015b): Time Series Analysis of Booking Data of a Free-Floating Carsharing System in Berlin; *Transportation Research Procedia*; Vol. 10; S.345-354

Müller et al. (2017)

Müller, J.; Correia, G. H. d. A.; Bogenberger, K. (2017): An Explanatory Model Approach for the Spatial Distribution of Free-Floating Carsharing Bookings: A Case-Study of German Cities

Müller et al. (2015)

Müller, J.; Schmöller, S.; Bogenberger, K. (2015): Empirische Datenanalyse von free-floating Car Sharing-Systemen; *Straßenverkehrstechnik*; Vol. 59; 2/2015; S.75-80

Mundfrom et al. (2005)

Mundfrom, D. J.; Shaw, D. G.; Ke, T. L. (2005): Minimum Sample Size Recommendations for Conducting Factor Analyses; *International Journal of Testing*; Vol. 5; 2/2005; S.159-168

Münzel et al. (2019)

Münzel, K.; Boon, W.; Frenken, K.; Blomme, J.; van der Linden, D. (2019): Explaining carsharing supply across Western European cities; *International Journal of Sustainable Transportation*; Vol. 14; 4/2020; S.243-254

Münzel et al. (2018)

Münzel, K.; Boon, W.; Frenken, K.; Vaskelainen, T. (2019): Carsharing business models in Germany: characteristics, success and future prospects; *Information Systems and e-Business Management*; Vol. 16; 4/2020; S.271-291

Namazü & Dowlatabadi (2018)

Namazü, M.; Dowlatabadi, H. (2018): Vehicle ownership reduction: A comparison of one-way and two-way car-sharing systems; *Transport Policy*; Vol. 64; S.38-50

NaNa (2021)

NahverkehrsNachrichten (2021): Kundenbarometer: DVB erneut Spitze; Vol. 66; Nr. 43/2021; 29.10.2021

Naskrent (2010)

Naskrent, J. (2010): Verhaltenswissenschaftliche Determinanten der Spenderbindung – Eine empirische Untersuchung und Implikationen für das Spenderbindungsmanagement; Dissertation; Universität Siegen

Nehrke (2016)

Nehrke, G. (2016): Kombinierte CarSharing-Angebote: Zwei CarSharing-Welten werden verbunden; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.93-98

Nehrke & Loose (2018)

Nehrke, G.; Loose, W. (2018): Nutzer und Mobilitätsverhalten in verschiedenen CarSharing-Varianten; Projektbericht

Nehrke & Loose (2016)

Nehrke, G.; Loose, W. (2016): Wirkung verschiedener CarSharing-Varianten auf Verkehr und Mobilitätsverhalten; CarSharing fact sheet Nr.5; Juni 2016

Nerdinger et al. (2008)

Nerdinger; F. W.; Blickle, G.; Schaper, N. (2008): Arbeits- und Organisationspsychologie; Springer Medizin: Heidelberg

Neugebauer (2004)

Neugebauer, B. (2004): Die Erfassung von Umweltbewusstsein und Umweltverhalten; ZUMA-Methodenbericht Nr. 2004/07

Neumann (2007)

Neumann, M. M. (2007): Konsumentenvertrauen – Messung, Determinanten und Konsequenzen; Dissertation; Universität Mannheim; Deutscher Universitäts-Verlag: Wiesbaden

Nguyen-Phuoc et al. (2020)

Nguyen-Phuoc, D. Q.; Su, D. N.; Tran, P T. K.; Le, D.-T. T.; Johnson, L. W. (2020): Factors influencing customer's loyalty towards ride-hailing taxi services – A case study of Vietnam; Transportation Research Part A; Vol. 124; S.96-112

Nießing (2006)

Nießing, J. (2006): Kundenbindung im Verkehrsdienstleistungsbereich – Ein Beitrag zum Verkehrsmittelwahlverhalten von Bahnreisenden; Dissertation; Gabler: Wiesbaden

Niels & Bogenberger (2017)

Niels, T.; Bogenberger, K. (2017): Booking Behavior of Free-Floating Carsharing Users – Empirical Analysis of Mobile Phone App and Booking Data Focusing on Battery Electric Vehicles; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 2650; S.123-132

Nitzl (2010)

Nitzl, C. (2010): Eine anwenderorientierte Einführung in die Partial Least Square (PLS)-Methode; Industrielles Management; Arbeitspapier Nr. 21; Universität Hamburg

Nitzl et al. (2016)

Nitzl, C.; Roldan, J. L.; Cepeda, G. (2016): Mediation analysis in partial least squares path modeling – Helping researchers discuss more sophisticated models; Industrial Management & Data Systems; Vol. 116; 9/2016; S.1849-1864

Nobis & Köhler (2019)

Nobis, C.; Köhler, K. (2019): *Mobilität in Deutschland – MID, Nutzerhandbuch*, Ausgabe Januar 2019; Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur; FE-Nr. 70.904/15

Nobis & Kuhnimhof (2018)

Nobis, C.; Kuhnimhof, T. (2018): *Mobilität in Deutschland – MID, Ergebnisbericht; Version 1.1*; Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur; FE-Nr. 70.904/15

Noonan (2017)

Noonan, R. (2017): *Partial Least Squares: The Gestation Period*; In: Latan, H.; Noonan, R. (Hrsg.): *Partial Least Squares Path Modeling – Basic Concepts, Methodological Issues and Applications*; Springer International Publishing: Cham; S.3-18

O’Conner (2000)

O’Conner, B. P. (2000): *SPSS and SAS programs for determining the number of components using parallel analysis and Velicer’s MAP test*; *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*; Vol. 32; 3/2000; S.396-402

Oliva et al. (1992)

Oliva, T. A.; Oliver, R. L.; MacMillan, I. C. (1992): *A Catastrophe Model for Developing Service Satisfaction Strategies*; *Journal of Marketing*; Vol. 56; 3/1992; S.83-95

Oliver (2010)

Oliver, R. L. (2010): *Satisfaction: a behavioural perspective on the consumer*; 2. Aufl.; Routledge: New York

Oliver (1999a)

Oliver, R. L. (1999a): *Whence Consumer Loyalty?*; *Journal of Marketing*; Vol. 63; S.33-44

Oliver (1999b)

Oliver, R. L. (1999b): *Value as excellence in consumption experience*; In: Holbrook (Hrsg.): *Consumer Value – A framework for analysis and research*; Routledge: London; S.43-62

Oliver (1981)

Oliver, R. L. (1981): *Measurement and Evaluation of Satisfaction Process in Retail Settings*; *Journal of Retailing*; Vol. 57; 1/1981; S.25-48

Oppong et al. (2017)

Oppon, F. B.; ChongsiMbukam, E.; Agyapong, A. A. (2017): *Statistical Models for Analyzing Count Data*; *International Journal of Scientific & Engineering Research*; Vol. 8; 2/2017; S.454-460

Pampel (2000)

Pampel, F. C. (2000): *Logistic regression: A primer*; Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences; SAGE Publications: Thousand Oaks

Parasuraman et al. (1994)

Parasuraman, A. P.; Zeithaml, V. A.; Berry, L. L. (1994): *Moving forward in service quality research: Measuring different customer-expectation levels, comparing alternative scales, and examining the performance-behavioral intentions link*; *Arbeitspapier 94-114*; Marketing Science Institute

Parasuraman et al. (1988)

Parasuraman, A. P.; Zeithaml, V. A.; Berry, L. L. (1988): *SERVQUAL: A Multiple-Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality*; *Journal of Retailing*; Vol. 64; 1/1988; S.12-40

Peng et al. (2016)

Peng, L.; Feng, Y.; Li, X.; Li, X. (2016): Relationship Analysis of the Urban Rail Service Quality, Passenger Satisfaction and Loyalty Based on the Structural Equation Model; International Conference on Logistics, Informations and Service Sciences; Juli 2016; Sydney

Perrey (2000)

Perrey, J. (2000): Nutzenorientierte Marktsegmentierung im Verkehrsdienstleistungsbereich – ein integrativer Ansatz zum Zielgruppenmarketing; In: Meffert (Hrsg.): Verkehrsdienstleistungsmarketing – Marktorientierte Unternehmensführung bei der Deutschen Bahn AG; Springer: Wiesbaden

Perumean-Chaney et al. (2013)

Perumean-Chane, S. E.; Morgan, C.; McDowall, D.; Aban, I. (2013): Zero-Inflated and overdispersed: what's one to do?; Journal of Statistical Computation and Simulation; Vol. 83; 9/2013; S.1671-1683

Peter (1999)

Peter, S. I. (1999): Kundenbindung als Marketingziel: Identifikation und Analyse zentraler Determinanten; 2. Aufl.; Dissertation; Gabler: Wiesbaden

Petersen (1995)

Petersen, M. (1995): Ökonomische Analyse des Car-Sharing; Dissertation; Technische Universität Berlin; Gabler: Wiesbaden

Petrick (2002)

Petrick, J. F. (2002): Development of a Multi-Dimensional Scale for Measuring the Perceived Value of a Service; Journal of Leisure Research; Vol. 34; 2/2002; S.119-134

Petter (2018)

Petter, S. (2018): Haters Gonna Hate: PLS and Information Systems Research; The DATA BASE for Advances in Information Systems; Vol. 49; 2/2018; S.10-13

Pieper et al. (2013)

Pieper, N.; Heußler, T.; Woisetschläger, D.; Backhaus, C. (2013): Relevanz der Intermodalität für CarSharing-Konzepte; In: Proff, H.; Pascha, W.; Schönharting, J.; Schramm, D. (Hrsg.): Schritte in die künftige Mobilität – Technische und betriebswirtschaftliche Aspekte; Springer Gabler: Wiesbaden; S.379-399

Pierce et al. (2003)

Pierce, J. L.; Kostova, T.; Dirks, K. T. (2003): The State of Psychological Ownership: Integrating and Extending a Century of Research; Review of General Psychology; Vol. 7; 1/2003; S.84-107

Piopiunik et al. (2017)

Piopiunik, M.; Kugler, F.; Wößmann, L. (2017): Einkommenserträge von Bildungsabschlüssen im Lebensverlauf: Aktuelle Berechnungen für Deutschland; ifo Institut; ifo Schnelldienst; Vol. 70; Nr. 7; S.19-30

Pituch & Stevens (2016)

Pituch, K. A.; Stevens, J. P. (2016): Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences – Analyses with SAS and IBM's SPSS; 6. Aufl.; Routledge: London

Pizzol et al. (2017)

Pizzol, H. D.; Almeida, S. O. d.; Soares, M. d. C. (2017): Collaborative Consumption: A Proposed Scale for Measuring the Construct Applied to a Carharing Setting; Sustainability; Vol. 9; 703; S.181-196

Plinke & Söllner (2000)

Plinke, W.; Söllner, A. (2000): Kundenbindung und Abhängigkeitsbeziehungen; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.55-79

Polit & Beck (2006)

Polit, D. F.; Beck, C. T. (2006): The Content Validity Index: Are You Sure You Know What's Being Reported? Critique and Recommendations; Research in Nursing & Health; Vol. 29; S.489-497

Polit et al. (2007)

Polit, D. F.; Beck, C. T.; Owen, S. V. (2007): Focus on Research Methods - Is the CVI and Acceptable Indicator of Content Validity? Appraisal and Recommendations; Research in Nursing & Health; Vol. 30; S.459-467

Pötschke (2009)

Pötschke, M. (2009): Potentiale von Online-Befragungen: Erfahrungen aus der Hochschulforschung; In: Jakob, N.; Schoen, H.; Zerback, T. (Hrsg.): Sozialforschung im Internet – Methodologie und Praxis der Online-Befragung; VS Verlag für Sozialwissenschaften: Wiesbaden; S.75-89

Pressl et al. (2013)

Pressl, R.; Braun, M.; Kargl, M. (2013): Mobilität im Alter – Ein Handbuch für PlanerInnen, EntscheidungsträgerInnen und InteressensvertreterInnen; Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie (Hrsg.); Wien

Prieto et al. (2017)

Prieto, M.; Baltas, G.; Stan, V. (2017): Car sharing adoption intention in urban areas: What are the key sociodemographic drivers?; Transportation Research Part A; Vol. 101; S.218-227

Procher & Vance (2013)

Procher, V.; Vance, C. (2013): Who Does the Shopping? – German Time-use Evidence, 1996-2009; Ruhr Economic Papers; No. 393; RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung, Essen

QGIS 3.22 Documentation

QGIS 3.22 Documentation: <https://docs.qgis.org/3.22/de/docs/index.html>; aufgerufen am: 26.03.2023

Qian et al. (2016)

Qian, C.; Li, W.; Ding, M.; Hui, Y.; Xu, Q.; Yang, D. (2016): Mining Carsharing Use Patterns from Rental Data: A Case Study of Chefenxiang in Hangzhou, China; Transportation Research Procedia; Vol. 25; S.2583-2602

Raffée et al. (1973)

Raffée, H.; Sauter, B.; Silberer, G. (1973): Theorie der kognitiven Dissonanz und Konsumgüter-Marketing: der Beitrag der Theorie der kognitiven Dissonanz zur Erklärung und Gestaltung von Kaufentscheidungen bei Konsumgütern; Gabler: Wiesbaden

Ramos et al. (2020)

Ramos, E. M. S.; Bergstad, C. J.; Chicco, A.; Diana, M. (2020): Mobility styles and car sharing use in Europe: attitudes, behaviours, motives and sustainability; European Transport Research Review; 12:13

Rams (2001)

Rams, W. (2001): Kundenbindung im deutschen Mobilfunkmarkt – Determinanten und Erfolgsfaktoren in einem dynamischen Marktumfeld; Dissertation; Universität Duisburg; Deutscher Universitäts-Verlag: Wiesbaden

Reesas et al. (2017)

Reesas, G.; Kindl, A.; Schäfer, T. (2017): Neue Mobilitätsformen und ÖPNV – gegenseitige Ergänzung oder Konkurrenz?; Verkehr und Technik; 03/2017; S.87-89

Reichheld (2003)

Reichheld, F. F. (2003): The one number you need to grow; Harvard Business Review; Vol. 81; 12/2003; S.46-54

Reichheld (1997)

Reichheld, F. F. (1997): Der Loyalitäts-Effekt – Die verborgene Kraft hinter Wachstum, Gewinne und Unternehmenswert; Campus

Reichheld (1996)

Reichheld, F. F. (1996): Learning from customer defections; Harvard Business Review; 3-4/1996; S.56-69

Reichheld & Sasser (2000)

Reichheld, F. F.; Sasser, E. W. (2000): Zero-Migration: Dienstleister im Sog der Qualitätsrevolution; In: Bruhn, M; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.137-152

Reiffer et al. (2020a)

Reiffer, A.; Wörle, T.; Kagerbauer, M.; Vortisch, P. (2020a): Usage Patterns of Free-Floating Carsharing Members

Reiffer et al. (2020b)

Reiffer, A.; Wörle, T.; Heilig, M.; Kagerbauer, M.; Vortisch, P. (2020b): Mode Choice Behavior on Access Trips to Carsharing Vehicles; 2020 Forum on Integrated and Sustainable Transportation Systems (FISTS); 3.-5. November 2020; Delft; S.353-358

Reiffer et al. (2019a)

Reiffer, A.; Wörle, T.; Briem, L.; Soylu, T.; Kagerbauer, M.; Vortisch, P. (2019a): Identifying usage profiles of station-based car-sharing members using cluster analysis; Paper prepared for presentation and publication at the 98th Annual Meeting of the Transportation Research Board; Submission date: 1. August 2018

Reiffer et al. (2019b)

Reiffer, A.; Kagerbauer, M.; Hilgert, T.; Heilig, M.; Vortisch, P. (2019b): Design of a stated preference survey to analyse intermodal choice behavior of carsharing users

Reinecke (2014)

Reinecke, J. (2014): Strukturgleichungsmodelle in den Sozialwissenschaften; 2. Aufl.; Oldenbourg Wissenschaftsverlag: München

Reutter & Wittowsky (2020)

Reutter, U.; Wittowsky, D. (2020): Technologische Neuerungen und mögliche Folgen für Raum und Verkehr; In: Reutter, U.; Holz-Rau, C.; Albrecht, J.; Hülz, M. (Hrsg.): Wechselwirkungen von Mobilität und Raumentwicklung im Kontext gesellschaftlichen Wandels; Forschungsberichte der ARL 14; S.196-218

Reutter et al. (2014)

Reutter, U.; Rau, A.; Brack, C.; Fasshauer, J.; Guth, C.; Schoenwiese, S.; Weber, S. (2014): Handbuch Carsharing Nordrhein-Westfalen; Fachgebiet Mobilität & Verkehr (imove), Technische Universität Kaiserslautern, im Auftrag des Verkehrsverbundes Rhein-Sieg GmbH

Richter (2007)

Richter, M. (2007): Car-Sharing: Nachhaltig mobil – eine rechtliche Einordnung; Dissertation; Universität Bielefeld; Tectum Verlag: Marburg

Riegler et al. (2016)

Riegler, S.; Jutschen, M.; Hössinger, R.; Gerike, R.; Rößger, L.; Schlag, B.; Manz, W.; Rentschler, C.; Kopp, J. (2016): CarSharing 2025 - Nische oder Mainstream?; ifmo – Institut für Mobilitätsforschung

Ringle & Spreen (2007)

Ringle, C. M.; Spreen, F. (2007): Beurteilung der Ergebnisse von PLS-Pfadanalysen; *Das Wirtschaftsstudium (WISU)*; Vol. 36; 2/2007; S.211-216

Ringle et al. (2015)

Ringle, C. M.; Wende, S.; Becker, J.-M. (2015): SmartPLS 3; Boenningstedt SmartPLS GmbH; <http://www.smartpls.com>

Ringle et al. (2012)

Ringle, C. M.; Sarstedt, M.; Straub, D. W. (2012): Editor's Comments: A Critical Look at the Use of PLS-SEM in *MIS Quarterly*; *MIS Quarterly*; Vol. 36; 1/2012; S.iii-xiv

Robinson (2018)

Robinson, M. A. (2018): Using multi-item psychometric scales for research and practice in human resource management; *Human Resource Management*; Vol. 57; S.739-750

Rodenbach et al. (2018)

Rodenbach, J.; Mathis, J.; Chicco, A.; Diana, M.; Nehrke, G. (2018): Car sharing in Europe: a multidimensional classification and inventory; *STARS Shared mobility opporTunities And challenges foR European citieS*; Deliverable D2.1; H2020-MG-2016-2017

Rotaris et al. (2019)

Rotaris, L.; Danielis, R.; Maltese, I. (2019): Carsharing use by college students: The case of Milan and Rome; *Transportation Research Part A: Policy and Practice*; Vol. 120; 2/2019; S.239-251

Ruiz et al. (2008)

Ruiz, D. M.; Gremler, D. D.; Washburn, J. H.; Carrión, G. C. (2008): Service value revisited: Specifying a higher-order, formative measure; *Journal of Business Research*; Vol. 61; 12/2008; S.1278-1291

Sahin (2021)

Sahin, M. D. (2021): Effect of Item Order on Certain Psychometric Properties: A Demonstration on a Cyberloafing Scale; *Frontiers in Psychology*; Vol. 12; S.1-11

Sammer et al. (2018)

Sammer, G.; Gruber, C.; Roeschel, G.; Tomschy, R.; Herry, M. (2018): The dilemma of systematic underreporting of travel behaviour when conducting travel diary surveys – A meta-analysis and methodological considerations to solve the problem; *Transportation Research Procedia*; Vol. 32; S.649-658

Sánchez-Fernández & Iniesta-Bonillo (2007)

Sánchez-Fernández, R.; Iniesta-Bonillo, M. Á. (2007): The concept of perceived value: a systematic review of the research; *Marketing Theory*; Vol. 7; 4/2007; S.427-451

Sánchez-Fernández et al. (2009)

Sánchez-Fernández, R.; Iniesta-Bonillo, M. Á.; Holbrook, M. B. (2009): The conceptualisation and measurement of consumer value in services; *International Journal of Market Research*; Vol. 51; 1/2009; S.93-113

Sarstedt et al. (2019)

Sarstedt, M.; Hair, J. F.; Jun-Hwa, C.; Becker, J.-M.; Ringle, C. M. (2019): How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM; *Australasian Marketing Journal*; Vol. 27; 3/2019; S.197-211

Sarstedt et al. (2011)

Sarstedt, M.; Henseler, J.; Ringle, C. M. (2011): Multigroup Analysis in Partial Least Squares (PLS) Path Modeling: Alternative Methods and Empirical Results; Measurement and Research Methods in International Marketing; Vol. 22; S.195-218

Schaefers (2013)

Schaefers, T. (2013): Exploring carsharing usage motives: A hierarchical means-end chain analysis; Transportation Research Part A: Policy and Practice; Vol. 47; 1/2013; S.69-77

Scharnbacher & Kiefer (2003)

Scharnbacher, K.; Kiefer, G. (2003): Kundenzufriedenheit – Analyse, Messbarkeit und Zertifizierung; 3. Aufl.; R. Oldenbourg Verlag: München

Schell & Oswald (2013)

Schell, K. L.; Oswald, F. L. (2013): Item grouping and item randomization in personality measurement; Personality and Individual Differences; Vol. 55; S.317-321

Schendera (2010)

Schendera, C. FG (2010): Clusteranalyse mit SPSS – Mit Faktorenanalyse; Oldenbourg Verlag: München

Schick & Herffs (2017)

Schick, P.; Herffs, G. (2017): Flächenhaftes CarSharing-Stellplatzkonzept in der Stadt Freiburg; Straßenverkehrstechnik; 03/2017; S.189-197

Scholderer & Balderjahn (2006)

Scholderer, I.; Balderjahn, J. (2006): Was unterscheidet harte und weiche Strukturgleichungsmodelle nun wirklich? Ein Klärungsversuch zur LISREL-PLS-Frage; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; Vol. 28; 1/2006; S.57-70

Schloderer et al. (2006)

Schloderer, J.; Balderjahn, I.; Paulssen, M. (2006): Kausalität, Linearität, Reliabilität: Drei Dinge, die Sie nie über Strukturgleichungsmodelle wissen wollten; DBW Die Betriebswirtschaft; Vol. 66; 6/2006; S.640-650

Schmitt (2019)

Schmitt, D. (2019): Nutzungstypologien von flexiblem Carsharing in Karlsruhe; Master-Thesis; Karlsruher Institut für Technologie

Schmöller & Bogenberger (2014)

Schmöller, S.; Bogenberger, K. (2014): Analyzing External Factors on the Spatial and Temporal Demand of Car Sharing Systems; Procedia – Social and Behavioral Sciences; Vol. 111; S.8-17

Schmöller et al. (2015)

Schmöller, S.; Weikl, S.; Müller, J.; Bogenberger, K. (2015): Empirical analysis of free-floating carsharing usage: The Munich and Berlin case; Transportation Research Part C: Emerging Technologies; Vol. 56; 7/2015; S.34-51

Schneider (2000)

Schneider, H. (2000): Preisbeurteilung im Verkehrsdienstleistungsbereich – Konzeptionelle Grundlagen und Ergebnisse einer empirischen Analyse; In: Meffert (Hrsg.): Verkehrsdienstleistungsmarketing – Marktorientierte Unternehmensführung bei der Deutschen Bahn AG; Springer: Wiesbaden; S.119-165

Schnippe (2000)

Schnippe, C. (2000): Psychologische Aspekte der Kundenorientierung: die Kundenzufriedenheit mit der Qualität von Dienstleistungsinteraktionen am Beispiel des ÖPNV; Dissertation; Universität Greifswald; Peter Lang: Frankfurt am Main

Schreier & Keßler (2017)

Schreier, H.; Keßler, S. (2017): Evaluation des flexiblen Carsharing-Angebots Flow>K; Endbericht; team red Deutschland

Schreier et al. (2018)

Schreier, H.; Grimm, C.; Kurz, U.; Schwieger, B.; Keßler, S.; Möser, G. (2018): Analyse der Auswirkungen des Car-Sharing in Bremen; Endbericht; team red Deutschland

Schreier et al. (2015)

Schreier, H.; Becker, U.; Heller, J.; Probst, A.; Kunze, I.; Golitsch, J.; Clarus, E.; Becker, T.; Utzmann, H.; Dersiz, F.; Schwieger, B.; Möser, G.; Kipp, T. (2015): Evaluation CarSharing (EVA-CS) – Landeshauptstadt München; team red Deutschland; Endbericht

Schriesheim et al. (1989)

Schriesheim, C. A.; Solomon, E.; Kopelman, R. E. (1989): Grouped Versus Randomized Format: An Investigation of Scale Convergent and Discriminant Validity Using LISREL Confirmatory Factor Analysis; Applied Psychological Measurement; Vol. 13; 1/1989; S.19-32

Schulte & Voß (2015)

Schulte, F.; Voß, S. (2015): Decision Support for Environmental-Friendly Vehicle Relocations in Free-Floating Car Sharing Systems: The Case of Car2go; Procedia CIRP; Vol. 30; S.275-280

Schwanda (2016)

Schwanda, M. (2016): Methoden- und Theorienecke – Testung der Inhaltsvalidität eines Messinstrumentes anhand des Content Validity Index; Klinische Pflegeforschung; Vol. 2; S.31-33

Schwarz et al. (2016)

Schwarz, J.; Zielstorff, H.; Rabold, T. (2016): CarSharing-Technik von den Anfängen bis heute; Bundesverband CarSharing e.V. (Hrsg.): CarSharing in Deutschland – von den Anfängen bis heute; ksv-verlag: Köln; S.99-110

Schwieger (2018)

Schwieger, B. (2018): Auswirkungen des Car-Sharing in Bremen – Ergebnisse der durchgeführten Evaluation, Vortrag; Bremen, 07. Mai 2018

Seattle DoT (2014)

Seattle Department of Transportation (2014): 2013 Seattle Free-Floating Car Share Pilot Program Report; März 2014

Seifert & Schelling (2015)

Seifert, A.; Schelling, H. R. (2015): Mobile seniors: Mobile use of the Internet using smartphones or tablets by Swiss people over 65 years; Gerontechnology; Vol. 14; 1/2015; S.57-62

Seign (2014)

Seign, R. (2014): Model-based design of free-floating carsharing systems; Dissertation; Universität der Bundeswehr München

Senic & Marinkovic (2014)

Senic, V.; Marinkovic, V. (2014): Examining the effect of different components of customer value on attitudinal loyalty and behavioral intentions; *International Journal of Quality and Service Sciences*; Vol. 6; 2-3/2014; S.134-142

Shaheen & Cohen (2008)

Shaheen, S. A.; Cohen, A. P. (2008): Growth in Worldwide Carsharing – An International Comparison; *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*; Nr. 1992; S.81-89

Shaheen et al. (2019)

Shaheen, S. A.; ,Cohen, A.; Farrar, E. (2019): Carsharing's impact and future; In: Kruze, Z. (Hrsg.): *Advances in Transport Policy and Planning*; Vol. 4; Elsevier: Cambridge; S.87-120

Shaheen et al. (2015)

Shaheen, S. A.; Chan, N.; Bansal, A.; Cohen, A. (2015): *Shared Mobility: A Sustainability & Technologies Workshop – Definitions, Industry Developments, and Early Understanding*

Shaheen et al. (2010)

Shaheen, S. A.; Rodier, C.; Murray, G.; Cohen, A.; Martin, E. (2010): Carsharing and public parking policies: Assessing benefits, costs, and best practice in North America; *MTI Report 09-09*; Mineta Transportation Institute

Shaheen et al. (1998)

Shaheen, S. A.; Sperling, D.; Wagner, C. (1998): Carsharing in Europe and North America: Past, Present, and Future; *Transportation Quarterly*; Vol. 52; 3/1998; S.35-52

Shmueli et al. (2019)

Shmueli, G.; Sarstedt, M.; Hair, J. F.; Cheah, J.-H.; Vaithilingam, S.; Ringle, C. M. (2019): Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict; *European Journal of Marketing*; Vol. 53; 11/2019; S.2322-2347

Shmueli et al. (2016)

Shmueli, G.; Ray, S.; Estrada, J. M. V.; Chatla, S. B. (2016): The elephant in the room: Predictive performance of PLS models; *Journal of Business Research*; Vol. 69; S.4552-4564

Siefke (2000)

Siefke, A. (2000): Zufriedenheit mit Bahnreisen – Phasenorientierte Operationalisierung und Erklärung der Kundenzufriedenheit im Verkehrsdienstleistungsbereich auf empirischer Basis; In: Meffert, H. (Hrsg.): *Verkehrsdienstleistungsmarketing – Marktorientierte Unternehmensführung bei der Deutschen Bahn AG*; Springer: Wiesbaden

Siefke (1998)

Siefke, A. (1998): Zufriedenheit mit Dienstleistungen – Ein phasenorientierter Ansatz zur Operationalisierung und Erklärung der Kundenzufriedenheit im Verkehrsbereich auf empirischer Basis; In: Meffert, H. (Hrsg.): *Schriften zu Marketing und Management*; Bd. 35; Dissertation; Peter Lang: Frankfurt am Main

Sioui et al. (2013)

Sioui, L.; Morency, C.; Trépanier, M. (2013): How Carsharing Affects the Travel Behavior of Households: A Case Study of Montréal, Canada; *International Journal of Sustainable Transportation*; Vol. 7; 1/2013; S.52-69

Skala-Gast (2012)

Skala-Gast, D. (2012): Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Kundenloyalität – Eine empirische Analyse am Beispiel der deutschen Automobilindustrie; Dissertation; Springer Gabler: Wiesbaden

Smithson & Verkuilen (2006)

Smithson, M.; Verkuilen, J. (2006): A Better Lemon Squeezer? Maximum-Likelihood Regression With Beta-Distributed Dependent Variables; Psychological Methods; Vol. 11; 1/2006; S.54-71

Sommer et al. (1999)

Sommer, R.; Unholzer, G.; Wiegand, E. (1999): Standards zur Qualitätssicherung in der Markt- und Sozialforschung; ADM Arbeitskreis Deutscher Markt- und Sozialforschungsinstitute e.V.

Sorensen et al. (2008)

Sorensen, P.; Wachs, M.; Min, E. Y.; Kofner, A.; Ecola, L.; Hanson, M.; Yoh, A.; Light, T.; Griffin, J. (2008): Moving Los Angeles – Short-Term Policy Options for Improving Transportation; RAND: Santa Monica

Sowik & Henkel (2017)

Sowik, N.; Henkel, S. (2017): The Mediated Effect of Psychological Ownership on Loyalty in Access-Based Consumption. The Case of Carsharing; EBS University for Business and Law; Vortrag; American Economic Association (AEA) Annual Meeting; Chicago, USA

Specht et al. (2015)

Specht, N.; Kriemeyer, H.; Isfort, A. (2015): Nutzt oder schadet Carsharing dem ÖPNV?; Der Nahverkehr; 12/2015; S.12-17

Sprei et al. (2019)

Sprei, F.; Habibi, S.; Englund, C.; Pettersson, S.; Voronov, A.; Wedlin, J. (2019): Free-floating car-sharing electrification and mode displacement: Travel time and usage patterns from 12 cities in Europe and the United States; Transportation Research Part D; Vol. 71; S.127-140

Stadt Mannheim (2022)

Stadt Mannheim (2022): Kaufkraft 2020-2021 in kleinräumiger Gliederung; Statistische Daten; 10/2022

stadtmobil Rhein-Neckar (2022)

stadtmobil Rhein-Neckar (2022): Tarifordnung Zusatzangebote – Anlage zum Rahmennutzungsvertrag; Stand: 01.10.2022

stadtmobil Rhein-Neckar (2021)

stadtmobil Rhein-Neckar (2021): AGB, Datenschutzerklärung, Tarifordnung, Zusatzangebote – Anlage zum Rahmennutzungsvertrag; Stand 01.10.2021

Stahl (2006)

Stahl, H. K. (2006): Kundenloyalität kritisch betrachtet; In: Hinterhuber, H. H.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.85-103

Stahl et al. (2006)

Stahl, H. K.; Hinterhuber, H. H.; von den Eichen, S. A. F.; Matzler, K. (2006): Kundenzufriedenheit und Kundenwert; In: Hinterhuber, H. H.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.221-240

Statistik Berlin Brandenburg (2021)

Statistik Berlin Brandenburg (2021): Statistischer Bericht A I 5 – hj 2/20 – Einwohnerinnen und Einwohner im Land Berlin am 31. Dezember 2020

Statistisches Amt des Kantons Basel-Stadt (2017)

Statistisches Amt des Kantons Basel-Stadt (2017): Dossier Basel – Raum & Umwelt – Kommentierte Zahlen und Analysen; 77/2017

Statistisches Amt für Hamburg und Schleswig-Holstein (2020)

Statistisches Amt für Hamburg und Schleswig-Holstein (2020): Statistisches Jahrbuch Hamburg 2019-2020

Statistisches Bundesamt (2019)

Statistisches Bundesamt (2019): Statistisches Jahrbuch 2019 – Kapitel 2 Bevölkerung, Familien, Lebensformen

Stauss (1999)

Stauss, B. (1999): Kundenzufriedenheit; Marketing ZFP – Journal of Research and Management; 1/1999; S.5-24

Steding (2004)

Steding, D. (2004): Sozialprofil der CarSharing-Nutzer; In: Steding, D.; Herrmann, A.; Lange, M. (Hrsg.): Carsharing - sozialinnovativ und kulturell selektiv? Möglichkeiten und Grenzen einer nachhaltigen Mobilität; ZUFO-Berichte; Band 3; Zentrum für Umweltforschung der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster; S.32

Steding (2004)

Steding, D.; Groh-Samberg, O.; Herrmann, A. (2004): Quantitative Erhebung; In: Steding, D.; Herrmann, A.; Lange, M. (Hrsg.): Carsharing - sozialinnovativ und kulturell selektiv? Möglichkeiten und Grenzen einer nachhaltigen Mobilität; ZUFO-Berichte; Band 3; Zentrum für Umweltforschung der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster; S.32

Steer (2019)

Steer (2019): Car Club Annual Survey for London 2017/18; comouk

Steinmeyer et al. (2012)

Steinmeyer, I.; Bäumer, M.; Fahnberg, C.; Hahn, W.; Kagerbauer, M.; Kathmann, T.; Krause, J.; Leerkamp, B.; Ließke, F.; Mayer-Kreitz, M.; Moik, P.; Pohl, J.; Preising, W.; Sommer, C.; von Zadel, E. (2012): Empfehlungen für Verkehrserhebungen; Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (FGSV), Arbeitsgruppe Verkehrsplanung; Regelwerk R2; FGSV Verlag: Köln

Stillwater et al. (2008)

Stillwater, T.; Mokhtarian, P. L.; Shaheen, S. (2008): Carsharing and the Built Environment: A GIS-Based Study of One U.S. Operator; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 2110; S.27-34

Stone (1974)

Stone, M. (1974): Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions; Journal of the Royal Statistical Society; Vol. 36; 2/1974; S.111-147

Stopher & Shen (2011)

Stopher, P.; Shen, L. (2011): In-Depth Comparison of Global Positioning System and Diary Records; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Nr. 2246; S.32-37

Strand & Sandell (2021)

Strand, E.; Sandell, V. (2021): The Key Value Components of a Customer Value Proposition for Free-Floating Car Sharing Services in the Nordics; Master-Thesis; Jönköping University

StrWG NRW

Straßen- und Wegegesetz des Landes Nordrhein-Westfalen; in der Fassung der Bekanntmachung vom 23.09.1995; Stand: 15.03.2023

Stuart et al. (2000)

Stuart, K. R.; Mednick, M.; Bockmann, J. (2000): Structural Equation Model of Customer Satisfaction for the New York City Subway System; Transportation Research Record 1735; Nr. 00-0988; S.133-137

Suiker & van den Elshout (2013)

Suiker, S.; van den Elshout, J. (2013): Effectmeting introductie Car2Go in Amsterdam

Sumaedi et al. (2012)

Sumaedi, S.; Bakti, G. M. Y.; Yarmen, M. (2012): The empirical study of public transport passengers' behavioral intentions: the roles of service quality, perceived sacrifice, perceived value, and satisfaction (case study: para-transit passengers in Jakarta, Indonesia); International Journal for Traffic and Transport Engineering; Vol. 2; 1/2012; S.83-97

Sweeney & Soutar (2001)

Sweeney, J. C.; Soutar, G. N. (2001): Consumer perceived value: The development of multiple item scale; Journal of Retailing; Vol. 77; 2/2001; S.203-220

Tabachnick & Fidell (2014)

Tabachnick, B. G.; Fidell, L. S. (2014): Using Multivariate Statistics; 6. Aufl.; Pearson: Harlow

Taddicken (2009)

Taddicken, M. (2009): Methodeneffekte von Web-Befragungen: Soziale Erwünschtheit vs. Soziale Entkontextualisierung; In: Weichbold, M.; Bacher, J.; Wolf, C. (Hrsg.): Umfrageforschung – Herausforderungen und Grenzen; VS Verlag für Sozialwissenschaften: Wiesbaden; S.85-104

Tenenhaus et al. (2005)

Tenenhaus, M.; Vinzi, V. E.; Chatelin, Y.-M.; Lauro, C. (2005): PLS path modelling; Computational Statistics & Data Analysis; Vol. 48; 1/2005; S.159-205

Thériault et al. (2011)

Thériault, M.; Coll, M.-H.; Vandersmissen, M.-H.; Lee-Gosselin, M. (2011): Modelling Spatial Diffusion of CarSharing Membership

Thorn & Deitz (1989)

Thorn, D. W.; Deitz, J. C. (1989): Examining Content Validity through the Use of Content Experts; The occupational therapy journal of research; Vol. 9; 6/1989; S.334-346

Tils et al. (2015)

Tils, G.; Rehaag, R.; Glatz, A. (2015): Carsharing – ein Beitrag zu nachhaltiger Mobilität; Working Papers des KVF NRW, Nr.2; Verbraucherzentrale Nordrhein-Westfalen; Kompetenzzentrum Verbraucherforschung NRW

Tomczak & Dittrich (1997)

Tomczak, T.; Dittrich, S. (1997): Erfolgreich Kunden binden: eine kompakte Einführung; GfM-Manual; Vol. 1; Werd Verlag: Zürich

Tomczak et al. (2006)

Tomczak, T.; Reinecke, S.; Reinecke, S. (2006): Kundenpotenziale ausschöpfen – Gestaltungsansätze für Kundenbindung in verschiedenen Geschäftstypen; In: Hinterhuber, H. H.; Matzler, K. (Hrsg.): Kundenorientierte Unternehmensführung – Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit – Kundenbindung; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.105-129

Töpfer (2008a)

Töpfer, A. (2008a): Ursachen-Wirkungs-Konzepte für Kundenloyalität und Kundenbindung; In: Töpfer, A. (Hrsg.): Handbuch Kundenmanagement – Anforderungen, Prozesse, Zufriedenheit, Bindung und Wert von Kunden; 3. Aufl.; Springer: Berlin, Heidelberg; S.81-104

Töpfer (2008b)

Töpfer, A. (2008b): Konzeptionelle Grundlagen und Messkonzepte für den Kundenzufriedenheitsindex (KZI/ CSI) und den Kundenbindungsindex (KBI/ CRI); In: Töpfer, A. (Hrsg.): Handbuch Kundenmanagement – Anforderungen, Prozesse, Zufriedenheit, Bindung und Wert von Kunden; 3. Aufl.; Springer: Berlin, Heidelberg; S.309-382

Töpfer (1999a)

Töpfer, A. (1999a): Kundenzufriedenheit: Die Brücke zwischen Kundenerwartung und Kundenbindung – Ein Leitfaden für das Buch; In: Töpfer, A. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit messen und steigern; 2. Aufl.; Hermann Luchterhand Verlag: Neuwied; S.3-42

Töpfer (1999b)

Töpfer, A. (1999b): Die Analyseverfahren zur Messung der Kundenzufriedenheit und Kundenbindung; In: Töpfer, A. (Hrsg.): Kundenzufriedenheit messen und steigern; 2. Aufl.; Hermann Luchterhand Verlag: Neuwied; S.299-370

Turel et al. (2007)

Turel, O.; Serenko, A.; Bontis, N. (2007): User acceptance of wireless short messaging services: Deconstructing perceived value; Information & Management; Vol. 44; 1/2007; S.63-73

Tyrinopoulos & Antoniou (2008)

Tyrinopoulos, Y.; Antoniou, C. (2008): Public transit user satisfaction: Variability and policy implications; Transport Policy; Vol. 15; S.260-272

Urban & Mayerl (2018)

Urban, D.; Mayerl, J. (2018): Angewandte Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Praxis; 5. Aufl.; Springer: Wiesbaden

Van Lierop & El-Geneidy (2018)

Van Lierop, D.; El-Geneidy, A. (2018): Is having a positive image of public transit associated with travel satisfaction and continued transit usage? An exploratory study of bus transit; Public Transport; Vol. 10; 8/2018; S.241-256

Van Lierop et al. (2018)

Van Lierop, D.; Badami, M. G.; El-Geneidy, A. M. (2018): What influences satisfaction and loyalty in public transport? A review of the literature; Transport Reviews; Vol. 38; 1/2018; S.52-72

Velicer & Fava (1998)

Velicer, W. F.; Fava, J. L. (1998): Effects of Variable and Subject Sampling on Factor Pattern Recovery; Psychological Methods; Vol. 3; 2/1998; S.231-251

Venohr & Zinke (2000)

Venohr, B.; Zinke, C. (2000): Kundenbindung als strategisches Unternehmensziel: Vom Konzept zur Umsetzung; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.153-172

Von Auer (2016)

Von Auer, L. (2016): Ökonometrie – Eine Einführung; 7. Aufl.; Springer Gabler: Berlin, Heidelberg

Wagner et al. (2015)

Wagner, S.; Brandt, T.; Neumann, D. (2015): Data Analytics in Free-Floating CarSharing: Evidence from the City of Berlin; 2015 48th Hawaii International Conference on System Sciences, S.897-907

Wang et al. (2020)

Wang, Y.; Zhang, Z.; Zhu, M.; Wang, H. (2020): The Impact of Service Quality and Customer Satisfaction on Reuse Intention in Urban Rail Transit in Tianjin, China; Sage Open; Vol. 10; 1/2020; S.1-10

Wang et al. (2019)

Wang, Y.; Gu, J.; Wang, S.; Wang, J. (2019): Understanding consumers' willingness to use ride-sharing services: The roles of perceived value and perceived risk; Transportation Research Part C; Vol. 105; S.504-519

Wang et al. (2017)

Wang, X.; MacKenzie, D.; Cui, Z. (2017): Complement or Competitor? Comparing car2go and Transit Travel Times, Prices, and Usage Patterns in Seattle; Transportation Research Board 96th Annual Meeting

Wang et al. (2012)

Wang, M.; Elliot, M.; Shaheen, S. (2012): Car Sharing in Shanghai, China: Analysis of Behavior-Real Response to a Local Survey and Potential Competition; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, Vol. 2319; 1/2012; S.86-95

Wannow et al. (2021)

Wannow, S.; Haupt, M.; Schleuter, D. (2021): Customer Value of Shared Mobility Services – Comparing the main value drivers across two different sharing models and public transport; THM-Hochschulschriften; Bd. 19

Wappelhorst et al. (2013)

Wappelhorst, S.; Graff, A.; Steiner, J.; Hikeldein, D. (2013): New car sharing offers and customer groups: Implications for a growing and diversifying market; European Transport Conference 2013; Frankfurt

Watson IV et al. (2015)

Watson IV, G. F.; Beck, J. T.; Henderson, C. M.; Palmatier, R. W. (2015): Building, measuring, and profiting from customer loyalty; Journal of the Academy of Marketing Science; Vol. 43; 6/2015; S.790-825

Webb (2010)

Webb, V. (2010): Customer Loyalty in the Public Transportation Context; Master-Thesis; Massachusetts Institute of Technology

Weiber & Sarstedt (2021)

Weiber, R.; Sarstedt, M. (2021): Strukturgleichungsmodellierung – Eine anwendungsorientierte Einführung in die Kausalanalyse mit Hilfe von AMOS, SmartPLS und SPSS; 3. Aufl.; Springer Gabler: Wiesbaden

Weikl & Bogenberger (2015)

Weikl, S.; Bogenberger, K. (2015): A practice-ready relocation model for free-floating carsharing systems with electric vehicles – Mesoscopic approach and field trial results; Transportation Research Part C; 57/2015; S.206-223

Weikl & Bogenberger (2013)

Weikl, S.; Bogenberger, K. (2013): Relocation Strategies and Algorithms for Free-Floating Car Sharing Systems, IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine; Vol. 5; 4/2013; S.100-111

Weinberg (2000)

Weinberg, P. (2000): Verhaltenswissenschaftliche Aspekte der Kundenbindung; In: Bruhn, M.; Homburg, C. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Erfahrungen; 3. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.39-53

Weinberg & Terlutter (2005)

Weinberg, P.; Terlutter, R. (2005): Verhaltenswissenschaftliche Aspekte der Kundenbindung; In: Bruhn, M. (Hrsg.): Handbuch Kundenbindungsmanagement – Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM; 5. Aufl.; Gabler: Wiesbaden; S.41-65

Weißberger (1998)

Weißberger, B. E. (1998): Zur Bedeutung von Vertrauensstrategien für den Aufbau und Erhalt von Kundenbindung im Konsumgüterbereich, Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung; Vol. 50; 7&8/1998; S.614-640

Wen et al. (2005)

Wen, C.-H.; Lan, L. W.; Cheng, H.-L. (2005): Structural Equation Modeling to Determine Passenger Loyalty Toward Intercity Bus Services; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; No. 1927; 1/2005; S.249-255

Wentura & Pospeschill (2015)

Wentura, D.; Pospeschill, M. (2015): Multivariate Datenanalyse – Eine kompakte Einführung; Springer: Wiesbaden

Widaman (2007)

Widaman, K. F. (2007): Common Factors Versus Components: Principals and Principles, Errors and Misconceptions; In: Cudeck & MacCallum (Hrsg.): Factor Analysis at 100 – Historical Developments and Future Directions; Lawrence Erlbaum Associates: New Jersey; S.177-204

Widjaja et al. (2019)

Widjaja et al. (2019): The Relationship between Customer Satisfaction and Loyalty: Evidence on Online Transportation Services in Indonesia; International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering; Vol. 5; 4/2019; S.214-221

Widmer et al. (2008)

Widmer, A.; Astuti, W.; Manan, A. (2008): Mobilitätsmuster zukünftiger Rentnerinnen und Rentner: eine Herausforderung für das Verkehrssystem 2030?; Zusammenfassung d,f,e; Forschungsauftrag SVI 2001/508 auf Antrag der Vereinigung Schweizerischer Verkehrsingenieure

Wiedenbeck & Züll (2010)

Wiedenbeck, M.; Züll, C. (2010): Clusteranalyse; In: Wolf, C.; Best, H. (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse; VS Verlag: Wiesbaden; S.525-552

Wielinski et al. (2019)

Wielinski, G.; Trépanier, M.; Morency, C. (2019): Exploring Service Usage and Activity Space Evolution in a Free-Floating Carsharing Service; Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board; Vol. 2673; 8/2018; S.36-49

Wielinski et al. (2018)

Wielinski, G.; Trépanier, M.; Morency, C.; Habib, K. H. (2018): Comparing multiple data streams to assess free-floating carsharing use; Transportation Research Procedia, Vol. 32; S.617-626

Wilke et al. (2007)

Wilke, G.; Böhler, S.; Bongardt, D.; Schäfer-Sparenberg, C.; Wilke, G. (2007): Zukunft des Car-Sharing in Deutschland; Schlussbericht; Wuppertal Institut

Wilson (2015)

Wilson, P. (2015): The misuse of the Young test for non-nested modelst o test for zero-inflation; Economics Letters; Vol. 127; Issue C; S.51-53

WiMobil (2016)

WiMobil (2016): Wirkung von E-Car Sharing Systemen auf Mobilität und Umwelt in urbanen Räumen (WiMobil); Gemeinsamer Abschlussbericht; BMW AG, DLR, DB Rent GmbH, Landeshauptstadt München, Universität der Bundeswehr München, Senatsverwaltung für Stadtentwicklung und Umwelt Berlin

Winkelmann (2008)

Winkelmann, R. (2008): Econometric Analysis of Count Data; 5. Aufl.; Springer: Berlin, Heidelberg

Witzke (2016)

Witzke, S. (2016): Carsharing und die Gesellschaft von Morgen – Ein umweltbewusster Umgang mit Automobilität?; Dissertation; Universität Ulm

Witzke & Meier-Berberich (2015)

Witzke, S.; Meier-Berberich, J. (2015): ÖPNV und Carsharing: Ergänzung oder Substitution?; Der Nahverkehr; 04/2015; S.12-15

Wolf & Bacher (2010)

Wolf, H.-G.; Bacher, J. (2010): Hauptkomponentenanalyse und explorative Faktorenanalyse; In: Wolf, C.; Best, H. (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse; Springer VS: Wiesbaden; S.333-366

Wollschläger (2020)

Wollschläger, D. (2020): Grundlagen der Datenanalyse mit R – Eine anwendungsorientierte Einführung; 5. Aufl.; Springer Spektrum: Berlin

Wong & Rinderer (2020)

Wong, A.; Rinderer, P. (2020): Customer perceptions of shared autonomous vehicle usage: an empirical study; International Journal of Automotive Technology and Management; Vol. 20; 1/2020; S.108-129

Woodruff & Gardial (1996)

Woodruff, R. B.; Gardial, S. F. (1996): Know your customer – New Approaches to Understanding Customer Value and Satisfaction; Blackwell Publishers: Cambridge

Wu et al. (2019a)

Wu, C.; Le Vine, S.; Clark, M.; Gifford, K. (2019a): Factors associated with round-trip carsharing frequency and driving-mileage impacts in London; International Journal of Sustainable Transportation; Accepted Manuscript

Wu et al. (2019b)

Wu, C.; Le Vine, S.; Sivakumar, A.; Polak, J. (2019b): Traveller preference for free-floating carsharing vehicle allocation mechanisms; Transport Research Part C: Emerging Technologies; Submitted Manuscript

Wünschmann & Müller (2008)

Wünschmann, S.; Müller, S. (2008): Vertrauen als Bindeglied zwischen Kundenzufriedenheit und Kundenloyalität; Töpfer, A. (Hrsg.): Handbuch Kundenmanagement – Anforderungen, Prozesse, Zufriedenheit, Bindung und Wert von Kunden; 3. Aufl.; Springer: Berlin, Heidelberg, S.147-162

Ye & Titherdige (2017)

Ye, R.; Titherdige, H. (2017): Satisfaction with the commute: The role of travel mode choice, built environment and attitudes; *Transportation Research Part D*; Vol. 52; S.535-547

Yilmaz & Ari (2017)

Yilmaz, V.; Ari, E. (2017): The effects of service quality, image, and customer satisfaction on customer complaints and loyalty in high-speed rail service in Turkey: a proposal of the structural equation model; *Transportmetrica A Transport Science*, Vol. 13; 1/2017; S.67-90

Young (2017)

Young, D. S. (2017): *Handbook of Regression Methods*; CRC Press: Boca Raton

YourCar (2023)

YourCar (2023): *Tarifordnung Göttingen*; Stand: 01.02.2023

Zauner et al. (2015)

Zauner, A.; Koller, M.; Hatak, I. (2015): Customer perceived value – Conceptualization and avenues for future research; *Cogent Psychology*; Vol. 2

Zeithaml (1988)

Zeithaml, V. A. (1988): Consumer Perceptions of Price, Quality, and Value: A Means-End Model and Synthesis of Evidence; *Journal of Marketing*; Vol. 52; 7/1988; S.2-22

Zhang et al. (2019)

Zhang, T. C.; Gu, H.; Jahromi, M. F. (2019): What makes the sharing economy successful? An empirical examination of competitive customer value propositions; *Computers in Human Behavior*; Vol. 95; S.275-283

Zhao et al. (2014)

Zhao, J.; Webb, V.; Shah, P. (2014): Customer Loyalty Differences Between Captive and Choice Transit Riders; *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*; Nr. 2415; S.80-88

Zhou et al. (2011)

Zhou, B.; Kockelman, K. M.; Gao, R. (2011): Opportunities for and Impacts of CarSharing: A Survey of the Austin, Texas Market; To be presented at the 87th Annual Meeting of the Transportation Research Board

Zhu et al. (2021)

Zhu, G.; Zheng, J.; Chen, Y. (2021): Acceptance of free-floating car sharing: A decomposed self-efficacy-based value adoption model; *Transportation Letters*; Vol. 14; 5/2022

Zoepf & Keith (2015)

Zoepf, S. M.; Keith, D. R. (2015): *User Decision-Making and Technology Choices in the U.S. Carsharing Market*; Entwurf 5. Januar 2015

Zwick & Velicer (1982)

Zwick, W. R.; Velicer, W. F. (1982): Factors influencing four rules for determining the number of components to retain; *Multivariate Behavioral Research*; Vol. 17; 4/1982; S.253-269

Anhang A: Textanhang

Abbildungsverzeichnis Anhang A

Abbildung A1: Soziodemographische Merkmale von CarSharing-Kund*innen	251
Abbildung A2: Vergleich der CarSharing-Nutzung mit stationsbasierten und free-floating Fahrzeugen	262
Abbildung A3: Anteil autofreier CarSharing-Haushalte	282
Abbildung A4: Entwicklung des Pkw-Bestandes	286
Abbildung A5: Modal Split von Kund*innen unterschiedlicher CarSharing-Systeme	293
Abbildung A6: Überblick verschiedener Regressionsarten	320
Abbildung A7: Beispielhafte Darstellung der Komponenten eines Strukturgleichungsmodells mit reflektiv gemessenen Indikatoren.....	323
Abbildung A8: Vorgehensweise bei der Skalenentwicklung unter Verwendung reflektiver Indikatoren	330
Abbildung A9: Prüfkriterien im Zuge der Evaluation des Mess- und Strukturmodells	335
Abbildung A10: Screeplot der Eigenwerte aller Komponenten	342
Abbildung A11: Anteilsmäßige Übergänge von einer 8er- in eine 9er-Clusterlösung (k-means)	346
Abbildung A12: Anteilsmäßige Übergänge von einer 8er- in eine 9er-Clusterlösung (Two-Step).....	346

Tabellenverzeichnis Anhang A

Tabelle A1: Übersicht der Ergebnisse der kund*innenbezogenen Literaturrecherche	256
Tabelle A2: Übersicht über Nutzungsparameter verschiedener CarSharing-Systeme	260
Tabelle A3: Übersicht von Einflussgrößen auf die CarSharing-Nutzung	281
Tabelle A4: Motorisierungsquote von CarSharing-Haushalten.....	283
Tabelle A5: Anteil von CarSharing-Haushalten, die ihren Pkw-Bestand reduziert haben.....	285
Tabelle A6: Pkw-Ersetzungsquoten.....	288
Tabelle A7: Regressionsvoraussetzungen	313
Tabelle A8: MSA-Werte und Kommunalitäten.....	341
Tabelle A9: Matrix mit Komponentenladungen.....	344
Tabelle A10: Teststatistiken für zwölf Clusterlösungen	345
Tabelle A11: F-Werte zur Prüfung der Clusterhomogenität	347

A.1 Stand des Wissens

CarSharing-Systeme erfahren weltweit eine starke Verbreitung. Entsprechend umfangreich ist die Studienlage über das Thema. Veröffentlichungen lassen sich nach Kang et al. (2016) in folgende Themenbereiche differenzieren:

- Charakteristika der Nutzer*innen und Nutzungsverhalten
- Umweltwirkungen
- Nachfrageprognosen
- Serviceoptimierung

In Anbetracht des Ziels dieser Arbeit fokussiert die Literaturrecherche auf die beiden oberen Themenfelder. Zunächst erfolgt in Kapitel A.1.1 eine Darstellung der soziodemographischen und –ökonomischen Merkmale von CarSharing-Kund*innen. Anschließend wird in Kapitel A.1.2 beschrieben, wie CarSharing-Fahrzeuge unterschiedlicher Angebotsformen genutzt werden. In diesem Kontext werden auch die in der Literatur diskutierten Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung dargestellt (vgl. Kapitel A.1.3).

Kapitel A.1.4 geht auf die Umweltwirkungen von stationsbasierten und stationsunabhängigen Fahrzeugen ein. Diesbezüglich werden die Auswirkungen auf die Motorisierungsquote sowie das Mobilitätsverhalten betrachtet.

Aufgrund der geringen Relevanz wird auf eine Darstellung von Studien verzichtet, die auf die beiden Themenbereiche Nachfrageprognosen sowie Serviceoptimierung abzielen. In Ersteren wird versucht, die zukünftige Nachfrage mittels (agentenbasierter) Simulationen [z.B. Balac et al. (2015); Ciari et al. (2014)] oder Zeitreihenanalysen [z.B. Müller & Bogenberger (2015b)] vorherzusagen und das Marktpotenzial abzuschätzen. Arbeiten, die auf eine Optimierung von CarSharing-Systemen abzielen, beschäftigen sich bspw. mit der Standortbestimmung neuer Stationen [z.B. Kumar & Bierlaire (2012); Correia & Antunes (2012); Efthymiou et al. (2011)] oder mit der Redistribution von Fahrzeugen innerhalb der Bedienegebiete von free-floating Anbietern oder zwischen den Stationen von Systemen mit One-Way-Option [z.B. Weikl & Bogenberger (2015); Schulte & Voß (2015); Weikl & Bogenberger (2013); Jorge & Correia (2013)].

Aufgrund der Disparität der CarSharing-Angebotsformen werden bei der Darstellung der Studienergebnisse stationsbasierte und stationsunabhängige Systeme differenziert. Um eine nuancierte Beschreibung des CarSharings zu ermöglichen, werden zahlreiche Studien und wissenschaftliche Veröffentlichungen zu dem Thema untersucht. Der Fokus der Recherche wird auf deutsch- und englischsprachige Literatur gelegt.

A.1.1 Kund*innen von CarSharing-Organisationen

In der Forschungslandschaft finden sich zahlreiche Studien, die eine Charakterisierung von CarSharing-Kund*innen vornehmen. Neben einer Beschreibung der Nutzer*innen solcher Systeme zielen einige Untersuchungen darauf ab, Einflussgrößen der Anmeldung bei einer CSO zu bestimmen [z.B. Jutschen et al. (2019); Prieto et al. (2017); Efthymiou & Antoniou (2016); Habib et al. (2012)]. Die Studien können hinsichtlich der methodischen Herangehensweise differenziert werden. Während manche Untersuchungen auf von der CSO bereitgestellte Kund*innendaten zurückgreifen [z.B. Bi et al. (2020); Boonsiripant et al. (2020); Reiffer et al. (2020a); Reiffer et al. (2019a); Schmitt (2019); Harz (2016); Kopp (2015); Habib et al. (2012), Martin (2007)], werden in anderen Studien externe Datenquellen genutzt, um Rückschlüsse auf die Determinanten der CarSharing-Mitgliedschaft zu ziehen [z.B. Schmöller et al. (2015); Costain et al. (2012); Kortum & Machemehl (2012)]. Darüber hinaus lassen sich auch Studien finden, in denen die bestimmenden Faktoren des Interesses an noch nicht existierenden CarSharing-Systemen identifiziert werden [z.B. Li (2019); Efthymiou & Antoniou (2016); Witzke (2016); Efthymiou et al. (2013); Zhou et al. (2011)].

Im Folgenden sollen die aktuellen Erkenntnisse über die Eigenschaften von CarSharing-Kund*innen dargestellt werden. Hierzu werden zunächst Untersuchungen deutscher CarSharing-Systeme betrachtet. Im Anschluss wird die Betrachtung auf andere Regionen ausgeweitet und die Erkenntnisse abschließend miteinander verglichen.

Deutschland

Aufgrund des zunehmenden Wachstums von CarSharing-Systemen wird im 2018 veröffentlichten Abschlussbericht der größten deutschen Mobilitätsstudie – Mobilität in Deutschland (MiD) – erstmalig ein Fokus auf das

CarSharing als Mobilitätsalternative gelegt. Demnach sind knapp drei Prozent der gesamtdeutschen, erwachsenen Bevölkerung bei mindestens einer CSO angemeldet. Betrachtet man ausschließlich Personen aus Haushalten ohne Privat-Pkw, liegt der Anteil sogar bei zehn Prozent [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.84].

Ein eigenwirtschaftlicher Betrieb von CarSharing-Systemen erfordert i.d.R. eine ausreichend hohe Nachfrage. Da diese häufig nur in urbanen Räumen mit entsprechenden Bevölkerungsdichten zu erzielen ist [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.11; A.T. Kearney (2019), S.12; Becker et al. (2017b), S.16; Martin & Shaheen (2016), S.11; Brockmeyer et al. (2014), S.79; Braun et al. (2013), S.5; Costain et al. (2012), S.7; Habib et al. (2012), S.251; Zhou et al. (2011), S.11; Stillwater et al. (2008), S.29; Martin (2007), S.111; Celsor & Millard-Ball (2006), S.5; Millard-Ball et al. (2005), S.3-26], ist die höchste Angebotsvielfalt i.d.R. in Metropolen und Großstädten vorzufinden. Aufgrund der höheren Angebotsqualität – und der zumeist besseren Bedingungen für ein Mobilitätsverhalten ohne Privat-Pkw – liegt der Anteil der erwachsenen Metropolbewohner*innen, die bei mindestens einer CSO angemeldet sind, bei zwölf Prozent [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.84]. Die Tatsache, dass Kund*innen überwiegend aus größeren Städten kommen, trifft nicht nur auf die auf Agglomerationsräume begrenzten free-floating Angebote zu, sondern auch auf das stationsbasierte CarSharing, das eine dispersere räumliche Angebotsstruktur aufweist [vgl. Riegler et al. (2016), S.37].

Die **Analyse des Alters** offenbart einen hohen Anteil junger Kund*innen. 60 Prozent der CarSharer*innen sind jünger als 40 Jahre, wohingegen der Anteil dieser Altersgruppe in Relation zu allen führungsberechtigten Personen bei nur etwas mehr als 30 Prozent liegt [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.83f]. Der Anteil von Kund*innen über 60 Jahren liegt bei knapp sieben Prozent.¹³¹

Da in den Befragungen sowie Wegetagebüchern nicht zwischen den verschiedenen CarSharing-Formen differenziert wird, bleibt die Aussagekraft der MiD in dieser Hinsicht limitiert. Wie Kopp et al. (2015) anmerken, waren während der Anfangsphase des free-floating CarSharings nur sehr wenige Kund*innen vorher bereits bei stationsbasierten Systemen angemeldet. Es werden daher weitere Forschungsarbeiten mit dem Ziel herangezogen, eine spezifischere Charakterisierung von Kund*innen solcher Angebote zu ermöglichen sowie stadt- und systembezogene Unterschiede und Gemeinsamkeiten aufzuzeigen.

Studien zum free-floating CarSharing offenbaren ein grundsätzlich niedrigeres Durchschnittsalter der Kund*innen verglichen mit Nutzer*innen stationsbasierter Systeme. Die Altersstruktur ist zudem weniger heterogen. Während ein Großteil der angemeldeten free-floating CarSharer*innen den jüngeren Alterskohorten zuzuordnen sind, ist der Anteil älterer Kund*innen gering [vgl. z.B. Hülsmann et al. (2018), S.21; Reesas et al. (2017), S.88; Riegler et al. (2016), S.38; WiMobil (2016), S.25; Kopp (2015), S.27; Schreier et al. (2015), S.32]. Kopp (2015) gibt beispielsweise an, dass nur 2,1 Prozent der Kund*innen des free-floating Anbieters DriveNow in München und Berlin älter als 55 Jahre sind [vgl. Kopp (2015), S.27]. Dieser Wert liegt deutlich unter den Angaben der MiD. Das Durchschnittsalter schwankt je nach Studie zwischen 33 und 39 Jahren [39 Jahre: Bergstad et al. (2018), S.95 / 33 Jahre: Riegler et al. (2016), S.38 / 36 Jahre: Giesel & Nobis (2016), S.218 / 36 Jahre: WiMobil (2016), S.84 & Belter et al. (2015), S.19 / 34 Jahre: Kopp (2015), S.27]. Begründet wird das niedrigere Alter mit einer größeren Technologieaffinität sowie einem erhöhten Flexibilitätsbedarf jüngerer, insb. männlicher Personen [vgl. Riegler et al. (2016), S.38; Kawgan-Kagan (2015), S.9].

Das Durchschnittsalter von Kund*innen stationsbasierter CarSharing-Systeme liegt zwischen 40 und 50 Jahren [Bergstad et al. (2018), S.95: 50 Jahre; Riegler et al. (2016), S.38: 44 Jahre; Belter et al. (2015), S.19: 45 Jahre; Loose (2016a), S.9: 44 Jahre; Wappelhorst et al. (2013), S.6: 41 Jahre; Lichtenberg & Hanel (2007), S.38: 40 Jahre; Maertins et al. (2004), S.39: 41 Jahre] und somit zum Teil deutlich über dem mittleren Alter von free-floating Kund*innen. Bei Studien, die beide CarSharing-Formen untersuchen, liegt die Differenz bei neun bis elf Jahren [vgl. Bergstad et al. (2018); Riegler et al. (2016); Giesel & Nobis (2016)]. Grundsätzlich zeichnen sich stationsbasierte Systeme durch einen – in Bezug auf das Alter – heterogeneren Kund*innenstamm aus [vgl. Loose (2016a), S.8]. Im Vergleich zur Gesamtbevölkerung der jeweiligen Städte sind jüngere Personen in der Altersklasse zwischen 18 und 25 Jahren sowie ältere Personen über 65 Jahren unterrepräsentiert, Personen mittleren Alters hingegen überrepräsentiert [vgl. Braun et al. (2013), S.10]. Hinsichtlich der jüngsten Alterskohorte zeigt sich eine klare Diskrepanz zu den free-floating Systemen, die für Personen unter 30 Jahren attraktiver erscheinen [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.21].

¹³¹ Zu vergleichbaren Ergebnissen kommt auch die Multimo-Studie aus dem Jahr 2015 [vgl. Infas (2016b), S.15].

Als Grund für die Altersunterschiede zwischen Kund*innen stationsbasierter und stationsunabhängiger Systeme kann auch die längere Existenz des stationsbasierten CarSharings angeführt werden. Während Personen über 40 Jahren in älteren Studien unterrepräsentiert waren [vgl. Steding (2004), S.32], hat seitdem ein „Mitaltern“ [Franke (2001), S.27] der Kund*innen stattgefunden. In diesem Kontext kann angemerkt werden, dass Early-Adopter häufig andere Mobilitätsgewohnheiten und Motive aufweisen als Kund*innen, die sich zu einem späteren Zeitpunkt anmelden [vgl. Maertins (2006), S.23]. Von einer zunehmenden Ausdifferenzierung der Kundenschaft von CarSharing-Systemen berichten auch andere Autor*innen [vgl. z.B. Hoffmann (2009), S.48].

In der Arbeit von Loose (2016a) wird zusätzlich zu dem Alter der Kund*innen zum Zeitpunkt der Studie auch das Alter während der Anmeldung bei dem stationsbasierten CarSharing-System erfragt. Es zeigt sich, dass das Eintrittsalter von 39 Jahren im Zeitverlauf relativ konstant ist und nur geringfügigen Schwankungen unterliegt [vgl. Loose (2016a), S.9f].

In einer vom Bundesverband CarSharing durchgeführten Fallstudie über CarSharing-Systeme in Deutschland werden verschiedene Angebotsformen in den Städten Köln, Stuttgart und Frankfurt am Main untersucht. Während die Untersuchung den überproportionalen Anteil jüngerer free-floating CarSharer*innen bestätigt, zeigen sich bezüglich der **Geschlechterverteilung** keine großen Unterschiede zwischen den Angebotsformen *stationsbasiert*, *free-floating* und *peer-to-peer*. Der Anteil männlicher Kund*innen liegt bei etwas mehr als 50 Prozent. Einzig die befragten Kund*innen des kombinierten Angebots von book-n-drive aus Frankfurt sind mit einem Anteil von knapp 57 Prozent überwiegend weiblich [vgl. Bergstad et al. (2018), S.95; Loose & Nehrke (2018), S.2].

Der Männeranteil ist bei der Studie des Bundesverbands CarSharing vergleichsweise gering. Andere Untersuchungen kommen auf Werte von über 70 Prozent [vgl. WiMobil (2016), S.85; Riegler et al. (2016), S.37; Kopp (2015), S.27; Schreier et al. (2015), S.33; Maertins et al. (2004), S.39]. Als mögliche Gründe für die Abweichungen können neben regionalen Unterschieden auch die Stichprobengrößen der Erhebungen angeführt werden [vgl. Bergstad et al. (2018), S.95]. Diese variieren je nach betrachteter Studie stark¹³², wodurch sich zum Teil unterschiedliche Ansprüche an die Repräsentativität der Daten ergeben können¹³³. Entgegen den Erhebungsergebnissen der Studie des Bundesverbands CarSharing berichten die meisten Untersuchungen stationsbasierter Systeme von einem im Vergleich zu free-floating Systemen niedrigeren Männeranteil (vgl. Abbildung A1). Gemäß Wielinski et al. (2019) kommt es im Zeitverlauf jedoch auch bei free-floating Systemen zu einer Angleichung der Geschlechteranteile [vgl. Wielinski et al. (2019), S.40].

Schmitt (2019) sowie Reiffer et al. (2019a) untersuchen die Kund*innen des kombinierten Anbieters stadtmobil Karlsruhe und klassifizieren diese anhand ihrer CarSharing-Nutzung. Die Analysen betrachten das Angebot allerdings nicht in kombinierter Form, sondern fokussieren jeweils eine Nutzungsart. Während Schmitt (2019) das free-floating Nutzungsverhalten der Kund*innen untersucht, berücksichtigen Reiffer et al. (2019a) ausschließlich den stationsbasierten Datensatz. Mit einem Durchschnittsalter von 39,5 Jahren sind Nutzer*innen der free-floating Fahrzeuge geringfügig jünger als Nutzer*innen des stationsbasierten Systems [vgl. Schmitt (2019), S.23].¹³⁴ Verglichen mit den meisten Untersuchungen reiner free-floating Anbieter ist das Alter der Kund*innen des free-floating Systems in Karlsruhe jedoch höher und heterogener verteilt. Hinsichtlich der Geschlechterverteilung lassen sich die bereits aufgeführten Erkenntnisse auch im Karlsruher Datensatz bestätigen. Über 60 Prozent der Kund*innen sind männlich [vgl. Schmitt (2019), S.31; Reiffer et al. (2019a), S.10].

In der Literatur werden CarSharing-Kund*innen aus Deutschland überwiegend als hoch gebildeter Personenkreis beschrieben. Diese Aussage lässt sich sowohl auf stationsbasierte als auch auf free-floating Angebote beziehen, wenngleich eine differenziertere Betrachtung lohnenswert erscheint. Nutzer*innen stationsbasierter Systeme weisen einen etwas höheren **Bildungsstand** auf [vgl. Giesel & Nobis (2016), S.218; Kopp (2015), S.31f; Schreier et al. (2015), S.66]. Der Anteil stationsbasierter Kund*innen mit Hochschulabschluss liegt in vielen Städten bei über 70 Prozent [Riegler et al. (2016), S.38; Giesel & Nobis (2016), S.218; Wappelhorst et al. (2013), S.6;

¹³² Die Studie vom Bundesverband CarSharing berechnet beispielsweise die soziodemographischen Kennwerte von free-floating CarSharer*innen auf Grundlage von 190 befragten Proband*innen [vgl. Bergstad et al. (2018), S.95]. Die free-floating Stichprobengröße der Studie von Riegler et al. (2016) liegt bei 6.615 Personen.

¹³³ Die Repräsentativität der Untersuchungen hängt zudem hauptsächlich von der Auswahl bzw. Rekrutierung oder der Selbstselektion der Proband*innen ab.

¹³⁴ Es sei angemerkt, dass in den Studien nicht differenziert wurde, ob die untersuchten Kund*innen beide CarSharing-Formen nutzen. Es ist davon auszugehen, dass es sich nicht ausschließlich um Nutzer*innen nur eines Systems handelt.

Lichtenberg & Hanel (2007), S.38], während sich der Akademiker*innen-Anteil in Bezug auf das free-floating Car-Sharing im Bereich zwischen 50 und 70 Prozent bewegt [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.21; Beermann et al. (2016), S.78; Riegler et al. (2016), S.38; Schreier et al. (2015), S.66]. Im Vergleich hierzu liegt der Anteil von Hochschulabsolvent*innen an der Gesamtbevölkerung bei unter 20 Prozent [Riegler et al. (2016), S.38]. Riegler et al. (2016) begründen den etwas niedrigeren Anteil von free-floating Kund*innen mit Hochschulabschluss mit dem verhältnismäßig höheren Anteil an Studierenden, die bei dieser CarSharing-Form angemeldet sind. Der höhere Anteil von Studierenden wird auch in anderen Arbeiten bestätigt [z.B. Bergstad et al. (2018), S.98; Giesel & Nobis (2016), S.218; WiMobil (2016), S.84]. Die Ergebnisse einer logistischen Regressionsanalyse zeigen, dass der Erwartungswert, free-floating Mitglied zu sein, bei Personen mit Hochschulabschluss 3,9-mal höher ist als bei Studienteilnehmer*innen, die nur über eine Schulbildung verfügen [vgl. Kopp (2015), S.181].

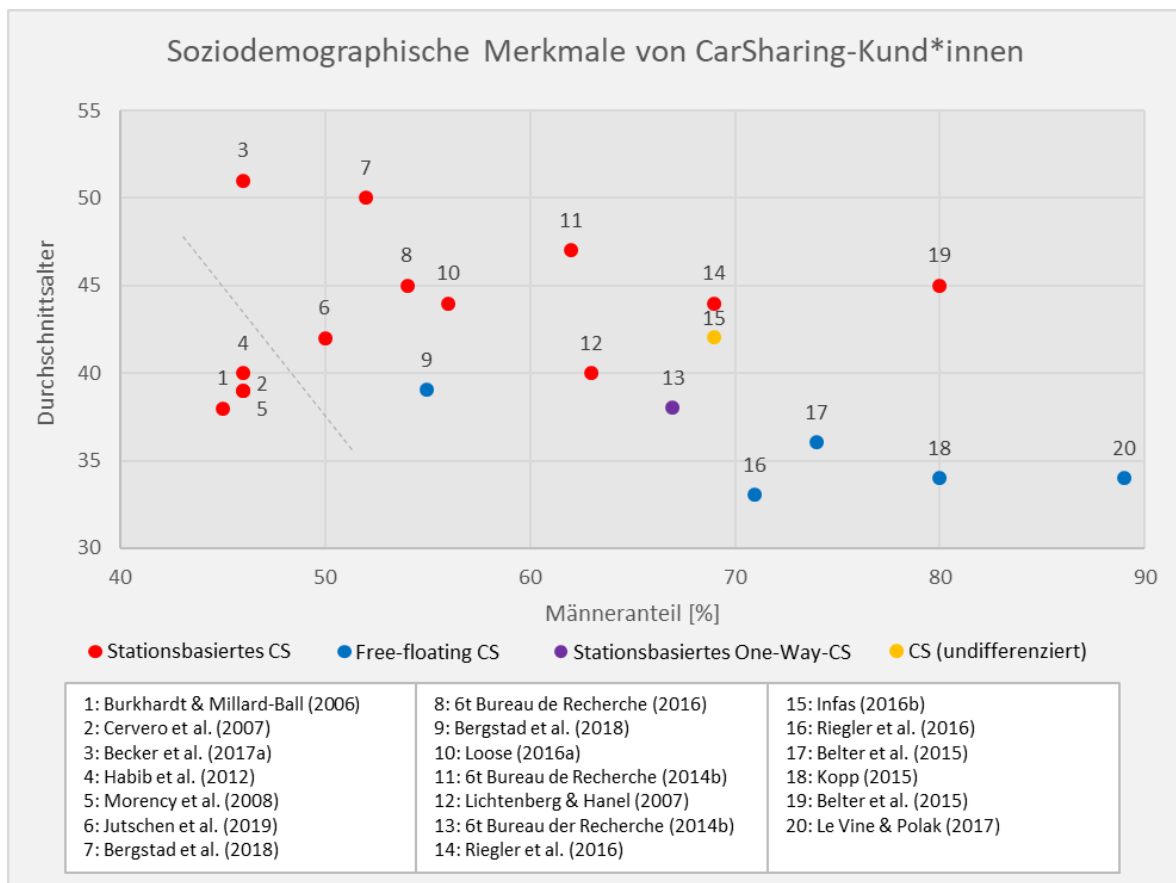


Abbildung A1: Soziodemographische Merkmale von CarSharing-Kund*innen

Quelle: Eigene Darstellung

Neben einer höheren Bildung verfügen CarSharing-Kund*innen auch über ein überdurchschnittliches **Haushaltseinkommen** [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.21; Giesel & Nobis (2016), S.218; Beermann et al. (2016), S.78; Schreier et al. (2015), S.36; Maertins et al. (2004), S.39]. Positive Zusammenhänge zwischen Bildung und Einkommen konnten bereits in zahlreichen Studien nachgewiesen werden [z.B. Piopiunik et al. (2017), S.23; Krenz (2008), S.37; Griliches & Mason (1972), S.99].

Die Fallstudie des Bundesverbands CarSharing bestätigt, dass Kund*innen stationsbasierter, free-floating sowie kombinierter Angebote über ein überdurchschnittliches Nettoeinkommen verfügen. Mit knapp 360 Euro über dem Durchschnitt weisen die Nutzer*innen der freifließenden Angebote den höchsten Wert auf. Bemerkenswert ist, dass ein vergleichsweise höherer Anteil dieser Kund*innen dem niedrigsten Einkommenssegment zuzuordnen ist. Dies lässt vermuten, dass diese CarSharing-Form – in Bezug auf das Haushaltseinkommen – einen eher heterogenen, breiteren Kund*innenkreis anspricht [Bergstad et al. (2018), S.97ff; Loose & Nehrke (2018), S.2; vergleichbare Ergebnisse: Riegler et al. (2016), S.39; Kopp (2015), S.32]. Die höheren Einkommen von free-floating Kund*innen lassen sich u.a. darauf zurückführen, dass in Großstädten und Metropolen i.d.R. höhere Einkommensniveaus existieren [vgl. Fuest & Immel (2019), S.22].

Während die meisten Studien angeben, dass free-floating Kund*innen im Durchschnitt über ein höheres Einkommen verfügen als stationsbasierte CarSharer*innen, kommt die WiMobil-Studie zu konträren Ergebnissen. Hier liegt das Äquivalenzeinkommen der stationsbasierten Nutzer*innen etwa 140 Euro über dem Wert der Vergleichsgruppe [vgl. WiMobil (2016), S.85]. Als möglicher Grund für dieses abweichende Ergebnis kann angeführt werden, dass in der Studie Kund*innen des stationsbasierten Anbieters Flinkster untersucht wurden. Bei Flinkster handelt es sich um ein Angebot der Deutschen Bahn Connect GmbH, welches seinen Kund*innen ein deutschlandweites Stationsnetz, insbesondere in Bahnhofsnähe, anbietet [vgl. <https://www.flinkster.de>]. Zu dem Kund*innenkreis zählen daher viele Geschäftsreisende, welche die Fahrzeuge für die letzte Meile im Anschluss an Bahnetappen nutzen [vgl. Schreier et al. (2018), S.19]. Es kann angenommen werden, dass die höheren Einkommenswerte auf diese besondere Kund*innenstruktur zurückzuführen sind.

CarSharing-Kund*innen kommen zum Großteil aus Ein- oder Zweipersonenhaushalten [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.21; WiMobil (2016), S.85; Loose (2016a), S.8; Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13; Kopp (2015), S.29f; Lichtenberg & Hanel (2007), S.38]. Einpersonenhaushalte sind im Vergleich zur Gesamtbevölkerung allerdings unterrepräsentiert [vgl. Schreier et al. (2015), S.33; Kopp (2015), S.29f]. Die durchschnittliche **Haushaltsgröße** liegt zwischen 2,0 und 2,2 Personen pro Haushalt [vgl. Bergstad et al. (2018), S.96; Riegler et al. (2016), S.39; Schreier et al. (2015), S.33; Franke (2001), S.27]. Hinsichtlich des Anteils von Kindern im Haushalt von CarSharing-Kund*innen unterscheiden sich die Studienergebnisse. Während Bergstad et al. (2018) und Kopp (2015) von einem unterproportionalen Anteil an free-floating Haushalten mit Kindern berichten, geben Schreier et al. (2015) an, dass der Anteil höher ist verglichen mit stationsbasierten Kund*innen. In anderen Studien wird hingegen ein hoher Kinderanteil für Nutzer*innen stationsbasierter Systeme angeführt. Dieser liegt bei bis zu 34 Prozent [vgl. Loose (2016a), S.8; Riegler et al. (2016), S.39].

Europa

Eine umfassende Analyse bestehender CarSharing-Systeme in Europa wurde im Rahmen des STARS-Projektes durchgeführt. Bergstad et al. (2018) geben einen Überblick über verschiedene europäische Studien auf Landes- sowie Städteebene. Sie stellen heraus, dass sich die CarSharing-Zielgruppe als zunehmend heterogen beschreiben lässt. Leichte Unterschiede in den soziodemographischen Eigenschaften der Kund*innen von CarSharing-Systemen zeigen sich zwischen den betrachteten Ländern [vgl. Bergstad et al. (2018), S.22ff].

Auch in anderen Forschungsarbeiten werden multinationale Analysen des CarSharing-Marktes durchgeführt [z.B. Jochem et al. (2020); Ramos et al. (2020); Sprei et al. (2019); Fromm et al. (2019); Münzel et al. (2019); Rodenbach et al. (2018)]. Eine von den free-floating Unternehmen car2go und DriveNow in Auftrag gegebene Studie befragt Kund*innen in elf europäischen Großstädten. Hinsichtlich des Alters und Bildungsgrades weisen die Kund*innen vergleichbare Werte auf. Die befragten CarSharer*innen sind größtenteils jung und verfügen über eine überdurchschnittliche Bildung. In Bezug auf die Geschlechterverteilung gibt es hingegen Unterschiede. Der Männeranteil liegt zwischen 61 und 85 Prozent [Fromm et al. (2019), S.6f].

Hjortset & Böcker (2020) untersuchen sowohl CarSharing-Kund*innen als auch Nicht-CarSharer*innen in Norwegen und vergleichen diese hinsichtlich des Interesses, der Intention und der tatsächlichen Entscheidung der Anmeldung bei einem nicht näher spezifizierten CarSharing-System. Hierzu stellen sie drei Strukturgleichungsmodelle auf, die zusätzlich zu soziodemographischen sowie räumlichen Variablen auch Charaktereigenschaften und Einstellung der Proband*innen enthalten. Hinsichtlich der soziodemographischen Faktoren zeigen sich Unterschiede zwischen den Modellen. Junge, männliche Probanden mit hoher Bildung haben eine höhere Anmeldeintention und besitzen eine höhere Wahrscheinlichkeit, Mitglied einer CSO zu sein. In Bezug auf das CarSharing-Interesse haben die meisten soziodemographischen Faktoren hingegen nur einen indirekten Effekt über die drei medierenden Variablen Privat-Pkw-Besitz, ökologisches sowie finanzielles Bewusstsein [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.8ff].

In der Studie von Prieto et al. (2017) wird die Intention der Anmeldung sowohl bei einer professionellen CSO als auch bei einem peer-to-peer-System¹³⁵ betrachtet. Die Abhängigkeiten beider Wahlentscheidungen werden

¹³⁵ Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle, dass zu der peer-to-peer-Kategorie neben CarSharing auch RideSharing-Dienste wie Blablacar gezählt werden, gleichwohl es sich hierbei um zwei verschiedene Angebotsformen handelt, die sich hinsichtlich ihrer Eigenschaften grundsätzlich unterscheiden.

mittels eines bivariaten Modellierungsansatzes erfasst. Zur befragten Stichprobe gehören Automobilnutzer*innen aus drei europäischen sowie einer japanischen Metropole. Die Studie offenbart zum Teil unterschiedliche Determinanten der Anmeldeintention. Peer-to-peer-Systeme scheinen demnach attraktiver für Single-Haushalte zu sein als professionelle CSO. Hinsichtlich des Bildungsgrades von CarSharing-Kund*innen – bzw. in diesem Fall Interessent*innen – bestätigt sich der positive Einfluss höherer Bildung. Das Alter der befragten Personen hat auf beide Systeme einen negativen Einfluss. Anzumerken ist die fehlende Differenzierung hinsichtlich der konkreten CarSharing-Form¹³⁶. Diese Kritik kann auch auf die Präsentation bzw. Beschreibung der beiden Sharing-Systeme im Fragebogen übertragen werden. Die professionelle CSO wird als Unternehmen expliziert, welches mehrere Fahrzeuge bereitstellt und an das eine jährliche Gebühr sowie ein nutzungsabhängiger Betrag gezahlt werden muss. Aufgrund dieser minimalistischen, wenig ausdifferenzierten Darstellung besteht die Möglichkeit, dass Studienteilnehmer*innen – in Abhängigkeit bisheriger CarSharing-Erfahrungen – unterschiedliche Eigenschaften mit den Systemen assoziieren, was zu einer Verzerrung der Ergebnisse führen kann.

Becker et al. (2017a) untersuchen die Mobilitätswerkzeuge schweizerischer Haushalte auf Basis von Mikrozensus-Daten mittels eines multivariaten Ansatzes. Sie zeigen, dass das CarSharing-System des stationsbasierten Anbieters Mobility von jungen Personen mit hoher Bildung favorisiert wird. Kund*innen stammen hauptsächlich aus Gebieten mit gutem Anschluss an den Öffentlichen Verkehr und wohnen überwiegend in kleinen Haushalten. Das Einkommen hat hingegen keinen signifikanten Einfluss auf die CarSharing-Mitgliedschaft.

Eine Analyse der Nutzereigenschaften im Zeitverlauf führt das Mobilitätsforschungsinstitut 6t Bureau de Recherche durch, indem es den französischen CarSharing-Markt untersucht und dessen Entwicklungen der Jahre 2012 und 2016 vergleicht. Ein besonderes Augenmerk wird auf das stationsbasierte CarSharing gelegt. Das Durchschnittsalter der Kund*innen erhöht sich innerhalb dieser vierjährigen Zeitspanne von 42 auf 45 Jahren. Weitere soziodemographische sowie –ökonomische Kennwerte verändern sich nur minimal [vgl. 6t Bureau de Recherche (2016), S.3].

Grundsätzlich lassen sich die zentralen Ergebnisse der Analyse der deutschen CarSharing-Systeme auch auf europäische CSO übertragen. CarSharer*innen lassen sich im Wesentlichen als **junge** [vgl. Chapman et al. (2020), S.14; Jochem et al. (2020), S.379; Jutschen et al. (2019), S.1185; Steer (2019), S.48; Le Vine & Polak (2017), S.6; Becker et al. (2017a), S.30], **hoch gebildete** [vgl. Ceccato & Diana (2021), S.1529; Ramos et al. (2020), S.6; Jochem et al. (2020), S.379; Fromm et al. (2019), S.7; Jutschen et al. (2019), S.1184; Le Vine & Polak (2017), S.6; Becker et al. (2017a), S.24; 6t Bureau de Recherche (2016), S.3; Becker et al. (2015), S.8], **in Vollzeit beschäftigte** [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.11; Becker et al. (2015), S.8], **überwiegend männliche** [vgl. Ceccato & Diana (2021), S.1534; Jochem et al. (2020), S.379: 61-85% Männeranteil; Steer (2019), S.48: 72%; Le Vine & Polak (2017), S.6: 89%; 6t Bureau de Recherche (2016), S.3: 54%; Becker et al. (2015), S.8: 60-70%; Kumar & Bierlaire (2012), S.8: 73%; Haefeli et al. (2006), S.23: 53%] Kund*innengruppe charakterisieren, die über ein **überdurchschnittliches Haushaltseinkommen** [vgl. Ceccato & Diana (2021), S.1534; Ramos et al. (2020), S.6; Jutschen et al. (2019), S.1184; 6t Bureau de Recherche (2016), S.3] verfügen und häufig Kinder haben [vgl. Le Vine & Polak (2017), S.6; Haefeli et al. (2006), S.23]. Die von Fromm et al. (2019) angegebenen Variationen der Geschlechterverteilung zwischen den Städten zeigen sich auch nach Synthese weiterer Studienergebnisse. Grundsätzlich ist das Geschlechterverhältnis bei Kund*innen von stationsbasierten Systemen ausgeglichener als von free-floating Angeboten.

Zu teilweise abweichenden Ergebnissen – insb. in Bezug auf das Haushaltseinkommen – kommen Baptista et al. (2014), welche die Kund*innen eines stationsbasierten Anbieters in Lissabon (Portugal) als Geringverdiener klassifizieren. Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle allerdings die geringe Stichprobengröße von nur 41 Personen. Becker et al. (2015) geben an, dass stationsbasierte Nutzer*innen in der Schweiz geringfügig weniger verdienen als die Vergleichsgruppe von Nicht-CarSharer*innen, während die ebenfalls untersuchten free-floating Kund*innen den höchsten Durchschnittswert aller Gruppen aufweisen. Die Differenz zwischen stationsbasierten und Nicht-CarSharer*innen ist allerdings nicht signifikant [Becker et al. (2015), S.8f]. In zwei in Griechenland durchgeführten Studien kommen die aufgestellten Regressionsmodelle zu dem Ergebnis, dass zwischen mittleren Haushaltseinkommen und der CarSharing-Anmeldeintention positive Zusammenhänge existieren [vgl. Efthymiou & Antoniou (2016), S.148; Efthymiou et al. (2013), S.70].

¹³⁶ In der Studie wird nicht differenziert, ob es sich bei den professionellen CSO um stationsbasierte oder free-floating Angebote handelt.

Nordamerika

Ein Vergleich europäischer und nordamerikanischer Systeme zeigt einige Unterschiede, zum Teil aber auch Gemeinsamkeiten in den Merkmalsausprägungen der Kund*innen. CarSharing-Mitglieder stationsbasierter Anbieter in Kanada und den USA zeichnen sich durch einen überproportionalen Frauenanteil aus. Der Anteil von Kundinnen beträgt – je nach Stadt bzw. CSO – zwischen 54 und 57 Prozent [vgl. Lempert et al. (2019), S.144; Martin et al. (2010), S.153; Morency et al. (2008), S.107; Martin (2007), S.120; Cervero et al. (2007), S.73; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.100; Millard-Ball et al. (2005), S.3-6]. Dies stellt einen Kontrast zu den meisten europäischen CarSharing-Untersuchungen dar.

Sioui et al. (2013), Habib et al. (2012), Morency et al. (2008), Burkhardt & Millard-Ball (2006), Millard-Ball et al. (2005) berichten einen hohen Anteil nordamerikanischer Kund*innen im Altersbereich zwischen 25- und 45 Jahren. Das Durchschnittsalter stationsbasierter CarSharer*innen in Nordamerika liegt zwischen 38 und 40 Jahren und ist niedriger als bei den meisten europäischen Studien [vgl. Habib et al. (2012), S.249: 40 Jahre; Morency et al. (2008), S.107: 39 Jahre; Cervero et al. (2007), S.70: 39 Jahre; Cervero et al. (2006), S.7: 40 Jahre; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.100: 38 Jahre]. Ein Vergleich von stationsbasierten und free-floating Kund*innen in Vancouver (Kanada) zeigt, dass die erstgenannte Gruppe eine ähnliche Altersstruktur aufweist wie die Gesamtbevölkerung der Stadt. Die free-floating CarSharer*innen sind hingegen überproportional in der niedrigsten Alterskohorte vertreten [vgl. Lempert et al. (2019), S.143f]. Dies bestätigt grundsätzlich die Ergebnisse der europäischen Untersuchungen.

Vergleichbare Ergebnisse zwischen den beiden Kontinenten zeigen sich auch hinsichtlich des positiven Zusammenhangs der CarSharing-Mitgliedschaft und einer hohen Bildung [Mishra et al. (2015), S.48; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.100; Millard-Ball et al. (2005), S.3-6] sowie hoher Haushaltseinkommen [Martin (2007), S.124; Cervero et al. (2007), S.73; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.100; Millard-Ball et al. (2005), S.3-6]. Ein Vergleich der beiden CarSharing-Formen bestätigt, dass free-floating Kund*innen über höhere Einkommen verfügen als stationsbasierte CarSharer*innen [vgl. Lempert et al. (2019), S.149f].

Die Analyse der Haushaltsstruktur zeigt, dass nordamerikanische Kund*innen überwiegend aus Ein- und Zweipersonenhaushalten stammen. Die durchschnittliche Haushaltsgröße ist daher geringer verglichen mit der jeweiligen städtischen Gesamtbevölkerung [vgl. Sioui et al. (2013), S.63; Habib et al. (2012), S.249; Kortum & Mache-mehl (2012), S.29f; Cervero et al. (2007), S.73]. Auf den ersten Blick verwunderlich erscheint daher die Tatsache, dass zwischen Kindern im Haushalt und der CarSharing-Anmeldung ein positiver Zusammenhang existiert [vgl. Coll et al. (2014), S.22ff]. Die Autor*innen der Studie zeigen allerdings, dass es sich bei den Haushalten mit Kindern häufig um Alleinerziehende handelt. Mittels eines Zero-Inflated Negative Binomial Regressionsmodells untersuchen Coll et al. (2014) zudem die räumliche Verteilung der CarSharing-Mitgliedschaft eines stationsbasierten Systems in Québec (Kanada) über einen Zeitraum von 13 Jahren. Die Mitgliedsrate in den untersuchten räumlichen Gebieten wird hauptsächlich durch den Motorisierungsgrad, die Familienstruktur und das Bildungsniveau beeinflusst [vgl. Coll et al. (2014), S.22ff]. Der Vergleich von free-floating und stationsbasierten Systemen in Vancouver (Kanada) zeigt, dass die durchschnittliche Haushaltsgröße der ausschließlich bei dem free-floating System angemeldeten Kund*innen – trotz eines um neun Prozentpunkte niedrigeren Kinderanteils – höher liegt als bei den stationsbasierten CarSharer*innen [vgl. Namazu & Dowlatbadi (2018), S.42]. Da sich free-floating Systeme einer hohen Beliebtheit bei Studierenden erfreuen [vgl. Rotaris et al. (2019), S.239; Bergstad et al. (2018), S.98; Giesel & Nobis (2016), S.218; Schmöller & Bogenberger (2014), S.16f], kann vermutet werden, dass die höhere durchschnittliche Haushaltsgröße auf Kund*innen zurückzuführen ist, die in Wohngemeinschaften leben.

In den bisherigen Ausführungen wurden CarSharing-Kund*innen auf Basis soziodemographischer und ökonomischer Merkmale charakterisiert. Im Folgenden soll dargelegt werden, welche Gründe bei der CarSharing-Anmeldung vorherrschen und ob sich Kund*innen hinsichtlich ihrer **Einstellungen** unterscheiden. CarSharer*innen zeichnen sich durch eine hohe Bereitschaft zum Teilen aus, die nicht auf das Teilen von Automobilen begrenzt sein muss [vgl. Riegler et al. (2016), S.48]. Eine höhere Bereitschaft zum Teilen kann insb. bei jüngeren Altersgruppen beobachtet werden [vgl. Biniok et al. (2014), S.432]. Einige Kund*innen sind zusätzlich bei BikeSharing-Systemen angemeldet. Die europaweite Studie von Fromm et al. (2019) zeigt, dass es hinsichtlich der BikeSharing-Annahme starke regionale Unterschiede gibt. Während der Anteil an CarSharing-Kund*innen mit gleichzeitiger BikeSharing-Mitgliedschaft in klassischen Fahrradstädten wie Kopenhagen (Dänemark) oder Amsterdam (Niederlande) im Bereich von zehn Prozent liegt, sind mehr als die Hälfte der Kund*innen in Helsinki (Finnland)

bei beiden Sharing-Formen angemeldet [vgl. Fromm et al. (2019), S.7]. Es kann vermutet werden, dass in den beiden erstgenannten Städten eine geringere Notwendigkeit von BikeSharing-Systemen existiert, da ein Großteil der Wege mit eigenen Fahrrädern absolviert wird.

CarSharing-Kund*innen werden häufig als umweltbewusste Personen charakterisiert [Efthymiou & Antoniou (2016), S.148; Efthymiou et al. (2013), S.70; Harms (2003), S.153]. Hinsichtlich des Umweltbewusstseins zeigen sich in einer schweizerischen Untersuchung keine Einstellungsunterschiede zwischen stationsbasierten und free-floating Nutzer*innen. Das Auto als Statussymbol nimmt bei free-floating CarSharer*innen allerdings einen höheren Stellenwert ein [vgl. Becker et al. (2015), S.9]. Eine Autoaffinität sprechen auch Hülsmann et al. (2018) den Kund*innen stationsungebundener Systeme zu. Die Ergebnisse einer Clusteranalyse zeigen, dass etwas mehr als die Hälfte der untersuchten free-floating CarSharer*innen als autoorientiert klassifiziert werden kann. In Bezug auf das generelle Umweltbewusstsein stellen die Autor*innen keine Unterschiede zu Nicht-CarSharer*innen fest [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.38ff].

Becker et al. (2017a) betrachten die CarSharing-Mitgliedschaft als Mobilitätsoption, die sich ein Haushalt zulegen kann. Mittels eines multivariaten Probit-Modells werden die Einflussgrößen auf die CarSharing-Mitgliedschaft sowie der Besitz weiterer Mobilitätsoptionen (z.B. ÖV-Zeitkarten) erfasst. Neben soziodemographischen und –ökonomischen Faktoren werden auch Einstellungen der Proband*innen in Bezug auf verkehrspolitische Fragestellungen berücksichtigt. Die Ergebnisse des Modells zeigen, dass stationsbasierte CarSharing-Kund*innen eine stärkere Besteuerung und Regulierung des MIVs gutheißen [vgl. Becker et al. (2017a), S.29; vergleichbare Ergebnisse in Jutschen et al. (2019), S.1187].

Die **Gründe für die Anmeldung** beim CarSharing können vielfältig sein [vgl. Millard-Ball et al. (2005), S.3-18]. Häufig sind veränderte Lebensumstände Auslöser für eine Reflexion und Anpassung habitualisierter Verhaltensformen. Biographische Veränderungen, wie der Wechsel des Wohnortes oder Arbeitsplatzes, können daher als bedeutsame Faktoren der CarSharing-Mitgliedschaft bestimmt werden [vgl. Kent et al. (2017), S.200ff; Harms (2003), S.121ff; Franke (2001), S.174ff]. Oftmals sind kumulierende Kontextänderungen ausschlaggebend für die kritische Hinterfragung des eigenen Mobilitätsverhaltens [vgl. Harms (2003), S.127]. Veränderungen der Lebensumstände bergen allerdings auch die Gefahr, dass sich bestehende CarSharing-Kund*innen aufgrund eines höheren Bedarfs an Automobilität vom CarSharing abwenden [vgl. Hoffmann (2010), S.987; Hoffmann (2009), S.85].

Ein oft genanntes Motiv der CarSharing-Mitgliedschaft ist die Möglichkeit der Nutzung von Automobilen ohne die mit dem Pkw-Besitz einhergehenden Verpflichtungen, wie Werkstattbesuchen oder dem Abschließen von Versicherungen [vgl. Clark & Dilks (2019), S.13; Steer (2019), S.21]. In Bezug auf stationsbasierte Systeme kann zudem ein hoher Parkdruck innerhalb von Wohnquartieren Auslöser für die Anmeldung beim CarSharing sein [vgl. Lichtenberg & Hanel (2007), S.38]. Für den Fall, dass keine privaten Stellplätze zur Verfügung stehen, weisen stationsbasierte Systeme den Vorteil auf, dass bei der Rückführung der Fahrzeuge kein Parkplatzsuchverkehr anfällt.

Ein zusätzlicher Grund für die Partizipation am CarSharing ist die Erweiterung der Mobilitätsoptionen auto-freier Haushalte. Etwa die Hälfte von über 6.000 befragten Kund*innen in Nordamerika gibt an, dass sie sich durch das CarSharing mehr Freiheiten in der persönlichen Mobilität erhoffen [vgl. Martin et al. (2010), S.152]. Cohen & Shaheen (2018) führen den sozialen Nutzen von CarSharing-Systemen an, da finanzschwächeren Haushalten der Zugang zur Automobilität ermöglicht wird. CarSharing-Systeme bieten zudem einen großen Pool verschiedener Fahrzeugklassen an, die je nach Fahrtzweck flexibel genutzt werden können [vgl. Firnkorn & Müller (2011), S.1521; Harms (2003), S.136]. Eine hohe Flexibilität kann insb. in Bezug auf free-floating Systeme als Anmeldegrund angeführt werden [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.47].

CarSharing-Kund*innen – insb. von stationsbasierten Systemen – zeichnen sich durch ein hohes Umweltbewusstsein aus. Ökologische Beweggründe als primärer Antrieb bei der CarSharing-Anmeldung werden hauptsächlich in älteren Studien angegeben. Finanzielle Motive spielen hingegen eine untergeordnete Rolle [vgl. Haefeli et al. (2006), S.27; Huwer (2003), S.18; Franke (2001), S.29; hiervon abweichend: Harms (2003), S.136]. Neuere Studien kommen zu dem Ergebnis, dass vor allem pragmatische und ökonomische Erwägungen den Entscheidungsprozess beeinflussen [vgl. Lempert et al. (2019), S.144ff; Infas (2016b), S.16; Tils et al. (2015), S.86]. Der Nutzungsmöglichkeit eines Fahrzeugs im Bedarfsfall wird von vielen CarSharer*innen ein höherer Stellen-

wert zugesprochen als dem Eigentum eines Automobils. Dies kennzeichnet eine rationale Sichtweise auf das eigene Mobilitätsverhalten. Zudem kann der Bedeutungsrückgang ökologischer Motive als Hinweise gewertet werden, dass das CarSharing in breiteren Bevölkerungsgruppen an Attraktivität gewinnt.

Schaefers (2013) nutzt als qualitativen Ansatz eine hierarchische Means-End-Chain-Analyse zur Erforschung der kognitiven Entscheidungsprozesse und Motive der free-floating Nutzung. Zu diesem Zweck werden sowohl Service- als auch Fahrzeugattribute mit psychosozialen und funktionalen Komponenten sowie Werthaltungen der Kund*innen verknüpft. Die Ergebnisse zeigen, dass insbesondere wahrgenommene Zeitersparnisse das Car-Sharing attraktiv machen. Hierzu zählen sowohl zeitliche Ersparnisse bei der Parkplatzsuche aufgrund kleinerer Fahrzeugeinheiten als auch Ersparnisse, die sich aus den Systemeigenschaften des CarSharings ergeben, wie beispielsweise wegfallende Verpflichtungen, die mit dem Pkw-Besitz einhergehen. Als weitere relevante Gründe können finanzielle sowie soziale Motive angeführt werden. Durch auffallende Markierungen der CarSharing-Fahrzeuge kann beispielsweise ein Gemeinschaftsgefühl bei den Kund*innen erzeugt werden. Ökologische Beweggründe spielen hingegen eine untergeordnete Rolle, werden jedoch als positive Begleiterscheinung der Car-Sharing-Nutzung wahrgenommen [vgl. Schaefers (2013), S.73ff].

Einen bedeutsamen Einfluss auf das Interesse am CarSharing übt auch die Zufriedenheit mit aktuellen Mobilitätsoptionen aus. Der Zusammenhang wird in den meisten Studien als negativ angegeben. Mit ihrer Mobilität zufriedene Personen sehen eine geringe Notwendigkeit zur Anmeldung beim CarSharing [vgl. Efthymiou & Antoniou (2016), S.147; De Luca & di Pace (2014), S.872]. De Luca & di Pace (2014) geben die Zufriedenheit sogar als wichtigsten Prädiktor an. In einer Studie aus den Niederlanden werden Proband*innen mit privatem Fahrzeug im Haushalt hinsichtlich der Zufriedenheit mit aktuellen Mobilitätsoptionen befragt und diese Zufriedenheit als latente Variable in ein hybrides Wahlmodell integriert. Personen, die mit der Nutzung öffentlicher Verkehrssysteme zufrieden sind, zeigen eine höhere Bereitschaft zur Anmeldung beim CarSharing anstelle der Anschaffung eines Zweitwagens [vgl. Kim et al. (2017a), S.29].

Tabelle A1: Übersicht der Ergebnisse der kund*innenbezogenen Literaturrecherche

Aussage	Stationsbasiertes CarSharing	Free-floating CarSharing
CarSharing-Kund*innen sind überwiegend männlich.	ja	ja
CarSharing-Kund*innen sind überwiegend jünger als 40 Jahre.	nein	ja
CarSharing-Kund*innen weisen ein überdurchschnittliches Bildungsniveau auf.	ja	ja
CarSharing-Kund*innen verfügen über ein überdurchschnittliches Haushaltseinkommen.	ja	ja
Free-floating Systeme weisen höhere Männeranteile auf als stationsbasierte Systeme.	ja	
Kund*innen stationsbasierter Systeme weisen ein höheres Durchschnittsalter auf.	ja	
Kund*innen stationsbasierter Systeme weisen ein höheres Bildungsniveau auf.	ja	
Kund*innen von free-floating Systeme verfügen über höhere Haushaltseinkommen.	überwiegend ja	

Quelle: Eigene Darstellung

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass hinsichtlich des Alters und Geschlechts Unterschiede zwischen Kund*innen stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Systeme existieren. Leichte Unterschiede zeigen sich auch in Abhängigkeit der betrachteten Region. Als Grund für die Existenz länderspezifischer Differenzen können auch kulturelle Unterschiede im Mobilitätsverhalten angeführt werden [vgl. Haustein & Nielsen (2016)]. In Bezug auf das Bildungsniveau und den ökonomischen Status stellen CarSharing-Kund*innen beider Systeme im Vergleich zu der Gesamtbevölkerung jedoch einen relativ homogenen Personenkreis dar. In Tabelle

A1 findet sich ein Überblick über die zentralen Ergebnisse der kund*innenbezogenen Literaturrecherche. Die rechten Spalten der Tabelle geben Auskunft über die Konsistenz der Studienergebnisse.

A.1.2 Nutzung von CarSharing-Systemen

Während im vorangegangenen Kapitel die soziodemographischen und –ökonomischen Eigenschaften von Kund*innen verschiedener CarSharing-Systeme sowie Einflussfaktoren auf die Anmeldung bei einer CSO dargestellt wurden, soll in diesem Abschnitt untersucht werden, wie CarSharing-Fahrzeuge genutzt werden. Nationale Mobilitätserhebungen zeigen, dass sich das CarSharing - trotz der in den letzten Jahren stark ansteigenden Kund*innenzahlen – noch immer in einem Nischendasein befindet [vgl. Lagadic et al. (2019), S.76; Nobis & Kuhnimhof (2018), S.83ff; Rodenbach et al. (2018), S.57; Foljanty et al. (2017), S.45; Eckhardt (2016), S.53; Suiker & van den Elshout (2013), S.9]. Der Anteil des CarSharings am Modal Split liegt bei Nutzer*innen stationsbasierter Systeme in den angegebenen Studien zwischen ein und fünf Prozent:

- 1 Prozent [Le Vine et al. (2014a), S.255]
- 5 Prozent [Cervero et al. (2006), S.16]

In Bezug auf free-floating CarSharer*innen liegen die Werte oftmals etwas höher im Bereich zwischen drei und elf Prozent, in den meisten Studien aber trotzdem auf einem niedrigen Niveau:

- 3 Prozent [Hülsmann et al. (2018), S.101; Becker et al. (2016), S.12]
- 4 Prozent [Le Vine et al. (2014a), S.225]
- 5 Prozent [WiMobil (2016), S.111]
- 6 Prozent [Kopp (2015), S.155]
- 11 Prozent [Eckhardt (2016), S.54]

Daher soll in diesem Kapitel untersucht werden, wie häufig Kund*innen die Angebote nutzen und welche Fahrzeugauslastungen erzielt werden. Zwecks Abgrenzung der CarSharing-Formen sollen verschiedene Buchungsparameter – wie die mittlere Nutzungsdauer oder die mittlere zurückgelegte Entfernung (im Folgenden Buchungsstrecke genannt) – miteinander verglichen werden. Darüber hinaus werden Wegezwecke der Fahrten mit CarSharing-Fahrzeugen dargestellt. Im darauffolgenden Kapitel werden zudem die Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung analysiert. Zunächst soll dargestellt werden, mit welchen methodischen Herangehensweisen CarSharing-Daten in der Forschungslandschaft erhoben sowie ausgewertet werden.

Manche Studien greifen zur Ermittlung der Nutzungshäufigkeiten auf Befragungsergebnisse der CarSharing-Kund*innen zurück [z.B. Becker et al. (2015); Baptista et al. (2014); Firnkorn & Müller (2012); Burkhardt & Millard-Ball (2006)]. Diese Methodik kann kritisch gesehen werden, da die Validität des Ansatzes stark von den mnestischen sowie Selbsteinschätzungsfähigkeiten der Studienteilnehmer*innen abhängt und die Korrektheit der Angaben nicht überprüft werden kann. Um diesen Kritikpunkten Rechnung zu tragen, nutzen viele Untersuchungen Backenddaten, die von den CSO zur Verfügung gestellt werden [z.B. Bi et al. (2020); Boonsiripant et al. (2020); Reiffer et al. (2020a); Reiffer et al. (2019b); Schmitt (2019); Wielinski et al. (2019); Schreier & Keßler (2017); Becker et al. (2017b); Kim et al. (2017b); Qian et al. (2017); WiMobil (2016); Harz (2016); Kang et al. (2016); Kopp (2015); Schmöller et al. (2015); Schreier et al. (2015); Leclerc et al. (2013); Braun et al. (2013); Costain et al. (2012); Morency et al. (2011); Stillwater et al. (2008); Morency et al. (2007); Haefeli et al. (2006)]. Die betrachteten Zeitintervalle sowie die Anzahl an Datensätzen variieren zum Teil stark. So werten Kang et al. (2016) beispielsweise Daten eines stationsbasierten Anbieters von nur einer Woche aus, während die Studie von WiMobil (2016) free-floating Daten im Zeitraum von fast vier Jahren analysiert. Aufgrund dieser unterschiedlichen Zeitdauern divergieren die untersuchten Buchungszahlen. In der WiMobil-Studie werden beispielsweise über acht Millionen Datensätze des Anbieters DriveNow in den Städten Berlin und München berücksichtigt, in der südkoreanischen Untersuchung hingegen weniger als 3.000 Buchungen [WiMobil (2016), S.46; Kang et al. (2016), S.4].

Beim sogenannten Web Scraping handelt es sich um einen weiteren Ansatz zur Gewinnung von CarSharing-Daten. Hierbei werden öffentlich zugängliche Informationen von den Buchungswebseiten der CSO – i.d.R. über

Programmierschnittstellen (API) – mittels Webcrawler¹³⁷ extrahiert.¹³⁸ Die Computerprogramme erfassen in vorher festgelegten zeitlichen Intervallen alle über die Buchungsportale verfügbaren Fahrzeuge und speichern die Daten ab. Aus diesen Datensätzen lässt sich ableiten, wie häufig und wie lange einzelne Fahrzeuge für andere Kund*innen nicht verfügbar waren. Die Abruffrequenz der Daten liegt meistens bei einer Minute [z.B. Boldrini et al. (2019), S.7; Sprei et al. (2019), S.129; Habibi et al. (2017), S.772; Wang et al. (2017)], kann aber auch niedrigere [z.B. Ampudia-Renuncio et al. (2020), S.5] oder höhere [z.B. Kortum et al. (2016), S.330] Werte annehmen. Die Dauer der Datenerhebung kann sich von wenigen Tagen [z.B. Boldrini et al. (2019), S.7] bis zu mehreren Jahren [z.B. Wielinski et al. (2018), S.621] erstrecken. Zudem ermöglicht das Web Scraping die Erfassung und den Vergleich von Fahrzeugbewegungen aus mehreren Städten [z.B. Sprei et al. (2019); Habibi et al. (2017); Kortum et al. (2016); Brockmeyer et al. (2014)]. So untersuchen beispielsweise Kortum et al. (2016) über 50 Millionen Fahrzeugbewegungen in 33 europäischen und nordamerikanischen Städten.

Mit dem Ansatz des Web Scraping gehen allerdings einige Einschränkungen einher. So können beispielsweise betriebliche Service-Fahrten i.d.R. nicht als solche erkannt werden [vgl. Boldrini et al. (2019), S.7; Müller et al. (2017), S.3]. Der Informationsgehalt ist zudem eingeschränkt [vgl. Wielinski et al. (2019), S.38]. Es können keine Aussagen hinsichtlich der zurückgelegten Distanzen der Fahrzeuge getroffen werden, da Informationen aus den Odometern nicht zur Verfügung stehen und stattdessen nur ein Abgleich der Start- und Endposition durchgeführt werden kann. Darüber hinaus sind technische Restriktionen als weitere Kritikpunkte des Web Scrapings zu nennen. Insbesondere bei langjährigen Erhebungen kann sich die Struktur der auf den Buchungsseiten bereitgestellten Informationen verändern, was in einer zeitweisen Unterbrechung der Datenaufzeichnung resultieren kann [vgl. Kortum et al. (2016), S.331]. Zum anderen ist die Datenerhebung von der Verfügbarkeit der Webserver sowie der Scraping-Server abhängig [vgl. Wielinski et al. (2018), S.625]. Ein Abgleich der über API erzeugten Daten mit den Backenddaten eines free-floating Anbieters zeigt in Bezug auf die tägliche Nutzungsdauer der Fahrzeuge eine starke zeitliche Differenz. Während Brockmeyer et al. (2014) für Berlin mittels Web Scraping eine tägliche Fahrzeugauslastung von 62 Minuten errechnen, liegt die aus den Backenddaten erzeugte Auslastung im Bereich zwischen drei und vier Stunden [vgl. Müller et al. (2017), S.3; Müller & Bogenberger (2015a), S.1].

Ein informationsreicherer Datensatz kann mittels satellitengestützter Erfassungssysteme erzeugt werden. Leclerc et al. (2013) analysieren fahrzeugseitig erzeugte GPS-Daten eines kanadischen Anbieters über einen dreimonatigen Winterzeitraum. Es lassen sich detaillierte Aussagen in Bezug auf die CarSharing-Nutzung treffen, die über eine Betrachtung auf der Buchungsebene hinausgehen. Da die Nutzer*innen während der Datenerhebung nicht aktiv werden und die mittels GPS aufgezeichneten Datenpunkte nicht in einzelne Wege und Aktivitäten unterteilen können, verwenden die Autor*innen der Studie einen Grenzwert zur Identifizierung von durchgeführten Aktivitäten während aktiver Buchungen. Wenn sich das Fahrzeug innerhalb von fünf Minuten nicht weiter als 25 Meter bewegt¹³⁹, wird der Halt als Aktivität gewertet. In Abhängigkeit der Aktivitätsanzahl kann den einzelnen CarSharing-Buchungen eine Anzahl an Wegen zugeordnet werden [vgl. Leclerc et al. (2013), S.59].

In einer Studie aus Hangzhou (China) können die Autor*innen ebenfalls auf GPS-Daten aus den stationsbasierten CarSharing-Fahrzeugen zurückgreifen, die in einem 30-sekündigen Intervall generiert werden. Stopps während der Buchung werden in die beiden Kategorien *Aktivitäten* und *Kurze Stopps* differenziert. Als Grenzwert für Aktivitäten wird ein Halt der Fahrzeuge von über zwölf Minuten angesetzt. Aktivitäten werden demnach bei 91 Prozent der Buchungen durchgeführt. Kurze Stopps entstehen beispielsweise bei Transferfahrten oder während Tankvorgängen und haben – gemäß der Studie – eine Dauer von drei bis zwölf Minuten. Mittels Clusterverfahren werden die Buchungen hinsichtlich der Anzahl und Ausprägung der durchgeführten Aktivitäten klassifiziert. Cluster, in denen durchschnittlich weniger als drei Aktivitäten während der Buchungen durchgeführt werden, dominieren in dem Datensatz. Etwa 24 Prozent der Buchungen sind hingegen einem Cluster zugeordnet, das durch eine hohe Aktivitätszahl gekennzeichnet ist [vgl. Hui et al. (2017), S.4ff]. Mit Hui et al. (2019) und Wielinski et al. (2018) finden sich weitere Untersuchungen, in denen fahrzeugseitig erzeugte GPS-Daten analysiert werden.

¹³⁷ Bei Webcrawlern handelt es sich um Computerprogramme, die – durch Programmcode hinterlegte – Aufgaben automatisch ausführen [vgl. Luber & Litzel (2018)].

¹³⁸ Die Vorgehensweise des Web Scrapings wird u.a. in Kortum et al. (2016) beschrieben.

¹³⁹ Ein räumlicher Grenzwert wurde gewählt, da die Standortbestimmung mittels GPS Schwankungen unterliegen kann und die aufgezeichneten Positionsdaten der geparkten Fahrzeuge daher geringfügig voneinander abweichen können.

Eine weitere Möglichkeit der Datenerhebung im Kontext von CarSharing-Studien sind Wegetagebücher. Die Erfassung der Wege kann entweder klassisch durch die Proband*innen oder GPS-gestützt stattfinden. Wegetagebücher ermöglichen ein umfänglicheres Abbild der CarSharing-Nutzung, indem Informationen zu den Zwecken sowie intermodalen Verknüpfungen erfasst werden.¹⁴⁰

Ein großer Anteil der CarSharing-Kund*innen nutzt die Angebote nur selten oder nie [vgl. z.B. Reiffer et al. (2019a); Nobis & Kuhnimhof (2018); Hülsmann et al. (2018); WiMobil (2016); Infas (2016b); Loose (2016a); Kopp (2015); Schreier et al. (2015); Sioui et al. (2013); Habib et al. (2012)].¹⁴¹ Gemäß den Ergebnissen der MiD nutzen 93 Prozent der Kund*innen in Deutschland die Angebote im Durchschnitt seltener als wöchentlich, 22 Prozent sogar nie bzw. fast nie [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.85]. Geringe Unterschiede existieren hinsichtlich des Alters und Geschlechts, größere in Bezug auf den Wohnort der Kund*innen. In anderen Untersuchungen variiert der Anteil von Kund*innen, die zwar angemeldet sind, das Angebot im Verlauf eines Jahres allerdings nie nutzen zwischen 24 und 40 Prozent:

- 24-33 Prozent [Wilke et al. (2007), S.44]
- 25 Prozent [Sioui et al. (2013), S.60]
- 31 Prozent [Loose (2010a), S.55; Haefeli et al. (2006), S.26]
- 40 Prozent [Maertins (2006), S.8]

Betrachtet man die Nutzung auf Monats- statt auf Jahresebene erhöht sich der Anteil inaktiver Kund*innen auf bis zu 80 Prozent [vgl. Habib et al. (2012), S.248].

Kund*innen von free-floating CarSharing-Systemen weisen in den meisten Städten mehr Buchungen auf als Kund*innen stationsbasierter Angebote [vgl. Steer (2019), S.24; Le Vine & Polak (2017), S.5; Riegler et al. (2016), S.44; WiMobil (2016), S.96; Schreier et al. (2015), S.49; Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13]. Dies deckt sich grundsätzlich mit den in der MiD berichteten, höheren Modal Split-Anteilen. In Tabelle A2 findet sich eine Übersicht über die Buchungshäufigkeiten sowie weitere Nutzungsparameter verschiedener Städte. Wie zu erkennen ist, weisen einige der Parameter größere Intervalle auf. Dies kann u.a. auf unterschiedliche Auswertungszeiträume sowie Unterschiede in der Datenerhebung zurückgeführt werden. Darüber hinaus ergeben sich zum Teil auch starke Differenzen zwischen den Städten, die auf eine uneinheitliche CarSharing-Nutzung schließen lassen [vgl. Rodenbach et al. (2018), S.57] und die unterschiedlichen raumstrukturellen Gegebenheiten widerspiegeln.

Kund*innen stationsbasierter Angebote nutzen das CarSharing in den meisten deutschen Städten durchschnittlich seltener als zweimal pro Monat, bei einigen CSO sogar weniger als einmal [z.B. Schreier et al. (2015), S.49; Wilke et al. (2007), S.45]. Stationsbasierte Kund*innen nordamerikanischer Systeme nutzen die Fahrzeuge häufiger als CarSharer*innen in Europa. Burkhardt & Millard-Ball (2006) geben einen Durchschnittswert von 3,3 Buchungen pro Kunde bzw. Kundin und Monat für Kanada und die USA an, während Loose (2010a) für den europäischen CarSharing-Markt einen mittleren Wert von 1,3 errechnet [vgl. Loose (2010a), S.29; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.120]. Der Kund*innenstamm von free-floating Anbietern enthält häufig Personen, die sich im Zuge von Werbekampagnen kostenfrei bei der CSO angemeldet haben, jedoch keine Fahrzeugnutzung vorzuweisen haben. Die durchschnittlichen Buchungshäufigkeiten liegen daher nur geringfügig höher im Vergleich zu stationsbasierten Systemen.

Berücksichtigt man ausschließlich aktive Nutzer*innen, erhöht sich die durchschnittliche Nutzungsfrequenz entsprechend. Die Definition von aktiven Nutzer*innen ist in der Literatur uneinheitlich. In den meisten Arbeiten wird die Bedingung aufgestellt, dass mindestens eine Buchung pro Kunde bzw. Kundin und Jahr existieren muss [vgl. Hu et al. (2019), S.3; Steer (2019), S.49; Becker et al. (2015), S.15; Costain et al. (2012), S.5; Wilke et al. (2007), S.45; Haefeli et al. (2006), S.11]. Abweichende Spezifizierungen werden beispielsweise in Firnkorn & Müller (2012) sowie Maertins (2006) verwendet.

¹⁴⁰ Eine ausführlichere Auseinandersetzung sowie Abgrenzung dieser Erhebungsformen befindet sich in Kapitel 3.2.3.

¹⁴¹ Ein Grund für die Aufrechterhaltung der Mitgliedschaft trotz fehlender Inanspruchnahme der Dienstleistung ist gemäß Millard-Ball et al. (2005) die Möglichkeit, auf ein CarSharing-Fahrzeug zurückgreifen zu können, falls der eigene Pkw nicht mehr einsatzfähig ist [vgl. Millard-Ball et al. (2005), S.3-24].

Tabelle A2: Übersicht über Nutzungsparameter verschiedener CarSharing-Systeme

System	Buchungshäufigkeit pro Kunde und Monat (Ø)	Nutzungsdauer (Ø) [hh:mm]	Buchungsdistanz (Ø) [km]	Buchungshäufigkeit pro Fzg und Tag (Ø)	Stadt / Region	Methode	Quelle
FFCS	-	00:30 - 00:40	8,3	3,7 - 5,4	Berlin	Backenddaten / Web Scraping	Bergstad et al. (2018); Habibi et al. (2017); WiMobil (2016); Kortum et al. (2016)
SCS	-	07:53	60,6	-	Berlin	Backenddaten	WiMobil (2016)
FFCS	0,8 – 2,4	00:29 – 00:48	6,0 - 13,5	2,0 - 4,9	München	Backenddaten / Web Scraping	Habibi et al. (2017); WiMobil (2016); Kortum et al. (2016); Bogenberger et al. (2016); Kopp (2015); Schreier et al. (2015)
SCS	0,9 – 1,2	05:43 - 09:06	53 - 87,4	0,5 – 0,7	München	Backenddaten	WiMobil (2016); Schreier et al. (2015)
SCS (KCS)	1,2	10:00	88	0,7	Karlsruhe	Backenddaten	Reiffer et al. (2019a)
FFCS (KCS)	1,6	04:06	30,2	1,6	Karlsruhe	Backenddaten	Schmitt (2019)
SCS	1,5	-	51	1,1	Tübingen	Backenddaten	Braun et al. (2013)
SCS	1,5	05:00	40	-	Paris	Befragung	6t Bureau de Recherche (2014)
FFCS	-	00:32	-	7	Mailand	Backenddaten	Bergstad et al. (2018)
FFCS	-	00:35	-	8,1 – 9,6	Madrid	Backenddaten / Web Scraping	Bergstad et al. (2018); Habibi et al. (2017)
SCS	-	-	43	0,3	Lissabon	Backenddaten	Baptista et al. (2014)
SCS	-	03:56 – 05:30	32 - 46	1,2	San Francisco	In-Vehicle Befragung	Cervero et al. (2007); Cervero & Tsai (2004)
SCS	3,5	09:09	51 – 63	1,3 – 1,4	Montreal	Backenddaten	Morency et al. (2011); Morency et al. (2008); Morency et al. (2007)
One-Way-SCS	2,0 ^A	-	23	2,8	Shanghai	Backenddaten	Hu et al. (2019)
SCS	0,4	05:16	47	1,5	Seoul	Backenddaten	Kim et al. (2017b)

A: nur aktive Nutzer*innen
kursiv: eigene Berechnungen auf Grundlage der in den Quellen angegebenen Informationen

Quelle: Eigene Darstellung

Während die meisten Kund*innen die Fahrzeuge nur selten oder nie nutzen, ist ein geringer Anteil für einen Großteil der Buchungen verantwortlich [vgl. Reiffer et al. (2020a), S.4; Hui et al. (2019), S.3; Reiffer et al. (2019a), S.15; Qian et al. (2017), S.2589; Harz (2016), S.58ff; Seign (2014), S.40; Leclerc et al. (2013), S.60; Morency et al. (2011), S.5; Wilke et al. (2007), S.45]. Bei einer CSO im kanadischen Montreal kann über die Hälfte der Buchungen auf 20% der Nutzer*innen zurückgeführt werden. Die aktivsten zehn Prozent decken über ein Drittel aller Buchungen ab. Morency et al. (2011) unterteilen die CarSharer*innen in Wenig- und Vielnutzer*innen anhand ihrer durchschnittlichen wöchentlichen Buchungsfrequenz. 86 Prozent können der ersten Kategorie zugeordnet werden. Sie nutzen das stationsbasierte System seltener als zweimal pro Monat. Der kleinere Anteil an Vielnutzer*innen verzeichnet hingegen im Mittel 2,2 Buchungen pro Woche [vgl. Morency et al. (2011), S.5f]. Die Analyse der Nutzung dieser beiden Gruppen im Wochenverlauf zeigt, dass Wenignutzer*innen das CarSharing überdurchschnittlich häufig an Samstagen nutzen, während Vielnutzer*innen eine intensivere Nutzung unter der Woche aufweisen [vgl. Morency et al. (2007), S.287].

Eine Kategorisierung der Kund*innen in Wenig- und Vielnutzer*innen wird auch in der Arbeit von Müller et al. (2015) vorgenommen. Vielnutzer*innen sind gemäß der Studie alle Kund*innen, die für 80 Prozent der Buchungen verantwortlich sind. Hierdurch ergibt sich eine Mindestbuchungshäufigkeit von 19 Buchungen pro Jahr in Berlin und 15 Buchungen pro Jahr in München [vgl. Müller et al. (2015), S.79].

Kund*innen ohne private Fahrzeuge im Haushalt nutzen CarSharing-Angebote häufiger als Kund*innen mit Privat-Pkw [vgl. Firnkorn (2012), S.1668; Wu et al. (2019a), S.11]. Als Grund können die geringeren marginalen Kosten der Privat-Pkw-Nutzung angeführt werden [vgl. Le Vine et al. (2014a), S.221; Sorensen et al. (2008), S.339]. Kund*innen, die eigene Fahrzeuge aufgrund des CarSharings abgeschafft haben, nutzen das Angebot zudem häufiger als Kund*innen, die bereits vor der Anmeldung autofrei waren [vgl. Firnkorn & Müller (2012), S.274f].

CarSharing-Angebote sind nicht auf den Privatkund*innenbereich begrenzt, sondern können von gewerblichen Kund*innen genutzt werden. Für Unternehmen können sie im Rahmen eines betrieblichen Mobilitätsmanagements den Vorteil bieten, Dienstfahrzeuge zu substituieren und somit die Kosten der Mitarbeiter*innenmobilität zu reduzieren [vgl. Loose (2010b), S.5f]. Insbesondere in neuen oder – aufgrund einer geringen Bevölkerungsdichte – weniger attraktiven Geschäftsgebieten können Unternehmen und kommunale Verwaltungsstellen als Ausgangspunkte der CarSharing-Angebote dienen [vgl. Kiel & Loose (2016), S.145ff]. Geschäftskund*innen spielen eine zunehmende Rolle, wenngleich ihr Anteil am gesamten Kund*innenstamm häufig noch gering ist [vgl. Loose (2010a), S.23; Haefeli et al. (2006), S.10]. Gewerbliche Kund*innen nutzen die CarSharing-Angebote intensiver als private CarSharer*innen. Eine Untersuchung aus der Schweiz kommt zu dem Ergebnis, dass Geschäftskund*innen gegenüber Privatkund*innen die stationsbasierten Fahrzeuge doppelt so häufig nutzen [vgl. Haefeli et al. (2006), S.10ff]. Schmitt (2019) gibt zudem längere Buchungen bei gewerblichen Ausleihen an.

In bislang wenigen Untersuchungen werden Nutzungsdaten von CSO mit kombiniertem CarSharing-Angebot analysiert [z.B. Schmitt (2019); Reiffer et al. (2019a); Wielinski et al. (2019); Schreier & Keßler (2017)]. Im Rahmen einer kanadischen Studie werden die Backenddaten eines kombinierten CarSharing-Systems in Montreal für einen Zeitraum von über sieben Jahren ausgewertet. Die Analyse der normierten Buchungsanzahl zeigt eine konstant ansteigende Nutzung der frei fließenden Fahrzeuge. Die Nutzung der stationsbasierten Fahrzeuge nimmt jedoch seit der Einführung des free-floating Systems leicht ab [vgl. Wielinski et al. (2019), S.39f].

Namazu & Dowlatabadi (2018) erfragen die Buchungshäufigkeit von Kund*innen eines stationsbasierten sowie eines free-floating Systems in Vancouver (Kanada). Nutzer*innen, die bei beiden Angebotsformen registriert sind, weisen die höchste Buchungsfrequenz auf. 47 Prozent greifen im Mittel mindestens wöchentlich auf die Fahrzeuge zurück, während die Anteile der ausschließlichen free-floating Nutzer*innen bei 31 Prozent sowie der stationsbasierten CarSharer*innen bei 20 Prozent liegen [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.42].

Bisherige Untersuchungen zeigen, dass free-floating Systeme anders genutzt werden als stationsbasierte Angebote. Grundsätzlich zeichnen sich free-floating Systeme durch deutlich kürzere durchschnittliche Buchungsdistancen sowie Nutzungsdauern aus. Als naheliegende Gründe für diese Diskrepanz können die One-Way-Fähigkeit des free-floating CarSharings sowie Unterschiede in der Tarifstruktur angeführt werden. Aufgrund hoher Minutenpreise kann die Nutzung stationsungebundener Fahrzeuge bei längeren Buchungen vergleichsweise kostenintensiv werden.

In Abbildung A2 findet sich ein Streudiagramm mit den mittleren Nutzungsdauern und Buchungsdistanzen aus verschiedenen europäischen und nordamerikanischen Städten bzw. Ländern. Die durchschnittliche Nutzungsdauer der dargestellten free-floating Systeme liegt bei unter einer Stunde, während sich die mittlere stationsbasierte Nutzungsdauer im Bereich zwischen fünf und zehn Stunden bewegt.¹⁴² Ausnahmen hiervon stellen die free-floating Systeme der kombinierten Anbieter stadtmobil Karlsruhe sowie book-n-drive aus Frankfurt am Main dar. Diese weisen zwar kürzere Buchungen auf als die meisten stationsbasierten Angebote, die Durchschnittswerte liegen jedoch deutlich höher als bei Fahrzeugen reiner free-floating Anbieter. Als Erklärungsansatz für die Unterschiede können die an das stationsbasierte CarSharing angepassten Tarife angeführt werden, die eine kostengünstigere Abrechnung auf Stunden- oder Tagesbasis ermöglichen. Das free-floating System des kombinierten CarSharing-Anbieters in Osnabrück weist hingegen vergleichbare Nutzungscharakteristiken mit reinen free-floating Systemen auf. Ein Grund hierfür sind die verschiedenen Tarifzonen, die in Osnabrück eingerichtet wurden. Werden free-floating Fahrzeuge in äußeren Zonen abgestellt, muss ein fixer Zuschlag gezahlt werden. Bei einer Rückführung der Fahrzeuge in innenstadtnahe Zonen wird der entsprechende Betrag gutgeschrieben. Aufgrund dessen existieren einige Rückführungsfahrten, die von kurzer Dauer und Distanz sind und die Durchschnittswerte entsprechend beeinflussen [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.10].

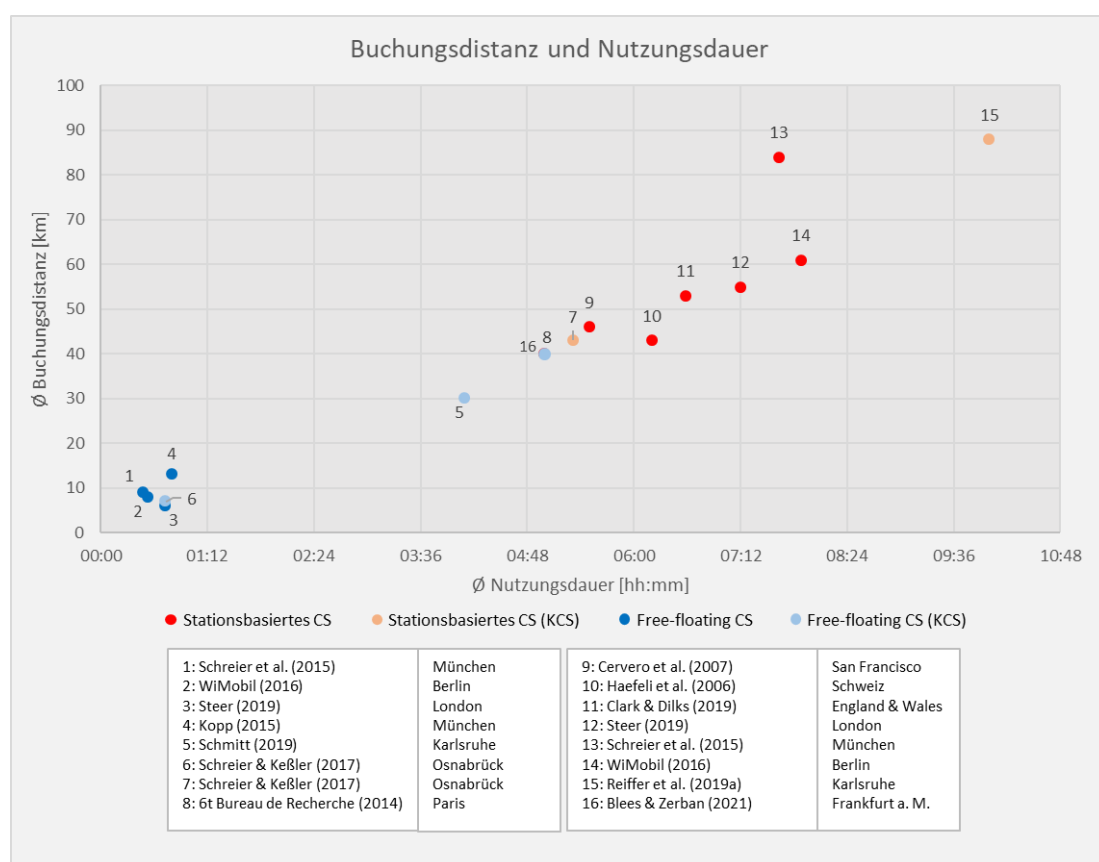


Abbildung A2: Vergleich der CarSharing-Nutzung mit stationsbasierten und free-floating Fahrzeugen
Quelle: Eigene Darstellung

Die Analyse von CarSharing-Buchungsdaten offenbart hohe Standardabweichungen, die auf eine heterogene Nutzung der Fahrzeuge hindeuten [vgl. Habibi et al. (2017), S.773; Kopp (2015), S.37; Morency et al. (2011), S.5]. Auch bei stationsbasierten Systemen werden die Fahrzeuge zum Teil für kurze Buchungen genutzt. Riegler et al. (2016) geben beispielsweise an, dass etwa ein Viertel der stationsbasierten Buchungen eine zurückgelegte Distanz von weniger als zehn Kilometern aufweisen, während dies bei free-floating Ausleihen auf zwei Drittel aller Buchungen zutrifft [vgl. Riegler et al. (2016), S.75; vergleichbare Werte in Bezug auf das free-floating CarSharing:

¹⁴² Die vergleichsweise etwas höhere durchschnittliche Buchungsdistanz mit free-floating Fahrzeugen in München (Nr. 4 im Streudiagramm) kann auf das Geschäftsgebiet des Anbieters DriveNow zurückgeführt werden, das Fahrten zum weiter vom Stadtzentrum entfernten Münchener Flughafen ermöglicht [vgl. WiMobil (2016), S.143].

Belter et al. (2015), S.20; Kopp (2015), S.123f]. Etwa jede sechste Buchung mit stationsbasierten Fahrzeugen dauert länger als einen Tag [vgl. Boonsiripant et al. (2020), S.261; WiMobil (2016), S.140], fast drei Viertel der free-floating Buchungen weniger als eine halbe Stunde [vgl. Kopp (2015), S.37f]. Aufgrund der hohen Standardabweichungen empfiehlt sich zusätzlich zu der Berechnung der arithmetischen Mittel die Betrachtung der Mediane. Sprei et al. (2019) ermitteln free-floating Nutzungsdauern¹⁴³ mittels der Methode des Web Scrapings. Der Median der untersuchten deutschen Städte liegt bei 27 Minuten.

Mittels der Daten aus den Backendsystemen der CSO können ausschließlich Aussagen auf Buchungsebene, nicht jedoch auf Fahrtebene getroffen werden. Für detaillierte Analysen der Fahrprofile werden Wegetagebücher [z.B. Kopp (2015); Cervero et al. (2007)] oder fahrzeugseitig installierte GPS-Module [z.B. Wielinski et al. (2018); Leclerc et al. (2013)] benötigt, die kontinuierlich Datenpunkte aufzeichnen. In München beträgt die durchschnittliche Fahrdistanz mit free-floating Fahrzeugen 8,7 Kilometer. Setzt man diesen Wert mit der Buchungsdistanz von 13 Kilometern ins Verhältnis, ergibt sich eine durchschnittliche Anzahl von 1,5 Fahrten pro Buchung [vgl. Kopp (2015), S.146]. Riegler et al. (2016) geben an, dass drei Viertel der free-floating Buchungen nur aus einer Fahrt bestehen [vgl. Riegler et al. (2016), S.72]. Die mittlere Anzahl an Fahrten pro Buchung ist bei stationsbasierten Angeboten aufgrund der Rückkehrpflicht höher. In San Francisco (USA) bestehen 41 Prozent der stationsbasierten Buchungen nur aus einem Hin- und Rückweg. Bei der Majorität der Buchungen werden folglich mehr als nur eine Aktivität durchgeführt [vgl. Cervero et al. (2007), S.71f]. Mit stationsbasierten CarSharing-Fahrzeugen werden im Durchschnitt mehr Wege entlang einer Wegeketten durchgeführt als mit privaten Pkw [vgl. Leclerc et al. (2013), S.64]. Kundinnen weisen in diesem Zusammenhang ein höheres Aktivitätsniveau auf als Kunden [vgl. Millard-Ball et al. (2005), S.3-13]. Männer nutzen CarSharing-Fahrzeuge hingegen für längere Aktivitäten [vgl. Leclerc et al. (2013), S.63ff].

Während aktiver Buchungen finden häufig Aktivitäten statt. Die Nutzungsdauer entspricht daher im Regelfall nicht der reinen Fahrzeit. Diese macht bei free-floating Buchungen knapp zwei Drittel der Nutzungsdauer aus [vgl. Schreier et al. (2015), S.46; vergleichbare Ergebnisse in: Kopp (2015), S.37f]. Martin (2007) nimmt an, dass die reine Fahrzeit während aktiver Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen bei 16 Prozent liegt. Hierzu verwendet er die Nutzungsdauern und -distanzen aus den Backenddaten eines Anbieters in Montreal und trifft die Annahme, dass die durchschnittliche Fahrgeschwindigkeit der Fahrzeuge bei 40 km/h liegt [vgl. Martin (2007), S.88]. Dieser angenommene Wert ist – zumindest in Bezug auf urbane Räume – als sehr hoch anzusehen. Es kann vermutet werden, dass der tatsächliche Anteil der Fahrzeit an der Nutzungsdauer in den meisten Städten geringer ausfällt. Zu gegenteiligen Ergebnissen kommen Leclerc et al. (2013). Eine von ihnen durchgeführte GPS-gestützte Analyse zeigt, dass sich die Fahrzeuge bei kurzen Buchungen mit einer Dauer von unter zwei Stunden über die Hälfte der Zeit im Fahrmodus befinden. Bei längeren Buchungen zwischen fünf und 15 Stunden beträgt der Anteil der Fahrzeit in etwa 30 Prozent [vgl. Leclerc et al. (2013), S.63ff].

Aufgrund der kürzeren Buchungsdistanzen legen free-floating Kund*innen – trotz der höheren Buchungsfrequenz – jährlich weniger Kilometer in CarSharing-Fahrzeugen zurück als stationsbasierte Kund*innen. Martin & Shaheen (2016) geben Jahresfahrleistungen von free-floating CarSharer*innen im Bereich zwischen 122 und 229 Kilometern an. Dies deckt sich mit Ergebnissen deutscher Untersuchungen [vgl. Martin & Shaheen (2016), S.15; Kopp (2015), S.123f]. Bei Nutzer*innen stationsbasierter Systeme beträgt die CarSharing-Jahresfahrleistung hingegen häufig über 1.000 Kilometer [vgl. Wilke et al. (2007), S.45]. Da die Fahrzeuge in Nordamerika häufiger genutzt werden, werden dort sogar durchschnittliche Jahresfahrleistungen von über 2.000 Kilometern erreicht [vgl. Morency et al. (2011), S.5ff]. Geschäftskund*innen fahren im Jahr etwa 2,5 Mal so viel wie private CarSharer*innen [vgl. Loose (2010a), S.30; Haefeli et al. (2006), S.12].

Die Nutzung von free-floating Fahrzeugen kann Parallelen zu Buchungen stationsbasierter Angebote aufweisen. So wird ein bestimmter Anteil der Buchungen ebenfalls für Rundwege eingesetzt, die Fahrzeuge also zur ursprünglichen Ausleihposition zurückgeführt.¹⁴⁴ Da das Retournieren der Fahrzeuge i.d.R. nicht auf der exakt selben Position des Startvorgangs erfolgt, wird im Kontext der Bestimmung von Rundbuchungen mit Grenzwerten gearbeitet (vgl. Kapitel 4.2). Der Anteil an Rundbuchungen schwankt – je nach betrachteter Studie und gewähltem Grenzwert – zwischen acht und 14 Prozent [vgl. Harz (2016), S.12f: 11% Rundbuchungen; Schmöller et

¹⁴³ Da mittels Web Scraping nur bestimmt werden kann, dass einzelne Fahrzeuge über das Buchungsportal nicht mehr verfügbar sind, beinhalten die angegebenen Buchungsdauern auch die Reservierungsvorlaufzeiten.

¹⁴⁴ Im Rahmen dieser Arbeit wird für entsprechende free-floating Buchungen die Bezeichnung „Rundbuchung“ verwendet.

al. (2015), S.44: 8-11%; Brockmeyer et al. (2014), S.78: 10%; Seign (2014), S.44f: 10-14%]. Aufgrund dessen gehen Becker et al. (2016) davon aus, dass manche Wege des stationsbasierten CarSharings durch free-floating Fahrten substituiert werden könnten [Becker et al. (2016), S.13f]. Zu einem anderen Ergebnis kommt eine Studie aus Berlin, bei der mittels agentenbasierter Simulationen veranschaulicht wird, dass stationsbasierte Fahrzeuge bei Existenz eines free-floating Systems häufiger genutzt werden [vgl. Ciari et al. (2014), S.46]. Eine komplementäre Wirkung bestätigen auch Befragungsergebnisse Londoner CarSharing-Kund*innen [vgl. Wu et al. (2019a), S.10]. Längsschnittdaten aus drei deutschen Städten zeigen zudem, dass zumindest keine negativen Effekte auf das stationsbasierte CarSharing zu erwarten sind [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.104].

Die Analyse des kombinierten CarSharing-Angebots in Karlsruhe zeigt, dass ein wesentlich höherer Anteil an free-floating Buchungen in der Nähe der Startposition endet. Wählt man einen Grenzwert von 100 Metern, dann beträgt der Anteil 24 Prozent, bei einem Grenzwert von 500 Metern sogar knapp 70 Prozent [vgl. Schmitt (2019), S.42]. Die meisten Buchungen mit stationsungebundenen Fahrzeugen können folglich als Rundbuchungen klassifiziert werden.

Wielinski et al. (2019) nutzen sowohl Backend- als auch GPS-Fahrzeugdaten zur Untersuchung von Wegeketten, die aus mehreren Buchungen existieren. Zusätzlich zu Fahrten mit demselben Fahrzeug werden auch Wegeketten identifiziert, zu deren Realisierung unterschiedliche Fahrzeuge genutzt wurden. In Abgrenzung zu Rundbuchungen werden Rundwege, die aus zwei Buchungen bestehen, als symmetrische Fahrten bezeichnet. Je nachdem, welcher räumliche Grenzwert angesetzt wird, betragen die Anteile von symmetrischen Fahrten zwischen drei und neun Prozent bei Wenignutzer*innen und zwischen zehn und 30 Prozent bei Vielnutzer*innen [vgl. Wielinski et al. (2019), S.42f]. Es kann angenommen werden, dass die letztgenannte Gruppe aufgrund ihres größeren Erfahrungsschatzes mit CarSharing die Fahrzeugverfügbarkeit besser einschätzen kann und daher – selbst auf Rundwegen – die aktiven Buchungen zwischenzeitlich beendet.

Unterschiede zwischen stationsbasierten und free-floating Buchungen zeigen sich auch hinsichtlich der Reservierungsvorlaufzeit. Diese ist bei den meisten free-floating Systemen auf wenige Minuten begrenzt. In Karlsruhe können die free-floating Fahrzeuge beispielsweise maximal 30 Minuten im Voraus reserviert werden. 80 Prozent der Buchungen werden innerhalb von 15 Minuten gestartet, etwas mehr als die Hälfte sogar innerhalb von fünf Minuten nach der Reservierung [vgl. Schmitt (2019), S.40]. Stationsbasierte Angebote ermöglichen Reservierungen mit langen Vorlaufzeiten. In Mannheim werden fast zwei Drittel der Buchungen mindestens einen Tag im Voraus reserviert, davon acht Prozent sogar mehr als eine Woche vor dem Fahrtantritt. Bei einem Fünftel der Buchungen beträgt die zeitliche Differenz weniger als eine Stunde [vgl. Huwer (2003), S.133; vgl. auch Becker et al. (2015), S.11 für einen vergleichbaren Anteil an Buchungen mit einer Vorlaufzeit von mindestens einem Tag].

Niels & Bogenberger (2017) nutzen sowohl Buchungsdaten als auch Informationen aus der Smartphone-Applikation eines free-floating Anbieters, um das Buchungsverhalten der Kund*innen zu analysieren. Etwas mehr als drei Viertel aller Buchungen werden über die Smartphone-App getätigt, 21 Prozent direkt am Fahrzeug durch Vorhalten der Kund*innenkarte und nur ein Prozent über die Webseite der CSO. Die Autoren geben an, dass nur bei 13 Prozent der App-Aufrufe ein Fahrzeug reserviert wird. Bei drei Viertel der Reservierungen werden die Fahrzeuge später tatsächlich genutzt [vgl. Niels & Bogenberger (2017), S.126].

Im Folgenden soll der Fokus auf die CarSharing-Fahrzeuge gelegt werden. Im Durchschnitt werden stationsbasierte Fahrzeuge seltener gebucht als free-floating Fahrzeuge, bei einigen CSO sogar seltener als einmal am Tag [z.B. Bi et al. (2020), S.3; Reiffer et al. (2019a), S.11; Schreier et al. (2015), S.46; Baptista et al. (2014), S.33]. In anderen Städten liegt die Buchungsfrequenz pro Fahrzeug und Tag knapp über eins [z.B. Kim et al. (2017b), S.93; Schreier et al. (2018), S.42; Braun et al. (2013), S.9; Cervero & Tsai (2004), S.117]. Habibi et al. (2017) nutzen die Methode des Web Scrapings zur Bestimmung der Buchungshäufigkeiten von mehreren free-floating Systemen in Europa und Nordamerika. In 17 von 22 untersuchten Städten werden die Fahrzeuge häufiger als 3 Mal pro Tag gebucht. Mit 9,6 Buchungen wird der höchste Wert in Madrid erzielt [vgl. Habibi et al. (2017), S.774; ähnliche Ergebnisse in: Sprei et al. (2019), S.131; Boldrini et al. (2019), S.7]. Zu bedenken ist hierbei allerdings, dass betriebliche Service-Fahrten aufgrund der Erhebungsform nicht exkludiert sind und die tatsächliche Buchungsfrequenz pro Tag und Fahrzeuge vermutlich etwas niedriger liegt. Schreier et al. (2015) berichten beispielsweise für München, dass car2go-Fahrzeuge jeden Tag 2,04 Mal gebucht werden und die in der Stadt noch stärker verbreiteten DriveNow-Fahrzeuge 4,94 Mal [vgl. Schreier et al. (2015), S.46]. Sowohl in europäischen als auch nordamerikanischen Städten nimmt die Anzahl an Buchungen pro Fahrzeug und Tag zu [vgl. Kortum et al. (2016), S.335f].

Die Fahrleistung von CarSharing-Fahrzeugen liegt bei vielen CSO deutlich über dem Durchschnittswert aller deutschen Pkw. Beiter et al. (2015) geben einen Wert von 18.500 Kilometern pro Fahrzeug in Berlin an und sogar von 26.500 Kilometern in München. Im Vergleich hierzu liegt der bundesdeutsche Mittelwert bei 14.700 Kilometern [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.4], in Bezug auf Metropolen sogar unter 10.000 Kilometern [vgl. Infas (2018), S.21]. Eine Befragung mehrerer europäischer CSO zeigt, dass die Jahresfahrleistung von CarSharing-Fahrzeugen über 23.000 Kilometern beträgt und die Fahrzeuge daher intensiver genutzt werden als private Pkw [vgl. Loose (2010a), S.28f]. Die überdurchschnittliche Fahrleistung wird auch in anderen Studien bestätigt [z.B. Braun et al. (2013), S.9; Morency et al. (2008), S.109; Morency et al. (2007), S.286; Martin (2007), S.84; Cervero & Tsai (2004), S.117].

Berücksichtigt man statt der Buchungsdistanz die Nutzungsdauer, können Aussagen über die Auslastung der Fahrzeuge getroffen werden. Hierzu wird die durchschnittliche Nutzungsdauer pro Fahrzeug und Tag durch die maximal mögliche Nutzungsdauer (=24 h) dividiert [vgl. Habibi et al. (2017), S.773]. Die Auslastungsgrade in den Städten unterscheiden sich zum Teil stark voneinander [vgl. z.B. Sprei et al. (2019), S.131; Habibi et al. (2017), S.774]. Aufgrund der deutlich längeren Nutzungsdauern sind die Auslastungsgrade von stationsbasierten Fahrzeugen trotz der niedrigeren Buchungsfrequenzen i.d.R. höher als bei Fahrzeugen aus free-floating Systemen [vgl. Schreier et al. (2015), S.46]. Im kanadischen Montreal wird beispielsweise ein Auslastungsgrad von knapp 50 Prozent erzielt, in Karlsruhe von etwa 31 Prozent [vgl. Reiffer et al. (2019a), S.11; Martin (2007), S.54]. Sprei et al. (2019) ermitteln die Auslastungsgrade von mehreren free-floating Systemen mittels Web Scraping. In zehn von zwölf Städten liegen diese unter zehn Prozent. Den mit 17 Prozent höchsten Wert erzielt das E-CarSharing-System in Madrid, das eine vergleichsweise hohe Buchungsfrequenz von über neun Buchungen pro Fahrzeug und Tag aufweist [vgl. Sprei et al. (2019), S.131]. Habibi et al. (2017) nutzen dieselbe Methode und kommen auf geringfügig höhere Auslastungsgrade, die aber trotzdem deutlich unter den Werten der meisten stationsbasierten Angebote liegen. Die aufgeführten Studien berechnen den Auslastungsgrad auf Basis der Nutzungsdauer. Aus diesem Kennwert lässt sich daher nicht folgern, wie hoch die Standzeiten der Fahrzeuge sind.

Für den wirtschaftlichen Erfolg einer CSO sollte eine hohe Auslastung der Fahrzeuge angestrebt werden. Eine hohe Auslastung der Fahrzeuge impliziert allerdings eine geringere Verfügbarkeit für die übrige Kundschaft [vgl. Martin (2007), S.ix]. Die CSO steht daher vor der Herausforderung, diese wirtschaftlichen und angebotsqualitativen Aspekte auszubalancieren [vgl. Jochem et al. (2020), S.375]. Grundsätzlich ist es empfehlenswert, die Fahrzeugflotte in Anbetracht des Kund*innenwachstums und zur Erreichung einer Kund*innenbindung regelmäßig zu vergrößern [De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.5]. Dies zeigt auch der Fall des ehemals weltweit größten stationsbasierten One-Way-Anbieters Autolib' aus Paris, der im Jahr 2018 Insolvenz anmelden musste und den Betrieb einstellte. Das Unternehmen konnte zwischen 2014 und 2017 zum Teil starke Kund*innenzuwächse erzielen, wodurch sich das Verhältnis von Kund*innen pro Fahrzeug vergrößerte. Mit dieser Zunahme ging allerdings eine sich reduzierende durchschnittliche Nutzung pro Kund*in einher. Die Autor*innen einer Studie über das Pariser CarSharing-System vermuten, dass eine geringere Fahrzeugverfügbarkeit dazu geführt haben könnte, dass sich die Nutzer*innen langfristig von dem System abwendeten [vgl. Lagadic et al. (2019), S.70]. Auch in anderen Studien wird der hohe Stellenwert der Fahrzeugverfügbarkeit auf die Wahl bzw. Nutzung des CarSharing-Systems betont [z.B. Kim et al. (2017a), S.30; Kim et al. (2017c), S.197].

In Bezug auf free-floating Systeme sollte zudem eine gleichmäßige Verteilung der Fahrzeuge innerhalb des Bedienebietes angestrebt werden, um eine hohe räumliche Abdeckung zu erzielen [Niels & Bogenberger (2017), S.128]. Seign (2014) nutzt in diesem Zusammenhang Simulationsmodelle, um die Zusammenhänge zwischen der Angebotsdichte, der Fahrzeugauslastung und der räumlichen Abdeckung aufzuzeigen.

Hinsichtlich des Verhältnisses von Kund*innen pro Fahrzeug zeigen sich starke Unterschiede zwischen CarSharing-Anbietern. Loose (2010a) gibt für europäische Organisationen mit stationsbasiertem Angebot Verhältnisse von 20 bis 64 Kund*innen pro Fahrzeug an [vgl. Loose (2010a), S.77]. Da der Kund*innenbestand im letzten Jahrzehnt stärker gestiegen ist als der Flottenbestand, teilen sich im Jahr 2021 mehr Kund*innen ein CarSharing-Fahrzeug. In Deutschland ergibt sich ein Verhältnis von 60 zu 1 in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing und sogar von 151 zu 1 bei free-floating Systemen¹⁴⁵ [vgl. Bundesverband CarSharing (2021a), S.1]. In Städten mit

¹⁴⁵ Zum Jahresanfang 2021 sind in Deutschland 724.100 Kund*innen bei stationsbasierten Angeboten angemeldet und 2.150.300 Kund*innen bei free-floating Angeboten. Die stationsbasierte Flotte besteht aus 12.020 Fahrzeugen und die free-floating Flotte aus 14.200 Fahrzeugen [vgl. Bundesverband CarSharing (2021a), S.1].

einer kürzeren CarSharing-Historie sind die Werte für gewöhnlich niedriger, da häufig erst ein Kund*innenstamm aufgebaut werden muss [vgl. Shaheen & Cohen (2008), S.84].

Bei stationsbasierten Systemen haben Kund*innen i.d.R. verschiedene Fahrzeugmodelle zur Auswahl. In-Vehicle Befragungen von amerikanischen CarSharer*innen zeigen, dass die Hälfte der befragten Personen hinsichtlich des Fahrzeugtyps indifferent ist. Soziodemographische sowie –ökonomische Faktoren haben keinen Einfluss auf die Wahl der Fahrzeugklasse [vgl. Cervero et al. (2007), S.73; Cervero et al. (2006), S.14]. Costain et al. (2012) verwenden ein multinomiales Logit Modell zur Bestimmung der Einflussgrößen auf die Fahrzeugwahl. So haben u.a. die Dauer der CarSharing-Mitgliedschaft, die Entfernung der Fahrzeuge sowie die Dauer der Buchung einen Einfluss auf die Wahl einzelner Fahrzeugmodelle. Die Nutzungsdauer weist bspw. einen positiven Effekt auf die Entscheidung für größere Fahrzeugmodelle auf [vgl. Costain et al. (2012), S.11ff; zudem: Reiffer et al. (2019a), S.10]. Dies legt den Schluss nahe, dass diese Fahrzeuge häufiger für Ausflüge oder Urlaubsfahrten mit mehreren Personen genutzt werden. Die Existenz von luxuriösen, evtl. mit Emotionen besetzten Fahrzeugmodellen kann zudem die Wahrscheinlichkeit der Anmeldung bei einer CSO erhöhen [vgl. Jutschen et al. (2019), S.1184].

Die Nutzungsgründe von CarSharing-Fahrzeugen sind vielfältig. Aufgrund der Systemcharakteristika eignen sich die CarSharing-Formen für verschiedenartige Aktivitäten unterschiedlich gut. Grundsätzlich bietet das CarSharing den Kund*innen den Vorteil, ein Automobil im Bedarfsfall nutzen zu können, ohne dieses besitzen zu müssen. Für Nutzer*innen aus autofreien Haushalten bzw. Personen, die nur zeitweise auf private Automobile zurückgreifen können, sind die Fahrzeuge daher insbesondere für Wege geeignet, die sich mit anderen Verkehrsmitteln nicht oder erschwert durchführen lassen. Hierbei kann es sich um Wege handeln, die aufgrund ihrer Länge nicht mit dem Fahrrad oder zu Fuß realisierbar sind oder um Relationen, auf denen eine geringe Angebotsqualität mit öffentlichen Verkehrsmitteln existiert. Lempert et al. (2019) führen zudem an, dass free-floating Fahrzeuge häufig aus Bequemlichkeits- oder Sicherheitsgründen genutzt werden.

CarSharing-Fahrzeuge ermöglichen einen einfacheren Transport von schweren und/oder großen Gegenstände [vgl. Riegler et al. (2016), S.3; Becker et al. (2015), S.10; Kopp (2015), S.33; De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.9; Lichtenberg & Hanel (2007), S.40; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.103; Millard-Ball et al. (2005), S.3-12; Harms (2003), S.235; Huwer (2003), S.134]. Im Kontext von Einkaufsaktivitäten kann als weiterer Vorteil angeführt werden, dass durch CarSharing-Fahrzeuge größere Einkäufe des täglichen Bedarfs ermöglicht werden, wodurch sich die Gesamtzahl an Wegen dieser Aktivitätskategorie reduziert [vgl. Le Vine et al. (2014b), S.64f].

Das stationsbasierte CarSharing eignet sich besonders für Wege oder Wegeketten, bei denen Nutzer*innen nach der Aktivität zum Ursprungsort zurückkehren. Aufgrund der Rückkehrpflicht zur Ausleihstation entstehen den Nutzer*innen für die Standzeiten der Fahrzeuge während der Aktivitätsausführung Kosten. Der finanzielle Aufwand für die Nutzung der Fahrzeuge kann daher in Abhängigkeit der Aktivitätsdauer hoch ausfallen. Das free-floating CarSharing erweitert das Spektrum möglicher Anwendungsfälle, da sich mit dieser Form One-Way-Fahrten durchführen lassen.

Während die Wegezwecke der CarSharing-Fahrten in einigen Studien bei den Studienteilnehmer*innen erfragt werden, gibt es hingegen verhältnismäßig wenige Untersuchungen die diese mittels Wegetagebüchern erheben [z.B. Nobis & Kuhnimhof (2018); Becker et al. (2016); Kopp (2015); Concas et al. (2013a); Cervero et al. (2007)].

Die im Rahmen der MiD erfassten Wege mit CarSharing-Fahrzeugen zeigen, dass diese selten auf Arbeits- und Freizeitwegen eingesetzt werden, häufig hingegen für Einkaufsaktivitäten [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.89]. Andere Studien bestätigen den Einfluss von Einkaufswegen, betonen aber auch die Bedeutung von Freizeitwegen [z.B. Bles & Zerban (2021), S.389; Clark & Dilks (2019), S.21; Infas (2016b), S.21; Schreier et al. (2015), S.44; Cervero et al. (2007), S.72; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.102; Petersen (1995), S.162].

Die Nutzung des CarSharings auf Arbeitswegen sollte differenziert betrachtet werden. Aufgrund der Rückkehrpflicht sind stationsbasierte Fahrzeuge, falls sie nicht während der Arbeitszeit für dienstliche Zwecke eingesetzt werden, für alltägliche Arbeitswege weniger geeignet bzw. mit hohen Kosten verbunden [vgl. Wielinski et al. (2018), S.623; Ciari et al. (2014), S.40]. Dieser Nachteil entfällt bei der Nutzung von free-floating Fahrzeugen, falls sich die Arbeitsstätte innerhalb des Bedingebietes befindet. In einer Studie vom Bundesverband CarSharing wurden den Proband*innen verschiedene Wegezwecke präsentiert, für welche sie das für gewöhnlich zum Einsatz kommende Verkehrsmittel nennen sollten. Free-floating Nutzer*innen geben im Vergleich zu Kund*innen des stationsbasierten CarSharings häufiger an, die Fahrzeuge im Rahmen von Arbeits- oder Ausbildungswegen einzusetzen, obgleich der Anteil der Nennungen mit 5,3 Prozent auch bei dieser Nutzer*innengruppe gering ist

[Bergstad et al. (2018), S.119]. Le Vine et al. (2014a) betonen ebenfalls den höheren Stellenwert des free-floating CarSharings bei Wegen zur Arbeit. Anzumerken ist an dieser Stelle, dass die Wegezwecke der Studienteilnehmer*innen erfragt und nicht mittels Wegetagebüchern erhoben wurden.¹⁴⁶ Wielinski et al. (2019) sehen einen potenziellen Zusammenhang zwischen der Nutzung des CarSharings auf Arbeitswegen und der generellen Buchungshäufigkeit. Gestützt wird dies auf den Umstand, dass Vielnutzer*innen einen höheren Anteil an symmetrischen Fahrten verzeichnen, bei denen die zweite Buchung etwa acht Stunden nach dem Ende des ersten Entleihvorgangs stattfindet [vgl. Wielinski et al. (2019), S.43].

Auch bei anderen Wegezwecken zeigen sich Unterschiede zwischen den CarSharing-Formen. Während über 40 Prozent der Kund*innen stationsbasierter und kombinierter Systeme angeben, dass es sich beim CarSharing um ihr primär eingesetztes Verkehrsmittel für Großeinkäufe handelt, liegt der Anteil von free-floating Nutzer*innen bei unter 15 Prozent [Bergstad et al. (2018), S.119; ähnliche Ergebnisse in: Infas (2016b), S.22; Riegler et al. (2016), S.78; WiMobil (2016), S.158; Becker et al. (2015), S.10f; Schreier et al. (2015), S.44]. Kund*innen, die private Fahrzeuge abgeschafft oder eine Neuanschaffung verworfen haben, nutzen das CarSharing zudem häufiger für Einkaufsfahrten als Kund*innen, deren Pkw-Bestand sich nicht verändert hat [vgl. Le Vine & Polak (2017), S.7].

Eine detailliertere Analyse der Freizeitwege zeigt klare Unterschiede zwischen den beiden CarSharing-Formen. Stationsbasierte Fahrzeuge werden am häufigsten für Wochenendfahrten eingesetzt, gefolgt von den Zwecken „Freunde besuchen“ und „Sport, Erholung“. Die drei am häufigsten aufgeführten Gründe für die Nutzung von free-floating Fahrzeugen im Kontext von Freizeitwegen sind: „Freunde besuchen“, „Kneipe, Disco“ sowie „Restaurant“. Wochenendfahrten nehmen nur einen sehr geringen Anteil ein [vgl. WiMobil (2016), S.157]. Free-floating Fahrzeuge werden folglich häufiger für Aktivitäten eingesetzt, die i.d.R. abends oder nachts stattfinden. Dies drückt sich auch in der höheren Nutzung dieses Systems zu späteren Tageszeiten aus.

Um die Wegezwecke in einen zeitlichen Bezug zu bringen, setzt die WiMobil-Studie zusätzlich zu einer Online-Befragung auf On-Car-Befragungen der Kund*innen, die über die Displays der Fahrzeuge realisiert werden. Somit können den einzelnen Fahrten Wegezwecke zugeordnet werden, die über einen Zeitstempel verfügen. Die On-Car-Befragungen wurden aufgrund technischer Restriktionen ausschließlich in den free-floating Fahrzeugen von DriveNow durchgeführt. Nachfolgend sind die Hauptwegezwecke der free-floating Fahrten in Bezug auf unterschiedliche Tageszeiten dargestellt [vgl. WiMobil (2016), S.160]:

- 5 Uhr – 11 Uhr: Arbeit / dienstliche Erledigung
- 11 Uhr – 17 Uhr: Einkauf / Erledigung
- 17 Uhr – 5 Uhr: Nach Hause

Während Arbeits- bzw. Dienstwege im Zeitfenster zwischen 5 Uhr und 9 Uhr mit einem Anteil von 70 Prozent dominieren, nimmt die Bedeutung dieses Wegezwecks im Tagesverlauf stark ab. Im Gegensatz dazu weist der Wegezweck Einkauf/Erledigung im genannten Zeitfenster den niedrigsten Anteilswert auf, nimmt danach aber kontinuierlich zu. Freizeitwege sind – ausgenommen des morgendlichen Zeitfensters – relativ gleichmäßig verteilt und nehmen entlang des Tagesverlaufs Anteile zwischen 20 und 30 Prozent an [vgl. WiMobil (2016), S.160].

In einer GPS-gestützten Untersuchung von free-floating Kund*innen in München und Berlin wurden die Wegezwecke von 173 CarSharing-Fahrten erfasst. Knapp ein Drittel der Fahrten werden für Wege nach Hause genutzt, gefolgt von Freizeitwegen mit 21 Prozent und Arbeits- sowie Einkaufswegen mit je etwa 15 Prozent.¹⁴⁷ Berechnet man hingegen den Modal Split nach Wegezwecken, indem man die Häufigkeiten der Wegezwecke in der Erhebungswoche mit einbezieht, dann liegen niedrigere Anteile vor. So werden beispielsweise nur auf sechs Prozent aller Einkaufswege der Proband*innen free-floating Fahrzeuge eingesetzt. Der Anteil in Bezug auf den Wegezweck Arbeit liegt bei fünf Prozent, beim Wegezweck Freizeit bei sieben Prozent. Der höchste Wert wird bei dienstlichen Erledigungen erreicht, bei denen jeder zehnte Weg mit free-floating CarSharing-Fahrzeugen absolviert wird [vgl. Kopp (2015), S.157].

In einer schweizerischen Studie wurde das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen eines free-floating Anbieters zu zwei verschiedenen Zeitpunkten GPS-gestützt erfasst. Während der ersten Erhebungsphase wurde

¹⁴⁶ Eine kritische Würdigung der methodischen Vorgehensweise erfolgt in Kapitel 3.2.3.

¹⁴⁷ Eigene Berechnung auf Basis der Angaben in den Tabellen 3-1, 5-3, 5-8 sowie der Wegehäufigkeiten der free-floating Nutzer*innen [vgl. Kopp (2015), S.61, S.131, S.135, S.156]; Rundungsfehler möglich.

die Mobilität kurz nach Start der CSO aufgezeichnet. Die zweite Erhebung fand ein Jahr später statt. Die Analyse der CarSharing-Fahrten zeigt, dass diese zu 25 Prozent außerhalb des Bediengebietes enden und daher mindestens eine weitere Fahrt zur Rückführung der Fahrzeuge erfordern. Grundsätzlich bestätigt die Studie, dass die meisten free-floating Fahrten zu Hause enden. Um einen besseren Eindruck zu bekommen, wofür CarSharing-Fahrzeuge eingesetzt werden, wurde im Rahmen der Untersuchung zudem ein qualitativer Ansatz gewählt, welcher aus einem Vergleich von Aktivitätsketten mit CarSharing-Etappen sowie gleichartiger Aktivitätsketten ohne CarSharing bestand. Trotz der geringen Datenbasis¹⁴⁸ konnten zwei typische Nutzungsfälle identifiziert werden. Während Tagesrandzeiten mit schlechter Angebotsqualität des öffentlichen Nahverkehrs übernehmen free-floating Fahrzeuge die Zubringerfunktion zu (bzw. Abbringerfunktion von) Bahnstationen. Der andere Anwendungsfall bezieht sich auf Kund*innen, die für das Pendeln zur Arbeit hauptsächlich auf das Fahrrad zurückgreifen und hin und wieder nach der Arbeit Einkäufe tätigen. Während an solchen Tagen in der Vergangenheit primär das eigene Auto eingesetzt wurde, nutzen die Kund*innen ein Jahr nach der Mitgliedschaft für den Hinweg zur Arbeit öffentliche Verkehrssysteme und für die im Anschluss getätigten Einkaufsfahrten free-floating Fahrzeuge [vgl. Becker et al. (2018), S.14f].

Die Fahrtzwecke weisen einen Zusammenhang mit den zurückgelegten Buchungsdistancen auf. Stationsbasierte Fahrzeuge werden auf kurzen Strecken hauptsächlich für Einkaufsfahrten genutzt, während im Rahmen von Freizeitwegen – z.B. Ausflugs- oder Urlaubsfahrten – längere Distanzen absolviert werden [Riegler et al. (2016), S.77]. Auch die Analyse der Nutzungsdauern zeigt, dass Freizeitwege am längsten dauern, während Einkaufswege den geringsten Wert annehmen [vgl. Cervero et al. (2007), S.72]. Cervero et al. (2007) zeigen zudem, dass die Wegezwecke stationsbasierter CarSharing-Fahrten im Zeitverlauf relativ konstant bleiben und nur marginale Unterschiede feststellbar sind. Hierzu führen sie mit einem zeitlichen Abstand von zweieinhalb Jahren Befragungen in den Fahrzeugen durch.

A.1.3 Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung

In diesem Kapitel sollen die Determinanten der CarSharing-Nutzung dargestellt werden. Hierzu wird zunächst bestimmt, welchen Einfluss das Geschlecht, das Alter, die Bildung, das Einkommen sowie die Haushaltsstruktur der CarSharing-Kund*innen auf die Nutzung der Fahrzeuge aufweisen. Anschließend werden räumliche, zeitliche sowie Wettereinflüsse betrachtet. Darüber hinaus werden Studien herangezogen, denen ein psychometrischer Ansatz zu Grunde liegt.

Zur Ermittlung der soziodemographischen und –ökonomischen sowie räumlichen Einflussgrößen können verschiedene Datenquellen herangezogen werden. Einige Studie verwenden von der CSO bereitgestellte Kund*innendaten [z.B. Bi et al. (2020); Boonsiripant et al. (2020); Reiffer et al. (2020a); Reiffer et al. (2019a); Schmitt (2019); Harz (2016); Kopp (2015); Habib et al. (2012); Martin (2007)]. In anderen Studien wird die Nutzungshäufigkeit der Kund*innen erfragt und mit den entsprechenden Einflussgrößen in Verbindung gesetzt [z.B. Becker et al. (2015); Baptista et al. (2014); Firnkorn & Müller (2012); Burkhardt & Millard-Ball (2006)]. Die Validität dieses Ansatzes kann kritisch beurteilt werden. Eine weitere Methode, die in zahlreichen Studien Anwendung findet, sind GIS-basierte Analysen [z.B. Boldrini et al. (2019); Müller et al. (2017); Becker et al. (2017b); Bogenberger et al. (2016); WiMobil (2016); Wagner et al. (2015); Schmöller et al. (2015); Müller et al. (2015); Müller & Bogenberger (2015a); Müller & Bogenberger (2015b); Schmöller & Bogenberger (2014); Coll et al. (2014); Braun et al. (2013); Costain et al. (2012); Kortum & Machemehl (2012); Habib et al. (2012); Thériault et al. (2011); Stillwater et al. (2008); Celsor & Millard-Ball (2006); Millard-Ball et al. (2005)]. Hierbei werden die CarSharing-Buchungen auf räumlicher Ebene aggregiert und mit Zensus-Daten verknüpft. In einigen Arbeiten wird dieser Ansatz verwendet, um Stadtgebiete zu identifizieren, die sich aufgrund ihrer soziodemographischen und räumlichen Struktur für CarSharing eignen. Eine Charakterisierung von CarSharing-Kund*innen ist auf diese Weise jedoch nicht möglich. Zur Bestimmung von Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung werden i.d.R. Regressionsmodelle verwendet.

A.1.3.1 Soziodemographische und –ökonomische Faktoren

CarSharing-Kund*innen – insb. von free-floating Systemen – ähneln sich hinsichtlich verschiedener Merkmalsausprägungen und können daher als relativ homogene Personengruppe beschrieben werden. Mehrere Arbeiten

¹⁴⁸ Es wurden nur 17 vergleichbare Aktivitätsketten identifiziert [vgl. Becker et al. (2018), S.14].

merken an, dass die Einflussfaktoren auf die CarSharing-Mitgliedschaft nichts über die konkrete Inanspruchnahme der Systeme aussagen [vgl. z.B. Becker et al. (2015), S.15]. Im Folgenden sollen daher Untersuchungen betrachtet werden, welche die Einflussgrößen der tatsächlichen Nutzung bestimmen.

Mehrere Studien kommen zu dem Ergebnis, dass Männer Fahrzeuge beider CarSharing-Formen regelmäßiger nutzen als Frauen [vgl. Boonsiripant et al. (2020), S.262; Kawgan-Kagan (2015), S.7; Morency et al. (2012), S.34; Habib et al. (2012), S.251]. Zudem werden free-floating Angebote in Gebieten mit hohem Männeranteil stärker nachgefragt [vgl. Kortum & Machemehl (2012), S.53]. Gemäß der MiD existieren in Deutschland hinsichtlich der CarSharing-Nutzung nur geringe Geschlechterunterschiede. Kundinnen geben zwar häufiger an, die Angebote täglich bzw. fast täglich zu nutzen, auf der anderen Seite nutzen aber verhältnismäßig mehr Frauen als Männer die Fahrzeuge selten oder nie [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.85]. Die Studie des Beratungsunternehmens Kearney untersucht die Einflussfaktoren der CarSharing-Nutzung in drei Ländern. Während in Großbritannien 74 Prozent der Vielnutzer*innen Männer sind, sind die Geschlechter-Anteile in den USA und Deutschland ausgeglichen [vgl. A.T. Kearney (2019), S.5]. In der Schweiz ergibt sich ein signifikanter Geschlechterunterschied nur in Bezug auf das free-floating CarSharing. Männer nutzen die stationsungebundenen Systeme häufiger als Frauen [vgl. Becker et al. (2015), S.16]. Auch bei Kang et al. (2016) zeigt das analysierte stationsbasierte Angebot keine signifikanten geschlechterspezifischen Nutzungsunterschiede.

Bei free-floating Systemen sind hauptsächlich jüngere sowie Personen mittleren Alters angemeldet. Stationsbasierte Systeme weisen hingegen eine heterogenere Altersstruktur auf. Hinsichtlich des Zusammenhangs zwischen der Buchungshäufigkeit und dem Alter der Kund*innen zeigt sich – insb. in Bezug auf jüngere und mittlere Alterskohorten – kein einheitliches Bild. Dies kann zum Teil darauf zurückgeführt werden, dass in den Studien unterschiedliche Alterskategorien verwendet werden. Während Kopp (2015) die höchste free-floating Nutzung in der Altersklasse der 30- bis 39-Jährigen verortet, sind dies bei Morency et al. (2012) stationsbasierte Nutzer*innen im Altersbereich zwischen 35 und 44 Jahren [vgl. Kopp (2015), S.208; Morency et al. (2012), S.34]. Habib et al. (2012) geben hingegen 40- bis 49-Jährige als intensivste Nutzer*innengruppe an. Die geringste stationsbasierte Nutzung verzeichnen Personen unter 30 Jahren [vgl. Habib et al. (2012), S.251]. Auch Cervero et al. (2007) berichten von einem positiven Zusammenhang zwischen höherem Alter und der CarSharing-Nutzung [vgl. Cervero et al. (2007), S.78]. Zu konträren Ergebnissen kommt Morency et al. (2011), die einen negativen Zusammenhang ausmachen [vgl. Morency et al. (2011), S.5]. Dias et al. (2017) geben an, dass jüngere CarSharer*innen stationsbasierte Fahrzeuge häufiger buchen als ältere. Zwischen der mittleren und der jüngsten Alterskohorte existiert hingegen kein signifikanter Unterschied [vgl. Dias et al. (2017), S.1316]. Auch die MiD gibt nur marginale Unterschiede in der CarSharing-Nutzung zwischen den Altersgruppen an [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.85].

Becker et al. (2015) untersuchen mittels eines Ordered Probit Modells die Einflussgrößen der Nutzungshäufigkeit von free-floating sowie stationsbasierten Kund*innen in der Schweiz. Da die Häufigkeit der Nutzung erfragt und nicht aus tatsächlichen Buchungsdaten generiert wurde, liegt der abhängigen Variable eine ordinale Skalierung zugrunde. Das Modell offenbart zum Teil unterschiedliche Determinanten der CarSharing-Nutzung zwischen den beiden Angebotsformen. Während das Alter und Geschlecht bei stationsbasierten Kund*innen keinen Einfluss auf die Nutzungsfrequenz besitzen, ergeben sich in Bezug auf free-floating Kund*innen signifikante Zusammenhänge. Demnach nutzen männliche sowie jüngere Personen das Angebot häufiger [vgl. Becker et al. (2015), S.16].

In einer Untersuchung, die nicht auf Kund*innendaten zurückgreift, sondern Zensus-Daten heranzieht und diese mit free-floating Nutzungsdaten zweier Städte in Zusammenhang setzt, zeigen sich – in Abhängigkeit der analysierten Stadt – leicht unterschiedliche Ergebnisse. Während in München Zellen¹⁴⁹ mit einem hohen Anteil an 30- bis 39-Jährigen einen positiven signifikanten Zusammenhang mit der zellenbezogenen Buchungsfrequenz aufweisen, sind dies in Berlin vor allem Zellen mit einem hohen Anteil an 40- bis 49-Jährigen [vgl. Schmöllner et al. (2015), S.46f]. Der gewählte Ansatz ist zwar geeignet, um raumstrukturelle Determinanten der Buchungshäufigkeit zu bestimmen und neue Geschäftsbereiche zu identifizieren, bleibt aber hinsichtlich der Analyse der soziodemographischen Charakteristika von CarSharing-Kund*innen eingeschränkt. Mehrere andere Studien wählen vergleichbare Vorgehensweisen. In der texanischen Stadt Austin werden free-floating Fahrzeuge häufiger in Gebieten mit hohem Anteil an 20- bis 39-Jährigen ausgeliehen [vgl. Kortum & Machemehl (2012), S.53]. In Tübingen

¹⁴⁹ In der Studie wurden Zellen mit einer durchschnittlichen Größe von 75m² gebildet und mit sozio-demographischen Informationen des Infas Instituts für angewandte Sozialwissenschaft GmbH angereichert [Schmöllner et al. (2019), S.40].

besteht ein positiver Zusammenhang zwischen der Buchungshäufigkeit von stationsbasierten Fahrzeugen und dem Anteil an 30- bis 44-Jährigen [vgl. Braun et al. (2013), S.15f]. Boldrini et al. (2019) ermitteln die zellenbezogenen Ausleihhäufigkeiten in zehn europäischen Städten mit der Methode des Web Scrapings. Es zeigen sich keine signifikanten Zusammenhänge zwischen der Altersstruktur und der Buchungshäufigkeit [vgl. Boldrini et al. (2019), S.12].

Studentische Nutzer*innen eines stationsbasierten CarSharing-Systems in Paris, das auch Einwegfahrten zwischen Stationen ermöglicht, nutzen häufiger die One-Way- als die Rundfahrt-Option [6t Bureau de Recherche (2014)]. Die Aussage, dass jüngere CarSharer*innen mit den Fahrzeugen verhältnismäßig häufiger kürzere Fahrten durchführen als ältere Kund*innen bestätigt die Studie von Boonsiripant et al. (2020), in der ebenfalls ein stationsbasiertes Angebot mit One-Way-Option untersucht wurde. Rotaris et al. (2019) zeigen mittels eines diskreten Wahlmodells, dass free-floating Systeme die Mobilitätsbedürfnisse von Studierenden besser abdecken. Auch beim traditionellen stationsbasierten CarSharing, bei dem die Fahrzeuge zurückgeführt werden müssen, weisen jüngere Kund*innen kürzere Buchungsdistanzen auf [vgl. Morency et al. (2011), S.9].

Eine Vielzahl der CarSharing-Mitglieder hat ein überdurchschnittliches Bildungsniveau. Dass ein hoher Bildungsgrad aber nicht mit einer hohen Inanspruchnahme des CarSharings gleichzusetzen ist, zeigt u.a. Kopp (2015). Die Autorin gibt an, dass Kund*innen mit einem Hochschulabschluss signifikant weniger free-floating CarSharing-Fahrten durchführen. In Berlin können zudem in Gebieten mit hohem Bildungsniveau weniger free-floating Buchungen verzeichnet werden [vgl. Wagner et al. (2015), S.903]. Einen negativen Zusammenhang zwischen Bildungsgrad und Buchungsfrequenz zeigt sich auch bei stationsbasierten Nutzer*innen in London [vgl. Wu et al. (2019a), S.26]. Zu konträren Ergebnissen kommen hingegen die Studien von Boldrini et al. (2019) sowie Dias et al. (2017), nach denen zwischen hoher Bildung und der Buchungshäufigkeit ein positiver Zusammenhang existiert.

Hinsichtlich des Einflusses des Haushaltseinkommens auf die CarSharing-Nutzung zeigen sich ebenfalls unterschiedliche Ergebnisse. Schreier et al. (2015) geben sowohl für stationsbasierte als auch free-floating Systeme in München an, dass zwischen dem Einkommen und der Buchungsfrequenz kein signifikanter Zusammenhang besteht [vgl. Schreier et al. (2015), S.62]. In Bezug auf das free-floating CarSharing werden in anderen europäischen Untersuchungen hingegen positive Zusammenhänge berichtet [vgl. Becker et al. (2015), S.16; Kopp (2015), S.208]. In Madrid werden die stationsungebundenen Fahrzeuge zudem häufiger in Gebieten entliehen, in denen Einwohner*innen mit hohen Einkommen wohnen [vgl. Ampudia-Renuncio et al. (2020), S.13]. Ein positiver Zusammenhang existiert außerdem zwischen der Buchungshäufigkeit bzw. Buchungsdichte und der Höhe der Mieten [vgl. Schmöller et al. (2015), S.47; Seign (2014), S.62].

In Nordamerika werden stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge hingegen häufiger von Kund*innen aus Haushalten mit niedrigen Einkommen genutzt [vgl. Cervero et al. (2007), S.78]. Das CarSharing weist zudem in Gebieten mit niedrigem Haushaltseinkommen höhere Buchungsfrequenzen auf [vgl. Costain et al. (2012), S.23; De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.9]. Der Zusammenhang zwischen der free-floating Buchungshäufigkeit und dem zellenbezogenen Haushaltseinkommen ist zwar ebenfalls negativ, jedoch nicht signifikant [vgl. Kortum & Mache-mehl (2012), S.46]. Die Nutzungshäufigkeit von Kund*innen mit geringerem Einkommen ist niedriger, wenn sich Kinder im Haushalt befinden [vgl. Dias et al. (2017), S.1317].

Sioui et al. (2013) bestätigen den positiven Zusammenhang zwischen der Existenz von Kindern im Haushalt und der stationsbasierten Buchungshäufigkeit, insofern keine privaten Fahrzeuge verfügbar sind [vgl. Sioui et al. (2013), S.62]. In Bezug auf das free-floating CarSharing zeigt sich hingegen ein negativer Zusammenhang. Kopp (2015) gibt beispielsweise an, dass Kinder im Haushalt den Erwartungswert von free-floating Fahrten um knapp 40 Prozent reduzieren [vgl. Kopp (2015), S.208]. Ein Stated Choice-Experiment zeigt zudem eine geringe Präferenz für free-floating Fahrzeuge bei Proband*innen mit Kindern im Haushalt [vgl. Wu et al. (2019b), S.16]. In Berlin existiert ein positiver Zusammenhang zwischen der Buchungsfrequenz in einem Gebiet und dem Anteil an Personen im Alter zwischen sechs und 14 Jahren sowie zwischen 40 und 54 Jahren. Dies lässt die Annahme zu, dass das free-floating Angebot in der deutschen Hauptstadt insbesondere bei Familien mit Kindern im schulpflichtigen Alter erfolgreich ist [vgl. Müller et al. (2015), S.79]. In Gebieten mit einem hohen Anteil von Kindern im Alter von drei bis fünf Jahren ist die Buchungshäufigkeit hingegen niedriger. Die Autoren der Studie führen als Begründung an, dass nach der Geburt eines Kindes häufig ein höherer Bedarf an Automobilität existiert [vgl. Müller et al. (2017), S.11].

Zwischen mehreren soziodemographischen und –ökonomischen Merkmalen der CarSharing-Kund*innen und der Buchungshäufigkeit bestehen Zusammenhänge, deren Richtung – je nach Studie und Region – unterschiedlich sein können. Einige Arbeiten kommen zu dem Ergebnis, dass die Charakteristika der Kund*innen nur einen geringen Effekt auf die CarSharing-Nutzung haben. Celsor & Millard-Ball (2006)¹⁵⁰ zeigen beispielsweise, dass Charakteristika der Nachbarschaft einen stärkeren Einfluss auf das CarSharing besitzen als demographische Merkmale der Einwohner*innen. Im Rahmen der Identifizierung neuer CarSharing-Standorte sollte die Analyse dieser Kriterien daher einen hohen Stellenwert erhalten [vgl. Celsor & Millard-Ball (2006), S.12]. Zu vergleichbaren Ergebnissen kommen auch Stillwater et al. (2008). Im folgenden Kapitel werden daher räumliche Faktoren betrachtet.

A.1.3.2 Räumliche Einflussgrößen

In diesem Kapitel soll der Forschungsstand hinsichtlich räumlicher Einflussgrößen auf die CarSharing-Nutzung dargestellt werden. Räumliche Auswertungen können entweder auf Basis der Entleih- bzw. Rückgabeorte der CarSharing-Fahrzeuge durchgeführt werden oder in Bezug auf die Wohnstandorte der Nutzer*innen. In wenigen Studien werden Adressdaten der CarSharing-Kund*innen für Forschungszwecke genutzt [z.B. Wielinski et al. (2019); Harz (2016); Kortum & Machemehl (2012); Kumar & Bierlaire (2012); Costain et al. (2012); De Lorimier & El-Geneidy (2010)]. Um den Datenschutz zu gewährleisten, sind die Adressdaten i.d.R. anonymisiert. So kann beispielsweise Harz (2016) ausschließlich auf die bei der CarSharing-Anmeldung angegebenen Straßennamen und Postleitzahlen zugreifen, nicht aber auf die Hausnummern [vgl. Harz (2016), S.10]. Andere Studien arbeiten nicht mit den Adressdaten des gesamten Kund*innenstamms der CSO, sondern berücksichtigen in ihren Auswertungen nur Kund*innen, bei denen im Rahmen des Forschungsprojektes Adressdaten abgefragt wurden [z.B. Kopp (2015)]. Aufgrund der häufig fehlenden Informationsgrundlage behandeln einige Untersuchungen die Geokoordinaten der Buchungsstarts stellvertretend als Standorte der Wohnstätten [z.B. Müller & Bogenberger (2015a), S.3]. Insbesondere in Bezug auf das free-floating CarSharing, das viele Buchungen mit dem Wegezwecke „Nach Hause“ aufweist, kann die Validität dieses Ansatzes in Frage gestellt werden. Seign (2014) verortet die Wohnstätten an Häufungspunkten der CarSharing-Nutzung. 61 Prozent der Kund*innen beginnen oder beenden ihre Buchungen innerhalb von 500 Metern um die individuellen Hot Spots [vgl. Seign (2014), S.43].

65 Prozent der stationsbasierten Buchungen in Montreal starten weniger als einen Kilometer vom Wohnort entfernt, 80 Prozent im Umkreis von drei Kilometern [vgl. Costain et al. (2012), S.7]. Die Autor*innen der Studie geben zudem an, dass bei weiter vom Wohnort entfernten Ausleihen die Nutzungsdauer sinkt. Eine Untersuchung aus der französischen Stadt Nizza zeigt, dass 58 Prozent der Kund*innen die ihrem Wohnort am nächsten gelegene Station bevorzugen. 88 Prozent nutzen Stationen, die sich im Umkreis von anderthalb Kilometern um die Wohnstätte befinden [vgl. Kumar & Bierlaire (2012), S.8].

Ebenso wie bei stationsbasierten Systemen existiert auch bei free-floating Angeboten ein Zusammenhang zwischen den Wohnorten der Kund*innen und der räumlichen Lage der Entleihvorgänge. Grundsätzlich verzeichnen Kund*innen mit Wohnsitz innerhalb der Bediengebiete höhere Buchungsfrequenzen [vgl. Kopp (2015), S.208]. Wielinski et al. (2019) setzen sowohl die Start- als auch die Endpositionen von free-floating Buchungen in Verbindung zu den Wohnorten der Kund*innen im kanadischen Montreal. Etwa 70 Prozent aller Buchungen haben einen räumlichen Bezug zum Wohnort, starten bzw. enden nicht weiter als 400 Meter von der Wohnstätte entfernt. Den größten Anteil nehmen hierbei Fahrten nach Hause ein, obgleich dieser im Verlauf der Jahre abnimmt. Ansteigend ist hingegen der Anteil an Fahrten, die an den Wohnstätten starten. Eine Unterscheidung nach Nutzer*innengruppen zeigt zudem, dass Vielnutzer*innen seltener Rundwege von und nach Hause durchführen [vgl. Wielinski et al. (2019), S.41]. In München ist der Anteil an mit dem Wohnort in Verbindung stehenden Fahrten etwas geringer. Wählt man einen Grenzwert von ebenfalls 400 Metern, ergibt sich ein Anteil von knapp 55 Prozent [vgl. Harz (2016), S.12].

Die Nutzung von CarSharing-Fahrzeugen muss nicht auf eine Station beschränkt sein. Vielmehr bietet das CarSharing seinen Kund*innen die Möglichkeit im gesamten Geschäftsbereich Fahrzeuge auszuleihen. Durch Kooperationen verschiedener CSO und die Möglichkeit der Quernutzung können Fahrzeuge zum Teil sogar in anderen

¹⁵⁰ Celsor & Millard-Ball (2006) untersuchen statt der Nachfrage die Determinanten auf das CarSharing-Angebot in mehreren amerikanischen Städten mittels eines GIS-basierten Ansatzes. Die Autor*innen führen an, dass das Angebot und die Nachfrage nach CarSharing-Fahrzeugen in den meisten Fällen in einem engen Zusammenhang stehen [vgl. Celsor & Millard-Ball (2006), S.3].

Städten gebucht werden. Kumar & Bierlaire (2012) geben an, dass etwa drei Viertel der Kund*innen mehr als nur eine Station nutzen, über die Hälfte sogar mehr als zwei [vgl. Kumar & Bierlaire (2012), S.9]. Concas et al. (2013a) zeigen anhand von Wegetagebüchern, dass stationsbasierte Fahrzeuge häufig für dieselben Wege bzw. Destinationen eingesetzt werden [vgl. Concas et al. (2013a), S.12]. Eine höhere Diversität in der Stationsnutzung weisen insbesondere Kund*innen auf, die häufig auf Fahrzeuge zurückgreifen [vgl. Qian et al. (2017), S.2591].

Vergleichbare Ergebnisse zeigen sich auch in Bezug auf das free-floating CarSharing. Wenignutzer*innen dieser Systeme zeichnen sich – neben der geringeren Buchungshäufigkeit – durch eine weniger diverse räumliche Nutzung aus. Die Fahrzeuge werden häufig für dieselben Wege genutzt. Vielnutzer*innen der CarSharing-Systeme verwenden die Fahrzeuge hingegen vielfältiger [vgl. Wielinski et al. (2019), S.45ff].

Der Zusammenhang zwischen der Einwohner*innendichte in einem Gebiet und der Buchungshäufigkeit von CarSharing-Fahrzeugen ist nicht eindeutig. Während einige Studien zu dem Ergebnis kommen, dass die Buchungsfrequenz in einwohnerstarken Stadtgebieten niedriger ist [vgl. Ampudia-Renuncio et al. (2020), S.13; Müller et al. (2017), S.8; Müller (2016), S.78; Kopp (2015), S.208; Costain et al. (2012), S.10f], wird in anderen Arbeiten diesbezüglich ein positiver Zusammenhang berichtet [vgl. Becker et al. (2017b), S.27; Martin & Shaheen (2016), S.11; Seign (2014), S.62]. In Bezug auf das free-floating CarSharing kann als Grund für den von einigen Studien berichteten negativen Zusammenhang zwischen der Bevölkerungsdichte und der Buchungsfrequenz der häufig höhere Parkdruck in einwohnerstarken Gebieten angeführt werden.

De Lorimier & El-Geneidy (2010) bestimmen die Determinanten der Fahrzeugauslastung eines stationsbasierten Systems mittels eines Mehrebenenmodells. Der hierarchische Ansatz bei der Modellbildung hat das Ziel, die Varianzen innerhalb und zwischen den verschiedenen Stationen in angemessener Weise zu berücksichtigen, die sich beispielsweise aufgrund unterschiedlicher räumlicher Standortpositionen ergeben. Die Ergebnisse des Modells zeigen, dass die Kund*innendichte, die Fahrzeuganzahl sowie die Anzahl großer Kaufhäuser, die von den Stationen ausgehend in 30 Minuten per Pkw zu erreichen sind, positive Effekte auf die Auslastung aufweisen [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.7ff].

Ein positiver Zusammenhang kann zwischen der Einwohner*innendichte und der Buchungsdistanz ausgemacht werden. In urbanen Räumen mit hoher Einwohner*innendichte existieren i.d.R. gut ausgebaute ÖV-Systeme, die auf kurzen Wegstrecken häufig sogar Reisezeitvorteile gegenüber dem MIV erzielen. CarSharing-Fahrzeuge werden daher in solchen Gebieten seltener für kurze Wege eingesetzt [vgl. Costain et al. (2012), S.10f].

Mehrere Veröffentlichungen betonen die Bedeutung eines qualitativ hochwertigen, dichten ÖV-Angebotes als Voraussetzung für den Erfolg von CarSharing-Systemen [vgl. Foljanty et al. (2017), S.46; Becker et al. (2017a), S.30; Müller et al. (2015), S.77]. Hintergrund ist die Annahme, dass CarSharing-Kund*innen eine höhere Nutzung aufweisen, wenn sich keine privaten Fahrzeuge in ihrem Haushalt befinden. Ein Mobilitätsverhalten ohne Privat-Pkw setzt wiederum voraus, dass kleinräumige Stadtstrukturen existieren und/oder ein entsprechend gut ausgebauter öffentlicher Nahverkehr angeboten wird.

Einige Untersuchungen von free-floating Systemen kommen hingegen zu dem Ergebnis, dass stationsungebundene Angebote in Gebieten mit niedriger ÖV-Qualität erfolgreicher sind. Becker et al. (2017b) nutzen zwei verschiedene Methoden, um free-floating CarSharing in der Schweiz zu untersuchen. Sie aggregieren Buchungen auf Zellebene und nutzen eine räumliche Regression zur Bestimmung von Einflussgrößen auf die Anzahl an free-floating Buchungen in den jeweiligen Zellen. Mittels eines diskreten Wahlmodells wird zudem auf Basis von Revealed Preference-Daten untersucht, welche Faktoren die Entscheidung der free-floating Nutzung beeinflussen. Während die räumliche Analyse ergibt, dass eine – zellbezogen – hohe Angebotsqualität des ÖVs keinen signifikanten Einfluss auf die Buchungshäufigkeit ausübt, kommt das Wahlmodell zu dem Ergebnis, dass free-floating Fahrzeuge bevorzugt auf Wegen eingesetzt werden, auf denen schlechte ÖV-Anbindungen existieren [vgl. Becker et al. (2017b), S.16ff]. Auch andere Untersuchungen bestätigen, dass schlechte ÖV-Verbindungen ein Grund für die Nutzung von CarSharing-Fahrzeugen sein können [vgl. Steer (2019), S.29; Clark & Dilks (2019), S.22; Eckhardt (2016), S.54].

Da schienengebundene Verkehre häufig eine gute Anbindung implizieren, zeigen sich in einigen Studien negative Zusammenhänge zwischen der Existenz von Bahnhöfen und der CarSharing-Nutzung [vgl. Kang et al. (2016), S.8]. In Montreal beginnen oder enden hingegen über ein Drittel der free-floating Fahrten in der Nähe von U-Bahn-Stationen. Wielinski et al. (2019) betonen daher deren intermodale Bedeutung als Verkehrsmittel für die

erste oder letzte Meile. Symmetrische Fahrten können im Gegensatz dazu hauptsächlich in städtischen Randbezirken verortet werden, in denen die schienengebundene Erschließung weniger gut ist [vgl. Wielinski et al. (2019), S.44].

Kopp (2015) zeigt, dass eine zunehmende Distanz vom Wohnort der Kund*innen zur nächstgelegenen Haltestelle des öffentlichen Verkehrs die free-floating Nutzung erhöht [vgl. Kopp (2015), S.208]. Die Bedeutung der Mikro-Zugänglichkeit des ÖVs¹⁵¹ im Hinblick auf die CarSharing-Annahme wird auch in Becker et al. (2017a) hervorgehoben.

Die Zugänglichkeit von CarSharing-Fahrzeugen kann als ein wesentlicher Faktor für deren Nutzung angesehen werden [vgl. Li (2019), S.73; Kim et al. (2017c), S.197; 6t Bureau de Recherche (2016), S.5; Pieper et al. (2013), S.392; Efthymiou et al. (2013), S.71]. Pieper et al. (2013) untersuchen mittels eines Strukturgleichungsmodells u.a. den kausalen Zusammenhang zwischen der Kund*innenzufriedenheit und der Entfernung der CarSharing-Stationen. Die Zufriedenheit sowie die Wiedernutzungsintention nimmt bei steigender Stationsentfernung ab [vgl. Pieper et al. (2013), S.392]. In einigen Studien wird eine kurze Distanz zu den Fahrzeugen sogar als wichtigste Determinante der CarSharing-Nutzung angeführt [vgl. Schwieger (2018), S.14; Shaheen et al. (1998), S.45]. Frauen ist eine kurze Distanz zudem wichtiger als Männern [vgl. Schreier et al. (2018), S.31]. CarSharing-Kund*innen zeigen eine höhere Aversion gegenüber langen Zugangszeiten im Vergleich zu längeren Warte- oder Fahrzeiten [vgl. Wu et al. (2019b), S.15]. In Bezug auf free-floating Systeme besteht hingegen eine höhere Bereitschaft für längere Fußwege zu den CarSharing-Fahrzeugen als zu Haltestellen des ÖVs [vgl. Becker et al. (2017b), S.28]. Die Distanz zur nächstgelegenen Station hat darüber hinaus auch einen negativen Effekt auf die CarSharing-Mitgliedschaft [vgl. Jutschen et al. (2019), S.1185].

De Lorimier & El-Geneidy (2010) bestimmen die Fußlaufbereitschaft der Kund*innen über einen Abgleich des Wohnortes und der am häufigsten genutzten Station. Als Grenzwert setzen sie das 0,85- Perzentil an. Hieraus ergibt sich eine Fußlaufbereitschaft von 1,1 Kilometern [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.6]. Ein ähnliches Ergebnis zeigt sich auch in Bezug auf die Stadt Mannheim. Zu Stationen, die nicht mehr als einen Kilometer entfernt liegen, gehen Kund*innen größtenteils zu Fuß oder fahren mit dem Fahrrad. Ab Entfernungen von über einem Kilometer greifen etwa die Hälfte auf den ÖV zurück [vgl. Huwer (2003), S.132].

De Lorimier & El-Geneidy (2010) führen zudem an, dass Stationen in der Nähe von Haltestellen des – insb. schienengebundenen – ÖVs eine bessere Erreichbarkeit für Kund*innen bieten, die in Stadtteilen mit einer geringen Stationsdichte wohnen [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.8].

Ein Großteil der Nutzer*innen erreicht die CarSharing-Fahrzeuge zu Fuß [vgl. Schreier et al. (2018), S.63; Schreier et al. (2015), S.43; Dental-Post (2012), S.36f; Lichtenberg & Hanel (2007), S.39f; Cervero et al. (2007), S.73; Millard-Ball et al. (2005), S.4-29]. Während der Zugang zu free-floating Fahrzeugen fast ausschließlich zu Fuß erfolgt, sind die Zugangsformen stationsbasierter Systeme vielfältiger, obgleich auch hier Fußwege dominieren [vgl. Schreier et al. (2015), S.43].

Niels & Bogenberger (2017) nutzen sowohl Buchungsdaten als auch Daten aus der Smartphone-Applikation des free-floating Anbieters DriveNow, die Informationen zur Buchung enthält. Mittels der Verknüpfung beider Datenquellen ist es möglich, die Distanz zwischen der Standortposition während des Reservierungsvorgangs und der Position aller sich in der Nähe befindenden Fahrzeuge zu bestimmen. Auf diese Weise kann ermittelt werden, welche Kriterien bei der Wahl eines Fahrzeugs eine Rolle spielen. Es zeigt sich, dass die Distanz zum Erreichen der Fahrzeuge eine der wichtigsten Faktoren darstellt. 74 Prozent der Kund*innen buchen das nächstgelegene Fahrzeug. Die Wahrscheinlichkeit, dass beim Öffnen der Smartphone-Applikation tatsächlich ein Fahrzeug gebucht wird, liegt bei 16 Prozent, wenn sich innerhalb eines Radius von 100 Metern verfügbare Fahrzeuge befinden und sinkt auf unter zehn Prozent bei Distanzen von über 400 Metern. Grundsätzlich sind Kund*innen eher bereit ein weiter entferntes Fahrzeug zu wählen, wenn es sich hierbei um ein Elektrofahrzeug handelt. Das Fahrzeugmodell oder die Höhe des Benzintanks bzw. Ladestands spielen hingegen eine untergeordnete Rolle [vgl. Niels & Bogenberger (2017), S.127ff].

Reiffer et al. (2020b) nutzen sowohl Revealed Preference- als auch Stated Choice-Daten, um die Verkehrsmittelwahl auf Zugangswegen zu CarSharing-Stationen in Karlsruhe zu untersuchen. Auf kurzen Distanzen werden

¹⁵¹ Die Mikro-Zugänglichkeit wird über die Distanz zur Haltestelle sowie die Taktung des ÖVs definiert [vgl. Becker et al. (2017a), S.25].

die Stationen hauptsächlich zu Fuß oder mit dem Fahrrad erreicht. In der Distanzklasse zwischen vier und sechs Kilometern wird das Fahrrad noch häufiger eingesetzt und durch den ÖPNV ergänzt. Da drei Viertel der Wege kürzer als ein Kilometer sind, dominieren die beiden Formen der Körperkraftmobilität. Einflüsse des Alters können nur in Bezug auf den Stated Choice Datensatz festgestellt werden. Jüngere sowie ältere Personen präferieren demnach den ÖV, während Kund*innen mittleren Alters verstärkt auf das Fahrrad zurückgreifen, um zur CarSharing-Station zu gelangen. Dieses Ergebnis kann u.a. mit höheren Besitzquoten von ÖV-Zeitkarten von Studierenden und Senior*innen begründet werden. Ein auf den Ergebnissen des Stated Choice Experiments aufbauendes diskretes Wahlmodell bestätigt, dass ÖV-Zeitkarteninhaber*innen eine geringere Wahrscheinlichkeit aufweisen, das Fahrrad auf den Zugangswegen zu den CarSharing-Stationen zu nutzen. Die intrapersonale Komponente des verwendeten Mixed Multinomial Logit Modells ist für alle Verkehrsmittel bis auf das Fahrrad signifikant. Dies zeigt, dass Proband*innen eine geringere Variabilität in Bezug auf die Fahrradnutzung aufweisen [vgl. Reiffer et al. (2020b), S.356ff].

Eine weitere relevante verkehrsräumliche Einflussgröße stellt der Parkdruck in Wohnquartieren dar. Der Parkdruck ergibt sich als Verhältnis zwischen der verfügbaren Stellplatzanzahl und der raumzeitlichen Nachfrage nach Parkplätzen. Er kann – je nach Gebiet und Tageszeit – stark variieren [vgl. Müller & Bogenberger (2015a), S.4]. In der Regel ist der Parkdruck in Quartieren mit hoher Bevölkerungsdichte ausgeprägter [vgl. Kopp (2015), S.120; Martin (2007), S.111]. Ein hoher Parkdruck resultiert häufig in einem zeitlichen Aufwand für die Fahrzeugführer*innen, den sie für die Suche einer Abstellmöglichkeit aufbringen müssen.

Stationsbasierte CarSharing-Systeme weisen generell den Vorteil auf, dass die Parkplatzsuche bei der Rückführung der Fahrzeuge entfällt [vgl. Braun et al. (2013), S.6; Celsor & Millard-Ball (2006), S.4]. Diesen Vorzug haben free-floating Systeme nicht. Für die Städte Mannheim und Heidelberg lässt sich jedoch anführen, dass die JoeCar-Fahrzeuge auf Bewohnerparkplätzen abgestellt werden dürfen. Da in den innerstädtischen Gebieten weitflächig Bewohnerparkzonen eingerichtet wurden, erhöht sich die Anzahl potenzieller Stellplätze sogar im Vergleich zu den Abstelloptionen stationsbasierter Fahrzeuge, zumindest in Bezug auf Fahrten, in denen das Fahrzeug nicht zur Station retourniert wird.¹⁵² Zudem schafft das CsgG die Grundlage für eine Privilegierung von CarSharing-Fahrzeugen im öffentlichen Straßenraum. Das Ausmaß der Umsetzung und damit verbunden der Nutzen für die Kund*innen von CarSharing-Systemen obliegt den Verkehrsbehörden der jeweiligen Straßenbaulast (vgl. Kapitel 2.3). Bis Anfang 2021 befanden sich weniger als ein Viertel der CarSharing-Stellplätze im öffentlichen Straßenraum [vgl. Loose & Nehrke (2022), S.63]

Den Einfluss des Parkdrucks am Wohnort auf die Nutzung von free-floating CarSharing-Fahrzeugen in München und Berlin untersucht Kopp (2015). Zur Ermittlung der Kenngröße verwendet sie von der BMW AG bereitgestellte Extended Floating Car Data (XFCData), die zusätzlich mit Sensordaten der Fahrzeuge angereichert sind. Auf diese Weise lassen sich Rückschlüsse über freie Stellplätze sowie über Ein- und Ausfahrtvorgänge ziehen. Auf Basis dieser fahrzeuggenerierten Daten wird der Parkdruck jeweils im Umkreis von 300 Metern um den Wohnort bestimmt und als Einheitsintervall operationalisiert, wobei der Wert eins für einen hohen und null für keinen Parkdruck steht [vgl. Kopp (2015), S.84]. Die aufgestellten Regressionsmodelle zeigen, dass der existierende Parkdruck einen negativen Effekt auf die Nutzung der free-floating CarSharing-Systeme hat. Es kann angenommen werden, dass Kund*innen, die in Gebieten mit einem starken Ungleichgewicht von Stellplatzangebot und –nachfrage ansässig sind, ihr Mobilitätsverhalten verstärkt autofrei realisieren [vgl. Kopp (2015), S. 209].

In einer Befragung von stationsbasierten Kund*innen in Frankfurt am Main zeigt sich, dass Parkplatzprobleme für private Fahrzeuge einer der Hauptgründe für die Teilnahme am CarSharing ist [vgl. Lichtenberg & Hanel (2007), S.38]. Auch Jutschen et al. (2019) bestätigen den positiven Effekt eines unausgewogenen Stellplatzangebotes auf die Anmeldung bei stationsbasierten Systemen. Kang et al. (2016) zeigen mittels eines Regressionsmodells, dass die Anzahl an privaten Fahrzeugen innerhalb eines Distrikts einen positiven Effekt auf die Buchungshäufigkeit eines stationsbasierten CarSharing-Systems hat. Hieraus lässt sich ebenfalls ableiten, dass CarSharing in Gebieten präferiert wird, in denen ein hoher Parkdruck vorherrscht.

¹⁵² Zu berücksichtigen ist an dieser Stelle, dass bei der Einrichtung von Bewohnerparkzonen das Angebot an Parkraum i.d.R. nicht der Nachfrage der ansässigen Bewohner*innen entspricht. Ein Parkdruck kann daher auch in Bewohnerparkzonen vorherrschen.

In Bezug auf das free-floating CarSharing können weitere räumliche Einflussgrößen auf die Nutzung dieses Systems bestimmt werden. Die Anzahl an Einrichtungen der Freizeitgestaltung und des Nachtlebens weisen einen positiven Zusammenhang mit der Buchungshäufigkeit auf [vgl. Boldrini et al. (2019), S.12f; Müller (2016), S.82; Wagner et al. (2015), S.903; Müller & Bogenberger (2015a), S.1; Seign (2014), S.62]. Je weiter Gebiete vom Stadtzentrum entfernt liegen, desto geringer ist die Buchungsfrequenz [vgl. WiMobil (2016), S.130; Müller & Bogenberger (2015a), S.8].

A.1.3.3 Zeitliche Einflussgrößen

In diesem Kapitel soll dargestellt werden, welche zeitliche Unterschiede es in der CarSharing-Nutzung gibt. Hierzu wird zuerst analysiert, zu welchen Tageszeiten und an welchen Wochentagen die Fahrzeuge hauptsächlich gebucht werden. Anschließend werden saisonale Nutzungsunterschiede betrachtet sowie die Entwicklung der Nutzung mit fortschreitender Mitgliedsdauer. Sofern nicht anders gekennzeichnet, beziehen sich die Aussagen jeweils auf die Zeitpunkte bzw. Zeiträume der Buchungsstarts.

Die tageszeitliche Nutzung unterscheidet sich zwischen den beiden CarSharing-Formen und in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing auch zwischen den Städten. Einige Studien, die stationsbasierte Systeme untersuchen, geben eine höhere Nutzung am Vormittag und Mittag an [vgl. z.B. Boonsiripant et al. (2020), S.261; Costain et al. (2012), S.21]. Bei anderen stationsbasierten Systemen zeigen sich hingegen am Morgen sowie frühen Abend Nachfragespitzen, die entweder leicht [vgl. z.B. WiMobil (2016), S.139f; Schreier et al. (2015), S. 48] oder auch stark [vgl. z.B. Bi et al. (2020), S.5] ausgeprägt sein können. Eine gänzlich andere tageszeitliche Verteilung präsentieren Kang et al. (2016). Bei dem von ihnen untersuchten System in Seoul (Südkorea) steigt die Buchungshäufigkeit in den Abendstunden an und erreicht im Zeitraum zwischen 22 und 23 Uhr einen Höchstwert [vgl. Kang et al. (2016), S.5]. Es kann angenommen werden, dass eine hohe Nutzungskonkurrenz die Kund*innen dazu bewegt, die Fahrzeuge bereits am Vorabend vor der tatsächlichen Nutzung zu buchen.

In manchen Studien wird die zeitliche Verteilung der Buchungsstarts für Wochenendtage getrennt angegeben. Es zeigen sich klare Nutzungsunterschiede im Vergleich zu Tagen unter der Woche [vgl. Schreier & Keßler (2017), S.11]. In Berlin und München ist beispielsweise an Samstagen eine deutliche Buchungsspitze im Zeitraum zwischen 9 und 11 Uhr sowie an Sonntagen zwischen 10 und 13 Uhr zu erkennen. Nach diesen Peaks nimmt die Buchungshäufigkeit stark ab [vgl. WiMobil (2016), S.140, ähnliche Ergebnisse in Schreier et al. (2015), S.47].

Grundsätzlich sind die tageszeitlichen Nutzungsverläufe von free-floating CarSharing-Systemen verschiedener Städte relativ ähnlich. Es zeigen sich nur marginale Unterschiede [vgl. Habibi et al. (2017), S.774ff; Bogenberger et al. (2016), S.163]. Von Montag bis Freitag gibt es i.d.R. im Zeitraum zwischen 7 und 9 Uhr eine kleinere morgendliche Nachfragespitze. Danach sinkt die Nachfrage geringfügig ab und steigt ab etwa 10 Uhr kontinuierlich bis in die frühen Abendstunden an. Die höchste Nachfrage wird bei den meisten Studien im Zeitraum zwischen 18 und 20 Uhr verortet [vgl. Habibi et al. (2017), S.774ff; Schreier & Keßler (2017), S.11; Müller (2016), S.52; WiMobil (2016), S.139f; Schmöller et al. (2015), S.43; Schreier et al. (2015), S. 48; Müller et al. (2015), S.76; Brockmeyer et al. (2014), S.78]. An Wochenendtagen entfällt die morgendliche Nachfragespitze, die Buchungsstarts sind gleichmäßiger über den Tag verteilt [vgl. WiMobil (2016), S.140].

Free-floating Fahrzeuge werden verhältnismäßig häufiger während der Nachtstunden genutzt als stationsbasierte Fahrzeuge [vgl. WiMobil (2016), S.140; Bogenberger et al. (2016), S.162; Schmöller & Bogenberger (2014), S.12]. Es kann angenommen werden, dass die Fahrzeuge während dieser nächtlichen Zeiträume, in denen die Taktung öffentlicher Verkehrssysteme i.d.R. stark reduziert ist, hauptsächlich für Heimfahrten genutzt werden. Studienergebnisse bestätigen diese Hypothese. Zwischen 22 Uhr abends und 5 Uhr morgens liegt der Anteil an Fahrten mit dem Wegezweck *Nach Hause* bei über 50 Prozent [vgl. WiMobil (2016), S.160].

Aufgrund der geringen Nutzungsdauern entspricht die tageszeitliche Verteilung der Buchungsenden beim free-floating CarSharing annähernd der Verteilung der Buchungsstarts, während sich beim stationsbasierten CarSharing grundsätzlich eine bis zum Abend hin ansteigende Kurve zeigt [vgl. ebd., S.140].

Da die aufgeführten Studien nur die Buchungsstarts, nicht aber die Nutzungsdauern berücksichtigen, lässt sich aus den bisherigen Ergebnissen nicht schlussfolgern, wie sich die Fahrzeugverfügbarkeit im Tagesverlauf verändert. Um diese zu ermitteln, stellen De Lorimier & El-Geneidy (2010) ein Jahr lang zu bestimmten Zeitpunkten Reservierungsanfragen mit einer Vorlaufzeit von jeweils einem Tag. Am Nachmittag ist die Wahrscheinlichkeit für eine erfolgreiche Reservierung von stationsbasierten Fahrzeugen am geringsten, am Abend am höchsten [vgl.

De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.10]. Boldrini et al. (2016) nutzen hierzu die Methode des Web Scrapings und verorten die im Tagesverlauf höchste free-floating Fahrzeugverfügbarkeit um 5:10 Uhr morgens. Um 19:50 Uhr ist die Wahrscheinlichkeit einer erfolgreichen Buchung hingegen am geringsten [vgl. Boldrini et al. (2016), S.3].

Aufgrund der One-Way-Fähigkeit von free-floating bzw. stationsbasierten One-Way-Systemen erscheint eine raumzeitliche Analyse der Nutzung sinnvoll. In den Morgenstunden finden primär Fahrzeugbewegungen in Richtung der Innenstädte und Geschäftsviertel statt. Am Abend werden die Fahrzeuge hingegen hauptsächlich in Wohngebieten abgestellt [vgl. Habibi et al. (2017), S.775ff; Boldrini et al. (2016), S.4; Müller (2016), S.56; Schmöllner et al. (2015), S.44; Seign (2014), S.69]. Habibi et al. (2017) ergänzen, dass während der Mittagszeit hauptsächlich Rundfahrten stattfinden. Es ist naheliegend, dass die Fahrzeuge verstärkt für Besorgungen oder Einkäufe während der Mittagspausen genutzt werden.

Boldrini et al. (2019) verwenden ein Clusterverfahren, um raumzeitliche Nutzungsmuster in mehreren europäischen Städten zu identifizieren. Während die Verfügbarkeit von free-floating Fahrzeugen in manchen Zellen über den Tag hinweg konstant bleibt, können in anderen Zellen klare tageszeitliche Einflüsse ausgemacht werden. In Wohngebieten ist die Fahrzeugverfügbarkeit während der Abend- und Nachtstunden überdurchschnittlich hoch, in den restlichen Zeiten hingegen gering. Gegenteilige Ergebnisse lassen sich für Geschäfts- bzw. Gewerbegebiete feststellen [vgl. Boldrini et al. (2019), S.18f].

In den Buchungsdaten der meisten CarSharing-Unternehmen können wöchentlich wiederkehrende Nutzungsmuster ausgemacht werden [vgl. Müller & Bogenberger (2015b), S.345]. Bei den meisten CarSharing-Systemen zeigt sich am Wochenende eine höhere Nutzung als unter der Woche. Dies kann in Verbindung gesetzt werden mit dem hohen Anteil an Freizeitwegen. Bei stationsbasierten Systemen sind die Unterschiede zwischen den Buchungshäufigkeiten höher als bei free-floating Angeboten [vgl. z.B. WiMobil (2016), S.139; Schreier et al. (2015), S.47; Schmöllner & Bogenberger (2014), S.11]. In Paris liegt die Nutzung von stationsbasierten Systemen mit Rückkehrpflicht am Wochenende beispielsweise auf einem um 89 Prozent höheren Niveau. Die Buchungsfrequenz von stationsbasierten One-Way-Fahrzeugen liegt hingegen nur um 23 Prozent höher [vgl. 6t Bureau de Recherche (2014), S.4]. De Lorimier & El-Geneidy (2010) geben für stationsbasierte Systeme eine um 886 Prozent höhere Wahrscheinlichkeit für eine erfolgreiche Buchungsanfrage an, falls die Buchung an einem Mittwoch statt an einem Samstag stattfindet [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.10].

An den Tagen von Montag bis Donnerstag ist die stationsbasierte Nutzung relativ gleichmäßig verteilt. An Freitagen steigt die Buchungshäufigkeit an und erreicht in den meisten Studien an Samstagen den Höchstpunkt. An Sonntagen nimmt die Buchungshäufigkeit ab, liegt jedoch auf einem höheren Niveau als in den Tagen von Montag bis Donnerstag [vgl. Boonsiripant et al. (2020), S.261; Bi et al. (2020), S.3; WiMobil (2016), S.139; Schmöllner & Bogenberger (2014), S.11]. Eine Ausnahme stellen die Ergebnisse von Hu et al. (2019) dar, die an Sonntagen die höchste Nutzung berichten [vgl. Hu et al. (2019), S.4].

Die Nutzung von free-floating Fahrzeugen steigt im Wochenverlauf leicht an und nimmt an Freitagen und Samstagen die höchsten Werte an [vgl. WiMobil (2016), S.139; Schmöllner et al. (2015), S.42; Schmöllner & Bogenberger (2014), S.11]. Die besonders niedrige Buchungsfrequenz an Montagen führen Schmöllner et al. (2015) auf die ungünstige räumliche Verteilung der Fahrzeuge an Sonntagen zurück [vgl. Schmöllner et al. (2015), S.48]. Bei dem free-floating Angebot des kombinierten Anbieters stadtmobil Karlsruhe ist die Nutzung an den Tagen von Montag bis Donnerstag hingegen gleichmäßig verteilt [vgl. Schmitt (2019), S.29].

Morency et al. (2011) bestimmen die wöchentlichen Nutzungsmuster mittels eines Clusterverfahrens und teilen die stationsbasierten Kund*innen anhand der dominierenden Muster in Gruppen ein. 80 Prozent haben ein hauptsächliches Muster, bei dem die Nutzung an Wochentagen sehr gering ist und an den Wochenenden etwas höher liegt. Bei zwei Prozent der Nutzer*innen ist ein Muster dominant, bei dem die Nutzung unter der Woche hoch ist, am Wochenende hingegen gering [vgl. Morency et al. (2011), S.7f]. Es kann die Annahme getroffen werden, dass die CarSharing-Fahrten dieser Nutzer*innengruppe mit beruflichen bzw. dienstlichen Zwecken in Verbindung stehen.

Stationsbasierte Buchungen, die an Freitagen beginnen, haben die längsten durchschnittlichen Buchungsdistanzen. Free-floating Fahrzeuge werden hingegen an Sonntagen für weitere Fahrten eingesetzt [vgl. Schmöllner & Bogenberger (2014), S.11]. Da stationsbasierte Systeme darüber hinaus an Sonntagen verhältnismäßig mehr Rückgaben verzeichnen, kann vermutet werden, dass die Fahrzeuge häufig für Wochenendausflüge genutzt werden [vgl. WiMobil (2016), S.139].

Die CarSharing-Nutzung unterliegt deutlichen saisonalen Einflüssen. Stationsbasierte Fahrzeuge werden in den Sommermonaten zwar mit einer geringeren Frequenz gebucht, dafür weisen die Buchungen aber längere Dauern auf [vgl. Hu et al. (2019), S.4; Schmöller & Bogenberger (2014), S.10; Morency et al. (2011), S.6ff; Morency et al. (2008), S.108; Morency et al. (2007), S.286f]. Die langen Nutzungsdauern indizieren die Verwendung von CarSharing-Fahrzeugen für Urlaubsfahrten. Die höchsten Fahrzeugauslastungen werden in den Monaten Juli, August und Dezember erzielt. Die Wahrscheinlichkeit für eine erfolgreiche Buchungsanfrage ist daher im Sommer am geringsten, im Herbst hingegen am höchsten [vgl. De Lorimier & El-Geneidy (2010), S.9f].

Saisonale Einflüsse existieren auch in Bezug auf free-floating Systeme. In den Wintermonaten werden die Fahrzeuge häufiger genutzt, in den Sommermonaten hingegen seltener [vgl. Schmöller et al. (2015), S.41f; Müller et al. (2015), S.75]. Da sich die durchschnittliche Nutzungsdauer – im Gegensatz zum stationsbasierten CarSharing – während der Sommermonate nicht wesentlich erhöht, verzeichnet das System zu dieser Jahreszeit geringere Fahrzeugauslastungen [vgl. Schmöller et al. (2015), S.42]. Um Verzerrungen durch die zum Teil stark wachsenden free-floating Fahrzeugflotten zu umgehen, nutzen die beiden aufgeführten Studien normierte Buchungshäufigkeiten.

Die Analyse der kund*innenbezogenen Nutzung im Zeitverlauf zeigt, dass zwischen der Mitgliedsdauer und Buchungsfrequenz ein negativer Zusammenhang existiert [vgl. Wu et al. (2019a), S.10]. Zu Beginn der Mitgliedschaft werden CarSharing-Fahrzeuge häufiger gebucht [vgl. Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13]. Während im ersten Monat der Anmeldung so gut wie alle Kund*innen mindestens eine Nutzung zu verzeichnen haben, reduziert sich der Anteil an aktiven Nutzer*innen in den Folgemonaten auf etwa 40 bis 60 Prozent, unabhängig davon, in welchem Monat des Jahres die Anmeldung erfolgte [vgl. Morency et al. (2008), S.108; Morency et al. (2007), S.286]. Auch Costain et al. (2012) zeigen, dass Kund*innen mit längerer Mitgliedsdauer geringere Buchungsfrequenzen aufweisen [vgl. Costain et al. (2012), S.11]. Witzke & Meier-Berberich (2015) argumentieren, dass im Zeitverlauf der CarSharing-Mitgliedschaft bei den Kund*innen ein Lerneffekt hinsichtlich einer autoreduzierten Mobilität eintritt [vgl. Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13].

In einer Untersuchung aus der Schweiz kann hingegen kein Zusammenhang zwischen der Mitgliedsdauer und der Buchungshäufigkeit festgestellt werden [vgl. Haefeli et al. (2006), S.15f]. Riegler et al. (2016) geben an, dass die Buchungsfrequenzen von Kund*innen mit längeren Mitgliedsdauern auf einem höheren Niveau liegen und schlussfolgern, dass das CarSharing erst nach einer Eingewöhnungsphase als adäquates Verkehrsmittel zur Befriedigung der Mobilitätsbedürfnisse angesehen wird [vgl. Riegler et al. (2016), S.44f]. Die Ergebnisse basieren allerdings auf einer Kund*innenbefragung und nicht auf einer Auswertung von tatsächlichen Buchungsdaten. Die Methode ist daher nur eingeschränkt geeignet, um Aussagen über die Entwicklung der Nutzung im Zeitverlauf zu tätigen.

Wielinski et al. (2019) untersuchen die Nutzung eines kombinierten CarSharing-Systems in Montreal über eine Dauer von knapp acht Jahren. Für die Auswertung werden jeweils neunzig-tägige Zeiträume gebildet und die Kund*innen – entsprechend ihrer Buchungshäufigkeit im zeitlichen Intervall – einer von vier Nutzer*innengruppen zugeordnet. Die Analyse im Zeitverlauf zeigt, dass der Anteil an Vielnutzer*innen zunimmt [vgl. Wielinski et al. (2019), S.39f].

Morency et al. (2012) erstellen Modelle, um die zukünftige Nutzung von Carsharing-Fahrzeugen vorherzusagen. Die Buchungshäufigkeit des CarSharings in den vergangenen Monaten eignet sich zur Prädiktion, ob Kund*innen auch zukünftig aktiv sein werden. Relevant sind hierbei insbesondere die letzten drei Monate. Weiter zurückliegendes Verhalten hat hingegen keinen signifikanten Einfluss auf das momentane Nutzungsverhalten [vgl. Morency et al. (2012), S.34].

Im Rahmen einer Studie aus San Francisco wird ein stationsbasiertes System zu verschiedenen Zeitpunkten untersucht. Die durchschnittlichen Nutzungsdauern und –distanzen verringern sich im Zeitverlauf deutlich [vgl. Cervero et al. (2007), S.70ff; Cervero & Tsai (2004), S.117].

A.1.3.4 Wettereinflüsse

Die Buchungsfrequenz ist während der Wintermonate i.d.R. höher. Dies lässt die Annahme zu, dass die Buchung von CarSharing-Fahrzeugen zum Teil auf Schlechtwetterereignisse bzw. kalte Temperaturen zurückzuführen ist. Im Folgenden soll daher dargestellt werden, ob die CarSharing-Nutzung durch das Wetter beeinflusst

wird. Studien hierzu finden sich – aufgrund der eingeschränkten Reservierungsmöglichkeiten – insbesondere in Bezug auf das free-floating CarSharing.

Gefragt nach den Hauptgründen für die Nutzung von free-floating Fahrzeugen auf regelmäßigen Wegen geben 13 Prozent der Kund*innen das Wetter als primären beeinflussenden Faktor an [vgl. WiMobil (2016), S.121]. Becker et al. (2017b) zeigen mittels eines diskreten Wahlmodells, dass free-floating Kund*innen eher auf Car-Sharing-Fahrzeuge zurückgreifen, wenn es regnet oder kalt ist [vgl. Becker et al. (2017b), S.26]. Schmöller & Bogenberger (2014) kommen hingegen zu dem Ergebnis, dass zwischen der Buchungshäufigkeit und Temperatur sowie Niederschlagsereignissen nur geringe Korrelationen existieren [vgl. Schmöller & Bogenberger (2014), S.15f]. Dass nur marginale Zusammenhänge identifiziert werden, kann zum Teil darauf zurückgeführt werden, dass die Auswertung auf Tagesdurchschnittswerten basiert und kurzfristige Entscheidungen daher nicht adäquat abgebildet werden. In anderen Studien werden stattdessen kleinere Zeitintervalle von einer Stunde verwendet [z.B. Schmitt (2019), Harz (2016); Müller (2016); Bogenberger et al. (2016)].

Bogenberger et al. (2016) sowie Müller (2016) klassifizieren die untersuchten Stunden auf Basis der Temperatur, des Niederschlags und der Windstärke in Schön- und Schlechtwettererlagen.¹⁵³ Insbesondere in den Abend- und Nachtstunden nutzen Kund*innen die Fahrzeuge während Schlechtwetterereignissen vergleichsweise häufiger [vgl. Müller (2016), S.111f; Bogenberger et al. (2016), S.169]. Dies trifft vorwiegend auf Vielnutzer*innen der Systeme zu [vgl. Müller & Bogenberger (2015a), S.8]. Die Tageszeit deutet darauf hin, dass schlechtes Wetter bei unregelmäßigen Wegen einen größeren Einfluss auf die Verkehrsmittelwahl hat.

Um Verzerrungen aufgrund der unterschiedlichen tageszeitlichen Verteilung von Niederschlagsereignissen zu minimieren, grenzen Schmöller et al. (2015) den Betrachtungszeitraum auf die Tage Montag bis Donnerstag sowie die Zeitintervalle von 14 bis 20 Uhr ein. Anschließend werden die Zeitintervalle halbiert und hinsichtlich Nutzungsunterschieden in Abhängigkeit von Niederschlagsereignissen verglichen. Falls es im Zeitraum von 14 bis 17 Uhr trocken bleibt, jedoch im abendlichen Intervall anfängt zu regnen, erhöht sich die Anzahl an Buchungen um sechs Prozent – verglichen mit dem Szenario, dass es in beiden Zeiträumen nicht regnet. Finden jedoch in beiden Zeiträumen Niederschlagsereignisse statt, werden sogar weniger Fahrzeuge gebucht als wenn es in den Zeiträumen nicht regnet. Dies lässt darauf schließen, dass Kund*innen an Tagen, an denen es durchgängig regnet, ihr Mobilitätsverhalten anders gestalten und ggf. sogar ein niedrigeres Aktivitätsniveau aufweisen. Im Gegensatz zum Regen beeinflusst die Temperatur die Buchungshäufigkeit nicht nennenswert. Die Niederschlagshöhe wird in dieser Studie nicht berücksichtigt [vgl. Schmöller et al. (2015), S.44ff].

Harz (2016) untersucht den Einfluss von Regenereignissen auf die Buchungsfrequenz unter Verwendung einstündiger Intervalle. Während bei geringen Niederschlagsmengen unter 0,3 Litern pro Quadratmeter keine starken Veränderungen der Buchungshäufigkeiten erkennbar sind, zeigt sich bei stärkeren Niederschlagsereignissen ein Buchungszuwachs von etwa zehn Prozent [vgl. Harz (2016), S.14f]. Zu ähnlichen Ergebnissen kommt eine Untersuchung des free-floating Angebotes in Karlsruhe. Ab einer Niederschlagsmenge von 0,4 Litern pro Stunde zeigt sich eine erhöhte Buchungsfrequenz. Aufgrund des kurzen Analysezeitraums von nur vier Monaten sind Niederschlagsereignisse allerdings selten und die Aussagekraft daher begrenzt [vgl. Schmitt (2019), S.45].

A.1.3.5 Einstellungen von Kund*innen

In der Studienlandschaft gibt es wenige Untersuchungen, die sich mit einstellungsbasierten Determinanten der CarSharing-Nutzung auseinandersetzen. Die meisten Studien beschränken sich auf die Angabe von Einstellungen der Kund*innen, ohne einen Bezug zur tatsächlichen Nutzung herzustellen. Andere Studien ermitteln den Einfluss von Einstellungen und Motiven auf die Wahl von CarSharing-Fahrzeugen anhand von hypothetischen Stated Choice-Experimenten. Eine CarSharing-Mitgliedschaft ist häufig keine Voraussetzung für die Teilnahme an den Experimenten. Deshalb sind mittels solcher Erhebungsformen keine Aussagen über die Nutzungsintensität möglich.

Im Rahmen einer niederländischen Studie können Proband*innen zwischen den drei Verkehrsmitteloptionen Privat-Pkw, stationsbasiertes CarSharing sowie ÖV wählen. Ein hohes Umweltbewusstsein wirkt sich negativ auf die Pkw- sowie CarSharing-Nutzung aus. Stattdessen werden öffentliche Verkehrssysteme präferiert. Personen,

¹⁵³ Ein Schlechtwetterereignis liegt nach Müller et al. (2015) vor, wenn die Temperatur im Winter unter -2 °C, im Frühling und Herbst unter 5°C, im Sommer unter 15°C, der Niederschlag bei mehr als 0,5 Litern pro m² liegt oder die Windstärke mehr als 3 Bft. beträgt.

die Spaß am Fahren haben und die mit Automobilen einen hohen symbolischen Wert verbinden, nutzen eher private Fahrzeuge als das CarSharing [vgl. Kim et al. (2017c), S.197f]. Da zum Teilnehmerkreis auch Nicht-CarSharer*innen zählen, ist die Aussagekraft im Hinblick auf die tatsächliche Nutzung der Systeme begrenzt. Die Ergebnisse zeigen jedoch, dass das CarSharing von den Proband*innen als weniger nachhaltig angesehen wird als öffentliche Verkehrsmittel.

Free-floating Kund*innen weisen eine höhere Pkw-Affinität auf als Nutzer*innen stationsbasierter oder kombinierter Systeme. Diese greifen eher aus pragmatischen Gründen auf CarSharing-Fahrzeuge zurück [vgl. Bergstad et al. (2018), S.107f]. Kund*innen, die sich durch eine hohe Extraversion und Offenheit für Erfahrungen auszeichnen, wählen im Rahmen eines Stated Choice-Experiments häufiger free-floating Fahrzeuge [vgl. Wu et al. (2019b), S.15].

Mugion et al. (2019) nutzen ein Strukturgleichungsmodell zur Modellierung der Antezedenzen der CarSharing-Nutzung. Ein positiver Effekt auf die Nutzungsabsicht geht demnach vom wahrgenommenen Nutzen von CarSharing-Systemen aus. Ökologische Einstellungen sowie die erwartete Servicequalität beeinflussen die Nutzungsabsicht indirekt, indem sie auf die wahrgenommene Nützlichkeit wirken. Von ökologischen Beweggründen geht ein geringerer Einfluss aus [vgl. Mugion et al. (2019), S.11].

Müller et al. (2017), Müller (2016) sowie Müller & Bogenberger (2015a) nutzen die Ergebnisse der Bundestagswahl 2013 als Surrogat für die Abbildung der ökologischen Orientierung von CarSharing-Kund*innen. Die Analyse findet jedoch nicht auf der Individualebene statt, sondern basiert auf räumlich aggregierten Daten. Direkte Rückschlüsse auf die Einstellungen von Kund*innen sind daher nicht möglich. In Berlin existiert zwischen dem Anteil der Wähler*innen der Partei Bündnis 90/Die Grünen und der Nutzungshäufigkeit innerhalb einzelner Distrikte ein positiver Zusammenhang. Gleiches gilt auch für hohe Anteile von liberalen sowie politisch linksorientierten Wähler*innen [vgl. Müller et al. (2017), S.9; Müller & Bogenberger (2015a), S.6; Müller (2016), S.88]. Andere Studien bestätigen, dass Personen mit einer weniger progressiven, politisch eher rechten Einstellung eine durchschnittlich höhere Privat-Pkw-Nutzung aufweisen [vgl. Ramos et al. (2020), S.7].

Zoepf & Keith (2015) untersuchen mittels eines diskreten Wahlmodells, welche Bedeutung Kund*innen unterschiedlichen CarSharing-Attributen beimessen. Hierzu führen Sie ein Stated Choice-Experiment durch. Wie zu erwarten, haben der Preis und die Gehdistanz zu einem Fahrzeug einen negativen Effekt auf dessen Nutzung. Die Analyse der Zeitkosten (Value of Time) offenbart, dass eine zusätzliche Meile¹⁵⁴, welche die Proband*innen zum Erreichen des Fahrzeugs zurücklegen müssen, einem monetären Wert von 2,1 US-Dollar entspricht. Mittels Interaktionstermen wird zudem die Präferenzheterogenität der Studienteilnehmer*innen geprüft. Diese zeigen, dass ÖV-affine Personen eine höhere Bereitschaft aufweisen, weiter entfernte Fahrzeuge zu erreichen. Kund*innen, die die Fahrzeuge im Regelfall lange im Voraus oder aber kurz vor Fahrtantritt reservieren, sind zudem eher gewillt, eine zeitliche Abweichung vom geplanten Buchungsstart in Kauf zu nehmen, falls zu diesem Zeitpunkt keine Fahrzeuge verfügbar sind [vgl. Zoepf & Keith (2015), S.12ff].

Mattia et al. (2019) untersuchen die Wiedernutzungsintention von free-floating CarSharing-Systemen in Italien. Für das von ihnen aufgestellte Strukturmodell nutzen sie die Theorie des geplanten Verhaltens¹⁵⁵. Die Ergebnisse zeigen, dass Umweltaspekte für die Absicht zur erneuten CarSharing-Nutzung weniger relevant sind als finanzielle und soziale Aspekte. Normative Einflüsse wirken ebenfalls auf die Wiedernutzungsintention [vgl. Mattia et al. (2019), S.8]. Die Bedeutung von ökonomischen Faktoren auf die CarSharing-Nutzung betonen auch Hu et al. (2019). Fahrgutscheine haben demnach einen hohen Einfluss auf die Buchungshäufigkeit in einem CarSharing-System in Shanghai (China) [vgl. Hu et al. (2019), S.6]. Le Vine et al. (2014c) stellen fest, dass Frauen in Bezug auf die Buchungskosten eines free-floating Systems weniger sensitiv sind [vgl. Le Vine et al. (2014b), S.64].

¹⁵⁴ Eine Meile entspricht etwa 1,6 Kilometern.

¹⁵⁵ Die Theorie des geplanten Verhaltens wurde von Ajzen (1991) entwickelt und in zahlreichen Forschungsarbeiten angewendet.

A.1.3.6 Übersicht von Einflussgrößen auf die CarSharing-Nutzung

In der folgenden Tabelle A3 sind die Ergebnisse verschiedener Studien dargestellt, die die Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung mittels Regressionsmodellen untersuchen. Die Studien kommen in Bezug auf manche Merkmale nicht zu einheitlichen Ergebnissen.¹⁵⁶ Als Gründe können neben Unterschieden in den Erhebungs- und Auswertungsmethodiken sowie der Auswahl unabhängiger Variablen auch regionale Besonderheiten angeführt werden. Für einen sinnvollen Vergleich stationsbasierter und stationsunabhängiger CarSharing-Systeme sind daher gleichartige Untersuchungsräume und Forschungsdesigns anzustreben.

A.1.4 Umweltwirkungen von CarSharing-Systemen

In den vorangegangenen Ausführungen wurden die Einflussgrößen der CarSharing-Nutzung dargestellt. CarSharing bietet seinen Kund*innen die Möglichkeit, im Bedarfsfall auf Kraftfahrzeuge zurückgreifen zu können. Es erweitert folglich die Mobilitätsoptionen autofreier Haushalte. Darüber hinaus bietet es Haushalten eine Alternative zum privaten Pkw-Besitz. Die Existenz von CarSharing-Systemen kann den Entscheidungsprozess unterstützen, private Fahrzeuge abzuschaffen oder ein bestehendes autofreies Mobilitätsverhalten zu verfestigen. Aus verkehrspolitischer Perspektive erhofft man sich durch das CarSharing eine Reduktion motorisierter Verkehrsleistung und somit auch eine Verringerung von Klimagasen, Luftschadstoffen und Lärmemissionen. In diesem Kapitel sollen die Umweltwirkungen von CarSharing-Systemen betrachtet werden. Zunächst werden die Auswirkungen auf den Pkw-Besitz thematisiert, danach wird das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen betrachtet. Da zwischen der Anmeldung bei einer CSO und der Reduzierung des Pkw-Bestandes ein enger Zusammenhang besteht, kann es – insb. in Bezug auf die Einflussgrößen und Motive der Pkw-Abschaffung – zu leichten inhaltlichen Überschneidungen zu vorherigen Ausführungen kommen.

A.1.4.1 Auswirkungen auf den Pkw-Besitz

Die aktuelle Literatur zum CarSharing zeigt, dass sich die Kund*innen der beiden Systemarten hinsichtlich ihres Pkw-Bestands deutlich voneinander unterscheiden. Wie in Abbildung A3 dargestellt, stehen den meisten Kund*innen von stationsbasierten Systemen keine privaten Fahrzeuge zur Verfügung. Je nach Studie liegen die Anteile autofreier Haushalte – sowohl in Europa als auch in Nordamerika – zwischen 60 und knapp 90 Prozent. Unterschiede können auf die ungleichen Untersuchungsräume sowie zum Teil auf den Erhebungszeitraum der jeweiligen Studie zurückgeführt werden.

Die Anteile autofreier free-floating Haushalte liegen hingegen wesentlich niedriger. Im Rahmen der WiMobil-Studie werden beispielsweise Anteile von 39 Prozent für München und von 49 Prozent für Berlin ermittelt [vgl. WiMobil (2016), S.87]. In Bezug auf die Gesamtbevölkerung der beiden Städte ergeben sich Anteile von 44 Prozent sowie 51 Prozent [vgl. Agora Verkehrswende (2020), S.16f; Follmer & Belz (2019), S.11]. Die Münchener free-floating Kund*innen sind folglich seltener autofrei als der Durchschnitt der Einwohner*innen.

Eine Ausnahme stellt die Studie von Becker et al. (2015) dar. Der Anteil autofreier free-floating Haushalte in Basel nimmt mit 73 Prozent einen vergleichsweise hohen Wert an. Dies kann auf zwei Gründe zurückgeführt werden. Zum einen ist der Anteil autofreier Haushalte in Basel mit 49 Prozent im Vergleich zu andere Städten relativ hoch [vgl. Statistisches Amt des Kantons Basel-Stadt (2017), S.1]. Zum anderen werden beide CarSharing-Formen von nur einer CSO angeboten. Da das free-floating System erst kurz vor der Durchführung der Studie implementiert wurde, kann angenommen werden, dass ein Großteil der Kund*innen bereits vorab beim stationsbasierten CarSharing angemeldet war. Da sich die Kund*innen für beide Formen separat anmelden mussten, wird das CarSharing in Basel nicht als kombiniertes System geführt [vgl. Becker et al. (2015), S.4].

¹⁵⁶ Einflussgrößen wie Wetterbedingungen oder zeitliche Faktoren werden in Studien, die die CarSharing-Nutzung regressionsanalytisch untersuchen, i.d.R. nicht berücksichtigt und sind daher in der Tabelle nicht aufgeführt.

Tabelle A3: Übersicht von Einflussgrößen auf die CarSharing-Nutzung

Quelle	CS-Form	Land	Geschlecht (männlich)	Alter	Haushaltsgröße	Kinder	Haushaltseinkommen	Hochschulabschluss	ÖV-Abfahrten bzw. U-Bahn-Zugang	ÖV-Abo	Pkw-Besitz	Bevölkerungsdichte	Außenbezirk	CarSharing-Stationendichte	Mitgliedschaft beim FFCS
Auf Haushaltsebene															
Becker et al. (2015)	FFCS	Schweiz	positiv**	negativ**	positiv*		positiv**			negativ**	negativ***		positiv*		
Becker et al. (2015)	SCS	Schweiz	positiv	negativ						negativ*	negativ***				
Cervero et al. (2007)	SCS	USA		positiv*			negativ*								
Auf räumlicher Ebene															
Kang et al. (2016)	SCS	Südkorea		negativ***					negativ***		positiv***			positiv***	
Wu et al. (2019a) ¹	SCS	England				negativ	positiv	negativ*	positiv		negativ*	positiv			positiv***
Costain et al. (2012)	SCS	Kanada	negativ***				negativ***					negativ**			
De Lorimier & El-Geneidy (2010)	SCS	Kanada					negativ*								
Habib et al. (2012)	SCS	Kanada	positiv***	negativ***											
Schmöller et al. (2015)	FFCS	Deutschland		negativ (n.a.)	negativ (n.a.)		positiv (n.a.) (Mietpreise statt Einkommen)								
Müller et al. (2017)	FFCS	Deutschland			positiv**	negativ*** (Kinder zw. 3-5 Jahren) / positiv** (Kinder zw. 10-14 Jahren)	negativ***	negativ***			negativ***	negativ***			
Becker et al. (2017b)	FFCS	Schweiz							positiv		positiv				
Boldrini et al. (2019)	FFCS	Italien						positiv***							
Kortum & Machemehl (2012)	FFCS	USA	positiv***	negativ**	negativ*										positiv***

n.a. = keine Angabe der Signifikanz
 1 = Variablen, die nicht auf räumlichen Daten, sondern auf Befragungsergebnissen basieren, sind in kursiver Schrift dargestellt

Quelle: Eigene Darstellung, in Anlehnung an Wu et al. (2019a), S.22

In einer Studie des Bundesverbands CarSharing werden Kund*innen von vier verschiedenen Angebotsformen hinsichtlich ihres Pkw-Bestandes befragt. Der Anteil autofreier Haushalte von Nutzer*innen kombinierter Angebote weist mit 78 Prozent zwar einen hohen Wert auf, liegt jedoch unter den 81 Prozent der befragten stationsbasierten CarSharer*innen [vgl. Bergstad et al. (2018), S.102f]. Da die stationsbasierten Proband*innen aus drei Städten rekrutiert wurden, die befragten Nutzer*innen kombinierter Angebote hingegen nur aus einer Stadt stammen, ist ein direkter Vergleich beider Anteile nicht zielführend bzw. in seiner Aussagekraft eingeschränkt. Namazu & Dowlatabadi (2018) erheben den Pkw-Bestand von CarSharing-Kund*innen im kanadischen Vancouver, in dem sowohl stationsbasierte als auch free-floating Angebote existieren. Kund*innen, die bei beiden Systemen angemeldet sind, sind geringfügig häufiger autofrei als Kund*innen, die ausschließlich stationsbasierte Fahrzeuge nutzen [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.42].

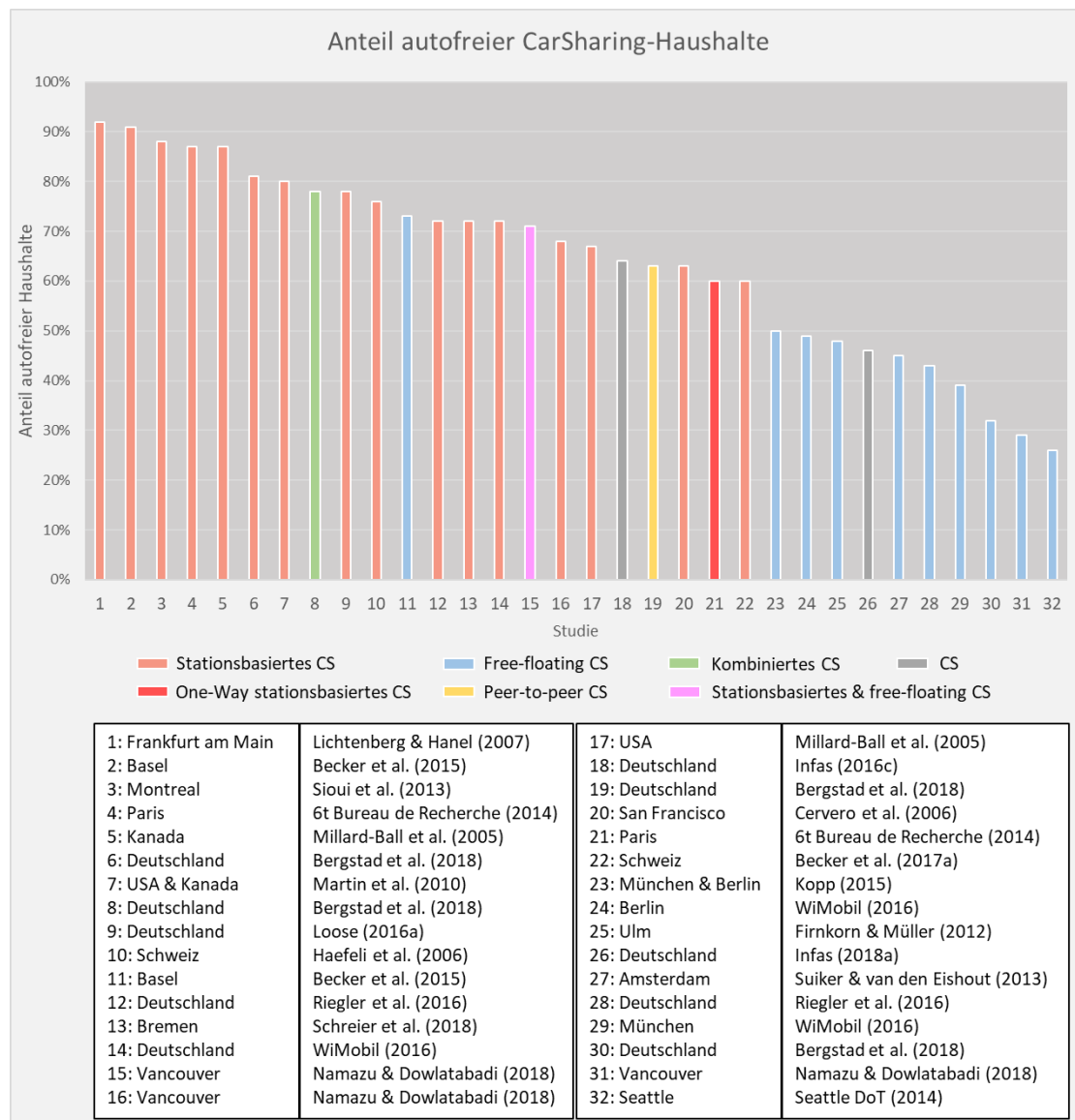


Abbildung A3: Anteil autofreier CarSharing-Haushalte

Quelle: Eigene Darstellung

Der geringere Anteil autofreier Haushalte von free-floating Kund*innen spiegelt sich auch in den höheren durchschnittlichen Pkw-Beständen wider, die in Tabelle A4 dargestellt sind. Gemäß den Ergebnissen der MiD existieren in Deutschland pro Haushalt durchschnittlich 1,1 private Fahrzeuge [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.3]. Bergstad et al. (2018) errechnen für Kund*innen deutscher free-floating Systeme einen Wert von 0,97 Pkw pro Haushalt. Im Gegensatz dazu verfügen sowohl stationsbasierte Kund*innen als auch Nutzer*innen kombinierter Angebote nur über 0,22 Pkw pro Haushalt [vgl. Bergstad et al. (2018), S.102ff]. Le Vine & Polak (2017)

geben sogar an, dass Kund*innen eines free-floating Anbieters in London im Mittel mehr private Fahrzeuge besitzen als die Gesamtbevölkerung der britischen Metropole [vgl. Le Vine & Polak (2017), S.6]. Firnkorn & Müller (2012) berichten statt des Pkw-Bestandes pro Haushalt die durchschnittliche Anzahl an privaten Fahrzeugen pro Person. Diese liegt bei den untersuchten Ulmer free-floating Kund*innen bei 0,61 Pkw und somit höher als der bundesdeutsche Durchschnittswert von 0,53 [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.69; Firnkorn & Müller (2012), S.271].

Tabelle A4: Motorisierungsquote von CarSharing-Haushalten

System	Pkw je 1.000 Haushalte	Stadt / Region	Quelle
Free-floating CarSharing	1.200	Seattle	Seattle DoT (2014)
Free-floating CarSharing	968	Deutschland	Bergstad et al. (2018)
Peer-to-peer CarSharing	600	Melbourne	Jain et al. (2021)
Free-floating CarSharing	556	London	Le Vine & Polak (2017)
Peer-to-peer CarSharing	515	Deutschland	Bergstad et al. (2018)
Stationsbasiertes CarSharing	450	Melbourne	Jain et al. (2021)
Stationsbasiertes CarSharing	300	Bremen	Schreier et al. (2018)
Stationsbasiertes CarSharing	290	USA	Martin et al. (2010)
Stationsbasiertes CarSharing	223	Deutschland	Bergstad et al. (2018)
Kombiniertes CarSharing	223	Deutschland	Bergstad et al. (2018)
Stationsbasiertes CarSharing	130	Montreal	Sioui et al. (2013)
Stationsbasiertes CarSharing	130	Kanada	Martin et al. (2010)

Quelle: Eigene Darstellung

In einer Studie aus Norwegen werden die Einflussfaktoren auf das Interesse, die Intention sowie die tatsächliche Anmeldung bei einer CSO bestimmt. Die Untersuchung kommt zu dem Ergebnis, dass die Annahme von CarSharing stark davon abhängig ist, ob die befragten Personen über private Fahrzeuge verfügen. Während der Privat-Pkw-Besitz zwar einen positiven Effekt auf das Interesse an der CSO ausübt, besteht ein negativer Effekt auf die baldige Anmeldeintention sowie die tatsächliche Anmeldung. Mitglieder von CSO haben einen signifikant niedrigeren Privat-Pkw-Besitz. Mittels Strukturgleichungsmodellen zeigt die Studie zudem, dass der Besitz privater Fahrzeuge neben einem direkten Effekt auch eine bedeutsame mediiierende Rolle zwischen soziodemographischen Faktoren und der CarSharing-Annahme aufweist [vgl. Hjortset & Böcker (2020), S.8ff].

Der Pkw-Besitz hat auch einen Einfluss auf die tatsächliche Nutzung der CarSharing-Systeme. CarSharer*innen aus autofreien Haushalten nutzen die Systeme im Durchschnitt häufiger [vgl. Loose (2016a), S.28; Schreier et al. (2015), S.15; Sioui et al. (2013), S.62]. Inaktive CarSharer*innen, die im Verlauf des jeweiligen Untersuchungsjahres keine Buchungen zu verzeichnen hatten, haben verhältnismäßig die meisten Pkw [vgl. Sioui et al. (2013), S.62].

Der Besitz eines privaten Fahrzeugs im Haushalt sagt noch nichts über die tatsächliche Verfügbarkeit aus [vgl. Hoffmann (2009), S.41; Harms (2003), S.82]. Hülsmann et al. (2018) geben an, dass knapp zwei Drittel der von ihnen untersuchten free-floating Kund*innen mit Privat-Pkw jederzeit auf ein Fahrzeug zurückgreifen können [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.31]. Bei stationsbasierten Nutzer*innen in Bremen sind es sogar nur 21 Prozent [vgl. Schreier et al. (2018), S.24]. Prieto et al. (2017) führen an, dass die Anmeldeintention bei professionellen CarSharing-Systemen bei Personen signifikant höher ist, die nicht die Hauptnutzer*innen des privaten Pkws sind [vgl. Prieto et al. (2017), 224]. Andere Studien bestätigen, dass CarSharing in einigen Haushalten als Zweitwagenersatz genutzt wird [vgl. Hui et al. (2019), S.5; Becker et al. (2017a), S.30; s & van den Elshout (2013), S.5; Seattle DoT (2014), S.7; Martin et al. (2010), S.152; Cervero et al. (2007), S.73; Millard-Ball et al. (2005), S.4-10].

Da in den meisten CarSharing-Befragungen keine Zufallsauswahlverfahren stattfinden, ist ein einfaches Hochrechnen der Studienergebnisse auf die Gesamtheit der Kund*innen kritisch zu sehen. Grund hierfür sind poten-

tielle Verzerrungen durch die Selbstselektion der Proband*innen [vgl. Ceccato & Diana (2021), S.1525f]. Erforderlich sind daher Gewichtungungsverfahren, mittels derer die zu interessierenden Zielgrößen an bekannte Randverteilungen angepasst werden [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b), S.3]

Auch eine Übertragung der Ergebnisse vieler Studien auf die Gesamtbevölkerung ist nicht möglich bzw. sinnvoll, da CarSharing-Kund*innen als relativ homogene Gruppe beschrieben werden können und sich hinsichtlich soziodemographischer und –ökonomischer Merkmale vom Durchschnitt aller Einwohner*innen unterscheiden [vgl. Kossak (2016), S.21]. Zudem kann auch die Wahl des Wohnortes einen erheblichen Einfluss auf den Pkw-Besitz und das Mobilitätsverhalten haben [vgl. Bauer et al. (2022), S.11ff; Hunecke & Wulfhorst (2000), S.556ff]. Zur Evaluation der Auswirkungen von CarSharing-Systemen sollten diese Faktoren daher berücksichtigt werden.

Um Konfundierungseffekte auszuschließen bzw. zu minimieren, nutzen Mishra et al. (2015) die Methode des Propensity Score Matchings (PSM). Hierbei wird eine Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen der Gruppe der CarSharing-Kund*innen anhand verschiedener Kovariaten angeglichen und mehrere Subklassen gebildet, die hinsichtlich ihrer Merkmale homogene Einheiten bilden. Mittels Regressionsmodellen bestimmen die Autor*innen anschließend den Einfluss des CarSharings auf den Pkw-Besitz im Haushalt. Dieser ist in allen Subklassen bei den CarSharing-Kund*innen signifikant niedriger als bei Personen, die ähnliche Charakteristika aufweisen, aber bei keiner CSO angemeldet sind. Bei Kund*innen in urbanen Räumen ist der Unterschied größer als bei CarSharer*innen aus ländlichen bzw. suburbanen Räumen [vgl. Mishra et al. (2015), S.52]. Auch Chapman et al. (2020) kontrollieren hinsichtlich konfundierender Variablen mittels PSM. Im Rahmen der share-Studie wird durch eine gezielte Rekrutierung von Nicht-CarSharer*innen sowie nachträgliche Gewichtungungsverfahren eine Parallelisierung der Gruppen erzielt [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.18].

Die Autor*innen einer australischen Studie merken zudem an, dass für die Einordnung der Pkw-Besitzzahlen ein Vergleich mit Zensusdaten nicht zielführend ist. Aufgrund der spezifischen Charakteristika der CarSharing-Kund*innen wird im Rahmen der Untersuchung ebenfalls eine Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen erhoben und mittels einer sozio-demographischen Gewichtung an die Eigenschaften der CarSharer*innen angepasst. Trotz dieser Angleichung sind die Pkw-Besitzzahlen bei der Gruppe der CarSharing-Kund*innen signifikant niedriger als bei der Kontrollgruppe [vgl. Jain et al. (2021), S.9].

Entwicklung des Pkw-Bestands

Für die Evaluation von CarSharing-Systemen ist weniger die aktuelle Anzahl an Fahrzeugen in Privatbesitz ausschlaggebend als vielmehr die Entwicklung des privaten Pkw-Bestands. Dies kann darauf zurückgeführt werden, dass das CarSharing insb. auch für Personen attraktiv erscheint, die noch nie einen eigenen Pkw besessen haben. Haefeli et al. (2006) geben beispielsweise an, dass knapp die Hälfte der von ihnen befragten stationsbasierten Kund*innen ihr bisheriges Leben autofrei gestaltet haben [vgl. Haefeli et al. (2006), S.24f]. Bei Kund*innen des free-floating CarSharings sind es etwa 30 Prozent [vgl. Firnkorn & Müller (2012), S.271]. Bei dieser Kund*innengruppe besteht das Risiko einer verkehrsinduzierenden Wirkung durch die Nutzung von CarSharing-Systemen. Andererseits kann argumentiert werden, dass CarSharing ein Mobilitätsverhalten ohne private Fahrzeuge fördert und daher intendierte Pkw-Anschaffungen in manchen Fällen nicht durchgeführt werden. Um diesem Umstand Rechnung zu tragen, wird in einigen Studien nicht nur die Veränderung des Pkw-Bestands erfragt, sondern auch aufgrund des CarSharings unterdrückte Kaufentscheidungen bestimmt [z.B. Jain et al. (2021), S.4; Jochem et al. (2020), S.381; Fromm et al. (2019), S.8; Schreier et al. (2018), S.26; Becker et al. (2015), S.12f; Schreier et al. (2015), S.16]. In manchen Erhebungen werden zudem geplante Pkw-Abschaffungen [z.B. WiMobil (2016), S.169; Giesel & Nobis (2016), S.221; Seattle DoT (2014), S.7] und beabsichtigte Pkw-Anschaffungen [z.B. Le Vine & Polak (2017), S.6f; Giesel & Nobis (2016), S.222] berücksichtigt.

In Tabelle A5 ist dargestellt, wie viele Haushalte ihren Pkw-Bestand nach Beitritt bei der CSO reduzieren. Obwohl viele stationsbasierten Kund*innen bereits vor der Mitgliedschaft beim CarSharing aus autofreien Haushalten kamen, schafft ein – im Vergleich zum free-floating CarSharing – höherer Anteil der Nutzer*innen nach der Anmeldung Fahrzeuge ab. Die Höhe der Anteile unterscheidet sich zum Teil stark zwischen den dargestellten Studien. Als möglicher Grund können Unterschiede in den Haushaltsstrukturen angeführt werden [vgl. Jochem et al. (2020), S.382]. Zudem sind Differenzen aufgrund unterschiedlicher Stadtstrukturen und der jeweiligen Qualität des CarSharing-Angebotes möglich. Aus der Tabelle ist ersichtlich, dass ein größerer Anteil von Kund*innen auf geplante Neuanschaffungen verzichtet statt den Pkw-Bestand zu reduzieren [vgl. auch Fromm et al. (2019),

S.15]. Dies ist insofern kohärent, als dass ein Großteil der CarSharer*innen keine privaten Fahrzeuge besitzt und daher die Anzahl nicht reduzieren kann.

Suiker & van Elshout (2013) geben an, dass knapp die Hälfte der free-floating Kund*innen, die ihren Pkw-Bestand reduzieren, einen Zweit- oder Drittwagen abschaffen, jedoch nicht autofrei werden [vgl. Suiker & van den Elshout (2013), S.5]. Zu ähnlichen Ergebnissen kommt auch das Seattle DoT (2014). Über 60 Prozent der Kund*innen aus der amerikanischen Großstadt ziehen zudem nicht in Erwägung, in Zukunft ein privates Fahrzeug abzuschaffen [vgl. Seattle DoT (2014), S.7]. Im Vergleich zu stationsbasierten Kund*innen intendiert ein größerer Anteil von Nutzer*innen stationsungebundener Systeme darüber hinaus die Anschaffung neuer Pkw [vgl. Giesel & Nobis (2016), S.222]. Inkludiert man die geplanten Anschaffungen in die Berechnung, ergibt sich in Bezug auf DriveNow-Kund*innen aus München und Berlin sogar eine negative Entlastungswirkung. Während knapp zehn Prozent der free-floating Haushalte einen Pkw abschaffen sowie weitere vier Prozent eine Abschaffung planen, existiert bei 18 Prozent der Wunsch einer baldigen Pkw-Anschaffung [vgl. WiMobil (2016), S.164ff]. Eine im Rahmen der Studie durchgeführte Panel-Befragung, die mit einem zeitlichen Abstand von zwölf Monaten stattgefunden hat, bestätigt die Erhöhung des Pkw-Bestandes [vgl. ebd., S.172f].

CarSharing-Kund*innen in Vancouver, die bei einem stationsbasierten Anbieter angemeldet sind, haben bereits vor Beginn der Mitgliedschaft signifikant weniger private Fahrzeuge als free-floating Kund*innen von car2go. Die Analyse der Änderung des Fahrzeugbesitzes zeigt, dass sowohl stationsbasierte als auch free-floating Nutzer*innen die Anzahl der Fahrzeuge signifikant reduzieren. Am höchsten ist die Abschaffungsquote bei Nutzer*innen, die bei beiden Angebotsformen registriert sind. 37 Prozent dieser Kund*innen reduzieren ihren Pkw-Bestand, im Vergleich zu zwölf Prozent, die ausschließlich bei car2go angemeldet sind [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.42].

Tabelle A5: Anteil von CarSharing-Haushalten, die ihren Pkw-Bestand reduziert haben

System	Anteil Haushalte, die Pkw-Bestand reduzieren	Anteil Haushalte, die auf Neuanschaffung verzichten	Stadt / Region	Quelle
Stationsbasiertes CS	41%	-	Deutschland	Riegler et al. (2016)
Stationsbasiertes CS	37%	-	Bremen	Glottz-Richter (2014)
Stat. & free-fl. CS	37%	-	Vancouver	Namazu & Dowlatabadi (2018)
Stationsbasiertes CS	31%	43%	Bremen	Schwieger (2018)
Stationsbasiertes CS	29%	70%	San Francisco	Cervero & Tsai (2004)
Stationsbasiertes CS	29%	71%	USA & Kanada	Millard-Ball et al. (2005)
Stationsbasiertes CS	15-29%	25-61%	Kanada	Cohen & Shaheen (2016)
Stationsbasiertes CS	27%		Europa	Loose (2010a)
Stationsbasiertes CS	26%	-	Schweiz	Haefeli et al. (2006)
Stationsbasiertes CS	11-26%	12-68%	USA	Cohen & Shaheen (2018)
Free-floating CS	21%	-	Deutschland	Riegler et al. (2016)
Free-floating CS	5-16%	14-41%	Europa	Jochem et al. (2020)
Stationsbasiertes CS	15%	-	Berlin & München	Giesel & Nobis (2016)
Stationsbasiertes CS	14%	27%	Frankfurt am Main	Lichtenberg & Hanel (2007)
Free-floating CS	12%	-	Vancouver	Namazu & Dowlatabadi (2018)
Free-floating CS	7%	-	Berlin & München	Giesel & Nobis (2016)
Free-floating CS	5%	-	Seattle	Seattle DoT (2014)
Free-floating CS	2-5%	7-10%	USA & Kanada	Martin & Shaheen (2016)
Free-floating CS	4%	-	Amsterdam	Suiker & van den Elshout (2013)
Free-floating CS	4%	30%	London	Le Vine & Polak (2017)

Quelle: Eigene Darstellung

Der Entscheidungsprozess zur Pkw-Abschaffung findet häufig bereits vor der Entscheidung zur Partizipation am CarSharing statt [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.7; Loose (2016b), S.2f; Loose (2016a), S.3f; Harms (2003), S.110]. Durch den zu einem späteren Zeitpunkt stattfindenden CarSharing-Beitritt kann das autofreie Mobilitätsverhalten stabilisiert werden [vgl. Loose (2016a), S.16; Loose (2016b), S.3]. Einige Studien untersuchen daher nicht nur die abgeschafften Pkw seit Beginn der Mitgliedschaft, sondern erweitern den Betrachtungszeitraum auf das Jahr vor der Anmeldung [vgl. Jain et al. (2021), S.12; Bergstad et al. (2018), S.104f; Schreier et al. (2018), S.57f]. Eine Befragung von stationsbasierten Kund*innen in mehreren deutschen Städten offenbart, dass der private Pkw-Bestand in den zwölf Monaten vor Beitritt bei einer CSO bereits um über die Hälfte reduziert wird. Die Anzahl an abgeschafften Fahrzeugen nach der CarSharing-Anmeldung ist weitaus geringer [vgl. Loose (2016a), S.12]. Auch eine Erhebung im australischen Melbourne kommt zu vergleichbaren Ergebnissen, obgleich die Pkw-Reduktion im Jahr vor der Anmeldung mit knapp 30 Prozent etwas geringer ausfällt als in der Untersuchung deutscher Städte [vgl. Jain et al. (2021), S.12]. Die Analyse von stationsbasierten Kund*innen in Bremen zeigt, dass über die Hälfte der Personen, die ihren Pkw-Bestand reduzieren, die privaten Fahrzeuge wenige Wochen bis unmittelbar vor der Anmeldung beim CarSharing abschaffen. Elf Prozent verkaufen ihre Fahrzeuge mehrere Monate im Voraus und 29 Prozent nach dem Beitritt bei der CSO [vgl. Schreier et al. (2018), S.58].

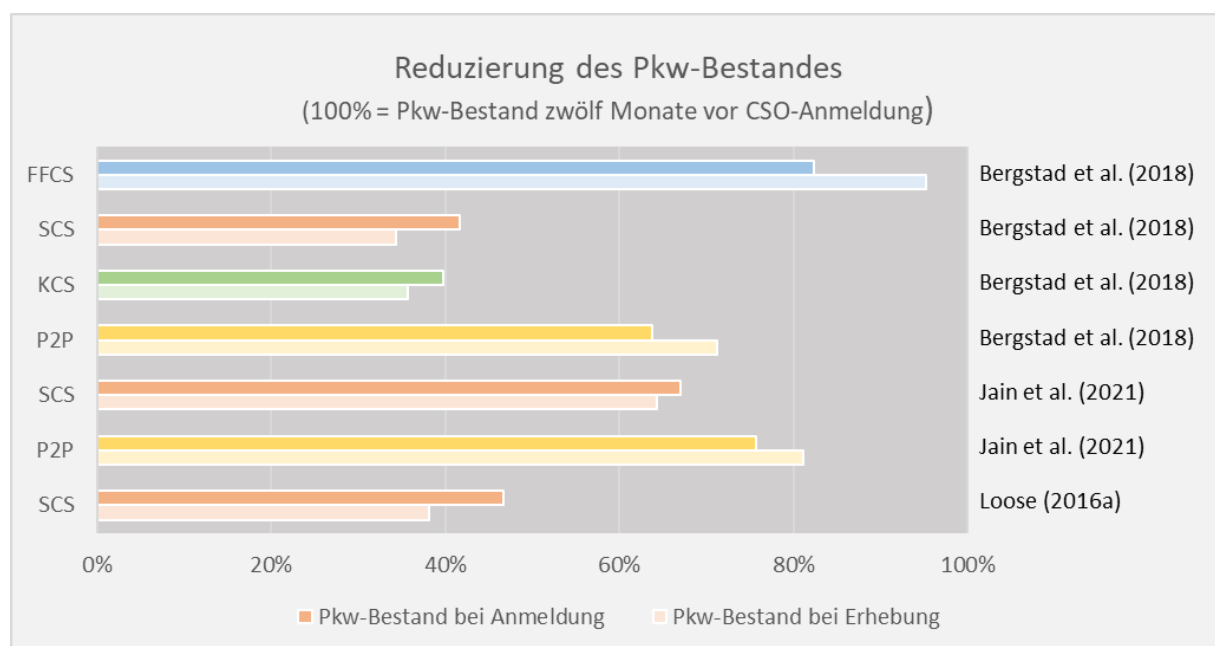


Abbildung A4: Entwicklung des Pkw-Bestandes
Quelle: Eigene Darstellung

Die Entwicklung des Pkw-Bestands von Kund*innen verschiedener CarSharing-Angebotsformen ist in Abbildung A4 dargestellt. Referenzpunkt ist jeweils der Pkw-Bestand ein Jahr vor Anmeldung bei der CSO. Bei stationsbasierten sowie kombinierten CarSharing-Systemen reduziert sich die Anzahl privater Fahrzeuge am stärksten. Im Gegensatz zu free-floating sowie peer-to-peer-Systemen verringert sie sich auch nach Beitritt bei der CSO. Unterschiede in der Höhe der Pkw-Reduktion existieren zwischen der deutschen und der australischen Untersuchung. Die Erhöhung des Pkw-Bestands in der Phase nach dem CarSharing-Beitritt kann u.a. darauf zurückgeführt werden, dass einige Kund*innen von free-floating sowie peer-to-peer-Systemen die Angebote als Übergang nutzen, bis ein neues privates Fahrzeug angeschafft wird.¹⁵⁷

Becker et al. (2018) stellen zwei verschiedene Möglichkeiten zur Beurteilung der Auswirkungen des CarSharings auf den Pkw-Besitz dar. Mittels einer Panel-Befragung werden die Besitzstände kurz nach Beitritt bei der free-floating CSO erhoben sowie ein Jahr nach der Anmeldung. Der Pkw-Bestand reduziert sich zwar von 0,27 auf

¹⁵⁷ Anzumerken ist an dieser Stelle allerdings, dass nicht alle Studien über free-floating und peer-to-peer-Systeme eine Erhöhung des Pkw-Bestandes nach der Anmeldung beim CarSharing berichten. Dennoch ist festzuhalten, dass diese CarSharing-Formen eine wesentlich geringere Abschaffungswirkung implizieren. Die in Abbildung A4 dargestellten Studien wurden ausgewählt, da sie als eine der wenigen den Pkw-Bestand zwölf Monate vor der CarSharing-Anmeldung erfassen.

0,24 Pkw pro Haushalt, der Unterschied ist aber statistisch nicht signifikant. Zusätzlich zu diesem Vergleich absoluter Besitzzahlen wird als weiterer Ansatz der Pkw-Bestand zum Zeitpunkt der zweiten Erhebung mit der antizipierten Anzahl an Fahrzeugen verglichen, die sich aus dem Pkw-Bestand der ersten Erhebungsphase sowie den zum dortigen Zeitpunkt geplanten An- und Abschaffungen ergibt. Obwohl ein Teil der Proband*innen in der ersten Befragung einen Zuwachs an Fahrzeugen intendiert und die Differenz der zu vergleichenden Pkw-Bestände daher einen größeren Wert annimmt, ist der Unterschied auch bei diesem Ansatz nicht signifikant. Mittels eines Differenz-von-Differenzen-Tests wird die Reduktion des Pkw-Bestandes der CarSharing-Kund*innen zudem mit der Veränderung der Fahrzeuganzahl einer Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen verglichen. Demnach verändert sich der Pkw-Bestand der free-floating Nutzer*innen im Vergleich zur Kontrollgruppe signifikant. Dieses Ergebnis ist insofern interessant, als dass der Pkw-Besitz der CarSharing-Kund*innen bereits zum Zeitpunkt der CSO-Anmeldung signifikant niedriger ist als bei der Vergleichsgruppe [vgl. Becker et al. (2018), S.11f; Becker et al. (2016), S.6ff].

In einer kanadischen Studie wird der Einfluss des CarSharings auf den Pkw-Besitz nicht über Nutzerbefragungen erfasst, sondern unter Verwendung von Zensus-Daten abgeschätzt. Mittels linearer Regressionsmodelle werden die Einflussgrößen auf die durchschnittliche Anzahl privater Fahrzeuge pro Haushalt auf raumzellulärer Ebene zu verschiedenen Zeitpunkten bestimmt. Während wenige Jahre nach Einführung des stationsbasierten CarSharing-Systems keine Effekte auf den Pkw-Bestand erkennbar sind, zeigt sich 14 Jahre nach der Implementierung, dass ein negativer Zusammenhang zwischen der Anzahl an CarSharing-Fahrzeugen in einem 500 Meter Radius und der Fahrzeuganzahl in Privatbesitz besteht [vgl. Klinevicius et al. (2014), S.53].

Die Autor*innen der CarSharing-Studie von Kearney merken an, dass das Verhältnis von Neuwagen aus den Städten Berlin und Hamburg zu allen in Deutschland zugelassenen Neuwagen konstant bleibt. Hierzu werden alle Neuanschaffungen im Zeitraum von jeweils fünf Jahren vor und nach Einführung des free-floating CarSharings in den beiden Städten herangezogen. Es wird geschlussfolgert, dass durch das CarSharing keine nennenswerten Substitutionseffekte erzielt werden [vgl. A.T. Kearney (2019), S.6]. Die Autor*innen lassen allerdings außer Acht, dass die Einwohnerzahlen in beiden Metropolen aufgrund zunehmender Urbanisierungstendenzen im Untersuchungszeitraum stärker angestiegen sind als in der gesamten Bundesrepublik.¹⁵⁸ Dennoch können die Ergebnisse der Studie als Indiz gewertet werden, dass CarSharing-Systeme noch keine transformatorischen, das gesamte Verkehrssystem verändernde Wirkungen entfalten.

Für die Evaluation von CarSharing-Systemen reicht es nicht aus, ausschließlich die Veränderung des privaten Pkw-Bestandes zu betrachten. Auch die durch die CSO bereitgestellten Fahrzeuge müssen in diesem Kontext berücksichtigt werden. In Metropolen wie Berlin kann die Fahrzeugflotte mehrere tausend Fahrzeuge umfassen. In vielen Studien wird daher eine Pkw-Ersetzungsquote¹⁵⁹ genannt, die angibt, wie viele private Fahrzeuge durch ein CarSharing-Fahrzeug substituiert werden. Die Berechnung erfordert die Extrapolation von sich aus Befragungen ergebenden Durchschnittswerten auf die Gesamtheit der Kund*innen einer CSO¹⁶⁰.

In Bezug auf stationsbasierte Systeme ergeben sich häufig Ersetzungsquoten von vier bis sieben privaten Fahrzeugen (vgl. Tabelle A6) [vgl. Clark & Dilks (2019), S.5; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.47; Schwiieger (2018), S.10; 6t Bureau de Recherche (2014), S.4; Baptista et al. (2014), S.34; Loose (2010a), S.28; Martin et al. (2010), S.157]. Höhere Werte geben beispielsweise Loose (2016a), Shaheen & Cohen (2008) sowie Millard-Ball et al. (2005) an. Unterschiede können erneut auf die Bevölkerungsstruktur, die Angebotsqualität des CarSharings- und öffentlichen Verkehrssystems der jeweils untersuchten Stadt [vgl. Loose (2016a), S.26] sowie die Berechnungsmethodik zurückgeführt werden. Diese variiert zum Teil zwischen den Studien, was den direkten Vergleich der Ergebnisse erschwert [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.6]. Manche Erhebungen inkludieren beispielsweise Pkw, die aufgrund des CarSharings nicht angeschafft wurden, andere Studien geben hierfür separate Ersetzungsquoten an [z.B. Fromm et al. (2019); Schwiieger (2018); Martin & Shaheen (2016); Schreier et al. (2015)]. Während die

¹⁵⁸ Der Untersuchungszeitraum der Studie erstreckt sich vom Jahr 2006 bis zum Jahr 2017. In diesem Zeitraum ist die Bevölkerung der Stadt Berlin von 3,349 auf 3,712 Millionen gewachsen (=10,8%), in der Stadt Hamburg von 1,754 auf 1,821 Millionen (=4,4%) und in der Bundesrepublik Deutschland von 82,315 auf 82,792 Millionen (=0,6%) [vgl. Statistik Berlin Brandenburg (2021), S.4; Statistisches Amt für Hamburg und Schleswig-Holstein (2020), S.14; Statistisches Bundesamt (2019), S.16].

¹⁵⁹ Entsprechend des Bundesverbandes CarSharing wird die Bezeichnung „Ersetzungsquote“ anstelle der Bezeichnung „Ersetzquote“ verwendet [vgl. Bundesverband CarSharing (2021b)].

¹⁶⁰ Das Hochrechnen von Befragungsergebnissen kann – aufgrund der Selbstselektion der Studienteilnehmer*innen – kritisch gesehen werden. Es ist daher i.d.R. erforderlich, eine Gewichtung der Befragungsergebnisse vorzunehmen.

meisten Arbeiten den Zeitraum nach der CarSharing-Anmeldung betrachten, berücksichtigt Loose (2016a) auch vor dem CSO-Beitritt abgeschaffte Fahrzeuge. Ein Vergleich europäischer und nordamerikanischer CarSharing-Systeme zeigt, dass in Nordamerika höhere Pkw-Ersetzungsquoten erzielt werden [vgl. Shaheen & Cohen (2008), S.82]. Als Grund kann der prinzipiell höhere Pkw-Besitz von Einwohner*innen der USA und Kanada angeführt werden.

Aufgrund der stärkeren Reduzierung des Pkw-Bestands von stationsbasierten Kund*innen liegen die Pkw-Ersetzungsquoten bei diesen Systemen häufig höher als beim free-floating CarSharing. Namazu & Dowlatabadi (2018) und Schreier et al. (2015) kommen hingegen zu anderen Ergebnissen. In Vancouver sowie München können einem free-floating CarSharing-Fahrzeug mehr abgeschaffte Privatfahrzeuge zugeordnet werden [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.47; Schreier et al. (2015), S.19]. Dies lässt sich auf die höheren Mitgliedszahlen stationsungebundener Systeme sowie das Hochrechnungsverfahren zurückführen. Da auf ein free-floating Fahrzeug mehr Kund*innen kommen, werden auf das gesamte System bezogen – trotz der geringeren individuellen Abschaffungsleistung – mehr Fahrzeuge abgeschafft [vgl. Nehrke & Loose (2016), S.6]. Sehr niedrige Pkw-Ersetzungsquoten von unter eins berichten Hülsmann et al. (2018) für die Städte Köln, Frankfurt am Main und Stuttgart. Die niedrigen Werte können darauf zurückgeführt werden, dass nur Pkw-Abschaffungen berücksichtigt wurden, bei denen die befragten Kund*innen die Existenz des CarSharing-Systems als Grund für die Abschaffung angegeben haben [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.80f].

Tabelle A6: Pkw-Ersetzungsquoten

System	Ersetzungsquote	Ersetzungsquote (inkl. unterdrückter Kaufentscheidungen)	Stadt / Region	Quelle
Stationsbasiertes CS	6-23		USA & Kanada	Shaheen & Cohen (2008)
Stationsbasiertes CS	8-20		Deutschland	Loose (2016a)
Stationsbasiertes CS	15		USA & Kanada	Millard-Ball et al. (2005)
Stationsbasiertes CS	4-10		Europa	Shaheen & Cohen (2008)
Stationsbasiertes CS	7	16	Bremen	Schwieger (2018)
Stationsbasiertes CS	7		Paris	6t Bureau de Recherche (2014)
Stationsbasiertes CS	7		Europa	Loose (2010a)
Free-floating CS	6		Vancouver	Namazu & Dowlatabadi (2018)
Stationsbasiertes CS	6		Lissabon	Baptista et al. (2014)
Stationsbasiertes CS	4-6	9-13	USA & Kanada	Martin et al. (2010)
Stationsbasiertes CS	5		Vancouver	Namazu & Dowlatabadi (2018)
Free-floating CS	2,1-5,3	10,5-21,8	Europa	Fromm et al. (2019)
Free-floating CS	2,0-3,6	4,0-7,8	München	Schreier et al. (2015)
Free-floating CS	3		München	Belter et al. (2015)
Free-floating CS	1-3	7-11	USA & Kanada	Martin & Shaheen (2016)
Stationsbasiertes CS	1,3-2,0	1,5-2,5	München	Schreier et al. (2015)
Free-floating CS	0,3-0,8		Stuttgart	Hülsmann et al. (2018)

Quelle: Eigene Darstellung

In einigen Untersuchungen werden Proband*innen danach gefragt, ob sie private Fahrzeuge anschaffen würden, falls die CSO den Betrieb einstellen würde [z.B. Namazu & Dowlatabadi (2018); Loose (2016a); Burkhardt & Millard-Ball (2006)]. Über die Hälfte der deutschen Kund*innen stationsbasierter Angebote sehen einen Bedarf zur Pkw-Anschaffung, falls keine CarSharing-Angebote mehr existieren würden [vgl. Loose (2016a), S.15]. Kund*innen, die sowohl stationsbasierte als auch free-floating Systeme nutzen, weisen die höchste Anschaffungswahrscheinlichkeit auf. CarSharer*innen, die nach dem CSO-Beitritt autofrei geworden sind, sind zudem eher dazu bereit, im Falle einer Einstellung des CarSharing-Betriebs erneut Pkw anzuschaffen [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.45ff].

CarSharing-Flotten bestehen häufig aus neueren, energieeffizienteren Fahrzeugen [vgl. Kagerbauer et al. (2020), S.14; Steer (2019), S.43f; Clark & Dilks (2019), S.27; Giesel & Nobis (2016), S.216; Martin et al. (2010), S.155; Loose (2010a), S.67; Loose (2008), S.10; Cohen et al. (2008), S.5; Haefeli et al. (2006), S.20; Harms (2003), S.80]. Um differenziertere Aussagen über die Umweltwirkungen des CarSharings treffen zu können, erheben Martin et al. (2010) Informationen über die Fahrzeugmodelle, Herstellungsjahre sowie jährlichen Laufleistungen der abgeschafften Fahrzeuge und bestimmen deren Benzinverbräuche mittels Daten einer amerikanischen Umweltschutzbehörde. Abgeschaffte Fahrzeuge von CarSharing-Kund*innen verbrauchen im Schnitt 10,1 Liter Benzin pro 100 Kilometer, die untersuchten CarSharing-Fahrzeuge in Nordamerika hingegen nur 7,2 Liter. Selbst neu angeschaffte Privatfahrzeuge schneiden schlechter ab als der Durchschnitt der CarSharing-Flotte [vgl. Martin et al. (2010), S.155].

Auch andere Studien bestätigen den hohen durchschnittlichen Benzinverbrauch von privaten Fahrzeugen von CarSharing-Kund*innen [vgl. Becker et al. (2016), S.11]. Dies kann unter anderem darauf zurückgeführt werden, dass die Fahrzeuge überdurchschnittlich alt sind [vgl. Schreier et al. (2018), S.18]. Fromm et al. (2019) untersuchen Kund*innen in elf europäischen Städten. Im Mittel sind die abgeschafften Fahrzeuge zehn Jahre alt [vgl. Fromm et al. (2019), S.11]. In Bezug auf Nordamerika ergeben sich sogar Durchschnittswerte von 17 Jahren [vgl. Martin et al. (2010), S.156].

Motive & Einflussfaktoren der Pkw-Abschaffung

Die folgenden Ausführungen beschäftigen sich mit den Motiven und Einflussfaktoren der Privat-Pkw-Abschaffung. Clark et al. (2016) führen an, dass die Veränderung des Pkw-Bestands als kontinuierlicher Prozess zu verstehen ist. Um diesen Prozess nachzuvollziehen, führen sie unter anderem Tiefeninterviews durch. Die Veränderung des Pkw-Bestands geht i.d.R. mit einer sich entwickelnden Unzufriedenheit mit den momentanen Mobilitätsoptionen einher. Kleinere Ereignisse können dann häufig der Auslöser dafür sein, dass der Veränderungswunsch realisiert wird [vgl. Clark et al. (2016), S.118]. Hoffmann (2010) gibt im Kontext des CarSharings an, dass bereits vor dem CSO-Beitritt eine „Entwöhnung“ von privaten Fahrzeugen stattfindet [vgl. Hoffmann (2010), S.987, vgl. auch Loose (2016a), S.3]. Die Aufgabe des Automobils vollzieht sich hierbei häufig unabhängig von der möglichen CarSharing-Nutzung [vgl. Harms (2003), S.129]. Eine spätere CarSharing-Mitgliedschaft kann aber dazu beitragen, dass das autofreie Mobilitätsverhalten stabilisiert wird.

Einen großen Einfluss auf die Veränderung des Pkw-Besitzes haben Lebensumbruchsphasen wie Arbeitsplatzwechsel, Umzüge, die Geburt eines Kindes oder das Erreichen des Ruhestands [vgl. Tils et al. (2015), S.96]. Clark et al. (2016) geben an, dass knapp zwei Drittel aller Pkw-Anschaffungen bzw. Abschaffungen in Verbindung mit zentralen Lebensereignissen stehen. Durch diese werden Anpassungsprozesse an die neue Situation ausgelöst, die zu einer verstärkten Reflexion der eigenen Mobilitätsbedürfnisse führen. Durch zentrale Lebensereignisse werden habitualisierte Mobilitätsroutinen hinterfragt. Häufig findet dieser Prozess bereits a priori statt, die zukünftigen Mobilitätsbedürfnisse werden antizipiert [vgl. Clark et al. (2016), S.113ff].

Tils et al. (2015) führen an, dass der Besitz eines Pkws keine rein rationale Entscheidung sein muss, sondern durch affektive Faktoren gesteuert werden kann. In diesem Zusammenhang sprechen sie vom „Auto als biographischem Wegbegleiter“ [Tils et al. (2015), S.95] oder als Statussymbol. In den letzten Jahren haben sich jedoch zunehmend der Wunsch nach Flexibilität und Individualität als entscheidende Mobilitätsbedürfnisse herauskristallisiert. Individualität bestimmt sich nicht mehr nur am Privat-Pkw-Besitz, „sondern am eigenständigen Mobilitätsmanagement“ [ebd., S.92].

Determinanten des Pkw-Besitzes bzw. der Pkw-Abschaffung werden im Rahmen von CarSharing-Studien in den meisten Fällen mittels logistischer Regressionsmodelle bestimmt [z.B. Hui et al. (2019); Hülsmann et al. (2018); Namazu & Dowlatabadi (2018); Le Vine & Polak (2017); Giesel & Nobis (2016)]. Hierbei wird der Besitz eines privaten Fahrzeugs oder dessen Abschaffung als binäre Variable operationalisiert. In anderen Arbeiten liegen die abhängigen Variablen auf ordinalem Skalenniveau [z.B. Cervero et al. (2007)] oder als Zähldaten [z.B. Becker et al. (2018)] vor.

Zur Bestimmung der Einflussgrößen auf den Pkw-Bestand verwenden Becker et al. (2018) ein negatives Binomialmodell. Ein Hochschulabschluss sowie ein qualitativ hochwertiges ÖV-Angebot am Wohnort haben einen negativen Effekt auf den Pkw-Besitz. Positiv wirken hingegen Einkommen und Haushaltsgröße [vgl. auch Jochem et al. (2020), S.381; Namazu & Dowlatabadi (2018), S.43f; Loose (2016a); S.24].

Hui et al. (2019) bestimmen die Einflussgrößen auf die Pkw-Abschaffung bzw. das Zurückstellen von Kaufentscheidungen mittels eines binomialen Logit-Modells. Kund*innen, die der CSO hauptsächlich aus finanziellen Gründen beigetreten sind, schaffen eher private Fahrzeuge ab. Gleichermaßen verhält es sich mit in Bezug auf das Angebot zufriedenen Kund*innen, einer hohen CarSharing-Nutzungsfrequenz sowie Personen, welche die Fahrzeuge für eine begrenzte Anzahl an wiederkehrenden Wegen einsetzen [Hui et al. (2019), S.8]. Ein positiver Zusammenhang zwischen der Buchungshäufigkeit von CarSharing-Fahrzeugen und der Reduzierung des Pkw-Bestands wird auch in anderen Studien bestätigt [vgl. Jochem et al. (2020), S.381; Le Vine & Polak (2017), S.17; Giesel & Nobis (2016), S.220f]. Eine hohe Nutzung privater Fahrzeuge reduziert hingegen die Wahrscheinlichkeit für deren Abschaffung [vgl. WiMobil (2016), S. 165f].

Im Rahmen der WiMobil-Studie werden unter anderem die Einflussfaktoren auf geplante Pkw-Abschaffungen sowie -Anschaffungen modelliert. Kund*innen mit einer höheren Pkw-Affinität sowie Personen, die CarSharing dem ÖV aus Bequemlichkeitsgründen vorziehen, weisen eine höhere Wahrscheinlichkeit auf, zukünftig Pkw anzuschaffen. Kund*innen, die das CarSharing als Pkw-Ersatz sowie als umweltfreundliche Alternative wahrnehmen, haben hingegen eine signifikant niedrigere Anschaffungswahrscheinlichkeit [vgl. Giesel & Nobis (2016), S.220f].

Cervero et al. (2007) nutzen ein Ordered Logit Modell, um die Einflussgrößen der Veränderung des Pkw-Bestandes zu modellieren. Stationsbasierte Kund*innen reduzieren den Pkw-Bestand deutlich stärker als eine Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen. Der Besitz einer ÖV-Zeitkarte, die Nähe zu einer CarSharing-Station sowie ein höheres Alter stehen in positivem Zusammenhang mit einer Reduzierung des Pkw-Bestands. Zwischen der Nutzung des Pkws auf Arbeitswegen sowie Kindern im Haushalt existiert hingegen ein negativer Zusammenhang [vgl. Cervero et al. (2007), S.76f]. Le Vine & Polak (2017) geben in diesem Kontext an, dass bei Kindern im Haushalt die Wahrscheinlichkeit höher ist, dass auf Neuanschaffungen verzichtet wird, statt vorhandene Pkw abzuschaffen [vgl. Le Vine & Polak (2017), S.17].

Namazu & Dowlatabadi (2018) bestimmen mittels logistischer Regressionsanalysen die Einflussgrößen der Privat-Pkw-Abschaffung. Eine Differenzierung erfolgt hinsichtlich der CarSharing-Systeme, welche von den Proband*innen genutzt werden. Kund*innen, die sowohl stationsbasierte als auch free-floating Systeme nutzen, haben eine 4,9 Mal höhere Wahrscheinlichkeit einen Pkw abzuschaffen als Nutzer*innen, die ausschließlich bei car2go angemeldet sind [vgl. auch Jochem et al. (2020), S.381; Giesel & Nobis (2016), S.220f]. In Bezug auf stationsbasierte Kund*innen ergibt sich ein Odds-Ratio von 4,3. Die Nutzung des CarSharings hat ebenfalls einen positiven Effekt auf die Abschaffung privater Fahrzeuge, der Einfluss ist allerdings nicht linear. Nutzer*innen, die im Durchschnitt mindestens wöchentlich auf die Fahrzeuge zurückgreifen, haben eine 2,9 Mal höhere Wahrscheinlichkeit einen Pkw abzuschaffen als sporadische Nutzer*innen, die seltener als monatlich buchen. Bei Kund*innen, die das CarSharing alle zwei bis vier Wochen nutzen, ist die Wahrscheinlichkeit sogar 5,8 Mal höher. Ein ähnlich hohes Odds Ratio erzielen Kund*innen, die finanzielle Gründe als Motivation für die CarSharing-Anmeldung vorbringen. Zwischen der Länge der Mitgliedschaft und der Pkw-Abschaffung existieren keine signifikanten Zusammenhänge [vgl. Namazu & Dowlatabadi (2018), S.43f].

Hülsmann et al. (2018) untersuchen die Entwicklung des Pkw-Besitzes von free-floating-Kund*innen mittels Paneldaten. Innerhalb des zweijährigen Untersuchungszeitraums kann ein signifikanter Anstieg des Pkw-Bestands verzeichnet werden. Dieser liegt kurz nach Anmeldung bei der CSO bei 1,03 und zum Ende der Erhebungsphase bei 1,11 Pkw pro Haushalt. Ein ähnlicher Anstieg kann jedoch auch in der Kontrollgruppe der Nicht-CarSharer*innen festgestellt werden. Als Grund für den Anstieg in beiden Gruppen kann der hohe Anteil junger Personen angeführt werden, die sich zum Teil in Lebensumbruchsphasen befinden und aufgrund dessen häufiger private Fahrzeuge anschaffen. Die Autor*innen bestätigen den Einfluss struktureller Veränderungen mittels eines Paneldatenmodells mit festen Effekten (Fixed Effects-Modell)¹⁶¹. Unter Verwendung von logistischen Regressionsanalysen werden zudem die Einflussgrößen auf die Pkw-Abschaffungen und -Anschaffungen bestimmt. Die Ergebnisse zeigen, dass die free-floating Kund*innen eine signifikant höhere Wahrscheinlichkeit aufweisen, private Fahrzeuge ersatzlos abzuschaffen. Dieser positive Zusammenhang wird durch eine hohe CarSharing-Nut-

¹⁶¹ Das Fixed Effects-Modell ermöglicht die Kontrolle zeitkonstanter Merkmale und somit die Berücksichtigung individueller, unbeobachteter Heterogenität, von der angenommen wird, dass sie sich nicht ändert.

zung sowie eine gleichzeitige Mitgliedschaft bei einer stationsbasierten CSO verstärkt. Jedoch haben die Kund*innen auch eine höhere Wahrscheinlichkeit für Pkw-Anschaffungen, weshalb sich der Pkw-Bestand insgesamt nicht reduziert [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.65ff].

Nutzer*innen von stationsbasierten CarSharing-Systemen zeichnen sich durch eine rationalere Pkw-Nutzung aus. Im Vergleich zu free-floating Kund*innen sind sie eher der Meinung, dass CarSharing ein ausreichender Ersatz für private Fahrzeuge ist [vgl. Lempert et al. (2019), S.144; Bergstad et al. (2018), 124f; WiMobil (2016), S.162ff]. Während Automobile bei stationsbasierten Kund*innen hauptsächlich eine instrumentelle Funktion einnehmen, verknüpfen free-floating CarSharer*innen in einem höheren Ausmaß Emotionen mit der Automobilnutzung [vgl. Riegler et al. (2016), S.54f]. Im Vergleich zu Nicht-CarSharer*innen zeichnen sich free-floating Nutzer*innen allerdings durch eine geringere Autoaffinität aus [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.36f].

In manchen Studien wird der Einfluss des CarSharings bei der Pkw-Abschaffung erfragt. Zu beachten ist in diesem Zusammenhang, dass die Abschaffung eines privaten Fahrzeugs i.d.R. nicht monokausal ist, sondern mehrere Gründe zu der Entscheidung führen können [vgl. Clark et al. (2016), S.113; Firnkorn & Müller (2012), S.270]. Über 70 Prozent der im Rahmen der WiMobil-Studie befragten free-floating und stationsbasierten Kund*innen, die seit der Anmeldung einen Pkw abgeschafft haben, geben an, dass das CarSharing-Angebot den Hauptgrund oder einen wesentlichen Faktor darstellte [vgl. WiMobil (2016), S.167; Giesel & Nobis (2016), S.221]. Stationsbasierte Kund*innen in der Hansestadt Bremen geben ebenfalls zu etwa 70 Prozent an, dass das CarSharing einen sehr großen oder großen Einfluss auf die Pkw-Abschaffung bzw. auf den Verzicht zur Neuanschaffung hatte [vgl. Schreier et al. (2018), S.27]. Riegler et al. (2016) führen an, dass die Abschaffung privater Fahrzeuge bei stationsbasierten Kund*innen häufiger auf das CarSharing zurückgeführt werden kann als bei free-floating Nutzer*innen [vgl. Riegler et al. (2016), S.40f].

In einer Studie aus Belgien sollen Kund*innen die Bedeutung des CarSharings hinsichtlich der Reduktion ihres Pkw-Bestandes auf einer 7er-Likert-Skala angeben. Berücksichtigt werden sowohl realisierte Abschaffungen als auch nicht verwirklichte Anschaffungen.¹⁶² Aufgrund der Bandbreite des möglichen CarSharing-Einflusses werden mehrere Modelle gerechnet. Berücksichtigt man ausschließlich Proband*innen, die einen sehr starken Einfluss des CarSharings angeben, beträgt der Anteil an Kund*innen mit reduziertem Pkw-Bestand knapp 13 Prozent. Der Wert steigt auf etwa 70 Prozent an, wenn auch CarSharer*innen inkludiert werden, bei denen das CarSharing einen geringen Einfluss auf die Anzahl privater Fahrzeuge besitzt [vgl. Chapman et al. (2020), S.16].

In einer Studie des Bundesverbands CarSharing wird die Bedeutung der (möglichen) CarSharing-Nutzung auf den Pkw-Verkauf in Abhängigkeit des Zeitpunkts der Abschaffung der Fahrzeuge erfragt. Etwa ein Viertel derjenigen Kund*innen, die ihren Pkw-Bestand bereits vor der CarSharing-Anmeldung reduziert haben, geben an, dass das Fahrzeug ohne die Möglichkeit des Autoteilens nicht abgeschafft worden wäre. In Bezug auf Kund*innen mit Pkw-Abschaffung nach Beitritt beim CarSharing steigt der Anteil auf über 50 Prozent [vgl. Loose (2016a), S.18; vergleichbare Werte auch in: Schreier et al. (2015), S.16].

Als weitere bedeutsame Motive für die Abschaffung privater Fahrzeuge können finanzielle Gründe [vgl. Jochem et al. (2020), S.387; Hülsmann et al. (2018), S.30; Schreier et al. (2018), S.58; Giesel & Nobis (2016), S.220], eine geringe Pkw-Nutzung [vgl. WiMobil (2016), S.162ff; Loose (2016a), S.17] sowie mit dem Pkw-Besitz einhergehende Verpflichtungen [vgl. Schreier et al. (2018), S.58; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.103] angeführt werden. Auf der ökonomischen Ebene sind eher die Kosten für den Betrieb der Fahrzeuge ausschlaggebend als die Anschaffungskosten [vgl. Millard-Ball et al. (2005), S.3-15]. Bevorstehende Reparaturen können ebenfalls der Auslöser für die Pkw-Abschaffung sein [vgl. Loose (2016a), S.17; Martin et al. (2010), S.152]. Loose (2008) gibt an, dass die Nutzung von CarSharing anstelle eines Privatwagens bis zu einer Jahresfahrleistung von 10.000 bis 12.000 Kilometern ökonomische Vorteile bedeuten kann [vgl. Loose (2008), S.3]. Aufgrund des demographischen Wandels wird zukünftig ein größerer Anteil der Bevölkerung eine geringere Fahrleistung zu verzeichnen haben. Hierdurch erhöhen sich die marginalen Kosten der Pkw-Nutzung, weshalb das CarSharing für einen größeren Personenkreis ökonomische Vorteile entfalten wird [vgl. Firnkorn & Müller (2011), S.1526].

Umweltaspekte sind hingegen in den meisten Fällen nicht der hauptsächliche Beweggrund für die Reduzierung des Pkw-Bestands [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.30], obgleich sie bei stationsbasierten „Autoabschaffer*innen“

¹⁶² Die Proband*innen wurden gefragt, wie ihr Pkw-Bestand aussehen würde, falls sie nicht Mitglied einer CSO wären [vgl. Chapman et al. (2020), S.8].

eine höhere Bedeutung spielen als bei free-floating Kund*innen [vgl. WiMobil (2016), S.162ff]. Harms (2003) gibt zudem an, dass der Privat-Pkw-Besitz und das Umweltbewusstsein deutlich miteinander korrelieren [vgl. Harms (2003), S.262]. Ein weiteres Motiv für die Pkw-Abschaffung kann der im Wohngebiet vorherrschende Parkdruck sein. Knapp ein Drittel der Proband*innen mehrerer Studien führen diesen als Grund an [vgl. Schreier et al. (2018), S.58; WiMobil (2016), S.162ff]. In dem von Hülsmann et al. (2018) aufgestellten Regressionsmodell wird ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Schwierigkeit bei der Parkplatzsuche und der Pkw-Abschaffung festgestellt [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.76]. Die Gründe für den Nichtbesitz von Pkw sind grundsätzlich identisch mit den Gründen für die Abschaffung von Fahrzeugen [vgl. WiMobil (2016), S.162ff].

CarSharing-Fahrzeuge implizieren einen deutlich geringeren Stellplatzbedarf als private Fahrzeuge [vgl. WiMobil (2016), S.250; Shaheen et al. (2010), S.9f; Millard-Ball et al. (2005), S.4-4]. Belter et al. (2015) betonen die Wichtigkeit des Umgangs mit den freiwerdenden Stellplätzen. Sie beschreiben das Risiko einer induzierenden Wirkung auf den Pkw-Besitz, die sich aus der reduzierten Nachfrage nach Parkplätzen ergeben kann [vgl. auch Schreier et al. (2015), S.29]. Für einen langfristig nachhaltigen, wahrnehmbaren Effekt bedarf es daher einer strategischen, ganzheitlichen Planung des Parkraums auf kommunaler Ebene, welche quartiersbezogene Transformationen berücksichtigt. Loose (2016a) beschreibt Möglichkeiten, wie die freiwerdenden Stellplatzflächen städtebaulich und verkehrsplanerisch genutzt bzw. sinnvoll umgestaltet werden können.

A.1.4.2 Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten

Im Rahmen der nachhaltigkeitsbezogenen Evaluation von Carsharing-Systemen sind – abgesehen von der Veränderung des Privat-Pkw-Besitzes – insb. auch die Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten ausschlaggebend. CarSharing kann nur dann positive Wirkungen entfalten, wenn durch die Systeme nicht mehr motorisierter Individualverkehr induziert wird. Zur Beurteilung sind verschiedene Herangehensweisen denkbar [vgl. Firnkorn & Müller (2011), S.1522]. In einigen Studien werden Teilnehmer*innen gefragt, welche Verkehrsmittel anstelle der CarSharing-Fahrzeuge genutzt werden würden, falls keine CarSharing-Angebote verfügbar wären. Sowohl beim free-floating als auch beim stationsbasierten CarSharing werden häufig öffentliche Verkehrssysteme und Fahrräder als Alternativen genannt [vgl. Riegler et al. (2016), S.78; WiMobil (2016), S.118; Cervero et al. (2007), S.72f; Cervero et al. (2006), S.12; Haefeli et al. (2006), S.33ff; Millard-Ball et al. (2005), S.3-13]. Die Angabe, wie viele Wege erst durch das CarSharing ermöglicht werden bzw. ohne das Angebot nicht durchgeführt worden wären, schwankt je nach Studie stark und liegt im Bereich zwischen fünf und 30 Prozent [vgl. WiMobil (2016), S.118; Cervero et al. (2007), S.72; Cervero et al. (2006), S.12; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.103; Millard-Ball et al. (2005), S.3-13]. Aus diesen hypothetischen Szenarien Substitutionseffekte¹⁶³ zu implizieren, greift allerdings zu kurz [vgl. Eckhardt (2016), S.55]. Für eine verkehrliche und nachhaltigkeitsbezogene Evaluation sollte eine holistische Betrachtungsweise des Mobilitätsverhaltens gewählt werden, welche die Nutzung aller Verkehrsmittel einschließt.

Während einige Studien das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen auf Basis von Querschnittserhebungen ermitteln und mit Referenzgruppen von Nicht-CarSharer*innen vergleichen, sind Panel-Untersuchungen bzw. Längsschnittstudien, in denen die Mobilität vor und nach Beitritt bei einer CSO erhoben wird, selten.¹⁶⁴ Stattdessen nutzen manche Studien erhebungstechnisch mit weniger Aufwand verbundene, retrospektive Methoden, in denen Proband*innen ihr vergangenes Mobilitätsverhalten reminiszieren sollen. Solche Ansätze unterliegen Unsicherheiten und sind im Hinblick auf die Validität generell als kritisch zu sehen [vgl. Chapman et al. (2020), S.4; Becker et al. (2018), S.3; Boldrini et al. (2019), S.5; Cohen & Shaheen (2018), S.28; Becker et al. (2016), S.3; Schreier et al. (2015), S.25; Zoepf & Keith (2015), S.7f; Hoffmann (2009), S.40; Haefeli et al. (2006), S.33; Harms (2003), S.206]. Das Erfragen von Verkehrsmittelnutzungen impliziert eine zurückschauende Erfassung von Verhaltensweisen. Die Eignung des Ansatzes hängt daher stark von den mnestischen Fähigkeiten der Studienteilnehmer*innen ab und birgt das Risiko von Verzerrungen [vgl. Hubrich (2017), S.46f]. Insbesondere in Fällen, in

¹⁶³ Zum Teil wird in diesem Zusammenhang die drastischere Bezeichnung „Kannibalismuseffekte“ verwendet.

¹⁶⁴ Im Rahmen einer Untersuchung des CarSharing-Systems in der US-amerikanischen Stadt Portland wird das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen vor Beitritt bei der CSO sowie ein Jahr danach mittels Wegetagebüchern erhoben [vgl. Katzev (1999), S.13]. In einer schweizerischen Panel-Untersuchung wird das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen zu zwei verschiedenen Zeitpunkten für jeweils eine Woche GPS-gestützt erhoben [vgl. Becker et al. (2016), S.4ff]. Cervero et al. (2007) untersuchen das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen zu fünf verschiedenen Zeitpunkten mittels Wegetagebüchern. Hülsmann et al. (2018) analysieren den Pkw-Bestand sowie das Mobilitätsverhalten von free-floating Kund*innen in drei deutschen Städten zu vier verschiedenen Zeitpunkten.

denen der Zeitpunkt der Verhaltensausführung und der Befragung weit auseinanderliegen, ist die Wahrscheinlichkeit einer verzerrten Angabe hoch [vgl. Harms (2003), S.110].

Bei der Analyse der Auswirkungen des CarSharings muss zudem ein weiterer Aspekt beachtet werden. Da das Mobilitätsverhalten i.d.R. multikausalen Einflüssen unterliegt, ist es methodisch anspruchsvoll, einzelne Einflüsse zu extrahieren, um somit mögliche Veränderungen des Verhaltens auf Faktoren – wie die CarSharing-Mitgliedschaft – zurückzuführen [vgl. WiMobil (2016), S.43].

Aufgrund dieser Überlegungen sollen zunächst die Ergebnisse mehrerer Querschnitterhebungen aufgeführt werden, im Rahmen derer das Mobilitätsverhalten von CarSharing-Kund*innen mittels Wegetagebüchern oder vergleichbarer Ansätze erfasst wurde. Diese ermöglichen einen Vergleich mit dem Mobilitätsverhalten auf nationaler bzw. regionaler Ebene oder mit ebenfalls erhobenen Nicht-CarSharer*innen, ohne einen verhaltensverändernden Effekt durch die CarSharing-Anmeldung zu implizieren. Bei regional erhobenen Mobilitätsdaten sollten die Vergleichsgruppen aus möglichst kongruenten Räumen stammen, um sicherzustellen, dass die zu vergleichenden Ergebnisse nicht durch unterschiedliche raumstrukturelle oder verkehrliche Rahmenbedingungen verzerrt werden [vgl. Riegler et al. (2016), S.43].

Abbildung A5 enthält eine Gegenüberstellung der ermittelten Verkehrsmittelanteile verschiedener Studien auf Grundlage des Verkehrsaufkommens¹⁶⁵. Grundsätzlich kann den CarSharing-Kund*innen ein multimodales Verhalten attestiert werden.

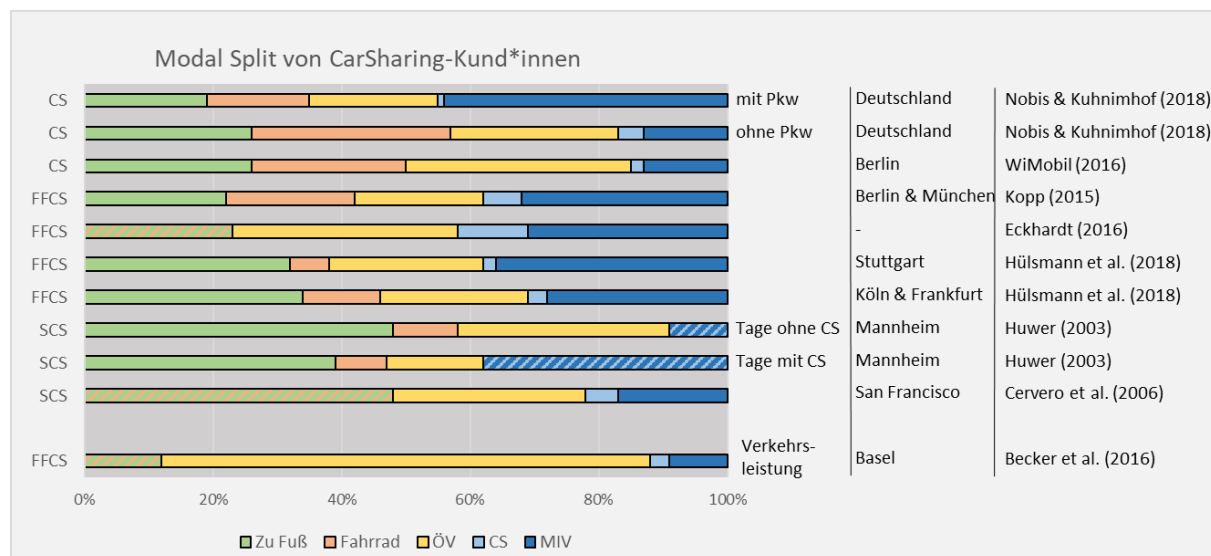


Abbildung A5: Modal Split von Kund*innen unterschiedlicher CarSharing-Systeme
Quelle: Eigene Darstellung

Die Ergebnisse der MiD basieren auf Wegetagebüchern bzw. -protokollen, welche die Proband*innen für jeweils einen Stichtag anfertigen sollten. Einen großen Einfluss auf den Modal Split übt die Existenz eines privaten Fahrzeugs im Haushalt aus [vgl. auch Cohen & Shaheen (2018), S.30; Loose (2016a), S.11; Schreier et al. (2015), S.52; Firnkorn (2012), S.1666]. Wenn Pkw verfügbar sind, werden diese in routinemäßigem Verhalten auf einer Vielzahl der durchgeführten Wege genutzt, ohne dass eine kognitive Verkehrsmittelwahl stattfindet, bei der mehrere Optionen abgewogen werden. Harms (2003) spricht in diesem Zusammenhang von einem „Automatismus“ der Automobilnutzung [Harms (2003), S.111]. Falls kein Pkw vorhanden ist, werden wesentlich mehr Wege mit dem Umweltverbund zurückgelegt, insb. mit dem Fahrrad, welches den MIV als Hauptverkehrsmittel ablöst [vgl. Nobis & Kuhnimhof (2018), S.87f]. Verhaltensroutinen im Mobilitätsbereich sind nicht auf die Automobilnutzung beschränkt. Auch autolose Personen können ein routiniertes Mobilitätsverhalten aufweisen, was „kognitionsarm“, ohne ein Hinterfragen der eigenen Verkehrsmittelwahl, stattfindet [vgl. Harms (2003), S.113]. Für den Aufbau von Verhaltensroutinen sind eine häufige Durchführung des Verhaltens sowie eine entsprechende Zufriedenheit mit der Wahl ausschlaggebend [vgl. ebd., S.163].

¹⁶⁵ Hiervon abweichend stellen Becker et al. (2016) den Modal Split auf Basis der Verkehrsleistung dar.

Kopp (2015) untersucht das Mobilitätsverhalten von free-floating Kund*innen in Berlin und München mittels eines GPS-gestützten Ansatzes. Im Vergleich zu einer Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen zeichnen sich die free-floating Kund*innen durch eine signifikant höhere Fahrradnutzung und eine signifikant niedrigere Pkw-Nutzung aus. Darüber hinaus weisen sie sowohl eine höhere Intermodalität als auch Multimodalität auf. Der Anteil intermodaler Wege liegt bei etwa 30 Prozent [vgl. WiMobil (2016), S.115; Kopp (2015), S.158]. Mittels einer Beta-Regression werden zudem die Einflussgrößen eines im Rahmen der Studie errechneten Multimodalitätsindex identifiziert. Zwischen der CarSharing-Mitgliedschaft und der Multimodalität existiert – bei gleichzeitiger Kontrolle aller anderen Prädiktoren – ein signifikanter positiver Zusammenhang [vgl. Kopp (2015), S.236; Kopp et al. (2015), S.461ff]. Im Vergleich zu den Ergebnissen von Kopp (2015) gibt Eckhardt (2016) mit elf Prozent einen vergleichsweise hohen CarSharing-Anteil von free-floating Nutzer*innen an, ohne jedoch die methodische Herangehensweise zu spezifizieren.

Im Rahmen der share-Studie wurde die Verkehrsmittelnutzung von free-floating Kund*innen in drei deutschen Städten zu vier verschiedenen Zeitpunkten untersucht. Die erste Stichtagserhebung fand kurz nach der Anmeldung bei der CSO statt, die letzte etwa zwei Jahre später. In Abbildung A5 sind die Ergebnisse der vierten Erhebung dargestellt. Die Veränderung des Mobilitätsverhaltens im Zeitverlauf wird an einer anderen Stelle in diesem Kapitel beschrieben. Während in Stuttgart eine im Vergleich zur Kontrollgruppe höhere MIV-Nutzung der CarSharer*innen ausgemacht werden kann, ist die Privat-Pkw-Nutzung der free-floating Kund*innen in den Städten Köln sowie Frankfurt am Main etwas geringer als bei der entsprechenden Kontrollgruppe der Nicht-CarSharer*innen¹⁶⁶. Berücksichtigt man zudem das CarSharing sowie weitere Mitfahroptionen, gleichen sich die Anteile des MIVs hingegen an. Die Fahrradnutzung ist in Stuttgart aufgrund der Topographie niedriger als in den anderen beiden Städten [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.99ff].

Becker et al. (2016) untersuchen ebenfalls das Mobilitätsverhalten von free-floating Kund*innen. Im Gegensatz zu den anderen aufgeführten Studien basiert der von ihnen angegebene Modal Split auf der Verkehrsleistung der CarSharer*innen und berücksichtigt daher die zurückgelegten Entfernungen. Es zeigt sich eine Dominanz öffentlicher Verkehrssysteme. Die beiden Formen der Körperkraftmobilität weisen – wie im Zusammenhang mit der Verkehrsleistung zu erwarten – geringere Anteile auf [vgl. Becker et al. (2016), S.12].

Huwer (2003) unterscheidet bei ihrer Untersuchung des Mobilitätsverhaltens zwischen Tagen, an denen CarSharing genutzt und an denen es nicht genutzt wird. Grundsätzlich sind stationsbasierte Kund*innen an Tagen, an denen die Fahrzeuge zum Einsatz kommen, mobiler und führen durchschnittlich mehr Wege durch. Der Anteil des Umweltverbundes am Modal Split reduziert sich an solchen Tagen von 91 Prozent auf 62 Prozent, da die meisten Wege während aktiver Buchungen mit den CarSharing-Fahrzeugen absolviert werden. Im Vergleich zu Wochentagen ohne CarSharing-Nutzung reduziert sich insbesondere der Anteil an ÖV-Wege. Da die meisten Kund*innen im Verlauf eines Jahres nur wenige CarSharing-Tage vorzuweisen haben, ist ihr Mobilitätsverhalten als überwiegend autofrei anzusehen [vgl. Huwer (2003), S.130ff]. Im Vergleich zu den meisten free-floating Studien weisen stationsbasierte Kund*innen in Mannheim höhere Anteile des Umweltverbundes auf. Ein hoher Anteil des Umweltverbundes am Modal Split zeigt sich auch in der Arbeit von Cervero et al. (2006).

CarSharing-Nutzer*innen lassen sich als sehr mobiler Personenkreis beschreiben [vgl. Maertins et al. (2004), S.39]. Free-floating CarSharer*innen weisen ein etwas höheres Aktivitätsniveau auf als Nicht-CarSharer*innen [vgl. WiMobil (2016), S.99; Kopp et al. (2015), S.461; Kopp (2015), S.131] sowie als stationsbasierte Kund*innen [vgl. Lempert et al. (2019), S.146]. In den USA absolvieren CarSharing-Mitglieder ohne Privat-Pkw durchschnittlich zwei Wege mehr pro Tag als Personen aus autofreien Haushalten, die nicht beim CarSharing angemeldet sind [vgl. Brown (2017), S.157]. De Luca & di Pace (2014) kommen in ihrer Untersuchung hingegen zu dem Ergebnis, dass ein hohes Aktivitätsniveau einen negativen Effekt auf das Interesse an CarSharing aufweist. Anzumerken ist allerdings, dass die Wegehäufigkeit nur erfragt wurde und in dem Untersuchungsgebiet zum Zeitpunkt der Erhebung kein CarSharing-System existierte.

Bei den bereits aufgeführten Mobilitätserhebungen wird der Ansatz verfolgt, dass Proband*innen durchgeführte Wege an einem oder mehreren Stichtagen protokollieren bzw. mit GPS-fähigen Geräten aufzeichnen. Auf Grundlage dieser Datenbasis kann – ggf. unter Verwendung eines Gewichtungsbzw. Hochrechnungsverfahrens – der Modal Split verschiedener Analyseeinheiten bestimmt werden. In einigen Studien werden allerdings keine konkreten Wege erfasst, sondern die generelle Verkehrsmittelnutzung erfragt. Diese Herangehensweise weist –

¹⁶⁶ Die Modal Splits der Kontrollgruppen sind in Abbildung A5 nicht dargestellt.

zusätzlich zu den bereits im vorderen Bereich dieses Kapitels aufgeführten Nachteilen – weitere Schwächen auf, wie etwa das Auftreten systematischer Fehler oder Effekte der sozialen Erwünschtheit [vgl. Bogner & Landrock (2015), S.2; Steinmeyer et al. (2012), S.21f; Bäumer et al. (2010), S.12f; Taddicken (2009), S.85ff; Neugebauer (2004), S.16f; Woodruff & Gardial (1996), S.168]. So unterschätzen befragte Studienteilnehmer*innen oftmals die Häufigkeit von Rad- und Fußwegen und überschätzen die Häufigkeit von Wegen, auf denen der ÖPNV genutzt wird [vgl. Sammer et al. (2018), S.652; Specht et al. (2015), S.16; Bäumer et al. (2010), S.84; Böhrs (2004), S.137]. Zudem existiert das Risiko, dass aufgrund internalisierter sozialer Verhaltenserwartungen Verkehrsmittel, die als besonders nachhaltig angesehen werden, in der Befragungssituation einen höheren Stellenwert erhalten als im tatsächlichen Mobilitätsverhalten. Diese potenziell verzerrenden Effekte sollten daher bei der Analyse und Einordnung der nachfolgenden Studienergebnisse berücksichtigt werden.

Grundsätzlich bestätigen die Befragungsergebnisse die mittels Wegetagebüchern generierten Erkenntnisse, wonach CarSharing-Kund*innen ein multimodaleres Mobilitätsverhalten aufweisen und weniger auf einzelne Verkehrsmittel bezogen sind als die Gesamtbevölkerung.

CarSharer*innen zeichnen sich durch eine vergleichsweise hohe Fahrradnutzung aus [vgl. Clark & Dilks (2019), S.20]. Die Relevanz des Verkehrsmittels Fahrrad im Mobilitätsverhalten der CarSharing-Kund*innen zeigt sich beispielsweise bei stationsbasierten Nutzer*innen in Bremen. Auf Arbeits- und Ausbildungswegen liegt der Anteil des Fahrrads am Modal Split bei 55 Prozent und ist doppelt so hoch wie bei einer Vergleichsgruppe von Nicht-CarSharer*innen [vgl. Schreier et al. (2018), S.25]. Hinsichtlich der Verfügbarkeit von Fahrrädern sind zwischen stationsbasierten und free-floating Kund*innen nur marginale Unterschiede feststellbar [vgl. Riegler et al. (2016), S.42]. Im Vergleich zu Nicht-CarSharer*innen ist der Fahrradbestand von CarSharing-Kund*innen hingegen höher [vgl. Cervero et al. (2006), S.17].

CarSharing-Kund*innen verzeichnen in den meisten Fällen auch eine hohe ÖV-Nutzung. Dies lässt den Schluss zu, dass das CarSharing als Ergänzung zu öffentlichen Verkehrssystemen wahrgenommen wird [vgl. Witzke & Meier-Berberich (2015), S.15]. Die komplementäre Funktion von ÖV und CarSharing wird auch in anderen Studien bestätigt [vgl. z.B. Ceccato & Diana (2021), S.1536; Babbistia et al. (2014), S.28]. Dies deckt sich mit der Aussage von Riegler et al. (2016), nach der CarSharing nur in Räumen funktionieren kann, in denen ein gut ausgebauten öffentliches Verkehrssystem existiert [vgl. Riegler et al. (2016), S.45]. Vielnutzer*innen von CarSharing-Systemen, die mehrmals die Woche auf die Fahrzeuge zurückgreifen, nutzen hingegen seltener öffentliche Verkehrssysteme als gelegentliche Nutzer*innen des CarSharings, dafür aber etwas häufiger das Fahrrad [vgl. A.T. Kearney (2019), S.5].

Die hohe ÖV-Nutzung von CarSharing-Kund*innen kann in Verbindung gebracht werden zum Zeitkartenbesitz. Dieser liegt bei Nutzer*innen stationsbasierter Systeme in Deutschland zwischen 59 und 83 Prozent [vgl. Schreier et al. (2018), S.24; Bergstad et al. (2018), S.108; WiMobil (2016), S.88; Witzke & Meier-Berberich (2015), S.13; Lichtenberg & Hanel (2007), S.39]. Becker et al. (2017a) bestätigen den positiven Zusammenhang zwischen der Mitgliedschaft bei stationsbasierten CarSharing-Systemen und dem Besitz von Bahnkarten sowie ÖPNV-Zeitkarten mittels eines multivariaten Probit-Modells [vgl. Becker et al. (2017a), S.27f]. Verschiedene Studie geben an, dass sich der Zeitkartenbesitz nach der Anmeldung beim CarSharing erhöht [vgl. z.B. Lichtenberg & Hanel (2007), S.39; Haefeli et al. (2006), S.25].

Der Anteil von free-floating Kund*innen mit ÖV-Zeitkarten liegt etwas niedriger. Etwa jeder zweite CarSharer bzw. jede zweite CarSharerin ist in Besitz eines Abonnements [vgl. Bergstad et al. (2018), S.108; WiMobil (2016), S.88]. Riegler et al. (2016) geben hingegen an, dass der Anteil von Zeitkartenbesitzer*innen bei free-floating Systemen um vier Prozentpunkte höher ist als beim stationsbasierten CarSharing. Dies führen sie auf den höheren Anteil an Studierenden zurück, die größtenteils über Semestertickets verfügen [vgl. Riegler et al. (2016), S.40]. Becker et al. (2015) stellen hingegen keinen großen Unterschied zwischen Kund*innen der beiden CarSharing-Formen fest [vgl. Becker et al. (2015), S.9].

Hinsichtlich des Zusammenhangs des Zeitkartenbesitzes und der CarSharing-Nutzung existieren unterschiedliche Ergebnisse. Während Becker et al. (2015) berichten, dass das Vorhandensein einer ÖV-Zeitkarte die CarSharing-Nutzung reduziert, gibt Kopp (2015) an, dass sich der Erwartungswert von free-floating CarSharing-Fahrten im Monat um fast 40 Prozent erhöht [vgl. Kopp (2015), S.207; Becker et al. (2015), S.16]

Ein differenziertes Bild des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen zeichnet die Untersuchung von Ramos et al. (2020). Anhand von Clusterverfahren werden aus den Befragungsdaten drei verschiedene Mobilitätstypen identifiziert. Während die Mehrheit der Kund*innen Clustern zugeordnet werden, die durch ein größtenteils nachhaltiges Mobilitätsverhalten gekennzeichnet sind, weisen knapp ein Drittel ein eher autogerichtetes Verhalten auf. Als Kritikpunkt kann angeführt werden, dass in der Studie nicht zwischen der genutzten CarSharing-Form unterschieden wird. Auch in der WiMobil-Studie wird auf Basis der Verkehrsmittelnutzung ein Clusterverfahren durchgeführt. 16 Prozent der free-floating Kund*innen können einem Cluster zugeordnet werden, das durch eine hauptsächliche Nutzung des Pkws gekennzeichnet ist. Cluster, in denen regelmäßig Pkw genutzt werden, weisen ein höheres Durchschnittsalter auf [vgl. WiMobil (2016), S.93f].

90 Prozent der Kund*innen stationsbasierter und kombinierter CarSharing-Systemen geben an, Pkw durchschnittlich seltener als wöchentlich zu nutzen. In Bezug auf free-floating Systeme trifft dies auf 40 Prozent der Kund*innen zu. Über die Hälfte der stationsbasierten CarSharer*innen geben zudem an, dass sie täglich oder fast täglich öffentliche Verkehrssysteme nutzen. Kund*innen kombinierter Systeme nutzen den ÖV hingegen weniger häufig, berichten dafür aber von einer höheren Fahrradnutzung [vgl. Bergstad et al. (2018), S.112ff].

Lempert et al. (2019) untersuchen das Mobilitätsverhalten von stationsbasierten und free-floating Kund*innen in Vancouver. Für den Vergleich der beiden Systeme kontrollieren sie hinsichtlich soziodemographischer Variablen wie dem Alter, dem Geschlecht sowie dem Einkommen. Stationsbasierte Kund*innen laufen signifikant häufiger zu Fuß oder fahren mit dem Fahrrad und nutzen signifikant seltener Pkw und CarSharing-Fahrzeuge. In Bezug auf die ÖV-Nutzung zeigen sich hingegen keine Unterschiede [vgl. Lempert et al. (2019), S.147].

Free-floating Kund*innen weisen eine höhere Pkw-Fahrleistung auf als stationsbasierte Nutzer*innen [vgl. Chapman et al. (2020), S.18]. In München verzeichnen free-floating CarSharer*innen sogar eine höhere Fahrleistung als eine Vergleichsgruppe von Nicht-CarSharer*innen [vgl. Schreier et al. (2015), S.22]. Wenn ein Pkw im Haushalt vorhanden ist, unterscheiden sich stationsbasierte und free-floating Kund*innen nur geringfügig hinsichtlich ihrer jährlichen Fahrleistung. Da ein größerer Anteil an stationsbasierten Nutzer*innen allerdings keine privaten Fahrzeuge besitzt, ist die jährliche Fahrleistung der Kund*innen dieser CarSharing-Form deutlich niedriger [vgl. Riegler et al. (2016), S.41ff]. Lempert et al. (2019) geben hingegen an, dass stationsbasierte Nutzer*innen auch dann eine geringere Pkw-Fahrleistung vorzuweisen haben, wenn ausschließlich Kund*innen mit Pkw im Haushalt verglichen werden [vgl. Lempert et al. (2019), S.147].

Um ein Überschätzen der Effekte des CarSharings zu vermeiden, sollte beim Vergleich des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen mit Kontrollgruppen von Nicht-CarSharer*innen hinsichtlich der Existenz von konfundierenden Variablen – wie unterschiedlichen Wohnstandorten oder sozioökonomischen Merkmalen – kontrolliert werden. Mishra et al. (2015) bilden vier Subklassen aus Kund*innen und Nicht-CarSharer*innen, die bezüglich verschiedener Variablen homogene Einheiten bilden. Die Ergebnisse zeigen, dass CarSharer*innen aller Subklassen häufiger den Umweltverbund nutzen als Nicht-CarSharer*innen. Die Unterschiede sind allerdings – insb. in Bezug auf den ÖV – nicht signifikant. In drei der vier Subklassen nutzen Kund*innen jedoch signifikant häufiger nichtmotorisierte Verkehrsmittel, wenn hinsichtlich der Existenz von Pkw im Haushalt kontrolliert wird [vgl. Mishra et al. (2015), S.53].

Stationsbasierte Kund*innen haben einen wesentlich geringeren Aktivitätsraum als Nicht-CarSharer*innen. Eine hohe Nahmobilität fördert grundsätzlich die Nutzung des Fahrrads oder das Zufußgehen. Die durchschnittliche Wegelänge ist bei CarSharing-Kund*innen knapp 40 Prozent niedriger als bei der Kontrollgruppe. Auf Wegen, auf denen CarSharing-Fahrzeuge zum Einsatz kommen, ist die Wegelänge im Mittel drei Mal so groß wie der Durchschnittswert aller Wege der Kund*innen [vgl. Concas et al. (2013a), S.12; Concas et al. (2013b), S.13]. Kopp (2015) gibt in Bezug auf free-floating Kund*innen an, dass Etappen mit privaten Fahrzeugen etwa vier Kilometer kürzer sind als bei der Vergleichsgruppe der Nicht-CarSharer*innen. In München und Berlin werden 30 Prozent der Etappen mit privaten Fahrzeugen innerhalb des Bediengebietes durchgeführt und eignen sich daher potenziell für den Einsatz mit free-floating Fahrzeugen [vgl. Kopp (2015), S.148].

Veränderung des Mobilitätsverhaltens

Im Folgenden sollen Studien dargestellt werden, die sich mit den Auswirkungen der CarSharing-Nutzung auf das Mobilitätsverhalten beschäftigen. Da der Fokus in den meisten Studien auf die Nutzung öffentlicher Verkehrssysteme sowie die Veränderung der Pkw-Fahrleistung gelegt wird und sich zudem die Häufigkeit von Rad-

und Fußwegen nur bei einem geringen Anteil an Personen ändert [vgl. Fromm et al. (2019), S.11ff; Bergstad et al. (2018), S.120ff], beziehen sich die weiteren Ausführungen auf den ÖV und den MIV.

Eine häufig genutzte methodische Vorgehensweise zur Erfassung der Veränderungen des Mobilitätsverhaltens besteht darin, die Proband*innen danach zu fragen, ob sich die Nutzung bestimmter Verkehrsmittel erhöht oder reduziert hat, ohne eine Quantifizierung der Verhaltensveränderung vorzunehmen. Diese Herangehensweise erfordert von den Studienteilnehmer*innen den kognitiv anspruchsvollen Abgleich bisheriger und aktueller Verhaltensweisen. Es ist davon auszugehen, dass die Ergebnisse von den individuellen Fähigkeiten der Befragten abhängen und keine objektiven Messungen darstellen. Zudem ist in diesem Zusammenhang anzumerken, dass manchen solcher Befragungen ordinal skalierte Antwortvariablen¹⁶⁷ zugrunde liegen und daher keine Aussagen über Abstände zwischen den Kategorien möglich sind [vgl. Fromm et al. (2019), S.14].

Verschiedene Arbeiten beschäftigen sich mit den Auswirkungen von CarSharing-Systemen auf den ÖPNV. Während stationsbasierten Systemen übereinstimmend eine positive Wirkung attestiert wird [vgl. z.B. Loose (2016a); Witzke & Meier-Berberich (2015); Specht et al. (2015); Le Vine et al. (2014a); Babbistia et al. (2014); 6t Bureau de Recherche (2014); Huwer (2003)], sind die Ergebnisse in Bezug auf das free-floating CarSharing zum Teil gegensätzlich. Eine Vielzahl von Studien kommt zu dem Schluss, dass mehr free-floating Kund*innen eine reduzierte statt einer erhöhte ÖV-Nutzung vorzuweisen haben [vgl. z.B. Fromm et al. (2019); Martin & Shaheen (2016); Specht et al. (2015); Schreier et al. (2015); Becker et al. (2015); Seattle DoT (2014); Le Vine et al. (2014a); Suiker & van den Elshout (2013)]. Fromm et al. (2019) und Martin & Shaheen (2016) geben insb. eine verringerte Nutzung des ÖSPVs sowie von Taxen an, Becker et al. (2015) eine Reduzierung von Reisen mit der Bahn [vgl. Fromm et al. (2019), S.12; Martin & Shaheen (2016), S.12; Becker et al. (2015), S.13f]. Diejenigen Kund*innen, die öffentliche Verkehrssysteme seltener nutzen, begründen dies häufig mit den kürzeren Reisezeiten, die sich mit free-floating Fahrzeugen realisieren lassen [vgl. Cohen & Shaheen (2018), S.29]. Die meisten Kund*innen berichten jedoch, dass sich ihre ÖV-Nutzung nicht verändert. Dies trifft auf Nutzer*innen aller CarSharing-Formen zu [vgl. Bergstad et al. (2018), S.120ff; Schreier et al. (2018), S.60; Schwieger (2018), S.7; Infas (2016b), S.26ff; 6t Bureau de Recherche (2016), S.2; Becker et al. (2015), S.13f]. Da die Ergebnisse größtenteils auf Befragungen basieren, gehen die Befunde mit einigen methodischen Einschränkungen einher.

Ein höheres Maß an Validität kann der Arbeit von Becker et al. (2016) zugesprochen werden. Die Autor*innen setzen im Rahmen eines Paneldesigns GPS-gestützte Wegetagebücher ein und erheben somit das Mobilitätsverhalten von free-floating Nutzer*innen kurz nach der Anmeldung bei einer CSO sowie ein Jahr danach. Berücksichtigt werden ausschließlich Proband*innen, die zwischen den beiden Erhebungszeitpunkten keine Wohnorts- oder Arbeitsplatzwechsel durchgeführt haben. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass die zurückgelegten Reiseweiten konstant bleiben. Free-floating Kund*innen reduzieren im Verlauf des Jahres ihre Pkw-Nutzung und verwenden stattdessen häufiger öffentliche Verkehrssysteme und das CarSharing. Die tägliche Fahrleistung mit Verkehrsmitteln des ÖVs nimmt durchschnittlich um 0,9 Kilometer zu [vgl. Becker et al. (2016), S13].

Auch Hülsmann et al. (2018) nutzen ein Paneldesign zur Bestimmung der Veränderungen des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Kund*innen des free-floating Anbieters car2go. Der Anteil des Umweltverbundes am Modal Split verringert sich im Zeitverlauf um vier bis acht Prozentpunkte während die Anteile der Nicht-CarSharer*innen konstant bleiben bzw. sich nur leicht verringern. Ein Rückgang ist insbesondere in Bezug auf Fußwege zu beobachten. Die Wege mit öffentlichen Verkehrsmitteln nehmen bei den CarSharing-Kund*innen zwar ebenfalls ab, die Tendenz ist jedoch auch bei der Kontrollgruppe erkennbar. Daher kann nicht geschlussfolgert werden, dass die ÖV-Nutzung aufgrund des CarSharings zurückgeht [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.95ff].

Le Vine et al. (2014a) nutzen sowohl Stated- als auch Revealed-Choice-Daten¹⁶⁸, um die Wirkungen von stationsbasierten und free-floating Systemen zu vergleichen. Die Simulationsergebnisse zeigen, dass das stationsbasierte CarSharing eine komplementäre Wirkung auf den ÖV ausübt, während sich die Anzahl an ÖV-Fahrten bei Existenz eines free-floating Angebotes reduziert.

¹⁶⁷ In der Studie von Fromm et al. (2019) werden beispielsweise die Antwortkategorien „viel höhere Nutzung“, „höhere Nutzung“, „Nutzung in etwa gleich“, „niedrigere Nutzung“ sowie „viel niedrigere Nutzung“ verwendet. Für die Ergebnisdarstellung werden die beiden äußeren Kategorien zusammengefasst.

¹⁶⁸ Bei Stated-Choice-Experimenten werden den Proband*innen mehrere (hypothetischen) Wahlsituationen gezeigt, bei denen die Wahloptionen jeweils durch unterschiedliche Eigenschaften bzw. Ausprägungen gekennzeichnet sind. Bei Revealed-

In Bezug auf den MIV berichten die meisten Studien, dass sich die durchschnittliche Pkw-Fahrleistung nach der Anmeldung beim CarSharing verringert. Das angegebene Einsparpotenzial bei Kund*innen stationsbasierter Systeme liegt häufig zwischen 30 und 50 Prozent [vgl. 6t Bureau de Recherche (2014), S.4; Cohen et al. (2008), S.5; Burkhardt & Millard-Ball (2006), S.103]. Auch in Bezug auf das free-floating CarSharing geben mehr Kund*innen eine reduzierte statt eine erhöhte Pkw-Fahrleistung an [vgl. Clark & Dilks (2019), S.16f; Seattle DoT (2014), S.8]. Die Höhe der Reduktion ist allerdings niedriger als beim stationsbasierten CarSharing [vgl. Steer (2019), S.24].

Bei Kund*innen, die vor der CarSharing-Mitgliedschaft keine privaten Fahrzeuge besessen haben, kann die CarSharing-Nutzung zu einer Erhöhung der jährlichen Pkw-Fahrleistung führen. Im Gegensatz zu den bereits dargestellten Studien führen Wu et al. (2019a) sowie Martin & Shaheen (2011) an, dass die Pkw-Fahrleistung bei einem Großteil der Kund*innen nach Beitritt bei der CSO ansteigt. Dieser Anstieg der Fahrleistung ist in den meisten Fällen aber nur moderat und wird durch die bedeutend höheren Einsparungen von Kund*innen kompensiert, die im Zuge der CarSharing-Mitgliedschaft ihren Pkw abgeschafft haben und daher eine wesentlich geringere jährliche Fahrleistung aufweisen [vgl. Wu et al. (2019a), S.12; Martin & Shaheen (2011), S.71]. Diese Kund*innen haben einen großen Anteil daran, dass CarSharing-Systemen eine positive Wirkung auf den Umweltverbund zugeschrieben werden kann [vgl. Fromm et al. (2019), S.13f; Schreier et al. (2018), S.60].

Cervero et al. (2007) ermitteln die Veränderung der Pkw-Fahrleistung mit einer Längsschnittstudie. Die erste Erhebung fand bereits vor der Einführung eines stationsbasierten CarSharing-Systems in San Francisco statt. Dies war möglich, da sich Interessent*innen vorab für das CarSharing registrieren konnten. Die letzte Erhebung wurde vier Jahre nach der Einführungsphase des Systems durchgeführt. Während sich in dem Zeitraum die Pkw-Fahrleistung einer Kontrollgruppe von Nicht-CarSharer*innen erhöht, reduziert sie sich bei den CarSharing-Kund*innen signifikant von vorher 4,5 Kilometer pro Tag auf nur noch 1,5 Kilometer [vgl. Cervero et al. (2007), S.74ff]. Becker et al. (2016) erheben die Fahrleistung ebenfalls zu verschiedenen Zeitpunkten. Diese nimmt bei free-floating Kund*innen in Basel (Schweiz) um 1,5 Kilometer pro Tag ab [vgl. Becker et al. (2016), S13]. Die Reduktion liegt auf einem niedrigeren Niveau als bei stationsbasierten Kund*innen in der Schweiz [vgl. Muheim & Reinhardt (1999), S.58ff].

Im Rahmen einer Studie des Bundesverbands CarSharing werden hauptsächlich stationsbasierte Kund*innen aus 13 deutschen Städten befragt. Ein Alleinstellungsmerkmal dieser Untersuchung ist, dass der Proband*innenkreis vorab restringiert wurde. In jeder Stadt werden ausschließlich CarSharer*innen befragt, die im jeweiligen Stadtteil mit der höchsten Kund*innendichte wohnen. Es lassen sich somit Aussagen darüber treffen, welche Entlastungseffekte das CarSharing in dicht besiedelten Innenstadtbereichen erzielen kann. Knapp 40 Prozent der Studienteilnehmer*innen geben an, dass sich ihre Automobilnutzung reduziert hat, nur etwa acht Prozent berichten von einer erhöhten Nutzung nach der CarSharing-Anmeldung [vgl. Loose (2016a), S.29].

Martin & Shaheen (2016) führen an, dass im Rahmen der nachhaltigkeitsbezogenen Evaluation von CarSharing-Systemen auch die Fahrleistung von privaten Fahrzeugen inkludiert werden sollte, die aufgrund der Möglichkeit der CarSharing-Nutzung nicht angeschafft wurden. Da es sich hierbei um einen sehr hypothetischen Sachverhalt handelt, werden verschiedene Szenarien angegeben. Berechnet werden die Szenarien auf Basis der durchschnittlichen Jahresfahrleistungen von Kund*innen, die zum Zeitpunkt der Erhebung über private Fahrzeuge verfügen. Unter der Annahme, dass die hypothetische Fahrleistung von nicht angeschafften Fahrzeugen 20 Prozent unter diesen Durchschnittswerten liegt, werden in Bezug auf das free-floating CarSharing in Nordamerika Einsparungen von sechs bis 16 Prozent erzielt [vgl. Martin & Shaheen (2016), S.14ff]. Fromm et al. (2019) verwenden eine identische Vorgehensweise für europäische free-floating Systeme. Das Einsparpotenzial der Pkw-Fahrleistung liegt höher als bei den untersuchten nordamerikanischen CarSharing-Systemen [vgl. Fromm et al. (2019), S.17ff]. Die Autor*innen betonen, dass die Höhe des Modal Shifts von der Raumstruktur sowie der Qualität des ÖV-Angebots abhängt [vgl. ebd., S.4].

Chapman et al. (2020) nutzen quasi-experimentelle Ansätze, um den tatsächlichen Einfluss des CarSharings auf die Pkw-Fahrleistung zu bestimmen. Mittels PSM werden CarSharing-Kund*innen und bezüglich verschiedener Merkmale vergleichbare Nicht-CarSharer*innen „gematcht“. Anhand der anschließend durchgeführten Regressionsmodelle wird der Einfluss des CarSharings ermittelt, während hinsichtlich verbleibender Unterschiede zwi-

Choice-Daten werden hingegen tatsächliche Wahlentscheidungen bzw. Verhaltensweisen erfasst. In der Studie von Le Vine et al. (2014a) basieren die Revealed-Choice-Informationen auf Datensätzen des britischen National Travel Survey.

schen den beiden Gruppen kontrolliert wird [vgl. Chapman et al. (2020), S.10]. Die Ergebnisse zeigen, dass Car-Sharing-Kund*innen, die einen größeren Einfluss des CarSharings auf die Reduktion des Pkw-Besitzes angeben, ihre Pkw-Fahrleistung weniger stark reduzieren als Kund*innen, bei denen das CarSharing bei der Reduzierung privater Fahrzeuge eine geringere Bedeutung besessen hat.

Im Zuge der Evaluation von free-floating Systemen sollte zudem berücksichtigt werden, dass zusätzlich zu den Buchungen der Kund*innen auch betriebliche Fahrten anfallen können, etwa für die Redistribution der Fahrzeuge in Gebiete mit hoher Nachfrage. Bei Organisationen, die solche strategischen Betriebspraktiken ausüben, können diese Fahrten bis zu 17 Prozent¹⁶⁹ der Gesamtfahrleistung der Fahrzeuge ausmachen [vgl. Martin & Shaheen (2016), S.16] und sollten daher in die nachhaltigkeitsbezogene Beurteilung der Systeme inkludiert werden.

Auf Basis der Reduzierung des privaten Pkw-Bestandes sowie der damit i.d.R. einhergehenden Veränderung des individuellen Mobilitätsverhaltens lässt sich das Einsparpotenzial von Treibhausgasemissionen bestimmen. Für die Berechnung von Treibhausgasemissionen sind Kenntnisse über die Energieverbräuche und die Laufleistungen der abgeschafften Pkw sowie der CarSharing-Fahrzeuge erforderlich. Spezifische Energieverbräuche lassen sich auf Basis von Angaben über die Hersteller, die Fahrzeugmodelle, die Antriebsarten sowie die Herstellungsjahre bestimmen.¹⁷⁰ In die Berechnung der Treibhausgasemissionen können zusätzlich zu tatsächlich abgeschafften Fahrzeugen auch aufgrund der Existenz des CarSharings unterdrückte Kaufentscheidungen einfließen [vgl. Fromm et al. (2019), S.10f; Martin & Shaheen (2016), S.19]. Erfolgt die Bestimmung der Treibhausgasemissionen auf Grundlage des Well-to-Wheel-Ansatzes, wird die gesamte Wirkkette von der Primärenergiegewinnung bis zur Umwandlung in kinetische Energie innerhalb der Kraftfahrzeuge betrachtet [vgl. Baptista et al. (2014), S.33]. In anderen Fällen finden die im Zuge der Primärenergiegewinnung entstehenden Verbräuche keine Berücksichtigung (Tank-to-Wheel) [vgl. z.B. WiMobil (2016), S.252]. Für free-floating Systeme geben Martin & Shaheen (2016) eine mittlere Einsparung von zehn Prozent an [vgl. Martin & Shaheen (2016), S.24]. Auf ein anderes Ergebnis kommt die share-Studie, in der ein Anstieg der verkehrsbedingten Treibhausgasemissionen berichtet wird [vgl. Hülsmann et al. (2018), S.113ff]. In Bezug auf stationsbasierte Systeme werden höhere Einsparungen im Bereich zwischen 34 und 41 Prozent erzielt [vgl. Shaheen et al. (2019), S.100; Martin & Shaheen (2011), S.1079f].

¹⁶⁹ Die 17 Prozent beziehen sich auf Servicetrips eines CarSharing-Anbieters in San Diego (USA), der Elektrofahrzeuge einsetzt. Die große Anzahl an Servicefahrten entsteht u.a. aufgrund der Notwendigkeit, die Fahrzeuge regelmäßig an Ladesäulen aufzuladen. Bei anderen CSO liegt der Anteil der betrieblichen Fahrten bei bis zu 7,5 Prozent [vgl. Martin & Shaheen (2016), S.16].

¹⁷⁰ Spezifische Energieverbräuche und Emissionsfaktoren lassen sich bspw. mittels des Handbuchs für Emissionsfaktoren (HBEFA) bestimmen. Für die Berechnung der Treibhausgase können Emissionsberechnungsmodelle, wie das TREMOD (Transport Emission Model), verwendet werden.

A.2 Arbeitsschritte der Datenbereinigung

Kategorie	Löschen von Daten	
Fehlerquelle	GPS-Ortung	
Fehler	Datenausreißer („Wegspringen“ einzelner Datenpunkte)	
Fehlerbeschreibung	<p>Die Genauigkeit des GPS-Signals hängt von verschiedenen Faktoren ab – u.a. der Anzahl und der geometrischen Lage der erreichbaren Satelliten, der Existenz von Abschattungen und/oder Reflexionen im Umfeld der Empfängergeräte sowie der Dämpfung und/oder Refraktion der Radiowellen in Bereichen der Atmosphäre, insbesondere der Ionosphäre [vgl. Jun et al. (2006)]. Wenn die Genauigkeit des Signals temporär stark sinkt, können Ausreißer im Datensatz entstehen. Diese sind dadurch gekennzeichnet, dass sie abseits des tatsächlich genutzten Weges liegen und i.d.R. zu einem kurzfristig starken Anstieg des Geschwindigkeitsniveaus führen. Zudem wird die Linearität der zurückgelegten Strecke hierdurch beeinflusst und die Distanz des aufgezeichneten Weges vergrößert. Ein Datenausreißer kann auch entstehen, wenn kein GPS-Empfang existiert und das Endgerät für die Positionsbestimmung WLAN verwendet. In einigen wenigen Fällen springt die aufgezeichnete Position zu dem Standort eines WLAN-Routers, mit dem das Endgerät in der Vergangenheit bereits einmal verbunden war. Der auf diese Weise entstehende Ausreißer im Datensatz führt häufig zu einem starken Anstieg der aufgezeichneten Wegstreckendistanz.</p>	
Lösungsansatz	<p>Um die Datenausreißer zu identifizieren und zu löschen, werden die Datenpunkte iterativ durchlaufen. Jeweils drei zeitlich aufeinanderfolgende Datenpunkte werden betrachtet und mit einer imaginären Linie verbunden. Wenn der sich hieraus ergebende Winkel des mittleren Punktes weniger als 45 Grad beträgt, wird dieser Punkt als Ausreißer gekennzeichnet und gelöscht. Als weitere Kontrollebene wird eine Überprüfung der Wegstrecke durchgeführt. Wenn die kumulierte Wegstrecke von Punkt A zu Punkt B sowie von Punkt B zu Punkt C mindestens doppelt so hoch ist wie die direkte Verbindung von Punkt A zu Punkt C, wird der mittlere Punkt B gelöscht.</p> <p>In den Fällen, in denen die erste oder letzte Koordinate des Weges wegspringt, kann das beschriebene Verfahren die Ausreißer nicht als solche identifizieren. Daher werden diese Punkte in einem weiteren Arbeitsschritt geprüft. Hierzu wird die Geschwindigkeit zwischen den ersten bzw. letzten beiden Datenpunkten ermittelt und mit dem Geschwindigkeitsniveau der ersten bzw. letzten zehn Datenpunkte verglichen. Bei stärkeren Abweichungen der Geschwindigkeiten werden die entsprechenden Wege visuell geprüft und noch existierende Ausreißer händisch gelöscht.</p>	

Kategorie	Zusammenfügen von Daten	
Fehlerquellen	Proband*in	App-Fehler
Fehler	Mehrere Aufzeichnungen entlang eines Weges	
Fehlerbeschreibung	<p>Die Analyse der Daten zeigt, dass bei einigen wenigen Proband*innen Verständnisschwierigkeiten hinsichtlich der Unterscheidung von Wegen und Etappen existierten, die sich dahingehend äußerten, dass für jede Etappe entlang eines Weges eine neue Aufzeichnung gestartet wurde. Die einzelnen sich hieraus ergebenden Datensätze müssen folglich zu einem Weg zusammengefügt werden. Mehrere Aufzeichnungen entlang eines Weges können auch dann entstehen, wenn die Aufzeichnung – z.B. durch einen Absturz der multiMobil-App – abgebrochen und danach erneut gestartet wurde. Die Schwierigkeit beim Zusammenfügen besteht darin, keine Datensätze zu vereinen, zwischen denen Aktivitäten stattgefunden haben.</p>	
Lösungsansatz	<p>Als erstes werden alle aufeinanderfolgenden Wege mit denselben Wegezwecken herausgefiltert. Aufeinanderfolgende Wege werden dann automatisch zusammengefügt, wenn die Aktivitätsdauer einen bestimmten Grenzwert unterschreitet. Die Festlegung der Grenzwerte erfolgt nach analytisch-logischen Kriterien und unter Berücksichtigung der Verteilung der Aktivitätsdauern nach Wegezwecken. Folgende Grenzwerte werden in Abhängigkeit der Wegezwecke festgelegt:</p>	

	<ul style="list-style-type: none"> • „Nach Hause“: 20 Minuten • „Arbeit“: 10 Minuten • „Freizeit“: 4 Minuten <p>Da Aktivitäten mit den Wegezwecken „Einkauf/Erledigung“, „Dienstlich“ sowie „Bringen/Holen von Personen“ von geringer Zeitdauer sein können, werden die aufeinanderfolgenden Wege dieser drei Aktivitätskategorien nicht automatisch zusammengefasst. In den Fällen, in denen das Verkehrsmittel bei zwei aufeinanderfolgenden Wegen mit demselben Wegezweck wechselt, wird auf räumlicher Ebene geprüft, ob es sich um zwei Etappen desselben Weges handeln könnte, die fälschlicherweise getrennt aufgezeichnet wurden. Entsprechende Wege werden händisch zusammengefügt. Wege mit dem Wegezweck „Ausbildung“ finden in diesem Plausibilisierungsschritt keine Berücksichtigung, da für diesen Wegezweck keine aufeinanderfolgenden Wege existieren.</p>
--	--

Kategorie	Löschen von Daten
Fehlerquelle	App-Fehler
Fehler	Verkehrsmittelsprünge
Fehlerbeschreibung	In einigen wenigen Dateien existieren Verkehrsmittelsprünge. In diesen Fällen sind Datensätze mit mehreren identischen Zeitstempeln vorhanden, bei denen sich das Verkehrsmittel allerdings unterscheidet. Der Grund der Fehlerentstehung kann nicht eindeutig ermittelt werden. Es kann allerdings vermutet werden, dass die Ursache im Quellcode der multiMobil-App zu finden ist.
Lösungsansatz	Für jeden Abschnitt, auf dem Verkehrsmittelsprünge existieren, wird eine Plausibilisierung der Verkehrsmittel durchgeführt. Hierzu werden sowohl räumliche als auch geschwindigkeitsbezogene Informationen herangezogen. Die jeweils nicht plausiblen Verkehrsmittel werden anschließend gelöscht.

Kategorie	Ändern von Wegeinformationen
Fehlerquelle	Proband*in
Fehler	Falsches Verkehrsmittel
Fehlerbeschreibung	Über ein Dropdown-Menü können die Proband*innen vor Beginn der Aufzeichnung das genutzte Verkehrsmittel auswählen. Bei der Bedienung des Smartphones existiert somit das Risiko der Auswahl eines falschen Verkehrsmittels. Ebenso besteht die Möglichkeit, dass das Fahrzeug im Falle eines Wechsels des Verkehrsmittels nicht angepasst wird.
Lösungsansatz	Für jede Etappe wird die Durchschnittsgeschwindigkeit, der Median der Geschwindigkeitswerte sowie das 75- und 95-Prozent-Quantil bestimmt. In Abhängigkeit des eingesetzten Verkehrsmittels werden die Werte auf Plausibilität geprüft. Datensätze mit nicht plausibel erscheinenden Verkehrsmitteln werden unter Einbezug räumlicher Informationen – wie der Art der genutzten Verkehrswege – untersucht und bei evidenter Auswahl eines falschen Verkehrsmittels entsprechend korrigiert. Aufgrund der Auswahlmöglichkeit einer Vielzahl an unterschiedlichen Verkehrsmitteln mit vergleichbaren Attributen – z.B. Taxi, Pkw (Fahrer), Pkw (Beifahrer) – werden im Rahmen der Fahrzeugkorrektur Verkehrsmittelkategorien herangezogen. Wenn eine Etappe offensichtlich mit motorisierten Verkehrsmitteln des Individualverkehrs zurückgelegt wurde, wird das Verkehrsmittel im Datensatz auf die Kategorie „MIV“ angepasst. Eine Besonderheit stellen die Auswahlmöglichkeiten „CarSharing JoeCar“ und „CarSharing Stationsbasiert“ dar, da die korrekte Angabe dieser Verkehrsmittel mittels der stadtmobil-Nutzungsdaten validiert werden kann. Hierzu wird überprüft, ob während der angegebenen Nutzung des CarSharing-Fahrzeugs auch tatsächlich ein Eintrag im Buchungssystem des Unternehmens hinterlegt wurde. Für nachgetragene Wege muss berücksichtigt werden, dass die Nachträge immer in der Retrospektive erstellt werden und somit die zeitliche Komponente nur als näherungsweiser Wert verstanden

	werden kann, der in der Regel nicht exakt ist. Daher wird bei der Kontrolle von Nachträgern ein zeitlicher Puffer von 10 Minuten inkludiert.
--	--

Kategorie	Ändern von Wegeinformationen
Fehlerquelle	Proband*in
Fehler	Keine Erfassung von Fußetappen
Fehlerbeschreibung	Das Nichterfassen von Fußetappen kann als Sonderfall des Bereiches „Falsches Verkehrsmittel“ angesehen werden. In den meisten Fällen wird der erste und letzte Abschnitt eines Weges zu Fuß zurückgelegt.
Lösungsansatz	Um Fußetappen auf den ersten und letzten Abschnitten zu identifizieren, werden die Datenpunkte am Anfang und am Ende aller Wege iterativ durchlaufen. Um sicherzustellen, dass die Anzahl der Etappen nicht unverhältnismäßig ansteigt, werden Etappen erst ab einer Mindestlänge von 200 Metern erstellt. Kriterium ist zudem, dass der gleitende Durchschnitt der Geschwindigkeit nicht über 12 km/h liegt. Der Grenzwert umfasst jeweils vier zeitlich aufeinanderfolgende Datenpunkte, da die Genauigkeit des GPS-Signals – zumindest in der zivilen Nutzung – starken Schwankungen unterliegt. Ein zu niedriger Wert kann daher dazu führen, dass „Zu Fuß“-Etappen nicht in ihrer gesamten Länge erkannt werden. Als weitere Kontrolleebene wird darüber hinaus die Durchschnittsgeschwindigkeit der iterativ durchlaufenden Datenpunkte berücksichtigt. Diese darf nicht über einen Wert von acht km/h ansteigen. Im Rahmen des Arbeitsschrittes wurden 50 Fußetappen eingefügt. Fahrrad-Etappen bleiben von der Vorgehensweise unberücksichtigt.

Kategorie	Ändern von Wegeinformationen
Fehlerquelle	Proband*in
Fehler	Falscher Wegezweck
Fehlerbeschreibung	Neben der Auswahl des Verkehrsmittels ist auch die Selektion des Wegezweckes eine potenzielle Fehlerquelle. Ursache hierfür ist entweder die falsche Auswahl des Wegezweckes über das Drop-Down-Menü oder das Versäumnis der Anpassung des Wegezweckes bei Start einer neuen Aufzeichnung. Im Gegensatz zur Überprüfung der Verkehrsmittelwahl sind die Möglichkeiten der Kontrolle der Wegezwecke stärker restringiert. So ist es zwar generell möglich, über die Bewegungsdaten der Proband*innen im Zeitverlauf Muster zu erkennen, die Aussagekraft bleibt aber im Einzelfall limitiert. So kann beispielsweise der Weg in ein bestimmtes Einkaufszentrum an einem Tag auf Grund einer Einkaufsaktivität stattfinden und an einem anderen Tag zur Durchführung einer Freizeitaktivität (z.B. ein Restaurantbesuch im Einkaufszentrum). Ohne weitere Informationen sind der Plausibilisierung der Wegezwecke daher Grenzen gesetzt. Dennoch kann die Annahme getroffen werden, dass jeder Proband bzw. jede Probandin im Verlauf der Erhebungswoche eine Vielzahl unterschiedlicher Aktivitäten durchführt. In Fällen fehlender Heterogenität der Aktivitätsangabe sollten die Wege der Proband*innen daher überprüft werden.
Lösungsansatz	In einem ersten Schritt werden Proband*innen identifiziert, bei denen einzelne Wegezwecke stark dominieren. Für jeden Probanden bzw. jede Probandin wird daher die Anzahl der Wegezwecke ermittelt. Für die nähere Untersuchung werden 71 Proband*innen berücksichtigt, bei denen ein Wegezweck mindestens 40 Prozent des Aktivitätsniveaus ausmacht. Von der Regelung ausgenommen ist der Wegezweck „Nach Hause“, da dieser bei Existenz einfacher Wegeketten bei 50 Prozent liegen kann. Die Wegezwecke der Proband*innen werden auf Grundlage räumlicher sowie zeitlicher Informationen überprüft und bei eindeutigen Unstimmigkeiten entsprechend des wahrscheinlichsten Wegezweckes angepasst. Bei der Aktivitätskontrolle werden immer auch vorangegangene und nachfolgende Wege mitsamt deren Informationen zu Startzeitpunkten, Aktivitätsdauern und Zielkoordinaten herangezogen.

	<p>Im Rahmen der Plausibilisierung der Wegezwecke kann den Aktivitäten „Nach Hause“, „Arbeit“ sowie „Ausbildung“ eine besondere Bedeutung konzediert werden, da diesen in den meisten Fällen – auf Grund der Regelmäßigkeit der Aktivitätsausführung – ein eindeutiger räumlicher Bezug zugeordnet werden kann.</p> <p>So kann beispielsweise mit hoher Wahrscheinlichkeit von einer versäumten Anpassung des Wegezweckes ausgegangen werden, wenn der Weg bei der Arbeitsstätte des Proband*innen endet, die Aktivitätsdauer einen Arbeitsweg vermuten lässt und der Wegezweck sich vom vorangegangenen Weg nicht unterscheidet. In diesen Fällen werden die Wegezwecke entsprechend angepasst.</p> <p>Für die Erzeugung von Wegeketten sind die Wege nach Hause von elementarer Bedeutung, da sie das Ende der jeweiligen Wegekette symbolisieren. Als Indikator für die korrekte Zuordnung von „Nach Hause“-Wegen können auch tageszeitliche Merkmale herangezogen werden. Wege, die nicht den Wegezweck „Nach Hause“ aufweisen, die aber in der Nähe der Wohnstätte enden und bei denen der nachfolgende Weg erst am nächsten Tag beginnt, werden als Heimwege angesehen und entsprechend angepasst. Im Rahmen der Plausibilisierung wird berücksichtigt, dass Wege – insbesondere Wege am Wochenende – auch nach Mitternacht am Wohnort enden können und daher der Folgeweg nicht zwangsweise am nächsten Tag stattfinden muss. Als entfernungsabhängiges Kriterium wird eine maximale Distanz zwischen der Zielkoordinate des Weges und der Koordinate der Wohnstätte von 300 Metern festgelegt.</p> <p>In den Fällen, in denen der letzte Weg des Tages nicht am Wohnort endet (die Distanz also mehr als 300 Meter beträgt), der nachfolgende Weg aber an der Wohnstätte beginnt, wird der Wegezweck ebenfalls auf „Nach Hause“ geändert. Sollte hingegen eine Lücke existieren, da der letzte Weg nicht zu Hause endet, der folgende aber an der Wohnstätte beginnt, wird ein neuer Weg mit dem Wegezweck „Nach Hause“ erstellt bzw. geroutet, so dass die Lücke räumlich geschlossen wird.</p> <p>In den Fällen, in denen der letzte und der erste Weg nicht zu Hause endet bzw. beginnt, kann von einer auswärtigen Übernachtung ausgegangen werden. Auswärtige Übernachtungen werden im Zuge der Datenplausibilisierung dem Wegezwecke „Freizeit“ zugeordnet. Da manche Proband*innen während der Erhebungswoche nachts arbeiten mussten, wird jeder Weg vor der Änderung des Wegezweckes räumlich überprüft.</p>
--	---

Kategorie	Hinzufügen von Daten
Fehlerquelle	Routing
Fehler	Multietappen
Fehlerbeschreibung	<p>Über die Nachtragsformulare hatten die Proband*innen die Möglichkeit, Wegeinformationen zu übermitteln, die sie nicht mit der multiMobil-App aufgezeichnet haben. In den Nachtragsformularen wurden u.a. die Start- und Zieladressen der Wege, die Anzahl der Etappen, die jeweils genutzten Verkehrsmittel sowie der Zeitbedarf auf den einzelnen Etappen in Minuten eingetragen. Auf die Angabe der Startadressen der Etappen wurde bewusst verzichtet, da davon ausgegangen werden kann, dass die Proband*innen ohne zusätzlichen Rechercheaufwand häufig keine Kenntnisse über den genauen Standort des Verkehrsmittelwechsels besitzen und die Qualität der Nachträge folglich stark von der intrinsischen Motivation der Proband*innen zur Nachermittlung der entsprechenden Informationen abhängig ist. Ein automatisiertes Routen der Nachträge mit mehreren Verkehrsmitteln ist allerdings ohne zusätzliche Informationen über den Start bzw. das Ziel der Etappen nicht möglich.</p>
Lösungsansatz	<p>Es werden daher die Startkoordinaten jeder einzelnen Etappe entlang eines nachgetragenen Weges mit mehr als einem Verkehrsmittel bestimmt. Hierzu werden die Etappeninformationen aus dem Nachtragsformular – wie der Zeitbedarf in Minuten – verwendet und der plausibelste Streckenverlauf geschätzt. Falls die angegebene Verkehrsmittelkombination auf der nachgetragenen Relation nicht plausibel ist (z.B.</p>

	<p>Angabe einer „Zug“-Etappe, obwohl zwischen Start und Ziel keine Schienenverbindungen existieren), werden die Etappeninformationen entsprechend der evidentesten Route unter Einbezug weiterer verfügbarer Informationen – wie bspw. der genutzten Verkehrsmittel des vorherigen und folgenden Weges – angepasst. „Zu Fuß“-Etappen, die bei Wechsel der Verkehrsmittel entstehen und eine Länge von weniger als 200 Metern aufweisen, werden nicht separat ausgewiesen, sondern der im Routingprozess vorangestellten Etappe bzw. dem dazugehörigen Verkehrsmittel zugewiesen. Auf diese Weise wird vermieden, dass bei den gerouteten Wegen extrem kurze Etappen eingefügt werden, die bei Verwendung der multiMobil-App mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht als eigene „Zu Fuß“-Etappen erfasst worden wären.</p>
--	--

Kategorie	Löschen von Daten
Fehlerquelle	Proband*in
Fehler	Punktwolken (Cluster) am Anfang und Ende der Wege
Fehlerbeschreibung	<p>In den Fällen, in denen Proband*innen die Aufzeichnung zu spät beenden oder – in seltenen Fällen – zu früh beginnen, werden während der Aktivitätsausführung Datenpunkte erzeugt und somit die tatsächliche Wegstrecke verlängert. Um diese Datenpunkte identifizieren und löschen zu können, muss als erstes die Aktivität als solche erkannt werden. Die Zuordnung von Datenpunkten zu einer Aktivität kann nur dann erfolgen, wenn innerhalb eines räumlichen Kontextes eine Ansammlung von Punkten existiert. Die Schwierigkeit bei der Identifizierung solcher Cluster besteht darin, dass die Bewegungsprofile – je nach ausgeführter Aktivität – sehr unterschiedlich sein können und somit keine homogenen Punktwolken während der Aktivitätsausführung entstehen.</p>
Lösungsansatz	<p>Um während einer Aktivität entstehende Punktwolken zu identifizieren, wird iterativ jeder Datenpunkt durchlaufen und die Punktdichte bestimmt. Hierzu wird ein Kreis mit einem 50 Meter breiten Radius um den jeweiligen Datenpunkt gelegt und die Anzahl der sich in diesem Kreis befindlichen Datenpunkte ermittelt. Ab einem Wert von 120 wird die Ansammlung der Punkte als Cluster identifiziert. Da eine Person einen Streckenabschnitt im Verlauf eines Weges mehrfach passieren kann, wird im Rahmen der Clusterfestlegung zudem eine zeitliche Restriktion eingefügt. Es werden nur Punkte berücksichtigt, die im zeitlichen Intervall von je 120 Sekunden um den jeweils betrachteten Datenpunkt liegen. Durch die Implementierung der zeitlichen Komponente wird verhindert, dass die zwar räumlich nahen, zeitlich aber auseinanderliegenden Datenpunkte auf diesen Streckenabschnitten als potenzielle Aktivitäten erkannt werden. Für die Auswahl der Kenngrößen wurden verschiedene Einstellungsparameter getestet. Die Herausforderung bei der Festlegung der Kenngrößen ist, dass die Punktwolken möglichst vollständig gelöscht werden sollen, ohne aber gleichzeitig Datenpunkte zu eliminieren, die dem zurückgelegten Weg zuzuordnen sind. Mit den letztlich ausgewählten Parametern werden die meisten Punktwolken, die im Zuge der Durchführung von Aktivitäten entstehen, effektiv gelöscht. In manchen Fällen befinden sich einzelne Datenpunkte außerhalb des durch den Radius determinierten Punktwolkenbereiches und werden daher nicht gelöscht. Dies kann insbesondere dann auftreten, wenn der Proband bzw. die Probandin die Aufzeichnung erst kurz nach Durchführung der Aktivität beendet und somit einige wenige Punkte am Ende des Datensatzes bestehen bleiben. Die Zeitdauer der Aktivität ist in diesen Fällen weiterhin in der Dauer des Weges enthalten, wohingegen die akkumulierte Distanz zwischen den noch existierenden Wegepunkten reduziert wurde. Daher wird als weiterer Schritt das Geschwindigkeitsniveau der Datenpunkte bestimmt, die sich am Anfang bzw. Ende der Wege befinden. Eine starke Abnahme des Geschwindigkeitsniveaus kann als Indiz für nicht vollständig gelöschte „Aktivitäts-Datenpunkte“ gelten. Entsprechende Punkte werden daraufhin geprüft und – falls erforderlich – gelöscht.</p>

Kategorien	Löschen von Daten		Zusammenfügen von Daten	
Fehlerquellen	Proband*in	App-Fehler	GPS-Ortung	
Fehler	Mehrfaches Erfassen einzelner Wege			
Fehlerbeschreibung	Die Datenerfassung erfolgt im Rahmen der Mobilitätsstudie primär mit der multiMobil-App. In den Fällen, in denen die Aufzeichnung versäumt wird, können die Wege über das Nachtragsformular erfasst werden. Das Nachtragsformular kann auch dann zum Einsatz kommen, wenn in der App fehlerhafte Verkehrsmittel oder Wegezwecke eingetragen werden und somit die Erfassung der Wegecharakteristika nicht korrekt ist. Es existieren Wege, die mit der App vollständig erfasst wurden, die aber von den Proband*innen in ihrer gesamten Länge – mit veränderten Parametern – nachgetragen werden (Szenario 1). Darüber hinaus ist es auch möglich, dass einzelne Wege mit der App – z.B. in Folge eines zu späten Aktivierens der Aufzeichnung oder eines Absturzes der App – nur zum Teil erfasst und die fehlenden Teilabschnitt über das Nachtragsformular übermittelt werden (Szenario 2).			
Lösungsansatz	Im Rahmen dieses Arbeitsschrittes besteht die Schwierigkeit darin, die doppelt erfassten (Teil-)Strecken als solche zu identifizieren und im Folgenden die unbrauchbaren Daten zu löschen bzw. die Teilabschnitte korrekt zusammenzufügen. Die Wege beider Datenquellen werden daher in einer Datenbank zusammengefasst und zeitlich anhand des Startzeitpunktes geordnet. Anschließend wird überprüft, ob es zeitliche Überschneidungen von Wegen einzelner Proband*innen gibt. Da die Startuhrzeiten der nachgetragenen Wege häufig nicht exakt sind, muss auch räumlich geprüft werden, ob die Nachtragsdaten mit aufgezeichneten Wegen in Verbindung stehen. Bei Existenz von Teilstrecken (Szenario 1) werden die Datenpunkte der zusammengehörenden Wege auf die Weise vereinigt, dass eine stringente Linienführung vorliegt (vgl. in Punkt „Zusammenführen von Teilstrecken“ beschriebene Vorgehensweise). Im Fall von Wegen, die sowohl mit der App also auch per Nachtrag vollständig erfasst wurden (Szenario 2), werden die Informationen aus den Nachtragsformularen verwendet, da vermutet werden kann, dass die Intention der Nachtragserstellung in dem Aufzeigen von Fehlern bei der App-Aufzeichnung liegt.			

Kategorien	Hinzufügen von Daten		Zusammenfügen von Daten	
Fehlerquellen	Proband*in	App-Fehler	GPS-Ortung	
Fehler	Lücken zwischen Wegen			
Fehlerbeschreibung	<p>Der GPS-gestützte Ansatz der Datenerhebung führt dazu, dass zwischen den Zielkoordinaten der betrachteten Wege und den Startkoordinaten der Folgewege räumliche Lücken entstehen. Um dennoch sicherzustellen, dass das vollständige Mobilitätsverhalten der Proband*innen erfasst wird, wird im Rahmen der Studie festgelegt, dass zwischen zeitlich aufeinanderfolgenden Wegen nicht mehr als 1.000 Meter Distanz liegen darf. Dieser Grenzwert wird für die Spezifizierung des Lückenbegriffes verwendet.</p> <p>Lücken können entstehen, wenn Wege nicht oder nur unvollständig aufgezeichnet und/oder übertragen werden. Um einer unzureichenden Dokumentation des Mobilitätsverhaltens entgegenzuwirken, wurde jeden Morgen eine SMS an die Proband*innen gesendet, in der sie an die Aufzeichnung der Wege erinnert wurden.</p> <p>Während der Erhebungsphase wurden die Studienteilnehmer zudem über existierende Lücken zwischen aufgezeichneten Wegedaten des Vortages informiert und darum gebeten, die Lücken mittels eines Nachtrags zu schließen. Hierzu wurde serverseitig ein Skript erstellt, das existierende Lücken des Vortages identifizierte. Da die Proband*innen die Möglichkeit der manuellen Datenübertragung hatten, wurden manche Wege erst mit zeitlichem Verzug übermittelt. Wege, die am Tag der Aufzeichnung nicht übertragen wurden, wurden durch das Skript nicht erfasst. Zudem konnten die Daten aus dem Nachtragsformular nicht in den automatisierten Kontrollprozess während der Erhebungsphase implementiert werden. Im Widerspruch zu dem eigentlichen Ziel des Nachtragsformulars, Lücken zu schließen, können durch einzelne</p>			

	Nachträge auch Lücken entlang der zeitlichen Wegeabfolge entstehen. Es besteht daher die Möglichkeit, dass nach Beendigung der Datenerhebung Lücken zwischen Wegen existieren.
Lösungsansatz	<p>Um den Eingriff in die Datengrundlage so minimalinvasiv wie möglich zu gestalten, werden Lücken nur dann geschlossen, wenn evidente Hinweise über die Wegecharakteristika der fehlenden Wege bzw. Teilstrecken existieren. Hierbei handelt es sich insbesondere um nicht oder nur teilweise aufgezeichnete Wege zur Arbeitsstätte oder zum Wohnort, da diesen eindeutige räumliche Bezugspunkte zugeordnet werden können. Sollte zwischen zwei Wegen eine Lücke existieren und der zeitlich auf die Lücke folgende Weg im direkten Umfeld der Arbeits- oder Wohnstätte beginnen, dann kann der fehlende Weg in den meisten Fällen nachvollzogen werden. Hierzu werden sowohl Informationen aus den folgenden Wegen genutzt, wie etwa die eingesetzten Verkehrsmittel, als auch Informationen, die sich auf Grund der Regelmäßigkeit des Mobilitätsereignisses ableiten lassen. Durch die Betrachtung von Mobilitätsmustern können die genutzten Verkehrsmittel sowie die Startzeitpunkte der Wege mit hoher Wahrscheinlichkeit bestimmt werden. Insgesamt wurden auf diese Weise 46 Nachträge im Rahmen der Datenaufbereitung erstellt.</p> <p>Neben dem Versäumnis der Aufzeichnung bzw. des Nachtrags eines kompletten Weges besteht die Möglichkeit, dass ein Weg mit der multiMobil-App nur zum Teil erfasst wurde, da die Aufzeichnung vorzeitig abgebrochen worden ist. Identifiziert werden können solche unvollständigen Wege ebenfalls für die Wegezwecke „Nach Hause“ und „Arbeit“. Für die fehlenden Abschnitte werden daher Nachträge erzeugt, anschließend geroutet und danach mit den bestehenden Datenpunkten vereinigt.</p> <p>Eine weitere Ursache der Existenz von Lücken ist die fehlerhafte zeitliche Verortung von nachgetragenen Wegen. Mögliche Gründe hierfür sind mnestiche Einschränkungen auf Grund des zeitlichen Versatzes der Ausführung des Weges und der Erstellung des Nachtrages sowie des Erfassungsprozesses der Informationen über ein digitales Nachtragsformular einschließlich des damit verbundenen potentiellen Auftretens von Tippfehlern. Es wird daher überprüft, ob Nachträge existieren, welche die räumlichen Lücken schließen, jedoch keine zeitlichen Übereinstimmungen vorweisen. In diesen Fällen werden die zeitlichen Parameter der Nachträge entsprechend angepasst. Die Vorgehensweise hat den Vorteil, dass – bei erfolgreicher Umsetzung – bis zu drei existierende Lücken geschlossen werden können.</p> <p>Nach Durchführung der Arbeitsschritte sind noch 103 Lücken im Datensatz vorhanden, die ohne weitere Informationen nicht geschlossen werden können. Dies entspricht einem Anteil von weniger als zwei Prozent.</p>

Kategorie	Hinzufügen von Daten
Fehlerquelle	Routing
Fehler	Zusammenfügen von Teilstrecken
Fehlerbeschreibung	<p>Für den Fall, dass die Aufzeichnung eines Weges zu spät begonnen oder vorzeitig abgebrochen wird (z.B. auf Grund eines Absturzes der multiMobil-App), entspricht die gespeicherte Start- bzw. Zielkoordinate nicht dem tatsächlichen Start bzw. Ziel des Weges. Um das Entstehen einer Lücke im Datensatz zu verhindern, ist die fehlende Teilstrecke zu bestimmen und dem unvollständigen Datensatz zuzuordnen. Die Bestimmung der tatsächlichen Start- bzw. Zielkoordinate des Weges kann unter Verwendung der Nachtragsformulare erfolgen (vgl. Punkt „Mehrfaches Erfassen einzelner Wege“) oder – bei Nichtexistenz eines entsprechenden Nachtrags – auf Basis von Mobilitätsmustern. Mobilitätsmuster können insbesondere bei häufig vorkommenden Relationen identifiziert werden, die durch wiederkehrende Quelle-Ziel-Verbindungen gekennzeichnet sind (z.B. Wege zur „Arbeit“ oder „Nach Hause“, siehe Punkt „Lücken zwischen Wegen“). Um den existierenden Weg um die fehlende Teilstrecke zu ergänzen, muss die Teilstrecke zuerst geroutet und anschließend in den bestehenden Datensatz eingefügt werden. Das Routing basiert auf der Verwendung von Knoten und Kanten, mittels derer das Verkehrsnetz in Form von Graphen abstrahiert ist.</p>

	<p>Beim Routing mit Öffentlichen Verkehrsmitteln kann die ÖV-Etappe nur an den Knoten des Netzes – im ÖV sind dies Haltestellen oder Bahnhöfe – beginnen bzw. enden. Ein unmittelbares Routen von oder zu einer beliebigen Stelle im ÖV-Netz ist somit nicht möglich. Stattdessen wird ein Fußweg zwischen dem nächstgelegenen ÖV-Knoten und der ersten bzw. letzten Koordinate des aufgezeichneten Weges generiert. Ein simples Löschen dieser „Zu Fuß“-Etappe ist nicht zielführend, da ansonsten – je nach Lage der Koordinate im Streckennetz – ein Teil der ÖV-Strecke nicht oder aber doppelt aufgezeichnet würde.</p>
Lösungsansatz	<p>Um das beschriebene Problem zu lösen, werden die mit der App aufgezeichneten Daten, bei denen die erste bzw. letzte Koordinate mitten auf einer ÖV-Strecke liegt, so angepasst, dass sie an einer Haltestelle oder einem Bahnhof beginnt bzw. endet. Hierzu werden einzelne Punkte im Datensatz entweder gelöscht oder synthetisch hinzugefügt. Trotz der Lage der Koordinate in unmittelbarer Nähe zu einem ÖV-Knoten, wird häufig eine „Zu Fuß“-Etappe von geringer Länge generiert, da die aufgezeichnete bzw. synthetisch erzeugte Koordinate nicht exakt mit der im Routingprogramm hinterlegten Position des ÖV-Knotens übereinstimmt. Daher wird festgelegt, dass Datenpunkte von „Zu Fuß“-Etappen, die eine Länge von weniger als 200 Metern aufweisen, nicht in die finale Wegedatei übernommen werden. Somit wird verhindert, dass in die Wegedatei eine „Zu Fuß“-Etappe eingefügt wird, die nur auf Grund der Charakteristika des Routings entsteht, die aber in Wirklichkeit von den Proband*innen nicht durchgeführt wurde.</p>

Kategorie	Löschen von Daten	Trennen von Daten
Fehlerquelle	Proband*in	
Fehler	Aktivitätsdurchführung während einer aktiven Aufzeichnung	
Fehlerbeschreibung	<p>Wenn Proband*innen während einer aktiven Aufzeichnung eine neue Aktivität beginnen, ohne die Aufzeichnung zu beenden oder den Wegezweck im Auswahlménú anzupassen, entsteht eine Punktwolke. Die während der Durchführung der Aktivität zurückgelegte Wegstrecke (z.B. Bewegung im Supermarkt) soll im Rahmen der Mobilitätsenerhebung nicht erfasst werden und wird daher im Zuge der Datenbereinigung gelöscht. Durch das Löschen der Datenpunkte entsteht eine zeitliche Lücke im Datensatz. Eine zeitliche Lücke kann auch in den Fällen vorkommen, in denen die Proband*innen die Aufzeichnung während der Aktivitätsdurchführung nicht durchlaufen lassen, sondern über die Bedienoberfläche der multiMobil-App pausieren. Die aufgezeichnete Datei muss im Folgenden an der Stelle der Aktivitätsdurchführung in einzelne Wege segmentiert werden.</p>	
Lösungsansatz	<p>Das Löschen der Punktwolken erfolgt identisch zu dem in Punkt „Punktwolken (Cluster) am Anfang und Ende der Wege“ beschriebenen Vorgehen. Bei der Segmentierung der Wege muss darauf geachtet werden, dass im Rahmen der Wegedurchführung auch Pausen eingelegt werden können, die nicht als eigene Aktivitäten gewertet werden können und somit keine Trennung der Wege nach sich ziehen dürfen. Als Beispiel kann der Halt an einer Autobahnraststätte angeführt werden oder die Wartezeit beim Umstieg in ein anderes Verkehrsmittel. Auf Grundlage der zeitlichen Verteilung der in den Datensätzen existierenden Lücken wird als zeitliches Kriterium für die Wegsegmentierung ein Wert von 30 Minuten festgelegt. Um zu verhindern, dass längere Aufzeichnungslücken – die auf Grund einer schlechten GPS-Ortung entstehen – im Rahmen der Automatisierung als Aktivitäten identifiziert werden, wird durch Einbezug der berechneten Geschwindigkeit, die zwischen den die Lücke begrenzenden Punkten existiert, zudem ein räumliches bzw. raumzeitliches Kriterium implementiert. Als Grenzwert wird festgelegt, dass Wege nur bei 30-minütigen Lücken getrennt werden, bei denen die Geschwindigkeit weniger als 1 km/h beträgt.</p>	

Kategorie	Löschen von Daten
Fehlerquelle	Aufzeichnungsimmanente Fehler
Fehler	Punktwolken (Cluster) bei kurzen Stopps
Fehlerbeschreibung	In der Regel unterliegt die Ortsveränderung keinem kontinuierlichen Bewegungsprozess, sondern ist durch Stopps (z.B. vor Lichtsignalanlagen) bzw. Halte (z.B. an Bahnhöfen) gekennzeichnet. Da die Genauigkeit des GPS-Signals Schwankungen unterliegen kann, werden bei Stillstand des Fahrzeuges bzw. der Proband*innen die Datenpunkte größtenteils nicht exakt übereinanderliegen, sondern um den realen Aufenthaltspunkt streuen und somit eine (i.d.R. kleine) Punktwolke erzeugen. Hierdurch vergrößert sich die berechnete Wegstrecke - insbesondere, wenn auf Grund von Abschattungen des GPS-Signals (z.B. durch den Wagenkasten eines Schienenfahrzeuges oder die Karosserie eines Kraftfahrzeuges) die Ortung des Empfangsgerätes ungenau ist.
Lösungsansatz	Punktwolken innerhalb der Wege sind dadurch gekennzeichnet, dass die Anzahl der Datenpunkte im Cluster relativ gering ist. Um die Datenpunkte zu löschen, kann eine identische Vorgehensweise wie in Punkt „Punktwolken (Cluster) am Anfang und Ende der Wege“ gewählt werden. Die einzelnen Datenpunkte werden iterativ durchlaufen und die jeweilige Punktdichte – unter Berücksichtigung eines zeitlichen Kriteriums – bestimmt. Da die Punktwolken am Anfang und Ende der Wege in der Regel wesentlich größer sind als innerhalb der Wege, werden in diesem Arbeitsschritt andere Parameter verwendet. Der gewählte Radius beträgt zehn Meter, die betrachtete Zeitspanne weiterhin 120 Sekunden und der Grenzwert der Punktdichte liegt bei 24. Die Festlegung der Kenngrößen erfolgte auf Basis zahlreicher Tests.

Kategorie	Löschen von Daten	Trennen von Daten
Fehlerquelle	Proband*in	
Fehler	Trennung von Hin- und Rückweg	
Fehlerbeschreibung	Im Rahmen der Mobilitätserhebung soll jeder einzelne Weg erfasst werden. Die zurückgelegte Strecke von einer Aktivität zur Wohnstätte stellt hierbei einen eigenständigen Weg dar. Für den Fall, dass Proband*innen die Aufzeichnung im Rahmen einer einfachen Wegekette durchlaufen lassen, wird nur ein (Rund-)Weg erzeugt, der im Zuge der Datenaufbereitung getrennt werden muss. Rundwege, bei denen die Durchführung des Weges die eigentliche Aktivität widerspiegelt und bei denen keine nachgelagerten Aktivitäten stattfinden (z.B. Gassi-Gehen mit dem Hund), dürfen hingegen im Zuge der Datenaufbereitung nicht in mehrere Wege fragmentiert werden.	
Lösungsansatz	In einem ersten Schritt werden in den Daten Wege identifiziert, die als Rundwege klassifiziert werden können. Hierzu wird die Distanz zwischen den ersten und letzten Datenpunkten aller Aufzeichnungen bestimmt. Wenn die Start- und Zielpunkte weniger als 400 Meter Luftliniendistanz voneinander entfernt liegen und sich ein Umwegfaktor von über drei ergibt, dann werden die Wege für die weiteren Analyseschritte berücksichtigt. Der Umwegfaktor beinhaltet neben der Luftlinienentfernung auch die tatsächlich zurückgelegte Distanz und verhindert, dass kurze Wege automatisch als Rundwege eingeordnet werden. Die Schwierigkeit besteht im Folgenden darin, zu verhindern, dass echte Rundwege segmentiert werden. Daher wird zudem die Dauer der Wege überprüft. Nur in den Fällen, in denen in den Daten – zeitlich und/oder räumlich – keine erkennbare Aktivität stattgefunden hat, wird der Weg auf Grund des fehlenden Aktivitätsverdachtes als Rundweg klassifiziert. Hierzu wird der Wegezweck entsprechend angepasst. Insgesamt ergeben sich 159 Rundwege. In den späteren Auswertungen können Wege mit dem Wegezweck „Rundweg“ den Freizeitaktivitäten zugerechnet werden. In den Fällen, in denen augenscheinlich – nach visueller Prüfung – eine Aktivität stattgefunden hat, wird der Datensatz in einen Hin- und einen Rückweg aufgetrennt. Auf einen (hohen) zeitlichen Grenzwert wie in Punkt „Aktivitätsdurchführung während	

	einer aktiven Aufzeichnung“ wurde in diesem Arbeitsschritt verzichtet, da die Identifizierung von Aktivitäten bei Rundwegen eindeutiger ist und auf diese Weise auch Aktivitäten erfasst werden können, die eine geringere Aktivitätsdauer aufweisen.
--	---

Kategorie	Hinzufügen von Daten
Fehlerquelle	Routing
Fehler	Routing von ÖV-Etappen mit Google Maps
Fehlerbeschreibung	In Google Maps wird auf einigen ÖV-Relationen (z.B.: S-Bahn, Tram, Bus) kein Streckenmatching durchgeführt, sondern ausschließlich die auf der Relation vorhandenen Haltestellen bzw. Bahnhöfe verbunden. Die geroutete Distanz entspricht somit i.d.R. – insbesondere, wenn der Streckenverlauf keiner Geraden entspricht – nicht der tatsächlich zurückgelegten Distanz.
Lösungsansatz	Auf Grund der beschriebenen Problematik entstehen zwischen den Haltepunkten Lücken, die – je nach Haltestellenentfernung – eine Entfernung von mehreren Metern oder sogar Kilometern aufweisen können. Die im Rahmen des Routingprozesses entstandenen Lücken können wie Lücken behandelt werden, die innerhalb der mit der multiMobil-App aufgezeichneten Datensätze existieren. Das Schließen dieser Lücken wird in Punkt „Lücken innerhalb der aufgezeichneten Wege“ beschrieben.

Kategorien	Hinzufügen von Daten	Zusammenfügen von Daten
Fehlerquellen	Routing	App-Fehler GPS-Ortung
Fehler	Lücken innerhalb der aufgezeichneten Wege	
Fehlerbeschreibung	Im Falle eines zeitweise fehlenden oder sehr schlechten GPS-Signals können keine Datenpunkte aufgezeichnet werden, wodurch innerhalb der Wege Lücken entstehen. Als weitere potentielle Fehlerquelle existiert die Möglichkeit, dass bei einem Absturz der multiMobil-App temporär keine Datenpunkte aufgezeichnet werden. Wie in Punkt „Routing von ÖV-Etappen mit Google Maps“ beschrieben, entstehen Lücken auch beim Routing einiger ÖV-Relationen.	
Lösungsansatz	<p>Auf Grund der signalabschirmenden Wirkung der Wagenkästen entstehen die meisten Lücken während der Nutzung schienengebundener Verkehrsmittel (Zug, S-Bahn, U-Bahn, Tram). Da 75 Prozent der Lücken mit einer Mindestdistanz von 500 Metern auf diese Verkehrsmittel zurückzuführen sind, werden sie in diesem Arbeitsschritt prioritär betrachtet.</p> <p>Zudem unterscheiden sich die Ansätze zum Befüllen der Lücken. Während schienenungebundene Verkehrsmittel über Anfragen an den Google Maps-Server geroutet werden können, weist eine entsprechende Vorgehensweise bei Schienenverkehrsmitteln einige Nachteile auf (vgl. Punkt „Zusammenfügen von Teilstrecken“).</p> <p>Um die Anfragen an den Google Maps-Server im Rahmen zu halten, werden Lücken mit einer Distanz von 1.000 Metern geroutet. Den durch die Routinganfrage generierten Datenpunkten werden in einem weiteren Schritt – unter Berücksichtigung der jeweiligen räumlichen Abstände sowie der zeitlichen Restriktionen der Lücke – neue Zeitstempel zugewiesen. Danach werden die einzelnen Teilstrecken in die bestehenden Wege eingefügt.</p> <p>Für Schienenverkehrsmittel wird stattdessen eine datenbankbasierte Routingoption durchgeführt, welche die Linienführung mittels eines Streckenmatchings an die realen Gegebenheiten der Strecke angepasst. Hierzu werden die Daten zur Verkehrsinfrastruktur (z.B. Schienenstrecken) des freien Geoinformationssystems OpenStreet-Map (kurz: OSM) extrahiert und anschließend in einer PostGIS-Datenbank als Graphen gespeichert. Mittels des Moduls pgRouting wird die kürzeste Route bzw. der kürzeste Pfad - unter Berücksichtigung der Topologie – zwischen den beiden die Lücke begrenzenden Datenpunkten bestimmt. Für die Initialisierung des Routingprozesses sind mehrere Arbeitsschritte erforderlich. Da die Datensätze aus der multiMobil-App</p>	

	<p>- und somit auch die Informationen über die Lücken – in der georeferenziellen Betrachtungsweise als Punkte gespeichert sind, die Daten zur Verkehrsinfrastruktur aber als Linienlayer vorliegen, wird in einem ersten Schritt der kürzeste Abstand zwischen den die Lücken begrenzenden Datenpunkten und der jeweiligen Streckeninfrastruktur bestimmt. Die richtungsexakte Darstellung der Trassen im extrahierten Infrastrukturdatensatz – und die damit einhergehende Existenz mehrerer parallel zueinander verlaufender Fahrstreifen bzw. Gleise – bedingt die Erfassung aller in räumlicher Nähe zum Punkt befindlichen Linien. Es wird daher nicht nur der kürzeste Abstand der Datenpunkte zum nächsten Linienabschnitt, sondern zu allen Linienabschnitten ermittelt, die sich in unmittelbarer Nähe befinden. Als Grenzwert wird eine Entfernung von 50 Metern festgelegt. Da in breiten Straßenquerschnitten oder auch in Bahnhöfen eine Vielzahl parallel verlaufender Spuren bzw. Gleise existiert, wird der Selektionsprozess – mit Blick auf den Rechenaufwand – auf maximal zehn Linienabschnitte begrenzt. Die Linienlayer werden an den Stellen, die die kürzesten Abstände zu den Startpunkten der Lücken aufweisen, segmentiert. An diesen neu erzeugten Segmentpunkten der Layer werden synthetische Geokoordinaten generiert, deren georeferenzielle Informationen in einer separaten Datenbank gespeichert werden. Simultan wird auch mit den Zielpunkten der Lücken verfahren.</p> <p>Im Anschluss kann eine neue Topologie auf dem Verkehrsnetz erzeugt werden, die das anschließende Routing im Netz ermöglicht. Im Zuge der Topologieerzeugung werden alle Kanten des segmentierten Netzes den begrenzenden Knoten zugeordnet. Mittels Verwendung des Dijkstra-Algorithmus werden danach für jeden einzelnen „Lücken-Datensatz“ alle dem Datensatz zugeordneten Kombinationsmöglichkeiten zwischen dem Start- und Zielpunkt der Lücke geroutet. Für den Fall, dass den beiden Punkten die jeweils maximale Anzahl von zehn Linienabschnitten zugeordnet werden konnte, ergeben sich (10 x 10 =) 100 unterschiedliche Routenoptionen, von denen die kürzeste ausgewählt wird. Anschließend werden auf der selektierten Linie synthetische Datenpunkte erzeugt, die – in Abhängigkeit der „Lückendauer“ sowie der Distanz zwischen benachbarten Punkten – mit einem Zeitstempel versehen werden. Im finalen Arbeitsschritt werden die generierten Datenpunkte in die bestehenden Datensätze eingefügt, wodurch die Lücken innerhalb der Wege geschlossen werden. Auf Grund des häufigen Vorkommens von Lücken während der Nutzung schienengebundener Verkehrsmittel werden mit dem beschriebenen Ansatz bereits Lücken ab 500 Metern Distanz gefüllt.</p> <p>Eine Ausnahme von den beschriebenen Vorgehensweisen stellen Lücken dar, die dem Verkehrsmittel „Sonstige“ zugeordnet werden können. Hierbei handelt es sich i.d.R. um Flugverbindungen, bei denen sich die der Lücke zuzuordnenden Punkte an den Start- bzw. Zielflughäfen befinden. In diesen Fällen wird eine direkte, umwegfreie Verbindung zwischen den Flughäfen angenommen.</p>
--	---

Kategorie	Löschen von Daten	
Fehlerquelle	GPS-Ortung	App-Fehler
Fehler	Unbrauchbare Datensätze	
Fehlerbeschreibung	Auf Grund technischer Probleme (potentiell sowohl Hardware als auch Software) wurden bei einigen Proband*innen mit der multiMobil-App sehr wenige Datenpunkte aufgezeichnet. Einige der Datensätze dieser Proband*innen verfügen nur über einen einzigen aufgezeichneten Datenpunkt. Hieraus resultieren entsprechend häufig Lücken zwischen Wegen. Die Daten sind somit für die primären Auswertungszwecke unbrauchbar.	
Lösungsansatz	Die Stichprobengröße muss auf Grund der beschriebenen Problematik reduziert werden. Die Wege von insgesamt zehn Proband*innen werden gelöscht. Um sicherzustellen, dass die Ergebnisse durch die Nichtberücksichtigung nicht verfälscht werden, wird das Nutzungsverhalten mit CarSharing-Fahrzeugen untersucht und verglichen. Ein Vergleich des konkreten Mobilitätsverhaltens ist auf Grund der schlechten Daten-	

	<p>grundlage der zehn Proband*innen nicht zielführend. Herangezogen werden kann allerdings die Anzahl der durchgeführten Wege. Die Analyse der stadtmobil-Nutzungsdaten zeigt, dass die Anzahl an Buchungsvorgängen im Zeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 bei den ausgeschlossenen Proband*innen im Mittel zwar niedriger liegt, sich die Nutzung aber statistisch nicht signifikant voneinander unterscheidet. Die Anzahl der während der Erhebungswoche übermittelten Wege unterscheidet sich hingegen signifikant. Die zehn Proband*innen haben weniger Wege übermittelt als die restlichen Studienteilnehmer*innen. Es kann davon ausgegangen werden, dass die geringere Anzahl an übermittelten Wegen mit der Datenqualität in Verbindung steht. Da den Proband*innen über die multiMobil-App die aufgezeichnete Wegestrecke angezeigt wurde, kann eine – auf Grund der wenigen Datenpunkte – von der Realität stark abweichende Entfernungsangabe dazu führen, dass die Motivation der Proband*innen zur Aufzeichnung der Wege nachlässt. Hinsichtlich der Auswertungsergebnisse kann die Eliminierung der Datensätze insgesamt aber als unproblematisch angesehen werden.</p>
--	--

Kategorie	Löschen von Daten
Fehlerquelle	Proband*in
Fehler	Identische Nachträge
Fehlerbeschreibung	In einigen wenigen Fällen wurden Nachtragsformulare mehrfach ausgefüllt und übermittelt. Die Nachträge weisen identische Informationen auf und können daher auf Grund der Redundanz ohne Informationsverlust gelöscht werden. Als Ursache für identische Nachträge kann die Unkenntnis der Proband*innen über den bereits erfolgreichen Datentransfer vermutet werden.
Lösungsansatz	Identische Nachträge werden im Rahmen der Datenbereinigung eliminiert, so dass jeweils nur noch ein entsprechender Datensatz bestehen bleibt.

A.3 Regressionsmodelle

In den folgenden Ausführungen werden die Grundlagen der im Rahmen dieser Arbeit verwendeten linearen Regressionsmodelle dargestellt. Zunächst erfolgt eine Beschreibung linearer Regressionsmodelle, anschließend werden generalisierte lineare Regressionsmodelle thematisiert.

A.3.1 Lineare Regressionsmodelle

Mittels der linearen Regression wird versucht, eine Regressionsgerade¹⁷¹ zu finden, bei der die Abstände zu den empirischen Datenpunkten möglichst gering sind bzw. die Residuen minimiert werden. Dies wird über die Methode der kleinsten Quadrate erreicht. Dieses Optimierungskriterium lässt sich mittels eines linearen Gleichungssystems lösen und hat aufgrund der Quadrierung die Eigenschaft, dass keine Kompensation positiver sowie negativer Werte stattfindet und zudem größere Abweichungen stärker gewichtet werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.69ff; Field (2018), S.376].

Regressionsvoraussetzungen

Der Regressionsanalyse liegen verschiedene Annahmen bzw. Voraussetzungen zugrunde, die sich entweder auf die funktionale Spezifikation des Modells, die Störgrößen oder die Eigenschaften der unabhängigen Variablen beziehen [vgl. z.B. Field (2018), S.387f; Von Auer (2016), S.161ff; Greene (2008), S.11ff; Gelman & Hill (2007), S.45f; Berry (1993), S.12]. Es ist sicherzustellen, dass die Anzahl der zu schätzenden Parameter kleiner als die Anzahl an Beobachtungen ist [vgl. Backhaus et al. (2018), S.90]. Als weitere Voraussetzungen für die Verwendung der Kleinst-Quadrate-Methode gelten die Linearität und Additivität der Parameter.

Additivität bedeutet, dass der partielle Effekt eines Regressors unabhängig von der Größe anderer Prädiktoren ist [vgl. Fox (2016), S.128; Menard (1995), S.63]. Die Linearitätsannahme besagt, dass sich der Erwartungswert der abhängigen Variable als Linearkombination der unabhängigen Variablen darstellen lassen muss [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.189]. Ist Linearität nicht gegeben, sind die Residuen nicht mehr zufällig um die Regressionsgerade verteilt [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.199], was zu verzerrten Parameterschätzern führen kann [vgl. Backhaus et al. (2018), S.91 Tabachnick & Fidell (2014), S.163].

An die Störgrößen – bzw. stellvertretend die Residuen – werden verschiedene Annahmen gestellt. So sollten diese einen Erwartungswert von Null sowie homogene Varianzen aufweisen und zudem nicht mit den unabhängigen Variablen sowie den Residuen benachbarter Messungen korreliert sein. Sind diese vier Annahmen erfüllt und ist das Modell korrekt spezifiziert, weisen die Schätzergebnisse gemäß des Gauß-Markov-Theorems die sogenannten BLUE-Eigenschaften auf (BLUE = Best Linear Unbiased Estimation). Regressionsmodelle, bei denen die BLUE-Eigenschaften erfüllt sind, erzeugen unverzerrte, effiziente und konsistente Parameterschätzer¹⁷² [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.112ff; Fahrmeir et al. (2007), S.101ff; Berry (1993), S.18f].

Die Voraussetzung der Homoskedastizität besagt, dass die Varianz der Residuen für alle vorhergesagten Werte der abhängigen Variable annähernd gleich sind [vgl. Field (2018), S.387; Tabachnick & Fidell (2014), S.163]. Im Falle von Streuungsungleichheit der Residuenvarianz spricht man von Heteroskedastizität. Diese besagt, dass ein nicht unwesentlicher Anteil an systematischer Varianz in der abhängigen Variable existiert [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.268]. Heteroskedastizität kann bspw. entstehen, wenn relevante Einflussfaktoren nicht im Modell enthalten sind, nichtlineare Zusammenhänge vorliegen oder wenn die Varianz der abhängigen Variable vom Ausprägungsniveau des Prädiktors abhängt [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.163]. Heteroskedastizität führt zu ineffizienten Schätzern und verzerrten Standardfehlern¹⁷³ der Regressionskoeffizienten, wodurch die Zuverlässigkeit von Signifikanztests beeinträchtigt wird [vgl. Hackl (2013), S.188 & S.201; Long & Ervin (2000), S.217; Pampel (2000), S.9].

¹⁷¹ Im Falle multipler Regressionsanalysen wird von einer Regressionsfläche gesprochen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.77].

¹⁷² Schätzergebnisse sind unverzerrt, wenn der Erwartungswert der Schätzung dem tatsächlichen, wahren Populationsparameter entspricht. Effizient sind Schätzungen, die eine möglichst geringe Streuung der Schätzwerte aufweisen. Von Konsistenz kann ausgegangen werden, wenn die Verzerrungen und Varianzen der Schätzungen bei Vergrößerung des Stichprobenumfangs geringer werden [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.108ff; Berry (1993), S.18].

¹⁷³ Standardfehler geben den mittleren Fehler bei der Schätzung des Kriteriums an [vgl. Backhaus et al. (2018), S.84].

Sind die Residuen bzw. Störgrößen mit den unabhängigen Variablen korreliert, liegt Endogenität vor. Endogenität kann bspw. durch Spezifikationsfehler bei der Modellerstellung entstehen. Werden bedeutende Einflussfaktoren, die einen Effekt auf die abhängige Variable aufweisen, nicht im Regressionsmodell berücksichtigt, und korrelieren diese ausgelassenen Variablen mit Prädiktoren des Modells, dann werden die Prädiktoren auch mit den Residuen korrelieren, da in diesen die Effekte der ausgelassenen Variablen enthalten sind. Als Folge werden die Effekte der im Modell enthaltenen Prädiktoren überschätzt, die Parameterschätzer sind also verzerrt. Für den Fall, dass zwar Spezifikationsfehler vorliegen, aber keine Korrelation zwischen den Prädiktoren und den Störgrößen existiert, ist der Erwartungswert der Störgröße nicht mehr Null, was in einer verzerrten Schätzung der Konstanten resultiert. Falls ein Modell mit Konstante gerechnet wird, ist die Schätzung der Regressionskoeffizienten hingegen nicht verzerrt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.93f; Urban & Mayerl (2018), S.228ff].

Sind Residuen benachbarter Messungen miteinander korreliert, spricht man von Autokorrelation. Diese tritt vor allem bei Zeitreihendaten auf und führt zu einer Minderung der Effizienz der Schätzer [vgl. Field (2018), S.387]. Laut Backhaus et al. (2018) ist eine Prüfung der Autokorrelation bei Querschnittsdaten nicht erforderlich, weshalb sie im Rahmen dieser Arbeit vernachlässigbar ist [vgl. Backhaus et al. (2018), S.113].

Eine weitere Annahme ist die Normalverteilung der Störgrößen bzw. Residuen. Sind diese nicht normalverteilt, werden zwar trotzdem Schätzer mit den BLUE-Eigenschaften generiert, die Gültigkeit von Signifikanztests ist jedoch aufgrund verzerrierter Standardfehler nicht unbedingt gegeben, insb. dann, wenn eine kleine Stichprobe vorliegt [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.187; Backhaus et al. (2018), S.91; Field (2018), S.388]. Aufgrund des zentralen Grenzwertsatzes sind Kleinst-Quadrat-Schätzer mit zunehmendem Stichprobenumfang asymptotisch normalverteilt, insofern die Störgrößen voneinander unabhängig sind. Ist die Stichprobe hinreichend groß, können daher inferenzstatistische Auswertungen – unabhängig von der Normalverteilung der Störgrößen – durchgeführt werden. Backhaus et al. (2018) geben an, dass dies ab einem Stichprobenumfang von 40 Beobachtungen möglich ist [vgl. Backhaus et al. (2018), S.102; vgl. auch: Greene (2008), S.67; Fahrmeir et al. (2007), S.119]. Urban & Mayerl (2018) raten hingegen dazu, auf inferenzstatistische Auswertungen zu verzichten, insofern die Nichtnormalverteilung der Residuen nicht behoben werden kann [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.195]. Fahrmeir et al. (2007) führen an, dass inferenzstatistische Testverfahren gegenüber leichten Annahmeverletzungen relativ robust sind [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.111].

An die unabhängigen Variablen wird die Voraussetzung gestellt, dass diese keine perfekte Multikollinearität aufweisen, sich also nicht als Linearkombinationen der anderen Variablen darstellen lassen, da ansonsten die Annahme der linearen Unabhängigkeit verletzt wird [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.231; Fahrmeir et al. (2007), S.61]. Im Falle der Existenz von Multikollinearität wachsen die Standardfehler der Regressionskoeffizienten stark an, wodurch die Präzision der Schätzungen gemindert wird. Aufgrund der größeren Konfidenzintervalle¹⁷⁴ steigt das Risiko, dass eine falsche Nullhypothese nicht zurückgewiesen werden kann (Fehler 2. Art) [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.236; Von Auer (2016), S.574]. Die BLUE-Eigenschaften sind hiervon allerdings unberührt [vgl. Berry (1993), S.27]. Darüber hinaus sollten Prädiktoren keine Varianz von Null besitzen, da sie ansonsten keinen Mehrwert für die Regressionsanalyse bieten. Die Voraussetzungen linearer Regressionsmodelle lassen sich mathematisch wie folgt zusammenfassen [vgl. Backhaus et al. (2018), S.90]:

Tabelle A7: Regressionsvoraussetzungen

$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^J \beta_j \times x_{ji} + u_i$ mit $i = 1, 2, \dots, I$	Regressionsgleichung
$I > J + 1$	Ausreichende Anzahl an Beobachtungen
$E(u_i) = 0$	Störgrößen mit Erwartungswert Null
$Cov(u_i, x_{ji}) = 0$	Keine Endogenität
$Var(u_i) = \sigma^2$	Homoskedastizität
$Cov(u_i, u_{i+r}) = 0$ mit $r \neq 0$	Keine Autokorrelation
$u_i \sim N(0, \sigma^2)$	Normalverteilte Störgrößen

Quelle: Eigene Darstellung

¹⁷⁴ Konfidenzintervalle geben den Bereich an, in dem sich der „wahre“ Regressionskoeffizient in Abhängigkeit einer festgelegten Irrtumswahrscheinlichkeit befindet [vgl. Backhaus et al. (2018), S.88].

Dabei steht „ n “ für die Anzahl an Beobachtungen, „ $J+1$ “ für die Anzahl an zu schätzenden Parametern, „ y “ für die abhängige Variable, „ x_j “ für die unabhängigen Variablen, „ β_0 “ für die Konstante, „ β_j “ für die Regressionskoeffizienten“ und „ u “ für die Störgröße.

Prüfung der Regressionsvoraussetzungen

Einige der Voraussetzungen der Regressionsanalyse können auf visuellem Wege geprüft werden. Annahmeverletzungen spiegeln sich bspw. in einer bestimmten Struktur der Residuen wider. Zur Analyse werden daher i.d.R. Residualplots (bzw. Residualdiagramme) verwendet. Hierzu werden die standardisierten oder studentisierten Residuen sowie die geschätzten Werte der abhängigen Variable in einem Streudiagramm gegenübergestellt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.111]. Auf diese Weise lassen sich Aussagen hinsichtlich der Linearität und Homoskedastizität treffen. Bilden die Residuen ein trichterförmiges Muster, kann dies bspw. ein Hinweis auf das Vorliegen von Heteroskedastizität sein. Für den Fall, dass die Annahmen erfüllt sind, streuen die Residuen zufällig um Null [vgl. Field (2018), S.258; Tabachnick & Fidell (2014), S.162]. Alternativ können auch partielle Residuen zusammen mit den Werten der unabhängigen, metrischen Variablen abgetragen werden [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.172f & S.257f; Fahrmeir et al. (2007), S.169]. Partielle Residualplots bieten im Rahmen der Identifizierung nichtlinearer Zusammenhänge den Vorteil, dass die Einflüsse anderer Regressoren exkludiert sind, was die Identifizierung problematischer Prädiktoren erleichtert [vgl. Dunn & Smyth (2018), S.101; Fox (2016), S.308f].

Die Prüfung der Normalverteilungsannahme der Residuen kann ebenfalls auf visuellem Wege erfolgen. Hierzu stehen mit dem Histogramm der standardisierten Residuen, dem P-P-Diagramm (P-P = Probability-Probability) sowie dem Q-Q-Diagramm (Q-Q = Quantil-Quantil) verschiedene Möglichkeiten zur Auswahl. Beim P-P-Diagramm werden die erwarteten Wahrscheinlichkeiten der Residuen gegen die beobachteten Wahrscheinlichkeiten abgetragen, beim Q-Q-Diagramm die theoretischen gegen die empirischen Quantile. Bei beiden Diagrammen sollten die Punkte möglichst auf der Geraden liegen. Das Histogramm sollte annähernd eine Normalverteilungskurve widerspiegeln [vgl. Backhaus et al. (2018), S.112; Fahrmeir et al. (2007), S.169].

Zur Prüfung der Regressionsvoraussetzungen können zusätzlich zu explorativen Herangehensweisen in vielen Fällen auch statistische Tests als ergänzende Entscheidungshilfen verwendet werden. Als Beispiele für die Prüfung der Homoskedastizitätsannahme können der Levene-Test, der Glesjer-Test, der Goldfeld-Quandt-Test oder der Breusch-Pagan-Test angeführt werden. Zur Prüfung der Normalverteilungsannahme ist bspw. die Durchführung des Kolmogorov-Smirnov- oder des Shapiro-Wilk-Tests möglich.¹⁷⁵ Verschiedene Autor*innen weisen allerdings darauf hin, dass ein Ablehnen der Nullhypothese i.d.R. kein Beweis für das Vorliegen der jeweiligen Regressionsvoraussetzung ist [vgl. z.B. Urban & Mayerl (2018), S.192; Fahrmeir et al. (2007), S.132]. Die Prüfung der Voraussetzungen sollte daher nicht ausschließlich auf formalen Tests beruhen.

Die Nichtexistenz von Multikollinearität kann – im Gegensatz zu den meisten anderen Regressionsvoraussetzungen – bereits vor Durchführung der Regressionsanalyse geprüft werden. Zum einen können hierfür die in den Korrelationsmatrizen angegebenen Korrelationskoeffizienten herangezogen werden. Da die Korrelationskoeffizienten nur paarweise Beziehungen der unabhängigen Variablen angeben, können mit der Toleranz sowie dem Varianzinflationsfaktor (kurz: VIF) zwei weitere Indikatoren für das Vorliegen von Multikollinearität ermittelt werden. Die Toleranz gibt für jeden Prädiktor den durch die anderen unabhängigen Variablen nicht erklärten Anteil an Varianz an. Hierzu wird pro Prädiktor eine Regression gerechnet, in welcher der Prädiktor die Position der abhängigen Variable einnimmt. Die Toleranz sollte daher möglichst hoch sein. Der VIF gibt Auskunft darüber, um welchen Faktor die Varianz der Regressionskoeffizienten aufgrund linearer Abhängigkeiten aufgebläht wird. Sie errechnet sich als Kehrwert der Toleranz, weshalb es ausreichend ist, einen der beiden Indikatoren anzugeben [vgl. Backhaus et al. (2018), S.99f; Field (2018), S.401f; Von Auer (2016), S.569f; Menard (1995), S.66]. Urban & Mayerl (2018) empfehlen einen Grenzwert für die Toleranz von 0,25 und von 4 für den VIF [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.238]. Darüber hinaus sollte der durchschnittliche VIF nicht größer als eins sein [vgl. Field (2018), S.418].

Endogenitätsprobleme stehen häufig in engem Zusammenhang mit Spezifikationsfehlern des Modells. Eine Identifizierung von Spezifikationsfehlern auf ausschließlich statistischem Wege gestaltet sich als schwierig. Fehlende Einflussfaktoren sollten vielmehr auf Grundlage theoretischer bzw. sachlogischer Überlegungen bestimmt werden. Das Aufdecken von Endogenität kann aber als Hinweis für das Vorliegen möglicher Spezifikationsfehler

¹⁷⁵ Auf eine detaillierte Darstellung sowie Unterscheidung der verschiedenen Tests wird an dieser Stelle verzichtet und auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen.

gesehen werden. Hierzu werden ebenfalls in einem Streudiagramm die standardisierten Residuen sowie die standardisierten geschätzten Werte der abhängigen Variable abgetragen, die ersatzweise für die unabhängigen Variablen verwendet werden können, da sich die abhängige Variable als Linearkombination der unabhängigen Variablen darstellt. Bei Existenz von Endogenität – und somit möglichen Spezifikationsfehlern – zeigt sich ein systematischer Zusammenhang zwischen den Residuen und geschätzten Werten [vgl. Backhaus et al. (2018), S.94 & S.111; Urban & Mayerl (2018), S.228; Field (2018), S.388].

Die Annahme, dass der Erwartungswert der Störgrößen Null entspricht, ist nicht überprüfbar. Eine Verletzung der Annahme erweist sich allerdings als wenig schwerwiegend, da in diesem Fall nur die i.d.R. unbedeutende Konstante verzerrt geschätzt wird [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.196; Backhaus et al. (2018), S.93].

Zusätzlich zu der Prüfung der Regressionsvoraussetzungen sollten die Daten auf Ausreißer untersucht werden. Bei Ausreißern handelt es sich um Beobachtungen, die – unter Berücksichtigung der Prädiktoren – ungewöhnliche Werte der abhängigen Variable aufweisen [vgl. Fox (2016), S.276]. Besonders bei kleinen Stichprobenumfängen können Ausreißer die Ergebnisse der Schätzung stark beeinflussen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.178; Field (2018), S.381]. Zur Prüfung potenzieller Ausreißer werden häufig die standardisierten oder studentisierten Residuen betrachtet. Sind deren absoluten Werte größer als drei Standardabweichungen vom Nullpunkt bzw. Mittelwert entfernt, kommen die jeweiligen Beobachtungen als mögliche Ausreißer in Frage [vgl. Backhaus et al. (2018), S.108; Young (2017), S.155; Tabachnick & Fidell (2014), S.160]. Andere Autor*innen verwenden sogar nur zwei Standardabweichungen als Grenzwert [vgl. z.B. Urban & Mayerl (2018), S.177].

Besonders einflussreiche Ausreißer können die Schätzungen derart beeinflussen, dass ihre Residuen niedrige Werte aufweisen [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.173]. Daher sollten im Rahmen der Ausreißerprüfung zusätzliche Indikatoren berücksichtigt werden. Hierbei handelt es sich allen voran um Maße für den Einfluss der Beobachtungen auf die Schätzergebnisse, wie bspw. Cook-Distanzen oder DFBETAS, deren Werte unter eins betragen sollten [vgl. Field (2018), S.422; Fahrmeir et al. (2007), S.178]. Hebelwerte (bzw. Leverage-Werte) geben zudem Auskunft darüber, ob eine Beobachtung in Bezug auf einen Prädiktor weit vom Mittelwert aller Beobachtungen abweicht. Für die Hebelwerte existieren verschiedene Grenzwerte. Huber & Ronchetti (2009) geben bspw. einen pauschalen Grenzwert von 0,2 an. Nach Frees (2010) berechnet sich der Grenzwert auf Basis der Formel:

$$\frac{3 \times (k + 1)}{n}$$

Dabei steht k für die Anzahl an Prädiktoren und n für die Stichprobengröße [vgl. Frees (2010), S.162; Huber & Ronchetti (2009), S.160]. Urban & Mayerl (2018) empfehlen, die durch statistische Kriterien ermittelten Ausreißer als Dummy-kodierte Prädiktoren in die Regressionsgleichung aufzunehmen. Wenn der Effekt der Ausreißer-Kategorie signifikant ist, „dann stellen die Ausreißerfälle für die betreffende Regressionsanalyse ein ernst zu nehmendes Problem dar“ [Urban & Mayerl (2018), S.185].

Mögliche Maßnahmen im Falle von Annahmeverletzungen

Da sich die Linearitätsannahme nur auf die zu schätzenden Parameter bezieht, ist es im Rahmen linearer Regressionsmodelle generell möglich auch nichtlineare Zusammenhänge zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen zu modellieren. Eine Linearisierung nichtlinearer Beziehungen kann bspw. durch Variablentransformationen erzielt werden [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.73; Gelman & Hill (2007), S.46]. Grundsätzlich können sowohl unabhängige als auch abhängige Variablen transformiert werden, insofern sie ein metrisches Skalenniveau aufweisen [vgl. Fox (2016), S.65; Greene (2008), S.12]. Häufig kann durch Logarithmieren des Prädiktors und/oder Kriteriums ein linearer Zusammenhang zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen erzeugt werden. Mittels der Variablentransformation wird sichergestellt, dass das Modell dennoch linear in den Parametern ist. Zu bedenken ist, dass sich im Zuge einer Variablentransformation die Interpretation der Regressionskoeffizienten verändert [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.157].

Ein Logarithmieren kann auch dann zielführend sein, wenn die abhängige Variable eine rechtsschiefe Verteilung aufweist [vgl. Fox (2016), S.59ff]. Eine solche Variablentransformationen der abhängigen Variable kann bewirken, dass die Verteilung der Residuen auf die Form einer Normalverteilung angepasst wird [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.194]. Falls Normalverteilung der Residuen nicht mittels einer Variablentransformation erzielt werden kann, besteht die Möglichkeit, mittels Bootstrapping-Verfahren robuste Inferenzstatistiken zu erzeugen [vgl. ebd., S.195].

Heteroskedastizität kann eine Folge von Nichtlinearität oder Nichtadditivität sein [vgl. Menard (1995), S.71]. Ebenso wie beim Vorliegen von Nichtlinearität kann bei Existenz von Heteroskedastizität eine Transformation der Zielvariablen oder der gesamten Regressionsgleichung zu einer Stabilisierung der Varianz der Residuen führen. Die Form der Heteroskedastizität ist entscheidend für die Wahl der Variablentransformation [vgl. Backhaus et al. (2018), S.96; Urban & Mayerl (2018), S.268f; Hackl (2013), S.197]. Darüber hinaus existiert auch die Möglichkeit der Verwendung modifizierter Schätzverfahren, wie der WLS-Regression (WLS = Weighted Least Squares). Durch die Gewichtung kann ungleichen Varianzen der Residuen begegnet werden, indem die Bedeutung von Residuen mit großen Varianzen reduziert wird [vgl. Field (2018), S.387; Fox (2016), S.304; Gelman & Hill (2007), S.46]. Eine weitere Möglichkeit mit heteroskedastischen Daten umzugehen, ist die Verwendung der HCSE-Methode (HCSE = Heteroscedasticity Consistent Standard Error). Hierbei handelt es sich um ein inferenzstatistisches Verfahren, bei dem die geschätzten Standardfehler nachträglich korrigiert werden. Die Verwendung der HCSE-Methode hat den Vorteil, dass kein Wissen über die Art der Heteroskedastizität erforderlich ist [vgl. Long & Ervin (2000), S.218ff].

Variablen, die hohe Multikollinearität erzeugen, sollten aus dem Modell entfernt werden, insofern es sich nicht – aus sachlogischen Gründen – um zwingend zu berücksichtigende Variablen handelt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.101]. Sollten unabhängige Variablen ausgeschlossen werden, die einen Effekt auf die abhängige Variable haben, kann dies zu Spezifikationsfehlern führen, wodurch z.B. Endogenitätsprobleme und verzerrte Schätzer entstehen können [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.244; Von Auer (2016), S.327f; Hackl (2013), S.182; Menard (1995), S.67]. Eine weitere Möglichkeit Multikollinearität zu verhindern, ist die Verdichtung der problematischen Prädiktoren zu einem Faktor bzw. Index mittels Faktoren- oder Hauptkomponentenanalyse [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.171].

Im Falle der Existenz von Endogenität, sollten bislang fehlende, aber bedeutsame Einflussfaktoren in das Regressionsmodell integriert werden. Falls in den Daten Ausreißer vorliegen, muss entschieden werden, ob die entsprechenden Beobachtungen aus der Analyse ausgeschlossen werden. Ein Ausschluss von Fällen sollte sich immer auch argumentativ stützen lassen. Es ist generell empfehlenswert, Datenpunkte nicht ausschließlich auf Grundlage nur eines Kriteriums zu entfernen. Sollten Beobachtungen durch mehrere Indikatoren bzw. Verfahren als Ausreißer identifiziert werden und sollte der Einfluss der Ausreißer auf die Regressionsergebnisse hoch sein, dann kann es sinnvoll sein, zusätzlich zu dem vollständigen Modell auch ein um die Ausreißer bereinigtes Modell darzustellen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.185].

Modellgüte

Zur Beurteilung der Güte eines Modells wird bei linearen Regressionsmodellen üblicherweise der Determinationskoeffizient (bzw. das Bestimmtheitsmaß) als globales Gütemaß berichtet. Dieser gibt an, wie viel Prozent der Gesamtvarianz der abhängigen Variable durch die Prädiktoren erklärt werden können, und ist daher ein Maß für die Anpassungsgüte der Regressionsfunktion an die empirischen Daten. Das Bestimmtheitsmaß kann auch als quadrierte Korrelation zwischen den beobachteten und den durch das Modell vorhergesagten Werten der abhängigen Variable verstanden werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.77; Fox (2016), S.105; Tabachnick & Fidell (2014), S.167]. Da durch die Hinzunahme zusätzlicher Variablen eine bessere Anpassung an die empirischen Daten ermöglicht wird, können komplexere Modelle niemals niedrigere Determinationskoeffizienten aufweisen als weniger komplexe Modelle, insofern es sich um geschachtelte Modelle¹⁷⁶ handelt. Um dem Grundsatz der Sparsamkeit gerecht zu werden und zu verhindern, dass irrelevante Variablen in Modelle integriert werden, sollte ein korrigiertes Bestimmtheitsmaß verwendet werden, welches die Aufnahme zusätzlicher Variablen sanktioniert [vgl. Von Auer (2016), S.313; Greene (2008), S.35f; Fahrmeir et al. (2007), S.99]. Je näher das (korrigierte) Bestimmtheitsmaß am Wert eins liegt, desto besser ist der Erklärungsgehalt des Modells. Eine Beurteilung der Höhe des Determinationskoeffizienten ist abhängig von der jeweiligen Fachdisziplin und davon, ob es sich um explorative oder konfirmatorische Untersuchungen handelt. Eine Einordnung der Höhe der Bestimmtheitsmaße bzw. der Effektstärke wird in Cohen (1988) vorgenommen [vgl. Cohen (1988), S.413f].

Manche Autor*innen kritisieren, dass die Sanktionierung im Zuge des korrigierten Bestimmtheitsmaßes nicht ausreichend ist [vgl. Von Auer (2016), S.315; Fahrmeir et al. (2007), S.161]. Für Modellvergleiche bietet sich die Verwendung des AIC oder des BIC an. Diese auf dem Log-Likelihood basierenden Kennwerte berücksichtigen

¹⁷⁶ Bei geschachtelten Modellen stellen die kleineren Modelle eine Teilmenge der komplexeren Modelle dar.

ebenfalls die Anzahl der im Modell enthaltenen Prädiktoren [vgl. Field (2018), S.401; Agresti (2013), S.212]. Da das AIC bzw. das BIC im Rahmen einer Maximum-Likelihood-Schätzung ermittelt wird, sollten die Störgrößen annähernd normalverteilt sein [vgl. Fahrmeir et al. (2007), S.161]. Der Vorteil der Verwendung der beiden Kennwerte ist, dass mit diesen auch Vergleiche nicht geschachtelter Modelle ermöglicht werden. Im Gegensatz zum AIC werden bei Verwendung des BICs komplexere Modelle stärker bestraft [vgl. Coxe et al. (2009), S.133; Smitson & Verkuilen (2006), S.60]. Grundsätzlich sind Modelle mit den niedrigsten AIC- oder BIC-Werten zu präferieren. Die Kennwerte sind jedoch nicht in ihrer absoluten Höhe zu interpretieren und geben daher keine Auskunft darüber, wie brauchbar das Modell ist. Das AIC kann auch im Rahmen der Modellspezifikation genutzt werden [vgl. Agresti (2013), S.212]. Im CarSharing-Kontext nutzt bspw. Kopp (2015) die StepAIC-Methode, bei der ein schrittweiser Algorithmus verschiedene Modellkonfigurationen vergleicht und auf Basis des AIC-Wertes das statistisch beste Modell auswählt [vgl. Kopp (2015), S.175].

Zur Prüfung, ob das Regressionsmodell signifikant ist, wird die F-Statistik verwendet. Die Nullhypothese des F-Tests besagt, dass zwischen den unabhängigen Variablen und der Zielvariablen in der Grundgesamtheit kein Zusammenhang existiert. Wenn der empirische F-Wert größer als der kritische F-Wert ist bzw. der p-Wert unterhalb der festgelegten Irrtumswahrscheinlichkeit liegt, dann muss die Nullhypothese verworfen werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.80ff; Field (2018), S.379; Fox (2016), S.115f]. Die Prüfung der Signifikanz einzelner Regressionskoeffizienten lässt sich mittels eines t-Tests realisieren. Üblicherweise wird ein Signifikanzniveau von fünf Prozent verwendet. Dies bedeutet, dass eine korrekte Nullhypothese mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 Prozent angenommen wird [vgl. Backhaus et al. (2018), S.81]. Die Prüfung der Regressionskoeffizienten sollte zusätzlich zu statistischen auch auf sachlogischen Kriterien beruhen [vgl. ebd., S.119]. Es sollte bspw. untersucht werden, ob die Regressionskoeffizienten die vermuteten Vorzeichen aufweisen.

Regressionskoeffizienten in unstandardisierter Form geben Auskunft darüber, um wie viel Einheiten sich die abhängige Variable verändert, wenn die unabhängige Variable um eine Einheit erhöht wird und gleichzeitig alle weiteren Prädiktoren konstant gehalten werden [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.157]. Insofern die unabhängigen Variablen keine einheitliche Skalierung aufweisen, kann eine Vergleichbarkeit der Regressionskoeffizienten über eine Standardisierung erreicht werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.73; Menard (1995), S.38]. Diese so erzeugten Beta-Werte zeigen an, um wie viel Standardabweichungen sich die abhängige Variable verändert, wenn sich die unabhängige Variable um eine Standardabweichung erhöht.¹⁷⁷

A.3.2 Generalisierte lineare Modelle

Generalisierte lineare Modelle (GLM) können als Verallgemeinerung klassischer Regressionsanalysen verstanden werden, die den Anwendungsbereich von Regressionsmodellen vergrößern. Wenn die abhängige Variable nicht stetig und/oder ihr Wertebereich eingeschränkt ist, sind lineare Regressionsmodelle nicht bzw. weniger gut geeignet, um die Zusammenhänge zwischen den Prädiktoren und der Kriteriumsvariable abzubilden. Darüber hinaus sind mit linearen Regressionsmodellen restriktive Voraussetzungen geknüpft, die häufig von den empirischen Daten nicht erfüllt werden. Weist die abhängige Variable bspw. eine dichotome Ausprägung auf, so werden die Normalverteilungs- sowie die Homoskedastizitätsannahmen verletzt [vgl. Pampel (2000), S.9]. Erfolgt die Modellierung dennoch mittels der Kleinst-Quadrate-Schätzung, dann können die Regressionskoeffizienten verzerrt sein und die prognostizierten Werte zudem außerhalb des Einheitsintervalls liegen [vgl. Fox (2016), S.374]. Auch zur Modellierung diskreter abhängiger Variablen sind klassische lineare Regressionsmodelle nicht geeignet [vgl. Coxe et al. (2009), S.121f].

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Fokus auf Modelle für binäre abhängige Variablen sowie Zähldatenmodelle gelegt. In Kapitel 6.2 wird der Privat-Pkw-Besitz mittels eines logistischen Regressionsmodells analysiert, in Kapitel 5 werden Zähldatenmodelle zur Bestimmung der Einflussfaktoren auf die stationsbasierte und die free-floating Nutzung eingesetzt. Berücksichtigung finden in diesem Zusammenhang sowohl Poisson- als auch Negative Binomial-Modelle sowie ihre jeweiligen Zero-Inflation-Erweiterungen, mittels derer sich ein Überschuss an Nullwerten abbilden lässt.

¹⁷⁷ Im Falle einer Standardisierung der Regressionskoeffizienten verändert sich auch die Interpretation der Konstanten. Diese gibt den Mittelwert der abhängigen Variablen an, wenn alle unabhängigen Variablen ebenfalls ihren Mittelwert aufweisen [vgl. Gelman & Hill (2007), S.54].

Im Gegensatz zu linearen Regressionsmodellen erfordern GLM keine konstante Varianz sowie keine Normalverteilung der Störgrößen. Sie ermöglichen, dass sich die Varianz als eine Funktion des Mittelwertes darstellen lässt. Darüber hinaus kann auch der Mittelwert der abhängigen Variable als nichtlineare Funktion der Prädiktoren dargestellt werden [vgl. Dunteman & Ho (2006), S.18]. Hierzu wird nicht der Erwartungswert der abhängigen Variable modelliert, sondern „das Ergebnis einer auf diesen Erwartungswert angewandten Transformation“ [Baltes-Götz (2016), S.8]. Um dies zu ermöglichen, enthalten GLMs zusätzlich zu der zufälligen Komponente und dem linearen Prädiktor (bzw. der systematischen Komponente) eine sogenannte Link-Funktion, durch die sich die Metrik der vorhergesagten Werte mit der Metrik der empirischen Werte verknüpfen lässt und die eine Linearisierung der Regressionsfunktion bewirkt [vgl. Backhaus et al. (2018), S.276; Oppong et al. (2017), S.454; Fox (2016), S.419; Coxe et al. (2009), S.122; McCullagh & Nelder (1989), S.26f].¹⁷⁸

Die zufällige Komponente spezifiziert die bedingte Verteilung der abhängigen Variable um ihren Erwartungswert. In der ursprünglichen Form handelt es sich um Verteilungen aus der Exponentialfamilie [vgl. Fox (2016), S.418f; Agresti (2013), S.113f; Fahrmeir et al. (2007), S.218]. Die Verteilungen der Exponentialfamilie weisen die Eigenschaft auf, dass die bedingte Varianz der abhängigen Variable vom Mittelwert und ggf. einem Dispersionsparameter abhängig ist [vgl. Fox (2016), S.421; Dunteman & Ho (2006), S.19].

Die Wahl der Link-Funktion wird in Abhängigkeit der zufälligen Komponente bzw. der unterstellten Wahrscheinlichkeitsfunktion bestimmt [vgl. Agresti (2013), S.113ff; Fahrmeir et al. (2007), S.189ff; Liao (1994), S.5]. Klassische lineare Modelle stellen einen Sonderfall der GLM dar. Als Link-Funktion wird die Identität verwendet [vgl. Gelman & Hill (2007), S.109]. Im Falle logistischer Regressionsanalysen wird die Logit-Funktion gewählt, bei Zähldatenmodellen eine Log-Link-Funktion [vgl. Agresti (2013), S.113ff]:

$$\eta_i = g(\mu_i) = \ln\left(\frac{\mu_i}{1 - \mu_i}\right) \quad \text{Logit-Funktion}$$

$$\eta_i = g(\mu_i) = \log(\mu_i) \quad \text{Log-Link-Funktion}$$

Die Linkfunktion g verknüpft den Erwartungswert μ mit dem linearen Prädiktor η .

Mittels der Logit-Funktion können reellwertige Variablen in Wahrscheinlichkeiten transformiert werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.269]. Diese haben den Vorteil, dass der Wertebereich auf das offene Einheitsintervall beschränkt ist [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.389]. Die Form der logistischen Funktion erschwert allerdings die direkte Interpretation der Regressionskoeffizienten, da die unabhängigen Variablen „in einer logistischen Verbindung“ [ebd., S.395] zu der abhängigen Variable stehen. Eine Linearisierung der Gleichung wird erzeugt, indem das Verhältnis aus der Eintrittswahrscheinlichkeit und der entsprechenden Komplementärwahrscheinlichkeit gebildet und diese als Chance bzw. Odds bezeichnete Verhältniszahl anschließend logarithmiert wird [vgl. ebd., S.395; Agresti (2013), S.163]. Die Logarithmierung der Odds ist erforderlich, um eine Beschränkung des Wertebereiches nach unten zu verhindern [vgl. Pampel (2000), S.13]. Da die Interpretation der auf diese Weise erzeugten Logit-Werte wenig intuitiv ist, werden stattdessen i.d.R. mittels Exponenzieren Effektkoeffizienten bestimmt, die anzeigen, wie sich die Chance für eine positive Ausprägung der abhängigen Variable ($Y=1$) verändert, wenn der Prädiktor um eine Einheit erhöht wird [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.402; Liao (1994), S.12ff].

Zähldatenmodelle werden verwendet, wenn die abhängige Variable nur nichtnegative, ganzzahlige Werte annehmen kann. Zähldaten sind i.d.R. durch rechtsschiefe sowie heteroskedastische Verteilungen gekennzeichnet. Die Varianz steigt für gewöhnlich mit Zunahme des Mittelwertes an [vgl. Hilbe (2011), S.836; Winkelmann (2008), S.66; Greene (2008), S.908]. Klassischerweise eignen sich Poisson-Regressionen zur Modellierung von Zähldaten. Die Verwendung des natürlichen Logarithmus als Link-Funktion von Poisson-Regressionen führt dazu, dass die Werte der abhängigen Variable nicht negativ werden können [Oppong et al. (2017), S.454; Hilbe (2011), S.836]. Modelliert wird die Rate λ , welche die erwartete Anzahl an Ereignissen im Zeitintervall anzeigt [vgl. Hilbe (2014), S.37]. Bei Verwendung von Poisson-Regressionen werden die Annahmen getroffen, dass die abhängige Variable einer Poisson-Verteilung folgt und die Varianz dem Erwartungswert entspricht [vgl. Coxe et al. (2009), S.123; Winkelmann (2008), S.8]:

$$\text{Var}(Y) = \mu_i = \lambda_i$$

¹⁷⁸ Die Vorzüge der Verwendung von GLM im Vergleich zu Variablentransformationen in linearen Modellen erörtern bspw. Fox (2016) und Agresti (2013) [vgl. Fox (2016), S.421; Agresti (2013), S.116f].

Sollte in den Daten Überdispersion vorliegen¹⁷⁹, die beobachtete Varianz also größer sein als die vom Poisson-Modell theoretisch erwartete Varianz, dann ist die Verwendung eines Negative Binomial-Modells empfehlenswert, da andernfalls das Risiko zu niedriger Standardfehler existiert und die Prädiktoren daher – fälschlicherweise – häufiger signifikant werden [vgl. Oppong et al. (2017), S.455; Hilbe (2014), S.38 & S.82; Cameron & Trivedi (1998), S.71].¹⁸⁰ Im Gegensatz zu Poisson-Regressionen hängt die Varianz in Negative Binomial-Modellen neben dem Erwartungswert zusätzlich von einem Dispersionsparameter α ab, durch den eine höhere Flexibilität bei der Modellierung ermöglicht wird [vgl. Oppong et al. (2017), S.455; Winkelmann (2008), S.22].

Es sind verschiedene Parametrisierungen des Negative Binomial-Modells möglich, wobei die NB2-Parametrisierung am gebräuchlichsten ist [vgl. Oppong et al. (2017), S.455]. Ihre Varianzfunktion lautet:

$$\text{Var}(Y) = \mu_i + \alpha\mu_i$$

NB2 kann als Generalisierung von Poisson-Modellen verstanden werden, da sich das Modell im Falle von $\alpha = 0$ zu einer Poisson-Regression reduzieren lässt [vgl. Hilbe (2014), S.131; Cameron & Trivedi (1998), 71].

In Zähldaten kann es vorkommen, dass mehr Nullen beobachtet werden als durch die Verteilung theoretisch erwartet würde. Im CarSharing-Kontext gibt es bspw. einige Kund*innen, die für den Bedarfsfall weiterhin bei der CSO angemeldet bleiben, die Angebote jedoch nie oder fast nie nutzen. In Fällen, in denen mehr Nullen als erwartet vorliegen, spricht man von Excess Zeros [vgl. Hilbe (2014), S.91]. Um diesem Problem zu begegnen, kann der Einsatz von Zero-Inflated-Modellen zielführend sein.¹⁸¹ Hierbei handelt es sich um Modelle mit Mischverteilungen (eng.: mixed models). Neben einer Zähldatenkomponente enthalten diese gemischten Modelle noch einen Zero-Inflation-Part, der aus einem Binomial-Modell mit Logit-Link besteht, durch das sich die Einflussgrößen auf das Vorliegen von Excess Zeros bestimmen lassen [vgl. Wollschläger (2020), S.382; Oppong et al. (2017), S.456; Perumean-Chaney et al. (2013), S.1673; Hilbe (2011), S.838].

In Zähldatenmodellen ist die Verwendung eines sogenannten Offsets möglich, um hinsichtlich unterschiedlicher Expositionsdauern der Beobachtungseinheiten zu adjustieren [vgl. Wollschläger (2020), S.379f; Hilbe (2014), S.63; Agresti (2013), S.128].¹⁸²

Im Gegensatz zu klassischen linearen Regressionsmodellen nutzen GLM anstelle der Kleinst-Quadrate-Schätzung die Maximum-Likelihood-Methode zur Schätzung der Regressionskoeffizienten sowie zur asymptotischen Schätzung der Standardfehler der Koeffizienten [vgl. Fox (2016), S.425]. Die Maximum-Likelihood-Schätzung basiert auf einem iterativen Verfahren, im Rahmen dessen diejenigen Parameterschätzer bestimmt werden, welche die größte Likelihood¹⁸³ für die Realisierung der empirischen Daten aufweisen [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.382; Hackl (2013), S.53f; Pampel (2000), S.44]. Die erzeugten Schätzer sind asymptotisch konsistent, asymptotisch effizient sowie asymptotisch normalverteilt [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.386f; Agresti (2013), S.9; Hackl (2013), S.55]. Die Kleinst-Quadrate-Schätzung entspricht der Maximum-Likelihood-Schätzung, wenn die Störgrößen unabhängig und normalverteilt sind und zudem über eine konstante Varianz verfügen [vgl. Gelman & Hill (2007), S.40; Fahrmeir et al. (2007), S.92f]. Obwohl die Negative Binomial-Verteilung nicht Teil der Exponentialverteilung

¹⁷⁹ Mögliche Ursachen für Überdispersion sind z.B.: Nichtberücksichtigung bedeutsamer Prädiktoren, Existenz von Ausreißern, fehlender Interaktionseffekte, Existenz von Excess Zeros [vgl. Hilbe (2014), S.41 & S.82].

¹⁸⁰ Eine weitere Möglichkeit, Überdispersion zu begegnen, ist die Verwendung eines Quasipoisson-Modells, das im Vergleich zur Poisson-Regression inferenzstatistische Vorteile aufweist [vgl. Wollschläger (2020), S.380]. Im Gegensatz zu Negative Binomial-Modellen können Quasipoisson-Modelle auch bei Existenz von Unterdispersion eingesetzt werden [vgl. Hilbe (2011), S.837]. Bei Vorliegen großer Überdispersion sind Negative Binomial-Modelle besser geeignet [vgl. Hilbe (2014), S.95f].

¹⁸¹ Neben dem Einsatz von Zero-Inflated-Modellen können auch Hurdle-Modelle verwendet werden. Im Gegensatz zu Hurdle-Modellen geht man bei Zero-Inflated-Modellen davon aus, dass die Existenz von Nullen auf zwei unterschiedliche Prozesse zurückgeführt werden kann. Im Zero-Inflation-Part werden nur Excess Zeros modelliert, der Zähldatenpart kann ebenfalls Nullen enthalten. Es erfolgt folglich keine komplette Trennung der Modellierung von Nullen und positiven Zähldaten wie bei Hurdle-Modellen [vgl. Hilbe (2014), S.209; Desmarais & Harden (2013), S.812]. Für die vorliegende Arbeit erscheint die Verwendung von Zero-Inflated-Modellen sinnvoller, da davon ausgegangen wird, dass es Kund*innen gibt, die z.B. das free-floating CarSharing aufgrund eines Wohnortes außerhalb der Bedienggebiete nie nutzen und Kund*innen, die das Angebot zwar grundsätzlich in Anspruch nehmen könnten, es aber im Betrachtungszeitraum nicht getan haben.

¹⁸² Der Offset wird i.d.R. in logarithmierter Form eingebunden [vgl. Hilbe (2014), S.64; Greene (2008), S.912].

¹⁸³ Urban & Mayerl (2018) stellen dar, dass die Verwendung des Begriffs „Likelihood“ in diesem Kontext passender ist als der Begriff „Wahrscheinlichkeit“ [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.384].

ist, kann die Maximum-Likelihood-Methode zur Schätzung der Parameter verwendet werden [vgl. Fox (2016), S.434].

Um mit der Maximum-Likelihood-Methode asymptotisch konsistente und effiziente Parameterschätzer zu erhalten, sollte der Stichprobenumfang möglichst groß sein [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.420; Agresti (2013), S.239]. Als Daumenregel sollten mindestens zehn Beobachtungen pro geschätztem Regressionsparameter existieren [vgl. Backhaus et al. (2018), S.327; Hosmer et al. (2013), S.408]. Im Falle logistischer Regressionsanalysen sollte zudem vermieden werden, dass eine der beiden Kategorien der abhängigen Variable weniger als zehn Prozent der Fälle aufweist [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.421].

Zur Beurteilung der Güte von GLM dient die Devianz. Diese ergibt sich als zweifache Differenz zwischen der maximierten Log-Likelihood des spezifizierten Modells und der Log-Likelihood eines saturierten bzw. bestmöglichen Modells¹⁸⁴ [vgl. Fox (2016), S.425; Hilbe (2014), S.75; Agresti (2013), S.116]:

$$D = -2 \{ LL_{\text{spezifiziertes Modell}} - LL_{\text{saturiertes Modell}} \}$$

Im Unterschied zum Bestimmtheitsmaß linearer Regressionsmodelle ist die Devianz ein relativer Kennwert und somit modellabhängig. Die Devianz stellt zudem keinen Goodness-, sondern ein Badness-of-Fit-Kennwert dar. Eine niedrigere Devianz signalisiert folglich eine höhere Anpassungsgüte [vgl. Cox et al. (2009), S.126].

Darüber hinaus wurden auch Pseudo-R²-Koeffizienten entwickelt, mittels derer die Anpassungsgüte beurteilt werden kann. Im Unterschied zum Determinationskoeffizienten der linearen Regression sagen diese allerdings nichts über den Anteil der modellerklärenden Varianz aus, sondern geben Auskunft über die relative Anpassung des Modells an die empirischen Stichprobenwerte. Hierzu wird geprüft, um wie viel Prozent sich die Schätzung der abhängigen Variable verbessert, wenn das spezifizierte Modell anstelle des Null-Modells¹⁸⁵ verwendet wird [vgl. Urban & Mayerl (2018), S.416; Cox et al. (2009), S.126]. Häufige Verwendung finden Nagelkerkes R² sowie McFadden's R². Nach Backhaus et al. (2018) kann bereits bei Werten zwischen 0,2 und 0,4 von einer guten Anpassung des Modells ausgegangen werden [vgl. Backhaus et al. (2018), S.299]. Zur Prüfung der Anpassungsgüte stehen noch weitere Tests, wie bspw. der Hosmer-Lemeshow-Test, zur Verfügung.

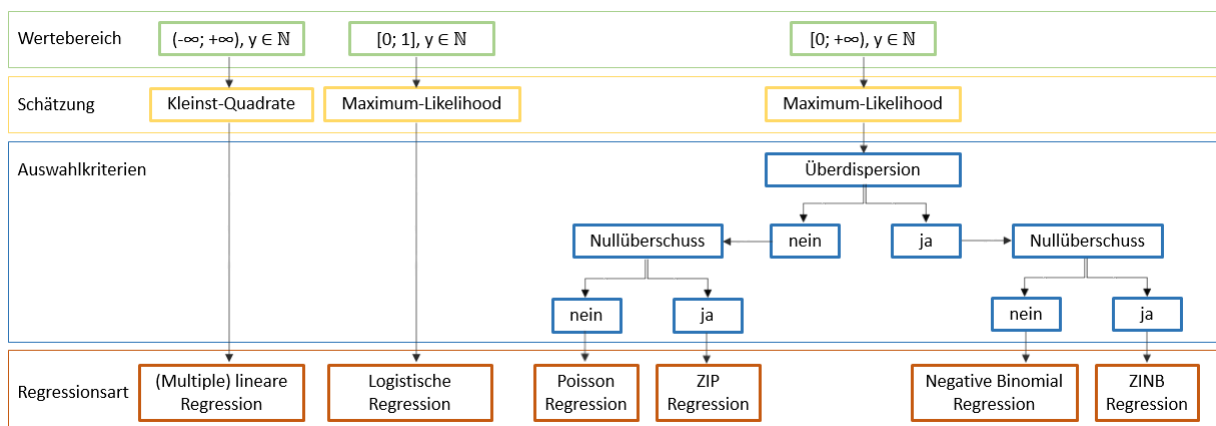


Abbildung A6: Überblick verschiedener Regressionsarten
 Quelle: Eigene Darstellung, in Anlehnung an: Kopp (2015), S.168

Im Zuge der Verwendung von GLMs gibt es mit dem Wald-Test sowie dem Likelihood-Ratio-Test verschiedene Möglichkeiten, die statistische Signifikanz einzelner Prädiktoren zu prüfen. Beim Likelihood-Ratio-Test wird das vollständige Modell mit einem Modell verglichen, das um die entsprechende unabhängige Variable reduziert wurde. Geprüft wird, ob das vollständige Modell eine signifikante Verbesserung darstellt. Aufgrund der Erzielung systematisch höherer p-Werte im Zuge des Wald-Tests wird die Verwendung des Likelihood-Ratio-Tests empfoh-

¹⁸⁴ Bei einem saturierten Modell existiert für jede Beobachtung ein separater Regressionsparameter, wodurch eine perfekte Anpassung an die Daten ermöglicht wird. Die Maxime einer Komplexitätsreduktion erfüllt ein solches Modell jedoch nicht [vgl. Backhaus et al. (2018), S.313].

¹⁸⁵ Ein Null-Modell enthält keine Prädiktoren und verfügt daher ausschließlich über eine Konstante.

len. Bei großen Stichprobenumfängen kommen der Wald- sowie der Likelihood-Ratio-Test allerdings zu vergleichbaren Ergebnissen [vgl. Backhaus et al. (2018), S.301f; Fox (2016), S.380ff; Agresti (2013), S.11; Menard (1995), S.38]. Der Likelihood-Ratio-Test kann zusätzlich zur Prüfung der Signifikanz einzelner Prädiktoren auch für Vergleiche unterschiedlicher Modelle eingesetzt werden, insofern es sich um geschachtelte Modelle handelt.

In Abbildung A6 befindet sich eine Übersicht über die im Rahmen dieser Arbeit in Frage kommenden Regressionsmodelle.

A.4 Strukturgleichungsmodelle

In den nachfolgenden Kapiteln werden die Grundlagen des Aufstellens und der Analyse von Strukturmodellen, der Messung latenter Variablen, der Beurteilung von Strukturgleichungsmodellen sowie der Analyse von Gruppenunterschieden beschrieben.

A.4.1 Grundlagen des Aufstellens und der Analyse von Strukturmodellen

Zu Beginn der Strukturgleichungsmodellierung steht die Bildung des Strukturmodells an. Hierunter versteht man die Festlegung der angenommenen Wirkzusammenhänge zwischen den latenten Variablen. Eine Visualisierung der Dependenzstrukturen erfolgt mittels eines Pfaddiagramms. In Abbildung A7 sind die Komponenten eines Strukturgleichungsmodells beispielhaft dargestellt. Die Pfeile zwischen den latenten Variablen geben die angenommene Wirkungsrichtung der Beziehungen an. In der Abbildung werden ausschließlich unidirektionale Beziehungen in einer rekursiven Wirkungskette dargestellt. Es existieren folglich keine Rückkopplungen zwischen den latenten Variablen. Mittels Strukturgleichungsmodellen ist es aber auch möglich, bidirektionale bzw. nicht rekursive Beziehungen zu modellieren [vgl. Henseler et al. (2017), S.21; Reinecke (2014), S.49f].

Die durch das Modell geschätzten Pfadkoeffizienten γ (Gamma) geben Hinweise über die Stärke der Beziehungen [vgl. Fuchs (2011), S.6]. Konstrukte im Strukturmodell, auf die ein oder mehrere Pfeile gerichtet sind, bezeichnet man als endogene Variablen. Im Pfaddiagramm werden sie durch den griechischen Buchstaben η (Eta) symbolisiert. Konstrukte, die ausschließlich der Erklärung anderer latenter Variablen dienen, werden als exogene Variablen bezeichnet und mit dem Buchstaben ξ (Xi) gekennzeichnet [vgl. Nitzl (2010), S.3]. Endogene Variablen verfügen im Gegensatz zu exogenen Variablen über einen Fehlerterm ζ (Zeta). Der Fehlerterm spiegelt die Differenz zwischen den durch das Modell geschätzten und den empirischen Daten wieder und gibt somit Auskunft über die Restvarianz, die aufgrund nicht im Modell berücksichtigter Einflussgrößen entsteht [vgl. Hair et al. (2022), S.13; Naskrent (2010), S.107].

Die äußeren Bereiche des Diagramms kennzeichnen die Messmodelle der exogenen sowie der endogenen Variablen. Da im Rahmen dieser Arbeit ein reflektiver Messansatz¹⁸⁶ zum Einsatz kommt, wird in der Abbildung ausschließlich diese Spezifikationsform dargestellt. Bei reflektiven Messmodellen werden den Konstrukten im Regelfall mehrere manifeste Indikatoren zugeordnet (X_1 bis X_i bei exogenen Konstrukten und Y_1 bis Y_i bei endogenen Konstrukten), die im Gegensatz zu latenten Variablen nicht als Kreise, sondern als Rechtecke dargestellt werden. Die äußeren Ladungen λ (Lambda) geben Auskunft über die Stärke der Beziehung zwischen den einzelnen Indikatoren und der latenten Variable [vgl. Nitzl (2010), S.7f]. Reflektiv gemessene Indikatoren verfügen – ebenso wie endogene latente Variablen – über einen Fehlerterm, der bei Indikatoren von endogenen Konstrukten mit ϵ (Epsilon) und bei Indikatoren von exogenen Konstrukten mit δ (Delta) gekennzeichnet wird. Messfehler entstehen, da sich die Realität mittels Erhebungen i.d.R. nicht perfekt abbilden lässt [vgl. Jahn (2007), S.5]. Sie umfassen die Einflüsse der dem Konstrukt zugeordneten Indikatoren, „die nicht mit dem wahren Wert des Konstrukts kovariieren.“ [Schloderer et al. (2006), S.646].

Die Bildung des Strukturmodells sollte auf theoretischen und sachlogischen Überlegungen beruhen [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.93f]. Es ist i.d.R. empfehlenswert, die bestehende Literatur hinsichtlich vergleichbarer Fragestellungen bzw. ähnlicher Forschungsfelder zu untersuchen. Die Hypothesenbildung der eigenen Arbeit kann deduktiv erfolgen und im Idealfall auf den Erkenntnissen bereits durchgeführter Studien aufbauen. In den Wirtschaftswissenschaften existiert bspw. eine große Anzahl an Arbeiten, die sich mit der Modellierung der Kund*innenbindung und – damit verbunden – mit der Bestimmung entsprechender Einflussgrößen beschäftigen. Im Kontext der Modellbildung wird häufig auch auf etablierte Verhaltenstheorien zurückgegriffen, welche die Basis der Modelle bilden können. Eine der bekanntesten Theorien ist die von Ajzen (1991) entwickelte und in einer Vielzahl von Studien empirisch bestätigte Theorie des geplanten Verhaltens (Abk.: TPB = theory of planned behavior), die auch in verschiedenen Arbeiten mit CarSharing-Bezug den Rahmen der Modellierung bilden [z.B. Mattia et al. (2019); Witzke (2016); Wang et al. (2012); Hui & Wang (2010)]. Eine sorgfältige wissenschaftliche Fundierung der Arbeit ist insb. dann relevant, wenn die Modellierung primär konfirmatorischen Zwecken dient.

¹⁸⁶ Eine Unterscheidung zwischen reflektiven und formativen Messansätzen erfolgt in Kapitel A.4.2.

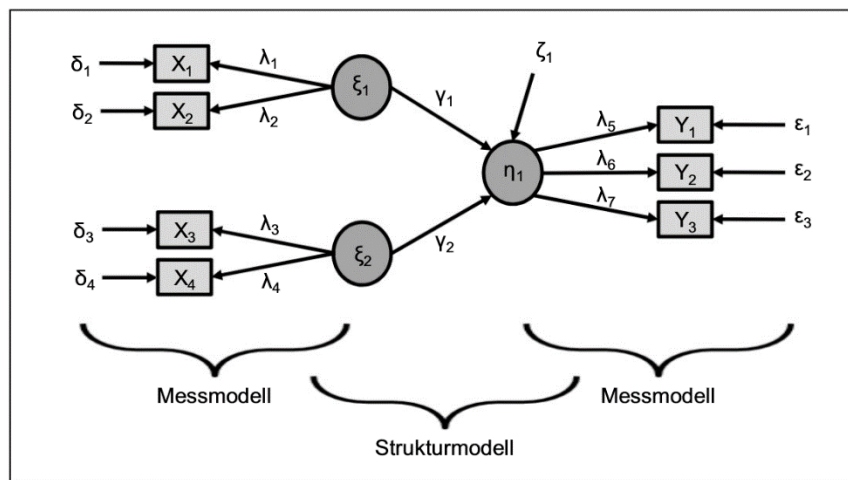


Abbildung A7: Beispielhafte Darstellung der Komponenten eines Strukturgleichungsmodells mit reflektiv gemessenen Indikatoren

Quelle: Naskrent (2010), S.109

Bei der Schätzung von Strukturgleichungsmodellen können **kovarianzbasierte und varianzbasierte Ansätze (PLS-SEM)**¹⁸⁷ unterschieden werden. Den beiden Verfahrensformen liegen unterschiedliche Philosophien bzw. Zielsetzungen zugrunde [vgl. Hair et al. (2022), S.31; Weiber & Sarstedt (2021), S.79; Petter (2018), S.12]. Während kovarianzbasierte Verfahren auf eine Minimierung der Diskrepanz zwischen den empirischen und den modellimplizierten Kovarianzen abzielen, wird mittels varianzbasierter Verfahren versucht, die Differenz zwischen den beobachteten und den durch das Modell geschätzten Werten zu minimieren bzw. den Anteil an erklärter Varianz der endogenen Variablen sowie der reflektiven Indikatoren zu maximieren [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.79; Hair et al. (2012), S.415; Fuchs (2011), S.19; Nitzl (2010), S.16; Herrmann et al. (2006), S.37; Scholderer & Balderjahn (2006), S.63].

Als Basis kovarianzbasierter Ansätze dienen konfirmatorische Faktorenanalysen, gemäß derer sich die latenten Variablen als Faktoren interpretieren lassen [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.57]. Entsprechend dieser Betrachtungsweise kann die Varianz der Indikatoren in gemeinsame Varianz und Einzelrestvarianz bzw. Messfehlervarianz aufgeteilt werden [vgl. ebd., S.60]. Die gemeinsame Varianz der einem Faktor zugeordneten Indikatoren kann vollständig auf das dahinterliegende Konstrukt zurückgeführt werden [vgl. Henseler et al. (2016b), S.407]. Die Schätzung der Faktorladungen erfolgt mit dem Ziel einer möglichst guten Reproduktion der empirischen Varianz-Kovarianz-Matrix [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.57].

Im Gegensatz hierzu verwenden varianzbasierte Verfahren einen auf Komponenten basierenden Ansatz im Sinne der Hauptkomponentenanalyse¹⁸⁸ [vgl. Garson (2016), S.14]. Anders als bei der Kovarianz-Strukturanalyse erfolgt keine Differenzierung in unterschiedliche Varianzanteile. Stattdessen wird die gesamte Varianz betrachtet. Da auch die Messfehlervarianz in die latenten Variablen einfließt, werden die Komponenten als Approximationen der theoretischen Konstrukte behandelt. Die Komponenten lassen sich als gewichtete Linearkombinationen der zugeordneten Indikatoren darstellen [vgl. Hair et al. (2022), S.16; Hair et al. (2018), S.15; Henseler et al. (2016a), S.4; Marcoulides et al. (2009), S.173].¹⁸⁹

Die mittels der Maximum-Likelihood-Methode durchgeführten Schätzungen des Messmodells und Strukturmodells erfolgen bei kovarianzbasierten Ansätzen simultan, während bei varianzbasierten Ansätzen eine sequentielle Schätzung der beiden Modellebenen mittels der partiellen Kleinste-Quadrate-Methode stattfindet [vgl.

¹⁸⁷ Die Abkürzung PLS-SEM steht für „partial least squares structural equation modeling“ und meint eine Verfahrensart, bei der die Strukturgleichungsmodelle auf einer partiellen Kleinstquadratschätzung basieren.

¹⁸⁸ Das Verfahren der Hauptkomponentenanalyse wird in Kapitel A.5.1 näher beschrieben.

¹⁸⁹ Aufgrund von Modifizierungen des PLS-Ansatzes ist es mittlerweile auch möglich, die Ergebnisse von Faktormodellen nachzuziehen [vgl. Hair et al. (2018), S.21; Henseler et al. (2017), S.20; Dijkstra & Henseler (2015), S.10ff]. Solche sogenannten konsistenten PLS-Ansätze nehmen eine Korrektur der messfehlerbeinhaltenden Komponenten vor [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.76].

Weiber & Sarstedt (2021), S.79]. Der varianzbasierte Ansatz wird daher auch als PLS (Partial Least Squares) bezeichnet. Bei kovarianzbasierten Verfahren sollten die Daten aufgrund der Verwendung der Maximum-Likelihood-Methode multinormalverteilt sein [vgl. Hair et al. (2012), S.420; Fuchs (2011), S.36]. Der varianzbasierte Ansatz stellt hingegen keine entsprechenden Anforderungen an die Daten, da das PLS-Verfahren auch bei Nichtnormalverteilung robuste Ergebnisse liefert [vgl. Hair et al. (2022), S.28; Herrmann et al. (2006), S.39]. Aufgrund der weniger restriktiven Verteilungsannahmen wird der PLS-Ansatz auch als „Soft Modeling“ bezeichnet [vgl. Lohmöller (1989), S.64].¹⁹⁰

Durch die explizite Berücksichtigung von Messfehlern kann im Rahmen kovarianzbasierter Ansätze automatisch eine Minderungskorrektur der Regressionskoeffizienten vorgenommen werden. Bei PLS-Ansätze fließen die mit den Indikatoren verbundenen Messfehler jedoch in die lineare Formung der Komponentenwerte ein. Diese Konfundierung von gemeinsamer Varianz und Messfehlervarianz führt zu einer Überschätzung der Messbeziehungen bzw. der Indikatorladungen und – insofern es sich nicht um konsistente PLS-Verfahren mit entsprechender Minderungskorrektur handelt – zu einer Unterschätzung der Strukturbeziehungen [vgl. Fuchs (2011), S.37; Nitzl (2010), S.16; Scholderer & Balderjahn (2006), S.61; Herrmann et al. (2006), S.41; Lohmöller (1989), S.213]. Aufgrund der Eigenschaft, die Strukturbeziehungen tendenziell zu unterschätzen, gilt PLS als konservatives Verfahren, was sich insb. im Kontext explorativer Studien und der damit verbundenen, höheren Gefahr schlechter Operationalisierungen als vorteilhaft erweist [vgl. Nitzl (2010), S.17; Herrmann et al. (2006), S.41 & S.45]. Durch die blockweise Nutzung der Kovarianzen, ist der PLS-Ansatz zudem weniger anfällig hinsichtlich fehlerhafter Spezifikationen in Teilbereichen des Modells [vgl. Henseler et al. (2016a), S.5; Herrmann et al. (2006), S.39].

Die Unterschiede zwischen kovarianz- und varianzbasierten Ansätzen gleichen sich bei Existenz großer Stichproben und vieler Indikatoren pro Konstrukt aus, da die Messfehler auf diese Weise an Bedeutung verlieren. Diese Eigenschaft wird auch als „consistency at large“ bezeichnet [vgl. Hair et al. (2012), S.416; Herrmann et al. (2006), S.41; Scholderer & Balderjahn (2006), S.61]. Zudem konnte in Simulationsstudien gezeigt werden, dass die Schätzer nur dann verzerrt sind, wenn die zugrundeliegende Datenstruktur durch ein Faktormodell charakterisiert ist. Für den Fall, dass die Datenstruktur hingegen auf einem Komponentenmodell beruht, werden mittels PLS unverzerrte und konsistente Schätzungen erzielt, auch ohne Erfüllung der „consistency at large“-Eigenschaften [vgl. Dolce et al. (2017), S.156; vgl. auch: Weiber & Sarstedt (2021), S.75f; Hair et al. (2018), S.19].

Der Kovarianz-Strukturanalyse wohnt ein theorieprüfender Ansatz inne. Aufgrund der zur Verfügung stehenden Globalkriterien zur Gütebeurteilung eignet sich das Verfahren insb. zur Bestätigung bereits etablierter Theorien. PLS eignet sich hingegen besonders für die Theorieentwicklung und Prognose von Konstrukten [vgl. Hair et al. (2022), S.32; Zhu et al. (2021), S.6; Nguyen-Phuoc et al. (2020), S.102]. Wenn bestehende Modelle um neue Konstrukte ergänzt werden, ist der Einsatz varianzbasierter Verfahren empfehlenswert [vgl. Hair et al. (2011), S.144].

Die Möglichkeiten der Verwendung globaler Gütekriterien sind beim PLS-Ansatz hingegen wesentlich eingeschränkter, da die Parameterschätzung nicht simultan stattfindet [vgl. Herrmann et al. (2006), S.58]. Da der PLS-Algorithmus nicht darauf ausgelegt ist, die Differenz zwischen der empirischen und der modellimplizierten Kovarianzmatrix zu reduzieren, sind χ^2 -basierte Gütemaße nicht anwendbar [vgl. Hair et al. (2019), S.7]. In den letzten Jahren gab es zwar Bestrebungen, globale Gütekriterien zu entwickeln, die bislang verfügbaren Teststatistiken sind jedoch in ihrer Aussagekraft eingeschränkt.¹⁹¹ Gemäß Hair et al. (2022) kann bei Verwendung varianzbasierter Ansätze aktuell auf keine etablierten Goodness-of-Fit-Statistiken zurückgegriffen werden [vgl. Hair et al. (2022), S.22]. Von höherer Relevanz sind für diese Verfahrensart vielmehr Gütemaße, die die Prognosequalität betreffen [vgl. ebd., S.92; Chin (2010), S.659]. Trotz dieser Einschränkungen ist der PLS-Ansatz auch für konfirmatorische Studien geeignet [vgl. Hair et al. (2019), S.7; Nitzl (2010), S.17].

Aufgrund des Hauptkomponentenansatzes lassen sich mittels PLS konkrete Komponentenwerte bestimmen, die auf Basis individueller Gewichtungen der Indikatoren berechnet werden. Jeder Indikator hat folglich eine andere Bedeutung hinsichtlich der Formung der latenten Variable [Hair et al. (2022), S.86]. Die auf faktoranalytischen Ansätzen basierende Kovarianz-Strukturanalyse ist hingegen nicht in der Lage, einzigartige Faktorwerte

¹⁹⁰ Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass sich die Bezeichnung des „Soft Modellings“ ausschließlich auf die fehlenden Verteilungsannahmen beziehen und nicht auf inferiore Schätzverfahren [vgl. Lohmöller (1989), S.64].

¹⁹¹ Globale Gütemaße können bspw. bei Verwendung konsistenter PLS-Verfahren genutzt werden [vgl. Henseler et al. (2017), S.27; Henseler et al. (2016), S.9].

zu bestimmen [vgl. Hair et al. (2011), S.143; Herrmann et al. (2006), S.42]. Insofern konkrete Konstruktwerte für Folgeanalysen benötigt werden, ist die Verwendung des PLS-Ansatzes zu präferieren [vgl. Hair et al. (2019), S.5].

Da die Strukturgleichungsmodellierung in dieser Arbeit hauptsächlich zur Analyse von Unterschieden in den Ausprägungen der latenten Variablen eingesetzt wird (vgl. Kapitel 7), erscheint die Verwendung eines varianzbasierten Ansatzes zielführend. Da die Modellierung aufgrund der Einführung neuer Konstrukte zudem einen explorativen Charakter aufweist, fällt die Entscheidung für die Verwendung des PLS-Ansatzes, der in den folgenden Ausführungen näher beschrieben werden soll. In verkehrswissenschaftlichen Studien wird die PLS-Methode bspw. zur Modellierung der Anmeldeintention bei einer free-floating CSO verwendet [vgl. Zhu et al. (2021)], zur Modellierung der Einflussgrößen der Kund*innenloyalität eines Ride-Hailing Services [vgl. Nguyen-Phuoc et al. (2020)] oder zur Modellierung der Bereitschaft, ein RideSharing-System zu nutzen [vgl. Wang et al. (2019)]. Die Verwendung von PLS hat in den letzten Jahren stark zugenommen [vgl. Hair et al. (2022), S.xii; Ringle et al. (2012), S.iv; Hair et al. (2012), S.419].

Dem PLS-Ansatz wohnt ein zweistufiges Verfahren inne. In der ersten Stufe werden mittels des Algorithmus Konstruktwerte bestimmt, die anschließend für die Berechnung der Parameter des Strukturmodells verwendet werden. Die Bestimmung der Konstruktwerte läuft hierbei iterativ ab. Zu Beginn formen die i.d.R. gleichgewichteten Indikatoren die latenten Variablen als Linearkombination. Diese initialen Konstruktwerte dienen danach als Grundlage für die Schätzung der Pfadkoeffizienten. Im nächsten Iterationsschritt werden mittels der Pfadkoeffizienten neue Konstruktwerte bestimmt, mittels derer sich wiederum neue äußere Gewichte berechnen lassen. Die Schritte werden so lange durchlaufen, bis der Algorithmus konvergiert. Mit den finalen Indikatorgewichten werden die Konstruktwerte erneut bestimmt. Anschließend können mittels der Methode der kleinsten Quadrate im Rahmen der zweiten Stufe die äußeren Ladungen sowie die standardisierten Pfadkoeffizienten regressionsanalytisch geschätzt werden [vgl. Hair et al. (2011), S.142f; Fuchs (2011), S.21; Herrmann et al. (2006), S.38; Lohmöller (1989), S.30f]. Für die Bestimmung der inneren Gewichte existieren mit der Zentroid-Methode, der Faktorgewichtungs-Methode sowie der Pfadgewichtungs-Methode drei unterschiedliche Gewichtungsmethoden [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.73; Chin & Newsted (1999), S.316ff]. Hair et al. (2022) empfehlen die Nutzung der Pfadgewichtungs-Methode [vgl. Hair et al. (2022), S.90].

Dem PLS-Verfahren liegen verschiedene Annahmen zugrunde. Es wird davon ausgegangen, dass die Messfehler nicht mit anderen Indikatoren und Messfehlern korrelieren. Die Residuen endogener Variablen sind in rekursiven Strukturmodellen zudem orthogonal zu den exogenen Variablen sowie zu anderen Residuen. Zudem werden die Korrelationen zwischen exogenen Variablen als frei angenommen und daher nicht in die Pfaddiagramme eingezeichnet [vgl. Henseler et al. (2017), S.25]. Die Daten sollten metrisches Skalenniveau aufweisen. Alternativ können auch quasi-metrische Daten, die bspw. auf Likert-Skalen basieren, verwendet werden, solange sich die Skala durch Äquidistanz (Abstandsgleichheit) auszeichnet [vgl. Henseler et al. (2016a), S.7]. Die Ausgangsdaten müssen nicht normalverteilt sein. PLS erfordert zudem keine Homoskedastizität der Residuen [vgl. Lohmöller (1989), S.71f]. Aufgrund des sequentiellen Vorgehens des PLS-Algorithmus existieren keine Identifikationsprobleme [vgl. Hair et al. (2018), S.34; Herrmann et al. (2006), S.42].¹⁹² Bei Composite-Modellen sollte jedoch sichergestellt werden, dass die Komponenten in ein nomologisches Netz eingebunden sind und keine isolierte Betrachtung erfahren [vgl. Henseler et al. (2017), S.2; Henseler et al. (2016a), S.7].

Ähnlich wie bei multiplen Regressionsanalysen existiert bei PLS die Gefahr, dass die Pfadkoeffizienten im Falle des Vorliegens von Kollinearität zwischen den exogenen Variablen verzerrt sind [vgl. Hair et al. (2022), S.191]. Mittels der bereits aus der Regressionsanalyse bekannten VIF-Werte kann die Kollinearität der latenten Variablen überprüft werden. Die VIF-Werte sollten idealerweise weniger als drei betragen [vgl. Hair et al. (2019), S.11].

Aufgrund der fehlenden Verteilungsannahmen handelt es sich bei PLS um ein nichtparametrisches Verfahren [vgl. Scholderer & Balderjahn (2006), S.62]. Um dennoch inferenzstatistische Tests durchführen zu können, werden mittels der Bootstrapping-Methode Schätzungen der Standardfehler der Regressionskoeffizienten vorgenommen [vgl. Hair et al. (2022), S.153ff; Nitzl (2010), S.20]. Beim Bootstrapping handelt es sich um eine nichtparametrische Resampling-Methode, mittels der die Bestimmung der Signifikanz der Modellparameter näherungsweise möglich ist. Hierzu wird aus der ursprünglichen Stichprobe eine Vielzahl an Unterstichproben gezogen, die

¹⁹² Bei kovarianzbasierten Verfahren muss sichergestellt werden, dass die Anzahl der zu schätzenden Parameter nicht geringer ist als die Anzahl der Varianzen und Kovarianzen [vgl. RINGLE (2004), S.290]. Daher kann es erforderlich sein, Parameter zu restringieren oder zu befreien [vgl. Petter (2018), S.12; Herrmann et al. (2006), S.42].

dieselbe Anzahl an Beobachtungen aufweisen. Das Verfahren basiert auf einem Ziehen mit Zurücklegen, wodurch i.d.R. nicht alle Elemente der Originalstichprobe in den Unterstichproben enthalten sind. Durch das Zusammenfassen der Unterstichproben kann eine quasi-Grundgesamtheit generiert werden, die als Grundlage für die Bestimmung der Standardfehler und der damit verbundenen Konfidenzintervalle dient [vgl. Herrmann et al. (2006), S.40; vgl. auch: Hair et al. (2022), S.153ff].

PLS verfügt selbst bei kleineren Stichproben und komplexen Modellen über eine hohe statistische Power. Bei einer Vergrößerung der Stichprobe erhöht sich jedoch die Konsistenz bzw. die Präzision der Schätzergebnisse, da die Konfidenzintervalle der Parameterschätzer kleiner werden [vgl. Hair et al. (2019), S.5; Henseler et al. (2017), S.27; Henseler et al. (2016a), S.8; Christophersen & Grape (2009), S.108]. Zudem weisen größere Stichproben eine höhere Generalisierbarkeit auf [vgl. Petter (2018), S.11]. Gemäß Hair et al. (2022) sind Daumenregeln für die Festlegung der Mindeststichprobengröße (n_{min}) nicht geeignet [vgl. Hair et al. (2022), S.29]. Stattdessen wird die Verwendung der von Kock & Hadaya (2018) vorgeschlagenen inversen Quadratwurzelmethode als heuristische Methode zur Bestimmung des Mindeststichprobenumfangs empfohlen [vgl. Kock & Hadaya (2018), S.233ff]. Dieser hängt demnach von der Höhe des niedrigsten, statistisch signifikanten Pfadkoeffizienten (p_{min}), der erforderlichen statistischen Power sowie des Signifikanzniveaus ab. Durch die Berücksichtigung der Power soll das Risiko von Fehlern 2. Art minimiert werden. Für eine Power von 80 Prozent und bei einem Signifikanzniveau von fünf Prozent errechnet sich die erforderliche Stichprobengröße nach folgender Formel [vgl. ebd., S.236]:

$$n_{min} > \left(\frac{2,486}{|p_{min}|} \right)^2$$

A.4.2 Grundlagen der Messung latenter Variablen

Bei latenten Variablen handelt es sich um theoretische Konstrukte, die nicht direkt messbar sind. Sie müssen daher unter Verwendung eines Messmodells messbar gemacht werden. Zunächst muss mittels einer Konstruktdefinition der inhaltlich-semantic Bereich der latenten Variable festgelegt werden. Eine genaue Definition und somit auch inhaltliche Abgrenzung zu anderen latenten Variablen ist bedeutsam, da im Zuge der Strukturgleichungsmodellierung häufig ähnliche bzw. inhaltlich verwandte Konstrukte berücksichtigt werden.

In diesem Zusammenhang findet auch die Konzeptualisierung, also die Festlegung der Dimensionalität des Konstruktes, statt [vgl. Homburg & Giering (1996), S.5]. Grundsätzlich kann zwischen ein- und mehrdimensionalen Konstrukten differenziert werden. Mehrdimensionale Konstrukte bzw. Konstrukte höherer Ordnung kommen zum Einsatz, wenn das Konstrukt verschiedene Bedeutungsinhalte bzw. Facetten aufweist und eine eindimensionale Modellierung eine zu geringe interne Konsistenz¹⁹³ implizieren würde. Ist ein Konstrukt durch eine hohe Komplexität gekennzeichnet, kann mittels einer mehrdimensionalen Konzeptualisierung häufig eine geeignetere, holistische Abbildung des theoretischen Phänomens ermöglicht werden [vgl. Giere et al. (2006), S.679].

Im Anschluss an die Definition und die Konzeptualisierung der Konstrukte müssen die latenten Variablen messbar gemacht werden. Die Verknüpfung der manifesten und latenten Variablen im Rahmen eines Messmodells bezeichnet man als Operationalisierung [vgl. Homburg & Giering (1996), S.5]. Bei der Festlegung des Messansatzes kann zwischen reflektiven und formativen Messmodellen unterschieden werden.

Bei reflektiven Messungen werden die Ausprägungen der Indikatoren durch das Konstrukt verursacht [vgl. Christophersen & Grape (2009), S.104; Eberl (2004), S.3]. Die Indikatoren stellen austauschbare und fehleranfällige Manifestationen der latenten Variable dar [vgl. Henseler et al. (2016b), S.407; Jarvis et al. (2003), S.200]. Gemäß Nitzl (2010) sind reflektive Indikatoren „das Spiegelbild eines Phänomens in der Wirklichkeit“ [Nitzl (2010), S.11]. Verändert sich der Konstruktwert, verändern sich gleichzeitig auch alle der latenten Variable zugeordneten Indikatoren [vgl. Herrmann et al. (2006), S.36]. Dies bedingt, dass die Indikatoren, die im Kontext reflektiver Messmodelle auch als Effektindikatoren bezeichnet werden, stark miteinander korrelieren [vgl. Hair et al. (2018), S.9]. Die Indikatoren weisen nur aufgrund der Messfehler keine perfekte Korrelation auf [vgl. Eberl (2004), S.3]. Der gemeinsame Varianzanteil wird „als die messfehlerfreie Varianz einer latenten Variablen interpretiert.“ [Nitzl (2010), S.8].

Bei formativen Messmodellen definiert sich das Konstrukt durch die Existenz der einzelnen Indikatoren, die folglich nicht austauschbar sind [vgl. Nitzl (2010), S.11; Eberl (2004), S.6f]. Eine Eliminierung einzelner Indikatoren

¹⁹³ Unter interner Konsistenz versteht man die Homogenität der einem Konstrukt zugeordneten Indikatoren.

würde „den Definitionsrahmen des Konstruktes“ [Herrmann et al. (2006), S.47f] verschieben. Formative Messmodelle sind geeignet, wenn die Indikatoren unabhängig sind und die Konstrukte verursachen [vgl. Baxter (2009), S.1370]. Eine Veränderung des Konstruktwertes bewirkt nicht zwingend eine Veränderung der Ausprägung aller Indikatoren, die folglich keine hohen Korrelationen aufweisen müssen [vgl. Eberl (2004), S.5f]. Das Konstrukt lässt sich als gewichtete Linearkombination seiner Indikatoren darstellen [vgl. Christophersen & Grape (2009), S.105; Eberl (2004), S.7]. Da die Auswahl an Indikatoren i.d.R. nie das Konstrukt in seiner Gesamtheit erfassen kann und es daher indeterminiert ist, existiert auf Seiten der latenten Variable ein Fehlerterm [vgl. Herrmann et al. (2006), S.36; Lohmöller (1989), S.83]. Im Gegensatz zu reflektiven Indikatoren geht man bei formativen Indikatoren hingegen davon aus, dass die manifesten Variablen ohne Fehler gemessen werden können [vgl. Hair et al. (2011), S.146].

Jarvis et al. (2003) beschreiben verschiedene Entscheidungsregeln bei der Festlegung des Messansatzes [vgl. Jarvis et al. (2003), S.203]. Gemäß Herrmann et al. (2006) weisen diese allerdings Redundanzen auf und lassen sich auf ein entscheidendes Kriterium reduzieren. Demnach sollte die Festlegung, ob ein Konstrukt reflektiv oder formativ gemessen wird, in Abhängigkeit der kausalen Richtung zwischen den manifesten und latenten Variablen erfolgen [vgl. Herrmann et al. (2006), S.47]. In Abhängigkeit der Festlegung der Messvorschrift ergeben sich unterschiedliche Ansätze hinsichtlich der Gütebeurteilung der Skalen. Eine falsche Spezifikation des Messmodells kann zu Über- oder Unterschätzung der Parameter sowie zu Fehlern erster und zweiter Art und somit zu fehlerhaften Forschungsergebnissen führen [vgl. Fuchs (2011), S.9; Baxter (2009), S.1371; MacKenzie et al. (2005), S.728; Eberl (2004), S.12ff; Jarvis et al. (2003), S.212].

Das varianzbasierte PLS-Verfahren ist grundsätzlich in der Lage, sowohl reflektiv als auch formativ spezifizierte Messmodelle zu berücksichtigen. Der komponentenbasierte Ansatz ist zwar konsistent mit der formativen Messung von Konstrukten, da die Spezifikation des Messmodells und die Schätzung der Modellparameter jedoch unterschiedliche Modellierungsbereiche darstellen, können sowohl formativ als auch reflektiv gemessene Indikatoren verwendet werden [vgl. Hair et al. (2022), S.16; Garson (2016), S.17; Ringle et al. (2012), S.vii; Hair et al. (2012), S.416; Christophersen & Grape (2009), S.108]. Der Komponentenansatz impliziert lediglich, „dass die Komponente gleichzeitig Prädiktor wie auch Aggregat“ [Herrmann et al. (2006), S.52] der zugeordneten manifesten Variablen ist.

Die Indikatoren weisen i.d.R. keine einheitliche Bedeutung hinsichtlich der Formung der latenten Variable auf. Die äußere Schätzung des Konstruktwertes kann über zwei Modi erfolgen.¹⁹⁴ Bei Verwendung von Modus A werden die Gewichte der Indikatoren in der ersten Stufe des PLS-Algorithmus über eine Hauptkomponentenanalyse bestimmt [vgl. Fuchs (2011), S.22; Lohmöller (1989), S.30]. Die Gewichte bzw. Ladungen¹⁹⁵ entsprechen den Koeffizienten einfacher Regressionsanalysen, bei denen die latente Variable den Prädiktor und die manifeste Variable das Kriterium bilden [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.74; Dolce et al. (2017), S.157]. Bei Verwendung von Modus B bestimmen sich die Gewichte, indem die latenten Variablen – ähnlich wie bei einer multiplen Regression – auf die zugeordneten Indikatoren regressiert werden [vgl. Hair et al. (2018), S.17; Noonan (2017), S.11; Scholderer & Balderjahn (2006), S.63]. Für gewöhnlich wird Modus A bei reflektiven und Modus B bei formativen Messmodellen gewählt [vgl. Sarstedt et al. (2019), S.200]. Neue Studien zeigen allerdings, dass es bei Vorliegen großer Stichproben sowie großer R^2 -Werte in Bezug auf die Prädiktionsqualität des Modells egal ist, welcher Modus verwendet wird [vgl. Hair et al. (2018), S.17f].

Im Rahmen der Bestimmung der latenten Variablen kann häufig auf existierende und bereits in empirischen Arbeiten validierte Skalen zurückgegriffen werden. In den Fällen, in denen deduktive Ansätze nicht möglich sind, muss eine eigene Messvorschrift bzw. Skala entwickelt werden. DeVellis (2003) benennt verschiedene Schritte, die im Rahmen der Skalenentwicklung zu berücksichtigen sind. Der primäre Zweck des Skalenentwicklungsprozesses ist die Erzielung einer hohen Reliabilität und Validität [vgl. Davis (1989), S.323]. Unter Validität versteht man die Gültigkeit von Messungen. Valide Messungen liegen vor, wenn das gemessen wird, was gemessen werden soll [vgl. Himme (2007), S.375]. Die Messungen sind frei von zufälligen und systematischen Fehlern [vgl.

¹⁹⁴ An dieser Stelle sei erneut erwähnt, dass die latenten Variablen im Rahmen von Composite-Modellen immer als Komponenten modelliert werden, unabhängig von der Wahl des äußeren Gewichtungsschemas [vgl. Hair et al. (2018), S.17; Dolce et al. (2017), S.157; Henseler et al. (2015a), S.408].

¹⁹⁵ Im Kontext reflektiver Messmodelle werden die äußeren Gewichte als Ladungen bezeichnet [vgl. Hair et al. (2022), S.88].

Homburg et al. (2000b), S.518]. Unter Reliabilität versteht man die Zuverlässigkeit von Messungen. Reliable Messungen sind stabil und präzise sowie frei von Zufallsfehlern [vgl. Himme (2007), S.376f; Giering (2000), S.73].

Im Folgenden sollen die wichtigsten Schritte der Skalenentwicklung dargestellt werden. Da im Rahmen dieser Arbeit ausschließlich reflektive Indikatoren verwendet werden, beziehen sich die Ausführungen auf die Erzeugung entsprechender Skalen. Zunächst muss definiert werden, was unter dem Konstrukt zu verstehen ist [vgl. Nitzl (2010), S.1f; DeVellis (2003), S.60ff; Davis (1989), S.323]. Nach der theoretischen Spezifizierung und inhaltlich-semantischen Konkretisierung der Konstrukte erfolgt deren Operationalisierung [vgl. Andritzky (1976), S.14]. Hierzu wird in einem ersten Schritt ein umfangreicher Indikatorenfundus generiert, durch den sich möglichst alle Facetten des Konstruktes abbilden lassen. Die Indikatoren bzw. Items¹⁹⁶ sollten in der Lage sein, die inhaltliche Domäne des Konstruktes möglichst vollständig abzudecken [vgl. Hardesty & Bearden (2004), S.99].

In PLS können theoretisch auch Single-Items verwendet werden, ohne dass hierdurch Identifikationsprobleme entstehen [vgl. Hair et al. (2012), S.423]. Single-Item-Messungen sind Multi-Item-Messungen jedoch i.d.R. hinsichtlich psychometrischer Eigenschaften unterlegen [vgl. Cheah et al. (2018), S.3195]. Mittels mehrerer Items lässt sich das Konstrukt i.d.R. akkurater bestimmen. Messfehlern, die bspw. aufgrund unpräziser oder missverständlicher Itemformulierungen entstehen, kann mittels Multi-Item-Skalen besser begegnet werden, wodurch sich die Reliabilität i.d.R. erhöhen lässt [vgl. Hair et al. (2022), S.57; Weiber & Sarstedt (2021), S.122; Cheah et al. (2018), S.3195]. Die Generierung einer großen Anzahl an Indikatoren ist auch im Hinblick auf die „consistency at large“-Eigenschaft des PLS-Verfahrens vorteilhaft [vgl. DeVellis (2003), S.63; Chin & Newsted (1999), S.329]. Im Zuge der Erzeugung von Items sind Redundanzen zu einem gewissen Grad gewünscht, insofern es sich nicht um triviale Redundanzen¹⁹⁷ handelt [vgl. DeVellis (2003), S.65]. Zu bedenken ist allerdings auch, dass der finale Fragebogen nicht zu lang sein sollte, um Abbrüche durch die Proband*innen zu vermeiden [vgl. Nitzl (2010), S.13f]. Es sollte daher immer zwischen Reliabilitätsansprüchen und einer proband*innenfreundlichen Gestaltung des Fragebogens abgewogen werden [vgl. DeVellis (2003), S.97].

Die Erstellung der Items muss in Abhängigkeit des vorgesehenen Messansatzes erfolgen. Reflektive Messungen erfordern – aufgrund der vermuteten Kausalität des Indikator-Konstrukt-Zusammenhangs – eine andere Verbalisierung der Items als formative Messungen. Die Formulierung der Items sollte daher an die reflektive bzw. formative Spezifikation angepasst sein [vgl. Baxter (2009), S.1372]. Bei der Formulierung sollte zudem auf eine verständliche, eindeutige und auf das Vokabular der Zielgruppe angepasste Sprache geachtet werden [vgl. Morgado et al. (2017), S.15].

In einem nächsten Schritt muss das (Antwort-)Format der Skala festgelegt werden [vgl. DeVellis (2003), S.70ff]. In den Sozialwissenschaften werden am häufigsten sogenannte Likert-Skalen verwendet, die eine stufenweise Erfassung von Merkmalen oder Einstellungen ermöglichen. Hinsichtlich der Breite der Skala gibt es unterschiedliche Empfehlungen. Die Verwendung einer zu schmalen Skala impliziert Einschränkungen bei der Auswertung der Ergebnisse und birgt die Gefahr einer niedrigen internen Konsistenz. Eine zu breite Skala kann für die Proband*innen überfordernd wirken und bringt i.d.R. keinen Mehrwert [vgl. Beutin (2008), S.142; Matzler & Bailom (2006), S.258]. Menold & Bogner (2015) schlagen daher fünf bis sieben Skalenpunkte vor, Franzen (2014) empfiehlt sieben Antwortkategorien [vgl. Menold & Bogner (2015), S.2; Franzen (2014), S.709]. Um zu gewährleisten, dass die eigentlich ordinalen Likert-Skalen als quasi-metrisch behandelt werden können, sollten sie symmetrisch und äquidistant sein und über eine mittlere Antwortkategorie verfügen [vgl. Hair et al. (2017), S.9f; Henseler et al. (2017), S.26]. Die Skala sollte folglich eine ungerade Anzahl an Skalenpunkten aufweisen. In der vorliegenden Arbeit fällt die Entscheidung für die Verwendung einer 7er-Likert-Skala, da davon ausgegangen wird, dass diese verglichen mit einer 5er-Skala eine höhere Reliabilität aufweist. Von einer breiteren Skala wird abgesehen, da durch eine feinere Einteilung kein Mehrwert erwartet wird.¹⁹⁸

Um sicherzustellen, dass die Skala eine hohe Validität aufweist, sollte das Wissen von Expert*innen des jeweiligen Forschungsfeldes berücksichtigt werden. Knapp drei Viertel der von Morgado et al. (2017) untersuchten

¹⁹⁶ In sozialwissenschaftlichen Studien stellen häufig mittels Fragebögen erfasste Items die manifesten Variablen dar.

¹⁹⁷ Triviale Redundanzen liegen vor, wenn bei der Formulierung der Items Veränderungen vorgenommen werden, die nicht den Bedeutungsinhalt betreffen. Ein Beispiel wäre die Verwendung der Formulierung „Meiner Meinung nach ...“ anstelle von „Meiner Auffassung nach ...“.

¹⁹⁸ Auf die Verwendung einer „Ich weiß nicht“-Kategorie wird verzichtet, da sich hierdurch die Reliabilität i.d.R. nicht erhöhen lässt [vgl. Franzen (2014), S.706].

Studien berücksichtigen Expertenmeinungen im Rahmen der Skalenentwicklung [vgl. Morgado et al. (2017), S.3]. Ziel ist es, eine hohe Inhalts- und Augenscheinvalidität zu erreichen. Die Inhaltsvalidität gibt Auskunft darüber, inwieweit die Indikatoren eines Messmodells in der Lage sind, die inhaltliche Domäne des theoretischen Konstruktes vollständig abzubilden [vgl. Polit et al. (2007), S.459; Davis (1989), S.323; Thorn & Deitz (1989), S.336]. Die Augenscheinvalidität bezieht sich auf die Eignung der Items zur Messung des Konstrukts und ist daher eine notwendige, jedoch keine hinreichende Bedingung der Inhaltsvalidität [vgl. Hardesty & Bearden (2004), S.99; Lynn (1986), S.382]. Hinsichtlich der Anzahl an zu konsultierenden Expert*innen erweisen sich acht bis zwölf Personen als ideal [vgl. Schwanda (2016), S.31]. Bei einer zu geringen Anzahl ist das Risiko höher, dass nicht alle Facetten des Konstruktes erfasst werden.

Expertenwissen lässt sich hinsichtlich verschiedener Aspekte des Skalenbildungsprozesses nutzbar machen. Die Expert*innen sollten zunächst die aufgestellten Definitionen der theoretischen Konstrukte kritisch beurteilen [vgl. DeVellis (2003), S.86; Thorn & Deitz (1989), S.343]. In Diskussion mit den Expert*innen lassen sich auf diese Weise mögliche Optimierungen in Bezug auf die gewählten Formulierungen finden. Zur Gewährleistung von Augenscheinvalidität sind zwei Ansätze möglich. Zum einen können die Expert*innen darum gebeten werden, die in einer zufälligen Reihenfolge angeordneten Items den Konstrukten zuzuordnen. Auf diese Weise lässt sich das geplante Vorgehen bestätigen oder widerlegen [vgl. Christophersen & Grape (2009), S.111; Hardesty & Bearden (2004), S.103; DeVellis (2003), S.86; Thorn & Deitz (1989), S.338]. Für Items, die die Expert*innen mit keiner der vorgegebenen Konstruktdefinitionen in Verbindung bringen können, sollte eine „Sonstige“-Kategorie bereitgestellt werden. Anderson & Gerbing (1991) entwickelten mit dem p_{sa} und c_{sv} zwei Indizes zur quantitativen Beurteilung des Item-Sorting-Ansatzes. p_{sa} ist die Abkürzung für „proportion of substantive agreement“ und gibt Auskunft über den Anteil der korrekten Zuordnungen zum intendierten Konstrukt. c_{sv} steht für „substantive-validity coefficient“ und zeigt an, wie häufig das jeweilige Item korrekt zugeordnet wurde, im Vergleich zu der häufigsten Zuordnung zu einem anderen Konstrukt [vgl. Anderson & Gerbing (1991), S.733f].

$$p_{sa} = \frac{\text{Anzahl korrekter Zuordnungen}}{\text{Anzahl Expert*innen}}$$

$$c_{sv} = \frac{\text{Anzahl korrekter Zuordnungen} - \text{Anzahl der häufigsten Zuordnung zu einem anderen Konstrukt}}{\text{Anzahl Expert*innen}}$$

Items sollten eliminiert werden, wenn diese von weniger als 75 Prozent der Expert*innen richtig zugeordnet werden [vgl. Hardesty & Bearden (2004), S.104]. Der c_{sv} -Index sollte mindestens 0,5 betragen [vgl. Anderson & Gerbing (1991), S.734].

Der zweite Ansatz zur Sicherstellung von Augenscheinvalidität ist die Beurteilung der Relevanz der jeweiligen Items durch die Expert*innen. Verschiedene Autor*innen verwenden für die Relevanzbeurteilung eine vierstufige Skala [z.B. Schwanda (2016), S.31; Polit et al. (2007), S.460; Polit & Beck (2006), S.491]. Die Expert*innen können auf diese Weise bspw. festlegen, ob die Items im Hinblick auf die Konstruktmessung eine sehr hohe, eine mittelhohe, eine niedrige oder keine Relevanz besitzen. Mit dem I-CVI (content validity index) steht eine Maßzahl zur quantitativen Beurteilung zur Verfügung. Anders als die Indexbezeichnung vermuten lässt, ist der I-CVI jedoch kein Maß für die Beurteilung der Inhaltsvalidität, da er keine Auskunft darüber gibt, ob die Items in der Lage sind, das Konstrukt in seiner gesamten inhaltlichen Domäne zu erfassen [vgl. Polit & Beck (2006), S.490]. Der Index kann jedoch zur Beurteilung der Augenscheinvalidität herangezogen werden [vgl. Schwanda (2016), S.31]. Die Maßzahl basiert auf einer Dichotomisierung der Relevanzeinschätzung der Expert*innen:

$$I - CVI = \frac{\text{Häufigkeit sehr hoher \& mittelhoher Relevanzzuschreibungen}}{\text{Anzahl Expert*innen}}$$

Wenn mehr als fünf Expert*innen an der Skalenentwicklung mitwirken, sollte der I-CVI mindestens 0,78 betragen [vgl. Schwanda (2016), S.31; Polit & Beck (2006), S.491; Lynn (1986), S.384].

Zur Sicherstellung der Inhaltsvalidität sollten die Expert*innen zudem danach gefragt werden, ob die Itembatterie in der Lage ist, das Konstrukt inhaltlich vollständig zu erfassen oder ob die Skala um weitere Items ergänzt werden sollte [vgl. Morgado et al. (2017), S.2; Hardesty & Bearden (2004), S.99; DeVellis (2003), S.85ff]. Darüber hinaus können die Expert*innen auch gebeten werden, die Verständlichkeit und Eindeutigkeit der Items zu beurteilen und etwaige Optimierungsvorschläge mitzuteilen [vgl. DeVellis (2003), S.86].

Nachdem die Skalen auf Basis der Expertenmeinungen bereinigt oder ggf. ergänzt wurden, muss eine Entscheidung hinsichtlich der – den Proband*innen angezeigten – Reihenfolge der Items getroffen werden. Die Anzeige kann entweder gruppiert oder zufällig erfolgen. Bei erstgenanntem Ansatz werden die Items entsprechend der Konstruktzuordnungen sortiert. Das Ziel ist eine kohärentere Beurteilung der Items [vgl. Chen (2010), S.92]. Bei einer zufälligen Reihenfolge findet eine autonomere Beurteilung der Items statt [vgl. Buchanan et al. (2018), S.312]. Dies erfordert eine höhere Konzentration und kognitive Leistung der Proband*innen, was mit einem höheren Frustrationsrisiko verbunden ist und auch für Verwirrungen sorgen kann [vgl. Davis & Venkatesh (1996), S.36]. In der Literatur findet sich kein Konsens hinsichtlich der Festlegung der Item-Reihenfolge [vgl. Robinson (2018), S.747]. Befürworter*innen lassen sich sowohl in Bezug auf zufällige [z.B. Sahin (2021), S.8; Goodhue & Loiacono (2002), S.9] als auch gruppierte Reihenfolgen [z.B. Davis & Venkatesh (1996), S.39; Schriesheim et al. (1989), S.31] finden. Manche Untersuchungen kommen zu dem Ergebnis, dass die Item-Reihenfolge nur einen geringen Einfluss auf die psychometrischen Messeigenschaften hat [vgl. Buchanan et al. (2018), S.311f; Schell & Oswald (2013), S.320]. Im Rahmen dieser Arbeit fällt die Entscheidung für eine gruppierte Reihenfolge der Items, da ein möglichst großer Stichprobenumfang beabsichtigt wird und Fragebogenabbrüchen aufgrund erhöhter Frustration vorgebeugt werden soll.

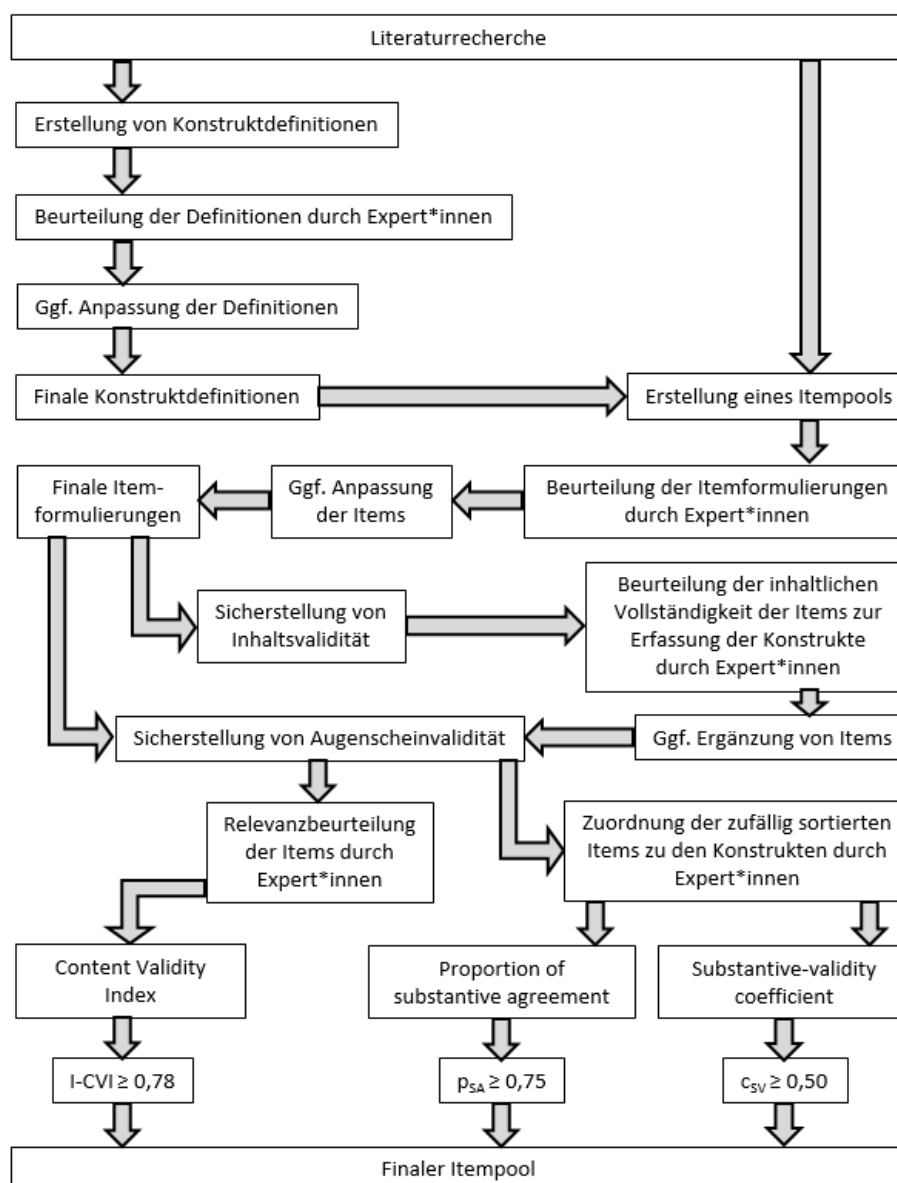


Abbildung A8: Vorgehensweise bei der Skalenentwicklung unter Verwendung reflektiver Indikatoren

Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung A8 ist die im Rahmen dieser Arbeit gewählte Vorgehensweise der Skalenentwicklung dargestellt. Zur Sicherstellung der Inhalts- und Augenscheinvalidität wurden im Februar 2022 neun Expert*innen konsultiert. Hierbei handelte es sich um (Post-)Doktorand*innen des Fachzentrums Verkehrs der Bergischen Universität Wuppertal, die an verschiedenen Lehr- und Forschungsgebieten beschäftigt waren, wodurch ein umfangreiches, multidisziplinäres verkehrswissenschaftliches Fachwissen erschlossen werden konnte. Die Auswahl der Expert*innen erfolgte auch vor dem Hintergrund, dass aufgrund der interdisziplinären Ausrichtung des in Wuppertal angebotenen und von den meisten Expert*innen absolvierten Studiums des Verkehrswirtschaftsingenieurwesens, sowohl verkehrs- als auch wirtschaftswissenschaftliche Expertise genutzt werden konnte, was sich in Bezug auf die Modellierung der Kund*innenbindung im CarSharing-Kontext als vorteilhaft erwies.

Den letzten Schritt der Skalenentwicklung bildet die psychometrische Analyse, mittels derer die Reliabilität und die Konstruktvalidität des Messansatzes geprüft werden soll [vgl. Morgado et al. (2017), S.2]. Diese wird im folgenden Kapitel thematisiert.

A.4.3 Beurteilung von Strukturgleichungsmodellen

Mittels der Beurteilung der Güte soll die Anpassung der Modellstruktur an die empirischen Daten offenbart werden [vgl. Fuchs (2011), S.11]. Es können globale und lokale Gütemaße unterschieden werden. Während globale Gütemaße das Gesamtmodell betreffen, sind lokale Gütemaße für die konstruktbezogene Evaluation der Teilmodelle geeignet [vgl. ebd., S.17].

Die Möglichkeiten des Einsatzes globaler Gütemaße sind beim PLS-Verfahren eingeschränkter als bei kovarianzbasierten Ansätzen. Während in der Vergangenheit keine globale Beurteilung von PLS-Modellen möglich war [vgl. Henseler & Sarstedt (2013), S.566; Hair et al. (2011), S.143; Herrmann et al. (2006), S.58], wurden mittlerweile mit dem Goodness-of-Fit-Index (GoF), dem Standardized-Root-Mean-Square-Residual-Index (SRMR), dem Root-Mean-Square-Residual-Covariance-Index (RMS_{θ}) und exakter Fit-Tests (d_G , d_{ULS}) Gütemaße entwickelt, die eine Bestimmung des globalen Fits im PLS-Kontext ermöglichen sollen [vgl. Hair et al. (2022), S.189f; Hair et al. (2017), S.166f].¹⁹⁹ Die in PLS verfügbaren globalen Gütemaße sind im Vergleich zu kovarianzbasierten Verfahren weitaus weniger etabliert. Hair et al. (2022) raten von der Nutzung globaler Modellgüteindizes generell ab, da sie die Forschenden dazu verleiten können, die Vorhersagekraft von PLS-Modellen für einen besseren Fit zu opfern, obwohl die Evaluation der Modelle – entsprechend der Charakteristika des PLS-Verfahrens – hauptsächlich auf Grundlage von Prognosekriterien erfolgen sollte [vgl. Hair et al. (2022), S.190; Hair et al. (2020), S.103f; Hair et al. (2017), S.167; Chin (1998b), S.xiii].

PLS verfolgt einen sequentiellen Ansatz bei der Modellprüfung. Zuerst wird das Messmodell und somit die Reliabilität und Validität der Messvorschrift überprüft, anschließend kann das Strukturmodell getestet werden [vgl. Hair et al. (2022), S.14; Chin (2010), S.669f]. In Anlehnung an die im Rahmen kovarianzbasierter Verfahren durchgeführte konfirmatorische Faktorenanalyse (CFA = confirmatory factor analysis), kann die Evaluation des Messmodells bei varianzbasierten Verfahren auch als konfirmatorische Komponentenanalyse (CCA = confirmatory composite analysis) bezeichnet werden [vgl. Hair et al. (2020), S.101; Henseler et al. (2014), S.194]. Bei reflektiven Messansätzen werden im Rahmen der CCA die Indikatorreliabilität, die interne Konsistenz, die Konvergenzvalidität sowie die Diskriminanzvalidität als zentrale Gütekriterien überprüft [vgl. Hair et al. (2022), S.109ff].²⁰⁰

Die Evaluation des Messmodells sollte zuerst eine Prüfung der äußeren Ladungen und – damit verbunden – der **Indikatorreliabilität** beinhalten, um auf diese Weise die Eignung der Indikatoren zur Messung der latenten Variable zu bestimmen [vgl. Nitzl (2010), S.25]. Die Indikatorreliabilität errechnet sich durch Quadrieren der äußeren Ladungen und gibt an, wie viel Varianz der jeweiligen Indikatoren durch das zugeordnete Konstrukt erklärt werden kann [vgl. Homburg & Giering (1996), S.10]. Anzustreben sind Indikatorreliabilitäten von über 0,5. Dies impliziert, dass die erklärte Varianz zwischen den einzelnen Indikatoren und dem Konstrukt größer ist als die

¹⁹⁹ Auf eine Darstellung und Unterscheidung der Gütemaße wird an dieser Stelle verzichtet und auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen [z.B.: Henseler et al. (2016), S.9f; Dijkstra & Henseler (2015); Tenenhaus et al. (2005), S.173]

²⁰⁰ An dieser Stelle sei erneut erwähnt, dass latenten Variablen, die als reflektive Konstrukte approximiert werden, andere Gütemaße zugrunde liegen als bei formativen Messungen. So ist bspw. im Rahmen formativer Messansätze keine Prüfung der internen Konsistenz erforderlich [vgl. Henseler et al. (2015a), S.409].

Messfehlervarianz [vgl. Hair et al. (2019), S.8]. Ein Wert von 0,5 in Bezug auf die Indikatorreliabilität ist gleichbedeutend mit einem Wert von 0,708 in Bezug auf die äußeren Ladungen. Bei der Entwicklung neuer Skalen sind äußere Ladungen, die unterhalb des Grenzwertes liegen, keine Seltenheit. Für die Entscheidung, ob die entsprechenden Indikatoren eliminiert oder beibehalten werden sollen, sollten die Auswirkungen auf Kenngrößen der internen Konsistenz sowie der Konvergenzvalidität betrachtet werden. Ladungen unter 0,4 sollten hingegen grundsätzlich gelöscht werden [vgl. Hair et al. (2022), S.117; Götz et al. (2010), S.695; Homburg & Giering (1996), S.13]. Darüber hinaus sollte auch die mittels Bootstrapping ermittelte Signifikanz der äußeren Ladungen berücksichtigt werden [vgl. Hair et al. (2020), S.104].

Als nächster Schritt sollte die **Interne-Konsistenz-Reliabilität** der Skalen überprüft werden. Skalen verfügen über interne Konsistenz, wenn die dem Konstrukt zugeordneten Indikatoren stark miteinander korrelieren und folglich eine hohe Homogenität aufweisen [vgl. DeVellis (2003), S.27f]. Für die Beurteilung der internen Konsistenz stehen verschiedene Kriterien zur Verfügung. Die Kennzahl Cronbach's Alpha stellt den Mittelwert aller Korrelationen dar, die sich ergeben, wenn die dem Konstrukt zugeordneten Indikatoren auf alle möglichen Arten in zwei Hälften geteilt und die Summen der jeweils resultierenden Variablenhälften anschließend miteinander korreliert werden [vgl. Carmines & Zeller (1979), S.45]. Es zeigt folglich die Interkorrelationen der manifesten Variablen an [vgl. Hair et al. (2017), S.96]. Da Cronbach's Alpha dazu neigt, die interne Konsistenz zu unterschätzen, wird es als konservatives Kriterium angesehen [vgl. Hair et al. (2022), S.119; Garson (2016), S.63]. Darüber hinaus hängt die Höhe des Koeffizienten von der Indikatoranzahl ab [vgl. Homburg & Giering (1996), S.8]. Ein eher liberales Kriterium stellt die kongenerische bzw. Composite-Reliabilität dar. Diese bietet im Vergleich zu Cronbach's Alpha den Vorteil, dass die Indikatoren eine Gewichtung erfahren und daher nicht als gleich reliabel angenommen werden [vgl. Hair et al. (2019), S.8; Ringle & Spreen (2007), S.212]. Ein drittes, exakteres sowie konsistentes Kriterium ist das von Dijkstra & Henseler (2015) eingeführte ρ_A (Rho), das i.d.R. Werte zwischen dem konservativen Cronbach's Alpha und der liberaleren Composite-Reliabilität annimmt [vgl. Henseler et al. (2017), S.30; Dijkstra & Henseler (2015b), S.299f]. Die Gütemaße, die Auskunft über die interne Konsistenz geben, sollten Werte über 0,7 und unter 0,95 aufweisen. Werden noch höhere Reliabilitätswerte erzielt, deutet dies auf Redundanz der Indikatoren hin. Mittels Bootstrapping sollte untersucht werden, ob sich die Reliabilitätskriterien signifikant über den unteren bzw. unter den oberen Grenzwerten liegen. Im Rahmen des Bootstrapping-Verfahrens wird die Verwendung der Perzentil-Methode empfohlen. Im Falle schiefer Bootstrapping-Verteilungen sollte hingegen die Bias-korrigierte und akzelerierte (BCa)-Methode genutzt werden [vgl. Hair et al. (2019), S.8f].

Nach der Prüfung der Internen-Konsistenz-Reliabilität sollte die **Konvergenzvalidität** als Bestandteil der Konstruktvalidität betrachtet werden. Konvergenzvalidität liegt vor, wenn unterschiedliche Methoden die gleichen Messergebnisse liefern [vgl. Bagozzi & Phillips (1982), S.468]. Wie Weiber & Sarstedt (2021) anmerken, findet i.d.R. keine Messung der Konstrukte über unterschiedliche Methoden statt, sondern es werden lediglich im Rahmen des Multi-Item-Ansatzes verschiedene Indikatoren erhoben, welche die Domäne des Konstruktes abbilden sollen. Auf das Vorliegen von Konvergenzvalidität kann dennoch geschlossen werden, wenn die durchschnittlich erfasste Varianz (AVE = average variance extracted), die äquivalent zu der Kommunalität des Konstruktes ist, Werte über 0,5 aufweist [vgl. Weiber & Sarstedt (2021), S.175; Fornell & Larcker (1981), S.46]. Der Grenzwert stellt sicher, dass mindestens die Hälfte der Varianz der Indikatoren durch die latente Variable erklärt werden kann und es kein anderes Konstrukt gibt, das einen höheren Erklärungsgehalt besitzt [vgl. Henseler et al. (2016a), S.11]. Mittels des Kriteriums kann auf diese Weise auch geprüft werden, ob das Konstrukt eindimensional ist [vgl. Henseler et al. (2017), S.30].

Der Konstruktvalidität ist zudem die **Diskriminanzvalidität** zuzuordnen, mittels der geprüft werden soll, ob sich die Messungen unterschiedlicher latenter Variablen voneinander unterscheiden und somit eigenständige Konstrukte darstellen [vgl. Ringle & Spreen (2007), S.213; Bagozzi & Phillips (1982), S.469]. Die Beziehung zwischen Indikatoren, die einem hypothetisierten Konstrukt zugeordnet sind, sollte stärker sein als die Beziehung zu Indikatoren, die andere Konstrukte messen. Zur Überprüfung des Vorliegens von Diskriminanzvalidität werden üblicherweise das Fornell-Larcker-Kriterium sowie das Heterotrait-Monotrait (HTMT)-Verhältnis verwendet [vgl. Henseler et al. (2016a), S.11]. Gemäß des Fornell-Larcker-Kriteriums wird der im Kontext der Konvergenzvalidität ermittelte AVE-Wert herangezogen. Die durch das Konstrukt durchschnittlich erfasste Varianz sollte größer sein als die quadrierten Korrelationen mit den übrigen Konstrukten [vgl. Fornell & Larcker (1981), S.46]. Da das Fornell-Larcker-Kriterium kein reliabler Indikator zur Prüfung der Diskriminanzvalidität ist, wird die Verwendung des inferenzstatistischen HTMT-Kriteriums empfohlen [vgl. Hair et al. (2022), S.132; Henseler et al. (2015), S.124ff].

Der HTMT-Wert errechnet sich auf Basis des Mittelwertes aller Korrelationen von Indikatoren, die nicht dasselbe Konstrukt messen, relativ zu dem Mittelwert der durchschnittlichen Korrelationen von Indikatoren, die dasselbe Konstrukt messen [vgl. Hair et al. (2019), S.9; Henseler et al. (2015), S.121]. Das HTMT-Kriterium sollte Werte unter 0,85 annehmen. Mittels Bootstrapping kann geprüft werden, ob die Statistik signifikant niedriger als der Grenzwert ist [vgl. Hair et al. (2019), S.9].

Nachdem die Evaluation des Messmodells abgeschlossen ist, kann als nächstes die Prüfung der angenommenen Zusammenhänge des Strukturmodells erfolgen. Bevor die Pfadkoeffizienten untersucht werden, sollte das Modell auf die Existenz von **Multikollinearität** überprüft werden. Eine hohe Korrelation zwischen den latenten Variablen kann zu verzerrten Schätzungen der Gewichte oder unerwarteten Vorzeichen führen [vgl. Hair et al. (2020), S.106; Henseler et al. (2016a), S.11]. Zur Analyse des Vorliegens von Multikollinearität können die VIF-Werte verwendet werden (vgl. Kapitel A.3.1). Wenn diese weniger als drei betragen, kann davon ausgegangen werden, dass keine Probleme durch Multikollinearität zu erwarten sind. Bei VIF-Werten über fünf sollte geprüft werden, ob stark korrelierende latente Variablen zu höherdimensionalen Konstrukten zusammengefasst werden können [vgl. Hair et al. (2022), S.191].

Um zu überprüfen, ob sich die im Strukturmodell modellierten Zusammenhänge empirisch bestätigen lassen, können auf Basis des nichtparametrischen Bootstrapping-Verfahrens die **Signifikanzen der Pfadkoeffizienten** bestimmt werden [vgl. Götz et al. (2010), S.702; Chin (1998a), S.320]. Signifikante Effekte liegen vor, wenn die ermittelten p-Werte unterhalb des festgelegten Alpha-Niveaus liegen. Im Rahmen der Evaluation sollte auch die Höhe der Pfadkoeffizienten berücksichtigt werden. Standardisierte Pfadkoeffizienten über 0,2 (bzw. unter -0,2) können als bedeutsam eingestuft werden [vgl. Chin (1998b), S.xiii]. Die Interpretation standardisierter Pfadkoeffizienten ist hierbei identisch mit der Interpretation standardisierter Beta-Koeffizienten aus linearen Regressionsanalysen. Die einzelnen Pfadkoeffizienten zeigen folglich an, um wie viele Standardabweichungen sich die endogene Variable verändert, wenn die exogene Variable um eine Standardabweichung erhöht wird und gleichzeitig alle anderen Variablen konstant gehalten werden [vgl. Henseler et al. (2016a), S.11f; Hair et al. (2011), S.147].

Im Kontext der Prüfung der Pfadkoeffizienten kann auch untersucht werden, ob **Mediatorvariablen** existieren, die den Effekt einer exogenen Variable auf eine latente Variable vermitteln. Für die Ermittlung eines solchen indirekten Effektes werden die Pfadkoeffizienten der Prädiktorvariable zur Drittvariablen sowie von der Drittvariablen zum Zielkonstrukt miteinander multipliziert. Von einem relevanten indirekten Effekt kann ausgegangen werden, wenn die beiden Pfadkoeffizienten signifikant sind [vgl. Hair et al. (2022), S.229ff]. Je nachdem, ob zusätzlich zu dem indirekten Effekt auch der direkte Effekt der Prädiktorvariable auf die endogene latente Variable signifikant ist sowie in Abhängigkeit der Vorzeichen der Pfadkoeffizienten der indirekten und direkten Effekte, können drei Arten von Mediation unterschieden werden [vgl. Nitzl et al. (2016), S.1853]. Ist ausschließlich der indirekte Effekt signifikant, liegt eine vollständige Mediation vor. Von einer komplementären Mediation spricht man, wenn der direkte Effekt ebenfalls signifikant ist und die Multiplikation des direkten sowie der beiden indirekten Pfadkoeffizienten positiv ist. Bei kompetitiven Mediationen hat das Produkt hingegen ein negatives Vorzeichen [vgl. Carrión et al. (2017), S.177ff]. Durch die Addition direkter und indirekter Effekte können die totalen Effekte berechnet werden, die exogene Variablen auf die Zielkonstrukte besitzen.

Ob eine exogene Variable einen substantiellen Einfluss auf die Zielvariable aufweist, lässt sich mittels der **Effektstärke** f^2 bestimmen. Diese berechnet sich nach folgender Formel [vgl. Chin (1998a), S.316f]:

$$f^2 = \frac{R_{inkl.}^2 - R_{exkl.}^2}{1 - R_{inkl.}^2}$$

Dabei gibt $R_{exkl.}^2$ das Bestimmtheitsmaß eines Modells an, in dem die relevante exogene Variable nicht berücksichtigt wurde. $R_{inkl.}^2$ ist entsprechend das Bestimmtheitsmaß des vollständigen Modells. Die Effektstärke gibt folglich Auskunft über den Beitrag des jeweiligen exogenen Konstruktes zur Varianzerklärung des endogenen Konstruktes. Bei der Einordnung der Effektstärken kann man sich an Cohen (1988) orientieren, der Grenzwerte für kleine ($\geq 0,02$), mittlere ($\geq 0,15$) und große ($\geq 0,35$) Effekte aufstellt [vgl. Cohen (1988), S.413].

Die Höhe der **Determinationskoeffizienten** (bzw. des Bestimmtheitsmaßes) der endogenen Variablen sollte ebenfalls im Zuge der Evaluation des Strukturmodells berücksichtigt werden. Sie berechnen sich, indem man die Korrelation zwischen dem tatsächlichen und dem durch das Modell vorhergesagten Konstruktwert quadriert,

und sie geben – wie bei einer linearen Regressionsanalyse – den Anteil der durch die Prädiktoren erklärten Varianz des endogenen Konstruktes an [vgl. Hair et al. (2022), S.195; Henseler et al. (2016a), S.11; Fuchs (2011), S.30]. Die Beurteilung der Höhe der Bestimmtheitsmaße sollte in Abhängigkeit der jeweiligen Forschungsdisziplin erfolgen. Empfohlen wird ein Vergleich mit Modellen, die einen vergleichbaren Sachverhalt untersuchen und eine ähnliche Komplexität aufweisen [vgl. Hair et al. (2019), S.11; Nitzl (2010), S.34]. Für den Fall, dass in dem Modell viele nichtsignifikante Pfadkoeffizienten enthalten sind, sollte der adjustierte Determinationskoeffizient verwendet werden, da dieser die Anzahl an exogenen Variablen berücksichtigt [vgl. Hair et al. (2020), S.107; Henseler et al. (2016a), S.11]. Auch die Wahl des Gewichtungsschemas hat einen Einfluss auf die Höhe des Bestimmtheitsmaßes. Die Verwendung von Modus B resultiert in höheren Bestimmtheitsmaßen [vgl. Dolce et al. (2017), S.159].

Der Determinationskoeffizient ist ein Maß zur Bestimmung der In-Sample-Prädiktionsgüte und lässt daher keine Bezüge zu der Grundgesamtheit zu [vgl. Hair et al. (2020), S.106f; Hair et al. (2017), S.171]. Es werden daher im Rahmen der Beurteilung des Strukturmodells weitere Kriterien verwendet, welche die Out-of-Sample-Prädiktionsfähigkeit und auf diese Weise die Generalisierbarkeit des Modells betreffen [vgl. Hair et al. (2022), S.196]. Hierbei handelt es sich um **Stone-Geisser's Q^2** sowie um das von Shmueli et al. (2016) entwickelte PLSpredict. Diese Gütemaße sollen Auskunft darüber geben, wie gut das Modell die Werte der endogenen Variablen bei Verwendung neuer Daten vorhersagt. Die Bestimmung der Q^2 -Werte erfolgt mittels des Blindfolding-Verfahrens [vgl. Stone (1974), S.101ff; Geisser (1974), S.111ff]. Hierbei handelt es sich um eine zweistufige, iterative Methode, bei der nacheinander mehrere Datenpunkte der Indikatoren des endogenen Konstruktes entsprechend einer festgelegten Auslassungsdistanz entfernt werden. In der ersten Stufe werden zunächst die Konstruktwerte der exogenen Variablen ermittelt. Mittels dieser Konstruktwerte sowie der über den PLS-Algorithmus bestimmten Pfadkoeffizienten können Konstruktwerte für die endogene Variable geschätzt werden, ohne das Messmodell des Zielkonstruktes einzubeziehen. Anschließend werden diese durch das Strukturmodell ermittelten Konstruktwerte der endogenen Variable genutzt, um die ausgelassenen Datenpunkte der Indikatoren zu schätzen. Das Blindfolding-Verfahren wird solange durchgeführt, bis jede Beobachtung des Datensatzes einmal ausgelassen wurde [vgl. Hair et al. (2017), S.174ff; Shmueli et al. (2016), S.4562f]. Geringe Unterschiede zwischen den vorhergesagten und den tatsächlichen Werten der Datenpunkte resultieren in hohen Q^2 -Werten. Dem Modell kann in Bezug auf die endogene Variable eine Prognoserelevanz zugesprochen werden, insofern die Q^2 -Werte größer als Null sind [vgl. Hair et al. (2022), S.201]. Analog zur Berechnung der Effektstärke f^2 , die Auskunft über den Beitrag exogener Variablen zur Varianzaufklärung der Zielkonstrukte gibt, kann mit q^2 die Stärke des Effektes einzelner exogener Variablen auf die prädiktive Relevanz der endogenen latenten Variablen bestimmt werden [vgl. Hair et al. (2019), S.12].

Ein noch geeigneteres Maß zur Bestimmung der Out-of-Sample-Prognosefähigkeit kann mittels des **PLSpredict**-Verfahrens ermittelt werden [vgl. Hair et al. (2020), S.107; Shmueli et al. (2019), S.2324].²⁰¹ Das Verfahren basiert auf dem Prinzip der Kreuzvalidierung. Der Datensatz wird hierzu in k zufällige und gleichgroße Teildatensätze separiert, wobei k der Anzahl an Teildatensätzen entspricht. Anschließend bilden $k-1$ Teildatensätze einen sogenannten Trainingsdatensatz. Der übriggebliebene Datensatz wird als Testdatensatz bezeichnet. Mittels des Trainingsdatensatzes werden nun die Modellparameter geschätzt. Die ermittelten Werte werden anschließend auf den Testdatensatz angewendet, um auf diese Weise die Indikatorausprägungen des endogenen Konstruktes zu berechnen. Diese Kreuzvalidierungsmethode wird k -Mal durchgeführt, so dass jeder Teildatensatz einmal als Testdatensatz fungiert. Auf diese Weise ist es möglich, für jede Beobachtung einen Vorhersagewert zu ermitteln [vgl. Shmueli et al. (2019), S.2325; Shmueli et al. (2016), S.4557ff]. Das PLSpredict-Verfahren sollte mehrmals durchlaufen werden, um zu vermeiden, dass aufgrund ungünstiger Datensatzseparationen abnormale Werte generiert werden [vgl. Hair et al. (2019), S.12].

Auf Basis der Diskrepanz zwischen den tatsächlichen und den durch PLSpredict vorhergesagten Werten können verschiedene Statistiken berechnet werden. Empfohlen wird die Verwendung der Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE = root mean square error). Falls eine nichtsymmetrische Verteilung der Vorhersagefehler vorliegt, sollte als Gütemaß hingegen der mittlere absolute Fehler (MAE = mean absolute error) verwendet werden [vgl. Hair et al. (2022), S.201; Shmueli et al. (2019), S.2327f]. Die absolute Höhe der Gütemaße ist wenig aussagekräftig. Zur Einordnung der Prädiktionsqualität sollten die RMSE- bzw. die MAE-Werte daher mit naiven Benchmarks verglichen werden, die auf Basis linearer Regressionsmodelle ermittelt werden. Hierzu werden für

²⁰¹ Gemäß Shmueli et al. (2019) stellt Stone-Geisser's Q^2 kein reines Out-of-Sample Prädiktionsmaß dar, da die Bestimmung des Gütemaßes nicht auf der Holdout-Methode basiert [vgl. Shmueli et al. (2019), S.2324].

jeden Indikator des Zielkonstruktes einzelne Regressionsmodelle aufgestellt und die Indikatoren jeweils auf die manifesten Variablen der exogenen Konstrukte regressiert. Da das naive Benchmark weder die angenommene Struktur des Messmodells noch des Strukturmodells berücksichtigt, wird davon ausgegangen, dass die durch das naive Benchmark erzeugten Werte höher und somit schlechter sind als die auf Basis des Modells erzeugten RMSE- bzw. MAE-Werte. Sind keine der indikatorbezogenen RMSE- bzw. MAE-Werte kleiner, dann muss davon ausgegangen werden, dass das Modell keine Prognoserelevanz besitzt. Sind die Werte nur einzelner Indikatoren geringer, dann liegt eine niedrige Prognosefähigkeit vor. Wenn die RMSE- bzw. MAE-Werte von mindestens der Hälfte der Indikatoren des endogenen Konstruktes niedriger sind, kann von einer mittleren Prognosefähigkeit ausgegangen werden. Eine hohe Prädiktionsgüte liegt vor, wenn alle Werte des naiven Benchmarks größer sind als die indikatorbezogenen Werte [vgl. Shmueli et al. (2019), S.2328f]. In Abbildung A9 sind die gesamten Ablaufschritte der Modellevaluation zusammenfassend dargestellt.

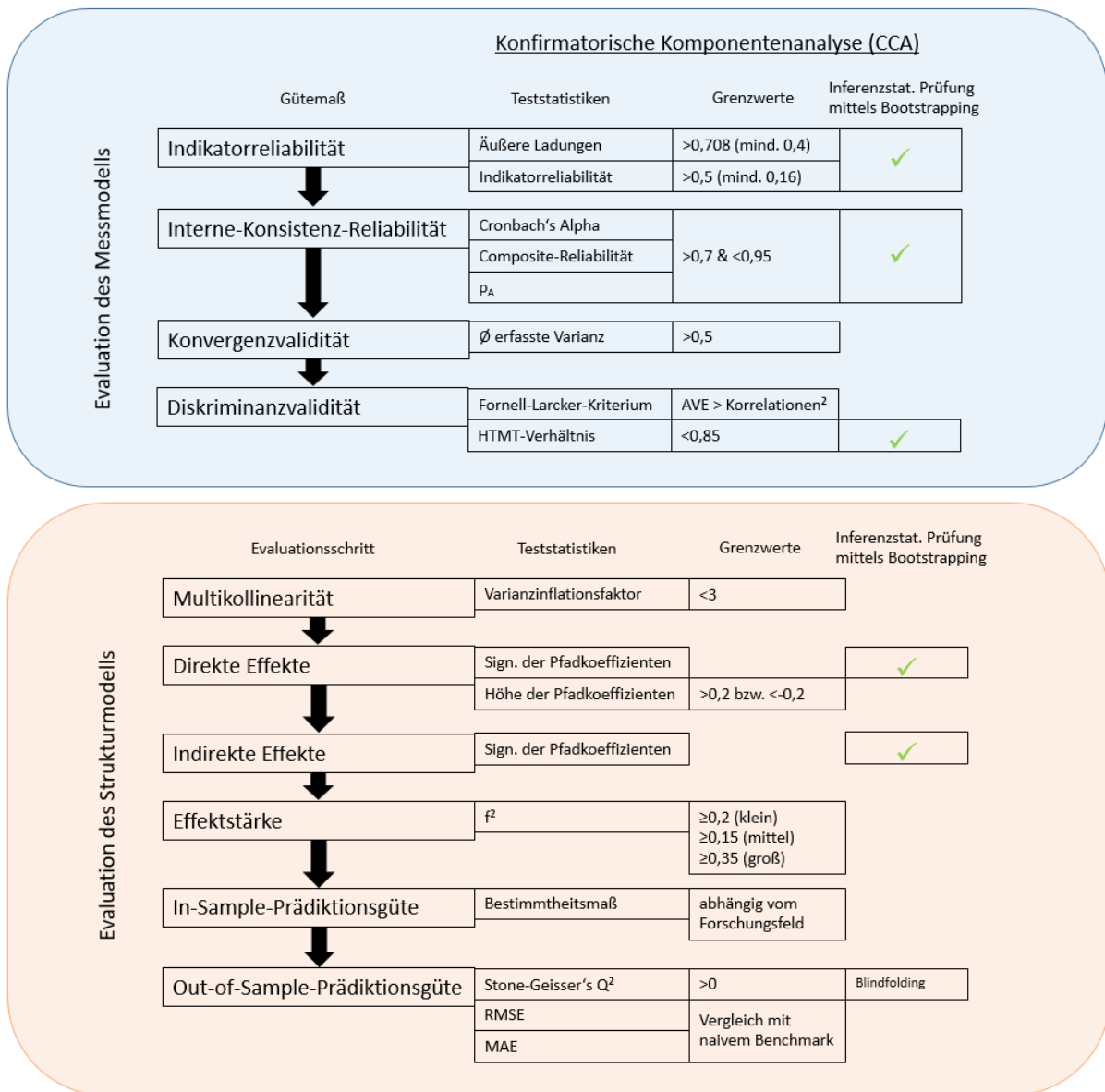


Abbildung A9: Prüfkriterien im Zuge der Evaluation des Mess- und Strukturmodells
Quelle: Eigene Darstellung

A.4.4 Analyse von Gruppenunterschieden

Im Rahmen der Strukturgleichungsmodellierung soll empirisch überprüft werden, ob in Bezug auf die Kund*innenbindung sowie die Einflussgrößen der Kund*innenbindung zwischen Kombinerer*innen beider CarSharing-Systeme und Kund*innen, die nur auf eine CarSharing-Form zurückgreifen, Unterschiede existieren. Die Analyse soll sowohl die Prüfung der Äquivalenz der angenommenen Wirkungszusammenhänge im Kund*innenbindungsmodell umfassen als auch die Identifizierung möglicher Unterschiede in Bezug auf die Ausprägungen der latenten Variablen (vgl. Kapitel 7.2.3). Die Analyse von Gruppenunterschieden setzt voraus, dass die Datengenerierung und die Messung der latenten Variablen bei allen erhobenen Gruppen identisch ablief und potentielle Unterschiede in den Gruppen nicht durch ein unterschiedliches Verständnis über die Konstrukte zustande kommt. Diese Voraussetzung wird als Messinvarianz bzw. Messäquivalenz bezeichnet [vgl. Hair et al. (2018), S.139; Matthews (2017), S.223; Henseler et al. (2016b), S.409; Sarstedt et al. (2011), S.214].

Die Prüfung der Messäquivalenz kann auf Basis des von Henseler et al. (2016b) entwickelten MICOM-Verfahrens²⁰² erfolgen. Bei diesem dreistufigen, hierarchischen Verfahren werden nacheinander die konfigurale Invarianz, die kompositionelle Invarianz sowie die Gleichheit der Mittelwerte und Varianzen der Komponenten überprüft. Konfigurale Invarianz liegt vor, wenn die Gruppen eine identische Parametrisierung des Messmodells aufweisen. Die Anzahl und Wahl der Indikatoren, deren Zuordnung zu den latenten Variablen, die Spezifikation des Messansatzes, die Datenbehandlung sowie die Algorithmuseinstellungen sind folglich gleich [vgl. Henseler et al. (2016b), S.413]. Die Prüfung der konfiguralen Invarianz basiert nicht auf statistischen Tests, sondern erfordert eine qualitative Herangehensweise [vgl. Matthews (2017), S.232].

Kompositionelle Invarianz liegt vor, wenn die Bildung der Konstrukte in den Gruppen identisch erfolgt. Trotz möglicher Unterschiede in den Indikatorgewichten sollte die Korrelation der Komponentenwerte beider Gruppen eins entsprechen. Die Prüfung der Nullhypothese, dass die Komponentenwerte beider Gruppen perfekt miteinander korrelieren, erfolgt mittels des nicht-parametrischen Permutationstests [vgl. Henseler et al. (2016b), S.414].²⁰³ Sind die konfiguralen sowie kompositionellen Invarianzbedingungen erfüllt, liegt eine partielle Messinvarianz vor. Werden die beiden Bedingungen nicht erfüllt, können mittels einer anschließenden Multigruppenanalyse keine validen Ergebnisse generiert werden, was die Durchführung eines Gruppenvergleiches hinfällig macht. Die Etablierung partieller Messinvarianz ermöglicht hingegen einen gruppenbezogenen Vergleich der standardisierten Pfadkoeffizienten [vgl. ebd., S.412f].

Für das Vorliegen voller Messinvarianz müssen die latenten Variablen in den Gruppen zudem gleiche Mittelwerte und Varianzen aufweisen. Die Prüfung erfolgt ebenfalls auf Basis von Permutationstests. Hierzu werden die Differenzen der sich für die Gruppen ergebenden durchschnittlichen Konstruktwerte berechnet. Wenn die Differenzen null betragen bzw. nicht-signifikant sind, kann von gleichen Mittelwerten ausgegangen werden. Für die Prüfung der Varianzäquivalenz werden die Varianzen der Konstruktwerte beider Gruppen ins Verhältnis zueinander gesetzt und danach logarithmiert. Der Logarithmus des Varianzverhältnisses sollte ebenfalls null betragen bzw. nicht-signifikant sein. Mittels des Permutationsverfahrens lassen sich empirische Verteilungen der Differenzen der Mittelwerte und der logarithmierten Varianzverhältnisse generieren. Bei Existenz von voller Messinvarianz liegen die mittleren Differenzen zwischen den 2,5-Prozent- und 97,5-Prozent-Konfidenzintervallgrenzen [vgl. Hair et al. (2018), S.142ff; Matthews (2017), S.234; Henseler et al. (2016b), S.416].

Für den Fall, dass volle Messinvarianz existiert, kann eine Aggregation der Datensätze stattfinden. Die Vergrößerung der Stichprobe hat positive Auswirkungen auf die statistische Power sowie die Generalisierbarkeit der Ergebnisse. Das Vorliegen von Messinvarianz sagt jedoch nichts darüber aus, ob die Pfadkoeffizienten im Strukturmodell zwischen den Gruppen identisch sind. Die Existenz von Strukturinvarianz kann mittels einer dem MICOM-Verfahren anschließenden Multigruppenanalyse untersucht werden. Wenn sich einzelne Pfadkoeffizienten zwischen den Gruppen signifikant voneinander unterscheiden, können binomiale Gruppierungsvariablen in Form von Interaktionstermen bzw. einer Moderatorvariable in das Modell integriert werden [vgl. Henseler et al. (2016b), S.413].

Für die Durchführung einer Multigruppenanalyse wurden verschiedene Ansätze entwickelt. Falls zwei Gruppen verglichen werden sollen, können sowohl parametrische als auch nicht-parametrische Verfahren zum Einsatz

²⁰² Die Abkürzung MICOM steht für „Measurement Invariance of Composite Models“.

²⁰³ Das Vorgehen wird in Henseler et al. (2016b), S.414f beschrieben.

kommen. Mittels der Tests wird die Nullhypothese überprüft, dass die Gruppenunterschiede nicht signifikant sind. Der auf Keil et al. (2000) zurückgehende parametrische Ansatz stellt eine modifizierte Version des t-Tests dar, bei dem die Modelle für jede Gruppe separat geschätzt werden. Auf Basis von Bootstrapping lassen sich anschließend die Standardfehler der Modellparameter generieren. Der parametrische Ansatz setzt normalverteilte und homoskedastische Daten voraus. Zusätzlich zu dieser Inkonsistenz zum PLS-Verfahren, das nicht auf Verteilungsannahmen beruht, weist der Ansatz den Nachteil auf, dass er anfälliger ist für Fehler erster Art [vgl. Sarstedt et al. (2011), S.199f; Nitzl (2010), S.47; Keil et al. (2000), S.312ff]. Falls keine gleichen Varianzen vorliegen, kann alternativ der Welch-Satterthwaite-Test als nichtparametrisches Pendant des parametrischen Tests verwendet werden [vgl. Matthews (2017), S.224].

Chin (2003) schlägt die Verwendung eines nichtparametrischen, permutationsbasierten Ansatzes vor. Im Rahmen des Permutationsverfahrens erfolgt ein zufälliger Austausch von Beobachtungen zwischen den Gruppen. Anschließend werden für jeden der i.d.R. 5.000 Permutationsvorgänge die Modellparameter geschätzt und die gruppenspezifischen Differenzen berechnet. Auf Basis der ermittelten Differenzen kann die Nullhypothese geprüft werden, dass die Pfadkoeffizienten zwischen den Gruppen in der Grundgesamtheit gleich sind [vgl. Hair et al. (2017), S.249; Sarstedt et al. (2011), S.201; Chin (2003), S.33ff]. Der permutationsbasierte Ansatz setzt ähnliche Gruppengrößen voraus, da das Verfahren ansonsten zu verzerrten Ergebnissen führen kann [vgl. Matthews (2017), S.226]. Im Gegensatz zum parametrischen Ansatz sind die Ergebnisse des permutationsbasierten Ansatzes weniger liberal [vgl. Sarstedt et al. (2011), S.211].

Ein weiterer Ansatz ist das von Henseler et al. (2009) entwickelte PLS-MGA-Verfahren (MGA = Multigroup Analysis). Dieses basiert auf dem Prinzip des Bootstrapping. Jedes Bootstrapping-Ergebnis einer Gruppe wird mit allen – i.d.R. 5.000 – Schätzungen desselben Parameters der anderen Gruppe verglichen und gezählt, wie häufig der Parameter der ersten Gruppe größer ist als der Parameter der zweiten Gruppe. Hierdurch lässt sich ein Wahrscheinlichkeitswert ableiten, der für einen einseitigen Test verwendet werden kann [vgl. Hair et al. (2017), S.250; Henseler et al. (2009), S.309]. Das PLS-MGA-Verfahren ermöglicht ausschließlich das Testen einseitiger Hypothesen, da die Bootstrapping-Verteilung nicht symmetrisch sein muss [vgl. Hair et al. (2018), S. 152; Matthews (2017), S.224].

Hair et al. (2018) empfehlen grundsätzlich die Verwendung des Permutationsansatzes, da dieser vorteilhafte statistische Eigenschaften aufweist. Dennoch kann es aus Reliabilitätsgründen sinnvoll sein, die Ergebnisse verschiedener Multigruppenanalysen zu vergleichen [vgl. Hair et al. (2018), S. 170]. Sollen mehr als zwei Gruppen verglichen werden, kann der Vergleich mittels eines Omnibus-Tests erfolgen. Ein paarweiser Vergleich wird hingegen aufgrund des erhöhten Risikos von Fehlern erster Art nicht empfohlen [vgl. Sarstedt et al. (2011), S.198].

A.5 Clusteranalyse

In den folgenden beiden Kapiteln wird das Vorgehen zur Identifizierung von verhaltenshomogenen Nutzer*innengruppen beschrieben. Zunächst erfolgt eine Darstellung der verwendeten Klassifizierungsvariablen. Anschließend werden zwei Clusterverfahren durchgeführt und miteinander verglichen.

A.5.1 Vorbereitung der Clusteranalyse

Die Klassifizierung von CarSharing-Nutzer*innen soll auf Basis zentraler Nutzungscharakteristika erfolgen. Da Unterschiede zwischen Kund*innen insb. in Bezug auf die tageszeitliche Nutzung sowie die Nutzung im Wochenverlauf hypothesiert werden, erfolgt die Berücksichtigung von Buchungshäufigkeiten in Abhängigkeit des Buchungszeitpunktes. Bezogen auf die Buchungshäufigkeiten im Wochenverlauf ergeben sich – aufgrund der Berücksichtigung beider CarSharing-Formen – insgesamt vierzehn Variablen. Für die Erfassung der tageszeitlichen Nutzung wird der Tag in die folgenden vier Zeitscheiben unterteilt:

- 22 – 4 Uhr
- 4 – 10 Uhr
- 10 – 16 Uhr
- 16 – 22 Uhr

Bei der Generierung der Zeitscheiben wurde eine tageszeitliche Einteilung gewählt, die Rückschlüsse über mögliche Nutzungszwecke ermöglichen sollte. So kann beispielsweise bei häufiger Buchung der CarSharing-Fahrzeuge im Zeitfenster von 4 bis 10 Uhr und einer entsprechenden Nutzungsdauer die Annahme getroffen werden, dass die Fahrzeuge im Rahmen arbeitsbezogener bzw. dienstlicher Wege zum Einsatz kommen. Bei kürzeren Buchungen während des nächtlichen Zeitfensters können bspw. Freizeitwege vermutet werden.

Neben den Buchungshäufigkeiten sollen auch die Nutzungsdauern mit free-floating sowie stationsbasierten Fahrzeugen sowie die zurückgelegten Distanzen einfließen. Anstelle des arithmetischen Mittels werden die Mediane verwendet. Dies hat den Vorteil, dass von einzelnen, sehr lange andauernden Urlaubsfahrten keine verzerrende Wirkung ausgeht. Zur Erfassung der Konstanz der Nutzungsintensität werden zudem die Standardabweichungen der beiden Variablen berücksichtigt. Komplettiert wird die Auswahl an Klassifizierungsvariablen durch den Anteil an Rundbuchungen und den Anteil an One-Way Fahrten mit free-floating Fahrzeugen.

Die sich hierdurch ergebenden 32 Variablen erweisen sich für eine direkte Nutzung im Rahmen einer Clusteranalyse als problematisch, da sie zum Teil hohe Korrelationen aufweisen. Hohe Multikollinearität sollte im Zuge einer Clusteranalyse vermieden werden, da hieraus eine unbeabsichtigte Gewichtung der Variablen resultieren kann [vgl. Fromm (2012), S.193; Hair et al. (2006), S.582; Jolliffe (2002), S.211]. Eine bivariate Überprüfung der Korrelationen zeigt zum Teil hohe signifikante Zusammenhänge zwischen den Variablen. Aus diesem Grund sowie aufgrund der Vielzahl der in die Clusteranalyse einfließenden Variablen erscheint eine der Clusteranalyse vorangestellte Variablenverdichtung zielführend [vgl. Bartholomew et al. (2008), S.117]. Ein mit der Variablenverdichtung einhergehender Vorteil ist, dass der Einfluss irrelevanter oder messfehlerbehafteter Variablen reduziert wird [vgl. Bacher et al. (2010), S.459; Schendera (2010), S.296].

Eine Verdichtung der Variablen kann mittels einer Faktorenanalyse oder einer Hauptkomponentenanalyse (engl.: Principal Component Analysis; kurz: PCA) erreicht werden. Bei den beiden aufgeführten Verfahrensarten handelt es sich – ebenso wie bei der Clusteranalyse – um multivariate und explorative Ansätze [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.334; Schendera (2010), S.217]. Im Gegensatz zur Clusteranalyse werden anstelle von Objekten allerdings Variablen gruppiert [vgl. Hair et al. (2006), S.559]. Ziel der Verfahren ist es, eine Orthogonalisierung zu erzeugen, also Faktoren bzw. Hauptkomponenten, die nicht miteinander korrelieren und sich daher für den Einsatz im Rahmen der Clusteranalyse eignen.

Die PCA enthält kein Fehlermodell, daher ist sie im engeren Sinne der Faktorenanalyse nicht zuzuordnen [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.163; Wolf & Bacher (2010), S.349]. Während im Zuge der Faktorenanalyse eine Segmentierung der Varianz in einen gemeinsamen Varianzanteil sowie einen Einzelrestvarianzanteil stattfindet [vgl. Backhaus et al. (2018), S.392; Wolf & Bacher (2010), S.348], wird im Rahmen der PCA die Annahme getroffen, dass die gesamte Varianz der Variablen durch die Komponenten aufgeklärt werden kann. Im Rahmen der PCA wird folglich die gesamte Varianz berücksichtigt, während bei der Faktorenanalyse davon ausgegangen wird, dass die Faktoren nur die gemeinsame Varianz erklären [vgl. Field (2018), S.788; Tabachnick & Fidell (2014),

S.662]. Ein weiterer Unterschied zwischen beiden Verfahrensarten ist, dass bei Hauptkomponentenanalysen exakte Komponentenwerte bestimmt werden können, da sich die Hauptkomponenten als Linearkombination der Variablen darstellen [vgl. Field (2018), S.780; Bartholomew et al. (2008), S.122; Velicer & Fava (1998), S.245]. Bei der Verwendung von Faktorenanalysen ist die Bestimmung von Faktorenwerten nur approximativ möglich [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.349; Schendera (2010), S.187].

Die Lösungen von Faktoren- sowie Hauptkomponentenanalysen sind oftmals sehr ähnlich, weshalb die Entscheidung für eine der beiden Verfahrensarten häufig von geringerer Bedeutung ist [vgl. Guadagnoli & Velicer (1988), S.266; Cliff (1987), S.349]. Da die PCA besonders für eine Reduzierung sowie Orthogonalisierung von Variablen geeignet ist, kommt sie im Rahmen der vorliegenden Arbeit zum Einsatz [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.688; Wolf & Bacher (2010), S.349]. Sowohl für die PCA als auch für die im Nachgang durchgeführte Clusteranalyse wird SPSS Statistics 28 des Herstellers IBM genutzt.

Mit Hauptkomponentenanalysen wird das Ziel verfolgt, mittels weniger Komponenten die Gesamtvarianz der manifesten Variablen möglichst gut zu erklären [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.688; Schendera (2010), S.191; Bartholomew et al. (2008), S.117; Widaman (2007), S.187]. Im Gegensatz zur Faktorenanalyse werden die anfänglichen Kommunalitäten²⁰⁴ im Rahmen der PCA nicht geschätzt, sondern nehmen den Wert eins an [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.163; Schendera (2010), S.195]. Im Zuge der Extraktionsphase werden Komponenten auf die Weise extrahiert, dass sie einen möglichst hohen Anteil der Gesamtvarianz erklären [vgl. Bartholomew et al. (2008), S.117]. Die Extraktion erfolgt nach dem Prinzip der bedingten Varianzmaximierung. Hiernach liegt die erste Hauptkomponente so nah wie möglich an den Variablen. Für nachfolgende Komponenten erfolgt eine Herausparsialisierung des Einflusses vorheriger Komponenten, weshalb die Anteile an erklärter Varianz bzw. die Eigenwerte²⁰⁵ mit jeder Komponente abnehmen [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.150f; Wolf & Bacher (2010), S.336f].

Die Kommunalitäten nach der Extraktionsphase errechnen sich aus den Quadratsummen der Ladungen der Hauptkomponenten und zeigen an, wie viel der Variablenvarianz durch die Komponenten erklärt werden können [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.356; Schendera (2010), S.225]. Da im Regelfall eine reduzierte Komponentenlösung verwendet wird²⁰⁶, nehmen die Kommunalitäten nach der Extraktion Werte von unter eins an. Gemäß Schendera (2010) sollten Kommunalitäten mindestens 0,4 betragen, Kommunalitäten über 0,8 können als hoch beurteilt werden [vgl. Schendera (2010), S.225].

Bevor die PCA durchgeführt wird, empfiehlt es sich, die grundsätzliche Eignung der Daten für eine Variablenverdichtung zu prüfen. Als Teststatistiken werden hierfür im Allgemeinen das Kaiser-Meyer-Olkin-Maß sowie der Bartlett-Test auf Sphärizität verwendet. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Maß „gibt den Anteil der Varianz in den untersuchten Variablen an, der auf gemeinsamer Varianz basiert [...]“ [Schendera (2010), S.263]. Für den vorliegenden Datensatz ergibt sich ein Wert von 0,877. Gemäß Kaiser & Rice (1974) kann ein solcher Wert als „meritorious“ (dt.: verdienstvoll) beurteilt werden, was für die grundsätzliche Faktorierbarkeit der Daten spricht [vgl. Kaiser & Rice (1974), S.112]. Das Kaiser-Meyer-Olkin-Maß baut auf den Measure of Sample Adequacy-Werten (MSA) auf, die Auskunft über die Eignung der einzelnen, in die Hauptkomponentenanalyse einfließenden Variablen geben. Die MSA-Werte sollten idealerweise über 0,8 liegen. MSA-Werte unter 0,5 können als kritisch angesehen werden [vgl. Schendera (2010), S.265]. Wie in Tabelle A8 ersichtlich, erfüllen im vorliegenden Datensatz alle Variablen die Mindestanforderung.²⁰⁷

Mittels des Bartlett-Tests wird geprüft, ob es sich bei der empirischen Korrelationsmatrix um eine Einheitsmatrix handelt. Es wird folglich die Hypothese überprüft, ob die Variablen unkorreliert sind [vgl. Backhaus et al. (2018), S.376; Field (2018), S.799; Tabachnick & Fidell (2014), S.667; Schendera (2010), S.245]. Die Nullhypothese unkorrelierter Variablen kann im vorliegenden Datensatz auf dem 0,1%-Signifikanzniveau verworfen werden

²⁰⁴ Eine Kommunalität stellt den Anteil der Varianz einer Variable dar, der durch die Faktoren bzw. Hauptkomponenten erklärt wird [vgl. Schendera (2010), S.183].

²⁰⁵ Der Eigenwert gibt Auskunft über den Anteil der Varianzaufklärung einer Hauptkomponente bzw. eines Faktors an der gesamten Varianz [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.341].

²⁰⁶ Andernfalls wäre die Durchführung einer Hauptkomponentenanalyse zweckbefreit.

²⁰⁷ Zu beachten ist an dieser Stelle, dass zwei Zeitscheiben (10-16 Uhr) im Zuge der Prüfung der Stichprobeneignung nicht berücksichtigt wurden, da ansonsten - aufgrund der Überbestimmtheit des Gleichungssystems - die für die Angabe der MSA-Werte erforderliche Anti-Image-Matrix der Korrelationen durch SPSS nicht angezeigt werden konnte [vgl. Harz (2016), S.24]. Die Wahl der Eliminierung erfolgte willkürlich.

(Chi-Quadrat (435) = 32967,277; $p < 0,001$). Als letztes Prüfkriterium wird die Stichprobengröße herangezogen. Diese sollte mindestens drei Mal so groß sein wie die Anzahl an Variablen [vgl. Backhaus et al. (2018), S.429; Wentura & Pospeschill (2015), S.162; Velicer & Fava (1998), S.242]. Diese Voraussetzung ist bei 1.210 Kund*innen und 32 Variablen erfüllt. Zusammenfassend sind die verwendeten Daten für eine Reduzierung der dimensional Struktur geeignet.

Im Anschluss an den ersten Durchlauf der PCA muss die Anzahl der zu extrahierenden Komponenten festgelegt werden. Hierbei muss zwischen einer hohen Approximationsgüte sowie einer möglichst hohen Dimensionsreduktion abgewogen werden [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.339]. Es existiert eine Vielzahl an verschiedenen Entscheidungskriterien. Gemäß des häufig verwendeten Kaiser Eigenwert-Kriteriums werden nur Komponenten mit Eigenwerten größer gleich eins extrahiert. Hierdurch wird gewährleistet, dass die Komponenten mindestens so viel Varianz binden wie durch die Variablen eingebracht wird [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.151]. Das Eigenwert-Kriterium kann kritisch gesehen werden, da hierdurch oftmals eine zu hohe Anzahl an Komponenten erzeugt wird (overextraction) [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.152; Wolf & Bacher (2010), S.343; Velicer & Fava (1998), S.248; Zwick & Velicer (1982), S.265].

Gemäß Simulationsstudien zeigen andere Methoden, wie die Parallelanalyse nach Horn (1965), gute Ergebnisse und sind daher zu präferieren [vgl. Field (2018), S.792; Wolf & Bacher (2010), S.343; Fabrigar et al. (1999), S.279; Humphreys & Montanelli (1975), S.193ff; Horn (1965), S.179ff]. Im Zuge der Parallelanalyse findet ein Vergleich der empirischen Eigenwerte mit auf Zufallsdaten basierenden Eigenwerten statt.²⁰⁸ Es werden diejenigen Komponenten extrahiert, deren empirische Eigenwerte über den 95%-Perzentilen der zufällig generierten Eigenwerte liegen [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.342f; Jolliffe (2002), S.117; O'Conner (2000), S.397]. Auch eine visuelle Festlegung der Komponentenanzahl mittels Scree-Plot wird von verschiedenen Autor*innen empfohlen [z.B. Eid et al. (2017), S.938; Pituch & Stevens (2016), S.344; Zwick & Velicer (1982), S.266; Cattell & Vogelmann (1977), S.322]. Hierbei werden die Eigenwerte der Komponenten in einem Liniendiagramm abgetragen. Die zu wählende Komponentenanzahl liegt links neben der Stelle (bzw. den Stellen), an der (denen) im Linienverlauf ein Knick verortet werden kann [vgl. Cattell (1966), S.245ff].

Im vorliegenden Fall kommen die verwendeten Analysemethoden zu identischen Ergebnissen. Entsprechend Kaisers Eigenwert-Kriterium sowie Horns Parallelanalyse²⁰⁹ sollten sechs Komponenten extrahiert werden. Gemäß des Screeplots sind Lösungen mit vier oder sechs Komponenten möglich (vgl. Abbildung A10). Die Entscheidung fällt daher zugunsten der Lösung mit sechs Komponenten. Diese sind in der Lage 72,5 Prozent der Varianz der 32 Variablen zu erklären.

Der Anteil der durch die Komponenten erklärten Varianz erweist sich bei den meisten Variablen als gut oder zufriedenstellend (vgl. Spalte „Kommunalitäten (nach Extraktion)“ der Tabelle A8). Einzig die beiden nächtlichen Zeitscheiben haben Werte von unter 0,4 und sind daher kritisch zu beurteilen [vgl. Schendera (2010), S.225]. Als Grund kann die i.d.R. geringere Buchungshäufigkeit zu nächtlichen Zeiten, insb. mit stationsbasierten Fahrzeugen, angeführt werden. Zwecks der vollständigen Erfassung der Buchungsanzahl im Zeitverlauf werden die beiden Variablen nicht eliminiert. Aufgrund des großen Stichprobenumfangs sind einzelne, geringe Kommunalitäten zudem weniger schwerwiegend [vgl. Mundfrom et al. (2005), S.166f].

Im Anschluss an die Extraktionsphase kann eine Lösungsrotation sinnvoll sein, da sich die Interpretierbarkeit der Hauptkomponenten hierdurch oftmals verbessern lässt [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.686; Wolf & Bacher (2010), S.344]. Die Komponenten werden auf die Weise rotiert, dass eine Maximierung der Varianz der quadrierten Ladungen pro Komponente stattfindet [vgl. Bortz & Schuster (2010), S.420]. Der Anteil der durch die Komponenten aufgeklärten Gesamtvarianz wird durch die Rotation nicht verändert [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.661]. Es verschieben sich jedoch die relativen Varianzanteile [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.158].

²⁰⁸ Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden die Eigenwerte auf Basis von 1.000 zufällig generierten Datensätzen bestimmt.

²⁰⁹ Für die Durchführung der Parallelanalyse wurde die von O'Conner (2000) bereitgestellte SPSS Syntax verwendet [vgl. O'Conner (2000), S.400f].

Tabelle A8: MSA-Werte und Kommunalitäten

	Variable	MSA-Werte	Kommunalitäten (nach Extraktion)
Free-floating Nutzung	Buchungen montags	0,971	0,879
	Buchungen dienstags	0,944	0,871
	Buchungen mittwochs	0,970	0,887
	Buchungen donnerstags	0,960	0,900
	Buchungen freitags	0,949	0,896
	Buchungen samstags	0,947	0,771
	Buchungen sonntags	0,946	0,849
	Buchungen 22 – 4 Uhr	0,750	0,320
	Buchungen 4 – 10 Uhr	0,839	0,669
	Buchungen 10 – 16 Uhr	n.a.	0,775
	Buchungen 16 – 22 Uhr	0,865	0,786
	Anteil Rundbuchungen	0,695	0,745
	Anteil One-Way Fahrten	0,725	0,746
	Median Nutzungsdauer	0,605	0,837
	SD Nutzungsdauer	0,588	0,764
	Median Buchungsdistanz	0,606	0,769
SD Buchungsdistanz	0,613	0,757	
Stationsbasierte Nutzung	Buchungen montags	0,950	0,730
	Buchungen dienstags	0,925	0,746
	Buchungen mittwochs	0,932	0,788
	Buchungen donnerstags	0,950	0,796
	Buchungen freitags	0,959	0,781
	Buchungen samstags	0,916	0,685
	Buchungen sonntags	0,955	0,736
	Buchungen 22 – 4 Uhr	0,825	0,166
	Buchungen 4 – 10 Uhr	0,758	0,577
	Buchungen 10 – 16 Uhr	n.a.	0,791
	Buchungen 16 – 22 Uhr	0,780	0,698
	Median Nutzungsdauer	0,539	0,837
	SD Nutzungsdauer	0,564	0,764
	Median Buchungsdistanz	0,558	0,769
SD Buchungsdistanz	0,561	0,757	

Quelle: Eigene Darstellung

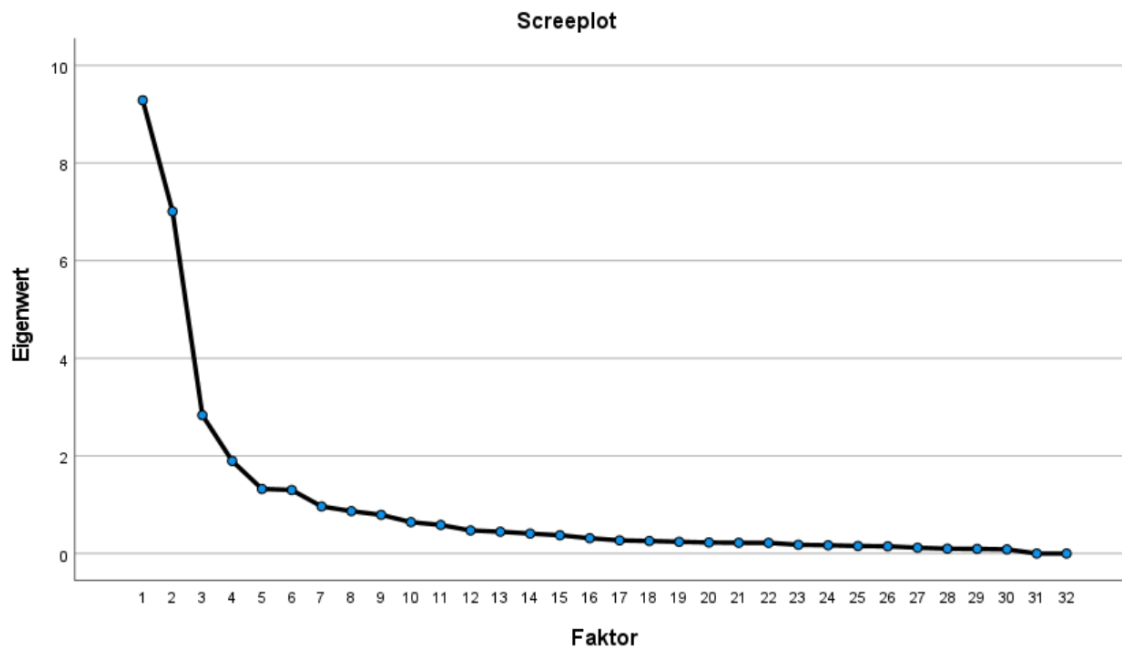


Abbildung A10: Screepplot der Eigenwerte aller Komponenten

Quelle: Eigene Darstellung

Es stehen grundsätzlich zwei verschiedene Rotationsmethoden zur Verfügung. Nach orthogonalen Rotationen stehen die Komponenten rechtwinklig zueinander. Im Gegensatz hierzu erlauben oblique Rotationsverfahren korrelierte Hauptkomponenten, was der Realität i.d.R. eher entspricht [vgl. Tabachnick & Fidell (2014), S.690; Schendera (2010), S.205; Giering (2000), S.76]. Es ist daher empfehlenswert, zuerst eine oblique Rotation durchzuführen und die Korrelationen der Hauptkomponenten zu prüfen. Da diese im vorliegenden Fall gering sind²¹⁰, wird anstelle einer obliquen Rotation mit der Varimax-Methode ein für die anschließende Clusteranalyse passenderes orthogonales Rotationsverfahren gewählt [vgl. Field (2018), S.794; Wolf & Bacher (2010), S.346; Browne (2001), S.126].

Die sich aus der Rotation ergebenden Komponentenladungen können Tabelle A9 entnommen werden. Die Ladungen stellen die Korrelationen zwischen den Variablen und den Komponenten dar. Die Beurteilung der Höhe der Komponentenladungen ist abhängig von der Forschungsdisziplin [vgl. Wolf & Bacher (2010), S.346]. Während manche Autor*innen bereits Faktorladungen ab 0,3 als bedeutsam ansehen [vgl. z.B. Eid et al. (2017), S.932], wählen andere den Grenzwert bei 0,4 [z.B. Pituch & Stevens (2016), S.346; Homburg & Giering (1996), S.8] oder 0,5 [z.B. Backhaus et al. (2018), S.399].

Wie in der Tabelle zu erkennen ist, weisen fast alle Variablen hohe Ladungen auf eine der Komponenten auf, was der Interpretierbarkeit der Komponentenlösung zuträglich ist. Kreuzladungen existieren nicht. Der Quotient aus der höchsten quadrierten Komponentenladung einer jeden Variable sowie der quadrierten Kommunalität sollte größer als 0,5 sein [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.159; Bortz & Schuster (2010), S.422f]. Dies ist im vorliegenden Datensatz der Fall, weshalb sichergestellt ist, dass mehr als die Hälfte der aufgeklärten Varianz der jeweiligen Variablen auf eine Komponente entfällt.

Anhand der Ladungen lässt sich eine inhaltliche Interpretation der Komponenten durchführen. Auf die erste Komponente laden alle Zeitscheiben mit free-floating Bezug positiv. Die erste Komponente beschreibt folglich die Buchungshäufigkeit mit free-floating Fahrzeugen. Dasselbe trifft auf die zweite Komponente zu, nur, dass diese die Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen widerspiegelt. Einzig die nächtliche Zeitscheibe weist etwas geringere Komponentenladungen auf, was vermutlich darauf zurückzuführen ist, dass stationsbasierte CarSharing-Fahrzeuge selten in den Nachtstunden entliehen werden. Auf die dritte Komponente laden die Mediane sowie Standardabweichungen der free-floating Nutzungsdauer und Buchungsdistanz positiv. Die dritte

²¹⁰ Die höchste Korrelation existiert zwischen den Hauptkomponenten eins und sechs und beträgt 0,237.

Komponente beschreibt folglich längere Buchungen mit JoeCar-Fahrzeugen. Etwas anders verhält es sich im stationsbasierten Fall. Hier laden die Mediane sowie die Standardabweichungen auf getrennte Komponenten. Als Grund hierfür kann angeführt werden, dass die Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen einer höheren Streuung unterliegt, da die Fahrzeuge auch für längere Urlaubsfahrten eingesetzt werden können, während die JoeCar-Fahrzeuge während des Untersuchungszeitraums nur maximal 72 Stunden entliehen werden konnten. Auf die letzte Komponente lädt der Anteil an One-Way Fahrten positiv und der Anteil an Rundbuchungen negativ. Die sechste Komponente beschreibt daher Buchungen, bei denen die JoeCar-Fahrzeuge für direkte Fahrten genutzt werden. Auch die nächtliche free-floating Zeitscheibe besitzt eine Komponentenladung von 0,242. Dies deutet darauf hin, dass Direktbuchungen insb. zu späteren Tageszeiten stattfinden.

Für alle Kund*innen werden auf Basis der Ladungen sechs Komponentenwerte berechnet, die in die anschließende Clusteranalyse – anstelle der 32 Klassifizierungsvariablen – einfließen sollen.

A.5.2 Durchführung der Clusteranalyse

Sowohl die k-means- als auch die Two-Step-Methode können als mögliche Clusterverfahren in Betracht gezogen. In bisherigen Forschungsvorhaben zum CarSharing kommen sowohl das Two-Step- [z.B. Schmitt (2019); Qian et al. (2017); Seign (2014)] als auch das k-means-Verfahren [z.B. Reiffer et al. (2020a); Bi et al. (2020); Boonsiripant et al. (2020); Reiffer et al. (2019a); Reiffer et al. (2019b); Harz (2016); Morency et al. (2011)] zum Einsatz. Aufgrund der ausschließlichen Verwendung metrischer Klassifizierungsvariablen können für die vorliegende Arbeit grundsätzlich beide Verfahren verwendet werden. Auf Basis eines Vergleichs der durch beide Verfahren generierten Clusterlösungen soll eine Entscheidung über die letztliche Auswahl der Verfahrensart getroffen werden.

Mittels des Two-Step-Verfahrens kann – im Gegensatz zum k-means-Ansatz – eine durch das Programm empfohlene Clusteranzahl ausgegeben werden. Als optimale Clusteranzahl wird diejenige Anzahl festgelegt, bei der das Verhältnis der Distanzmaße maximiert wird [vgl. Schendera (2010), S.106f]. Im vorliegenden Datensatz findet die Maximierung bei zwei Clustern statt.²¹¹ Trotz dieser auf statistischen Kriterien basierenden Empfehlung wird von einer 2-Clusterlösung Abstand genommen, da sie keine ausreichend differenzierte Klassifizierung der Car-Sharing-Nutzer*innen ermöglicht. In ihrer Evaluation des Two-Step Clusterverfahrens führen Bacher et al. (2004) zudem an, dass der Algorithmus bei Existenz weniger Klassifizierungsvariablen nicht immer die korrekte Clusteranzahl bestimmt [vgl. Bacher et al. (2004), S.8ff]. In der vorliegenden Arbeit fließen aufgrund der Vorverdichtung der Variablen nur sechs Hauptkomponenten in die Clusteranalyse ein. Aufgrund dieser geringen Anzahl an Variablen erscheint es sinnvoll, bei der Bestimmung der Clusteranzahl prioritär die inhaltliche Interpretierbarkeit sowie die Stabilität der Clusterlösungen heranzuziehen [vgl. Bacher et al. (2010), S.471]. Zum Zwecke einer intuitiven Interpretierbarkeit sollten die gebildeten Cluster Unterschiede in Bezug auf die Klassifizierungsvariablen aufweisen [vgl. Hair et al. (2006), S.595]. Zudem empfiehlt sich die Vermeidung von Clustern, die nur sehr wenige Objekte enthalten [vgl. ebd., S.595].

Weitere hohe Werte des Verhältnisses der Distanzmaße ergeben sich für Clusterlösungen mit sechs, sieben sowie zwölf Clustern. Im Falle der Verwendung des k-means-Verfahrens wird die Durchführung mehrerer Durchläufe mit unterschiedlichen Konfigurationen empfohlen [vgl. Wentura & Pospeschill (2015), S.172; Everitt et al. (2011), S.130; Wiedenbeck & Züll (2010), S.534]. Auf Grundlage statistischer Kennwerte kann die Bandbreite möglicher Clusterlösungen reduziert werden, was für die Durchführbarkeit des im Anschluss stattfindenden, inhaltlichen Vergleichs zuträglich ist. Für den statistischen Vergleich existieren mehrere Teststatistiken. Im Rahmen dieser Arbeit werden die ETA-Teststatistik als Kriterium der erklärten Streuung, die PRE-Teststatistik als Kriterium der relativen Verbesserung im Vergleich zu der vorausgehenden Clusterlösung sowie die F-MAX-Teststatistik als Kriterium des besten Varianzverhältnisses berücksichtigt [vgl. Schendera (2010), S.130f; Bacher (2001), S.78ff].

²¹¹ Verwendet wurde das Log-Likelihood Distanzmaß.

Tabelle A9: Matrix mit Komponentenladungen

	Variable	Komp. 1	Komp. 2	Komp. 3	Komp. 4	Komp. 5	Komp. 6
Free-floating Nutzung	Buchungen montags	0,936	0,038	-0,010	-0,006	0,012	0,032
	Buchungen dienstags	0,927	0,075	-0,015	-0,012	-0,017	0,073
	Buchungen mittwochs	0,939	0,050	0,000	-0,007	0,021	0,052
	Buchungen donnerstags	0,946	0,050	-0,013	-0,009	0,003	0,056
	Buchungen freitags	0,944	0,060	0,002	0,000	0,022	0,034
	Buchungen samstags	0,873	0,035	0,014	-0,008	0,084	-0,010
	Buchungen sonntags	0,919	0,040	0,003	-0,005	0,027	0,032
	Buchungen 22 – 4 Uhr	0,506	0,047	-0,031	0,021	-0,048	0,242
	Buchungen 4 – 10 Uhr	0,816	0,046	0,032	0,021	-0,005	-0,018
	Buchungen 10 – 16 Uhr	0,874	0,085	0,010	-0,026	0,045	-0,017
	Buchungen 16 – 22 Uhr	0,882	0,006	-0,039	-0,019	0,034	0,071
	Anteil Rundbuchungen	-0,112	0,020	0,056	-0,029	-0,011	-0,853
	Anteil One-Way Fahrten	0,125	-0,002	-0,150	-0,027	-0,041	0,840
	Median Nutzungsdauer	-0,086	0,035	0,758	0,186	-0,102	-0,188
	SD Nutzungsdauer	0,104	0,043	0,765	-0,028	0,172	0,044
Median Buchungsdistanz	-0,145	-0,018	0,695	0,129	-0,136	-0,137	
SD Buchungsdistanz	0,093	-0,050	0,735	-0,080	0,247	0,023	
Stationsbasierte Nutzung	Buchungen montags	0,041	0,853	0,004	0,005	-0,007	-0,011
	Buchungen dienstags	0,070	0,860	0,025	-0,025	-0,032	0,014
	Buchungen mittwochs	0,038	0,887	0,017	-0,020	-0,018	-0,006
	Buchungen donnerstags	0,058	0,889	0,006	-0,037	0,022	-0,003
	Buchungen freitags	0,048	0,881	-0,001	-0,020	0,013	-0,030
	Buchungen samstags	0,008	0,824	-0,052	-0,034	0,044	-0,020
	Buchungen sonntags	0,032	0,856	-0,007	-0,025	0,027	-0,030
	Buchungen 22 – 4 Uhr	0,071	0,365	0,005	-0,049	-0,004	0,160
	Buchungen 4 – 10 Uhr	0,031	0,744	0,076	0,059	0,005	-0,111
	Buchungen 10 – 16 Uhr	0,057	0,886	-0,026	-0,030	0,016	-0,035
	Buchungen 16 – 22 Uhr	0,020	0,829	-0,039	-0,068	0,002	0,059
	Median Nutzungsdauer	0,001	-0,054	0,053	0,886	0,213	0,018
	SD Nutzungsdauer	0,019	0,014	0,048	0,253	0,835	0,018
	Median Buchungsdistanz	-0,008	-0,112	0,114	0,856	0,098	-0,017
SD Buchungsdistanz	0,059	0,036	0,096	0,070	0,857	-0,052	

Quelle: Eigene Darstellung, Komponentenladungen >0,5 in grün, Komponentenladungen >0,3 in gelb

Eine Berechnung der Teststatistiken erfolgt für insgesamt zwölf Clusterlösungen. Die Ergebnisse sind in Tabelle A10 abgetragen. Die ETA-Teststatistik zeigt, dass sich die aufgeklärte Streuung beim Übergang von der 5er- zur 6er-Clusterlösung sowie von der 7er- zur 8er- und von der 9er- zur 10er-Lösung nur unwesentlich verbessert. Die Lösungen mit fünf, sieben und neun Clustern können daher als potenzielle Kandidaten identifiziert werden. Zum selben Ergebnis kommt auch die PRE-Teststatistik. In Bezug auf die F-MAX-Teststatistik, die den Vorteil der Unabhängigkeit von der Clusteranzahl aufweist [vgl. Bacher (2001), S.79], fällt die Wahl auf die Lösung mit neun Clustern.

Tabelle A10: Teststatistiken für zwölf Clusterlösungen

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Eta	0,00	0,11	0,21	0,30	0,38	0,41	0,50	0,53	0,62	0,63	0,64	0,66
Pre	0,00	0,11	0,11	0,11	0,12	0,04	0,15	0,07	0,18	0,04	0,02	0,04
F- Max	0,00	151,68	163,94	171,09	186,08	165,44	199,06	196,95	240,57	229,43	214,37	208,18

Quelle: Eigene Darstellung

Auf Basis der im Rahmen der k-means- sowie Two-Step-Analysen ermittelten statistischen Kriterien werden Lösungen mit fünf, sechs, sieben, acht sowie neun Clustern für den inhaltlichen Vergleich herangezogen. Von der Berücksichtigung einer geringeren Clusteranzahl von unter fünf wird abgesehen, da vermutet wird, dass hierdurch Informationen bei der Beschreibung der CarSharing-Nutzungsvielfalt verloren gehen könnten. Eine Clusteranzahl von über neun wird mit Blick auf die Handhabbarkeit der Clusterlösung außer Acht gelassen [vgl. Backhaus et al. (2018), S.439]. Verglichen werden die clusterbezogenen Durchschnittswerte der free-floating und stationsbasierten Buchungshäufigkeit, die mittleren Nutzungsdauern sowie der Anteil an One-Way Fahrten. Die beiden Tabellen mit den Ergebnissen der insgesamt zehn Clusteranalysen befinden sich in Anhang B (vgl. Tabelle B2 und Tabelle B3).

Der Vergleich der beiden Verfahrensarten zeigt, dass das Two-Step Verfahren tendenziell ausgeglichener Cluster bildet. Aufgrund des verwendeten euklidischen Distanzmaßes neigt das k-means Verfahren im vorliegenden Datensatz zur Bildung von Clustern mit sehr unterschiedlichen Clustergrößen. So liegt bspw. das Größenverhältnis zwischen dem größten und kleinsten Cluster bei der Lösung mit sechs Clustern bei 326, wohingegen es beim entsprechenden Two-Step-Pendant bei knapp elf liegt. Grundsätzlich sollten zu geringe Clustergrößen aufgrund der i.d.R. geringeren Stabilität der Lösung vermieden werden [vgl. Bacher et al. (2010), S.18].

Als Differenzierungskriterium bei der Bildung der kleinen Cluster fungiert hauptsächlich die mittlere Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen. So existieren bspw. drei Cluster mit durchschnittlichen Nutzungsdauern von über einem Tag. Fasst man alle drei Cluster zusammen, ergibt sich eine Clustergröße von lediglich 48 Kund*innen. Für die vorliegende Arbeit ist eine feine Ausdifferenzierung der Cluster auf Basis der Nutzungsdauern von geringerem Interesse als eine Differenzierung auf Basis der Buchungshäufigkeiten. Die Bildung eines Clusters, welches längere durchschnittliche Nutzungsdauern (>24 h) mit stationsbasierten Fahrzeugen abdeckt, erscheint daher ausreichend. Dies trifft auf das Two-Step-Clusterverfahren zu. Aus diesen Gründen fällt die Entscheidung hinsichtlich der Wahl des Clusterverfahrens auf die Two-Step-Methode. Diese erlaubt eine intuitive Interpretierbarkeit der Lösungen, ohne Cluster von zu geringer Größe zu bilden. Zudem scheint die Zuordnung der Objekte zu einzelnen Clustern bei unterschiedlichen Clusterlösungen im Rahmen des Two-Step-Verfahrens eine höhere Stabilität aufzuweisen. In Abbildung A11 sowie Abbildung A12 ist die anteilmäßige Zuordnung exemplarisch für den Übergang der 8er- in die 9er-Clusterlösung für beide Methoden dargestellt. Es ist zu erkennen, dass bei den meisten Clustern nur geringe Anteile in neue bzw. andere Cluster übergehen. Das vierte Cluster wird hingegen aufgespalten und fließt in die neuen Cluster mit den Nummern vier und fünf ein. Im Gegensatz hierzu findet bei Verwendung des k-means-Verfahrens eine Aufspaltung dreier Cluster statt. Die Kund*innen aus Cluster 2 verteilen sich zudem in der 9er-Lösung auf viele verschiedene Cluster, weshalb von einer geringeren Stabilität dieser Lösung ausgegangen werden kann.

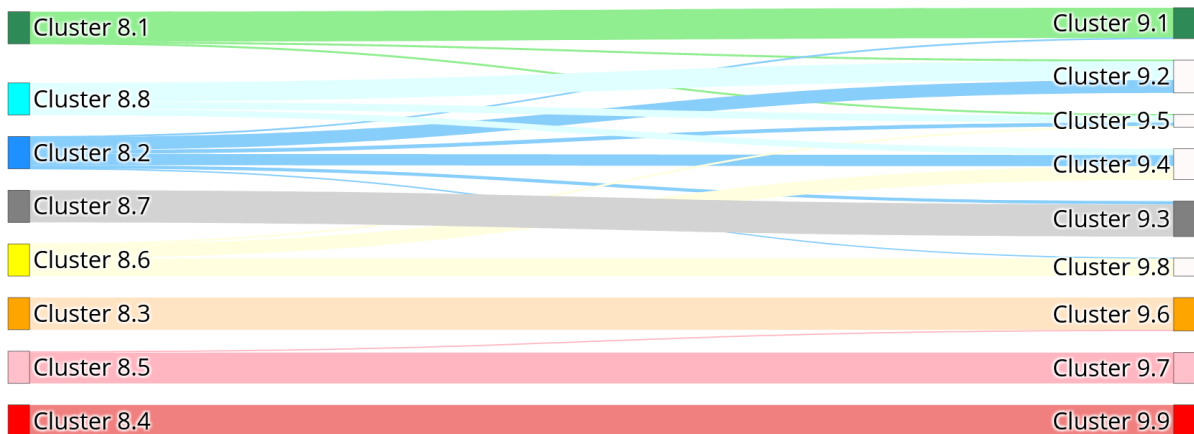


Abbildung A11: Anteilsmäßige Übergänge von einer 8er- in eine 9er-Clusterlösung (k-means)

Quelle: Eigene Darstellung

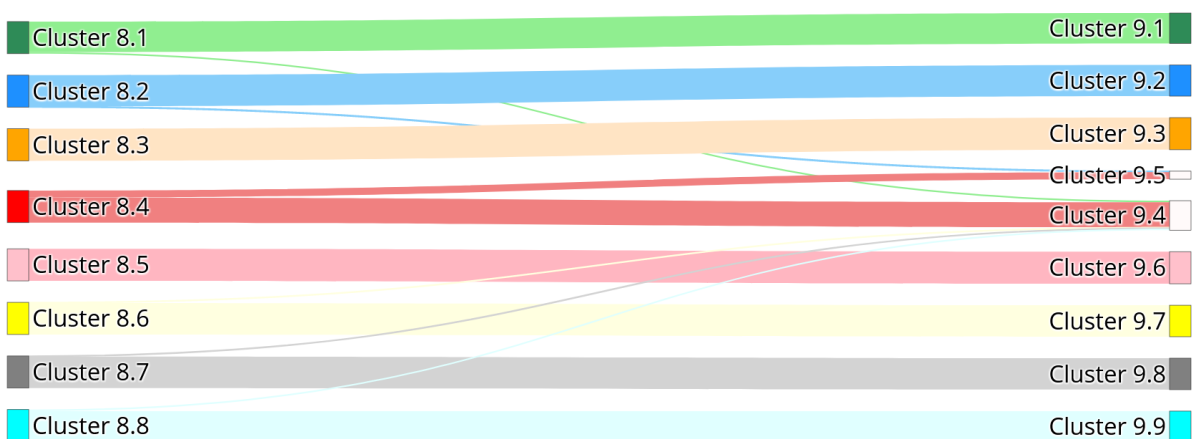


Abbildung A12: Anteilsmäßige Übergänge von einer 8er- in eine 9er-Clusterlösung (Two-Step)

Quelle: Eigene Darstellung

Beim Vergleich der Clusterlösungen des Two-Step-Verfahrens fällt die Entscheidung auf die Lösung mit neun Clustern. Ausschlaggebend hierfür ist, dass sie die ausdifferenzierteste Beschreibung der CarSharing-Kund*innen ermöglicht (vgl. Tabelle B2). Bei Lösungen mit geringerer Clusteranzahl werden Objekte bzw. Kund*innen zusammengefasst, wodurch Informationen verloren gehen und die Heterogenität innerhalb der Cluster ansteigt.

Bei der Lösung mit fünf Clustern existiert bspw. kein Cluster, bei dem Kund*innen im Mittel häufiger auf stationsbasierte Fahrzeuge zurückgreifen als auf free-floating Fahrzeuge. Erst ab der Lösung mit sieben Clustern findet eine Differenzierung von Kund*innen mit hoher free-floating Buchungshäufigkeit statt. Es wird ein Cluster mit sehr hoher und eines mit mittelhoher Buchungshäufigkeit gebildet. Dies erscheint für die Abgrenzung der CarSharing-Kund*innen und die Beschreibung der Nutzungsvielfalt zielführend. Eine solche Unterscheidung erfolgt in Bezug auf das stationsbasierte CarSharing erst im Zuge der Lösung mit neun Clustern, weshalb diese aus inhaltlicher Sicht im Rahmen der vorliegenden Arbeit zu präferieren ist.

Für die 9er-Clusterlösung ergibt sich ein durchschnittlicher Silhouetten-Koeffizient von 0,4. Der Koeffizient ist ein Maß für die Bewertung der Kohäsion innerhalb der Cluster sowie der Separation gegenüber anderen Clustern und gibt Auskunft darüber, wie effektiv die Zuordnung von Objekten zu den beiden nächstgelegenen Clustern erfolgt [vgl. Everitt et al. (2011), S.129]. Ein Wert von 0,4 entspricht einer mittleren Clusterqualität. Auch in anderen CarSharing-Studien werden Silhouetten-Koeffizienten vergleichbarer Höhe erzielt [vgl. Schmitt (2019), S.63].

Bei der Beurteilung der Clusterlösung kommt der Stabilitätsprüfung eine hohe Bedeutung zu [vgl. Bacher et al. (2010), S.27; Schendera (2010), S.18]. Eine Prüfung der Stabilität der Lösung fand bereits in Bezug auf die Zuordnung der Objekte bei unterschiedlichen Clusteranzahlen statt. Die Lösung mit neun Clustern zeichnet sich durch

eine relativ hohe Konsistenz aus. Bacher et al. (2010) empfehlen grundsätzlich die Verwendung mehrerer Stabilitätstests [vgl. Bacher et al. (2010), S.330]. Daher erfolgt eine weitere Stabilitätsprüfung hinsichtlich der Clusterbildung bei Variation der Reihenfolge der in dem Datensatz enthaltenen Objekte. Die Anordnung der Objekte kann bei hierarchischen Clusteralgorithmen²¹² einen Einfluss auf die Clusterlösung haben. Aus diesem Grund werden fünf weitere Durchläufe mit dem Two-Step-Verfahren bei zufälliger Sortierung der Objekte durchgeführt und die Ergebnisse anschließend verglichen.

Als Maß zur Beurteilung der Übereinstimmung der unterschiedlichen Clusterzuordnungen wird Fleiss' Kappa verwendet [vgl. Fleiss (1971), S.378ff]. Dieses weist einen Wert von 0,767 auf. Die Übereinstimmung ist statistisch signifikant ($p < 0,001$). Gemäß Landis & Koch (1977) kann bei einem Wert von 0,767 von einer guten bzw. substantziellen Übereinstimmung gesprochen werden [vgl. Landis & Koch (1977), S.165]. Zusammenfassend kann die Stabilität der Clusterlösung als gut beurteilt werden.

Zur Prüfung, ob sich die Mittelwerte statistisch signifikant voneinander unterscheiden, werden für die Variablen „free-floating Buchungsanzahl“, „stationsbasierte Buchungsanzahl“, „Anteil One-Way Fahrten“, „durchschnittliche Nutzungsdauer mit free-floating Fahrzeugen“ sowie „durchschnittliche Nutzungsdauer mit stationsbasierten Fahrzeugen“ einfaktorische Varianzanalysen durchgeführt. Da der Levene-Test in Bezug auf alle abhängigen Variablen Varianzheterogenität offenbart und die Cluster unterschiedliche Gruppengrößen besitzen, wird die Welch-ANOVA als nichtparametrische Alternative zur einfaktorischen Varianzanalyse verwendet. Die Teststatistik ist für alle fünf Variablen hochsignifikant. Es existiert folglich ein Haupteffekt der Clusterzugehörigkeit auf die jeweiligen Variablen. Die gruppenbezogenen Mittelwertvergleiche der mit Bonferroni-Korrektur durchgeführten Post-hoc-Tests befinden sich in Tabelle B4 in Anhang B.

Zur weiteren formellen Beurteilung der Güte der Clusterlösung wird mittels des F-Werts die Clusterhomogenität bestimmt. Der F-Wert ist ein Maß für die Varianz einer Variable innerhalb eines Clusters in Bezug zur Varianz der Variable in der Erhebungsgesamtheit [vgl. Backhaus et al. (2018), S.487; Schendera (2010), S.65]. Acht der 54 berechneten F-Werte sind größer als eins und deuten auf eine geringe Homogenität innerhalb der jeweiligen Cluster in Bezug auf die betrachtete Variable hin (vgl. Tabelle A11). Hierbei handelt es sich vor allem um die das Cluster bestimmenden Variablen. So kennzeichnet Cluster 5 beispielsweise eine hohe mittlere Anzahl an Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen. In Bezug auf die zweite Hauptkomponente, welche die Buchungshäufigkeit mit stationsbasierten Fahrzeugen darstellt, weist das fünfte Cluster einen F-Wert von 2,273 auf.

Tabelle A11: F-Werte zur Prüfung der Clusterhomogenität

	PCA 1	PCA 2	PCA 3	PCA 4	PCA 5	PCA 6
Cluster 1	0,700	0,145	0,377	0,742	0,190	0,296
Cluster 2	4,303	2,080	0,323	0,663	0,140	3,400
Cluster 3	0,858	0,114	1,045	9,573	13,152	0,487
Cluster 4	0,164	0,386	0,207	0,292	0,065	0,417
Cluster 5	0,718	2,273	0,680	0,481	0,137	0,584
Cluster 6	0,136	0,920	2,661	1,551	0,520	0,594
Cluster 7	0,236	0,168	0,104	0,159	0,066	0,942
Cluster 8	0,074	0,084	0,335	0,181	0,199	0,268
Cluster 9	0,070	0,075	0,130	0,113	0,104	0,117

Quelle: Eigene Darstellung

Begründet werden kann dies mit der geringen CarSharing-Nutzung einer Vielzahl der stadtmobil-Kund*innen. Aufgrund der hohen Anzahl an Kund*innen mit geringer Nutzung hält sich die Streuung innerhalb der Erhebungsgesamtheit in Grenzen. So haben beispielsweise drei Viertel der innerhalb der JoeCar-Bediengebiete wohnenden Kund*innen, die im gesamten Untersuchungszeitraum von Oktober 2016 bis September 2017 angemeldet waren, weniger als 20 Buchungen mit stationsbasierten Fahrzeugen zu verzeichnen. Im Rahmen der Clusterbildung werden Kund*innen zusammengefasst, die eine höhere Nutzung aufweisen. Die höhere Nutzung dieser Kund*innen ist allerdings nicht identisch, sondern weist eine zum Teil hohe Streuung auf. Daher kann es in manchen Fällen sein, dass die Varianz innerhalb der Cluster größer ist als in der Erhebungsgesamtheit. Die grundsätzliche

²¹² Im Rahmen der zweiten Stufe des Two-Step-Algorithmus findet ein hierarchisches Clustering statt.

Beschreibung der Cluster – dass bspw. Kund*innen in Cluster 5 eine höhere stationsbasierte Nutzung aufweisen – bleibt davon unberührt. Bei der Interpretation der Cluster-Mittelwerte sollte der Umstand der zum Teil geringen Clusterhomogenität jedoch berücksichtigt werden.

Aufgrund der Tatsache, dass sich die gewählte Lösung mit neun Clustern durch eine hohe Stabilität und gute Interpretierbarkeit auszeichnet und in Bezug auf zentrale Kennwerte deutliche Unterschiede existieren, wird der Umstand der fehlenden Homogenität innerhalb mancher Cluster bezüglich einiger weniger Variablen hingenommen. Um eine höhere Clusterhomogenität zu erlangen, könnte die Anzahl an Klassifizierungsvariablen reduziert oder die Anzahl an Clustern (stark) erhöht werden. Eine solche Erhöhung der Clusteranzahl ist im Sinne der Handhabbarkeit sowie Interpretierbarkeit der Clusterergebnisse nicht zielführend. Eine Reduzierung der Anzahl an Klassifizierungsvariablen geht mit einem Informationsverlust hinsichtlich der Beschreibung der Nutzungsvielfalt des CarSharings einher. Es wird daher eine Entscheidung für die vorliegende Clusterlösung getroffen.

Anhang B: Abbildungs- und Tabellenanhang

Abbildungsverzeichnis Anhang B

Abbildung B1: Steigerung der prozentualen Verfügbarkeit mindestens eines CarSharing-Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes in Heidelberg.....	351
Abbildung B2: Verhältnis von gefahrener Distanz und Luftlinienentfernung.....	351
Abbildung B3: Räumliche Verteilung von Buchungsstarts mit free-floating Fahrzeugen.....	352
Abbildung B4: Anteil One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen nach Wochentagen.....	352
Abbildung B5: Anteil One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen nach Monaten.....	353
Abbildung B6: Anteil von Kund*innen mit free-floating Nutzung nach Stadtteilen (Heidelberg).....	353
Abbildung B7: Häufigkeitsverteilung nach Fahrzeugklassen und CarSharing-Gruppe.....	354
Abbildung B8: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 1).....	358
Abbildung B9: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 1).....	359
Abbildung B10: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 2).....	360
Abbildung B11: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 2).....	361
Abbildung B12: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 3).....	362
Abbildung B13: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 3).....	363
Abbildung B14: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 4).....	364
Abbildung B15: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 4).....	365
Abbildung B16: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 5).....	366
Abbildung B17: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 5).....	367
Abbildung B18: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 6).....	368
Abbildung B19: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 6).....	369
Abbildung B20: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 7).....	370
Abbildung B21: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 7).....	371
Abbildung B22: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 8).....	372
Abbildung B23: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 8).....	373
Abbildung B24: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 9).....	374
Abbildung B25: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 9).....	375

Tabellenverzeichnis Anhang B

Tabelle B1: Berechnung relevanter Kennwerte der CarSharing-Nutzung.....	350
Tabelle B2: Vergleich der fünf Clusterlösungen des Two-Step-Verfahrens.....	355
Tabelle B3: Vergleich der fünf Clusterlösungen des k-means-Verfahrens.....	356
Tabelle B4: Clusterbezogene Mittelwertunterschiede mit Bonferroni-Korrektur.....	357
Tabelle B5: Indikatorladungen der fünf Konstrukte (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen).....	376
Tabelle B6: Prüfung der Internen-Konsistenz-Reliabilität und der Konvergenzvalidität (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen).....	377
Tabelle B7: Prüfung der Diskriminanzvalidität (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen).....	377
Tabelle B8: Effektstärken (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen).....	377
Tabelle B9: Prüfung der Out-of-Sample-Prädiktionsgüte (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen).....	378

Tabelle B1: Berechnung relevanter Kennwerte der CarSharing-Nutzung

Kennwert	Berechnung	Datenquelle(n)	Relevante Spalte(n)
Nutzungsdauer	Endzeitpunkt der Nutzung - Startzeitpunkt der Nutzung	oder	usestart; useend
Buchungsdauer	Endzeitpunkt der Buchung - Startzeitpunkt der Buchung	oder	start; end
Reservierungsvorlaufzeit (stationsbasiert)	Startzeitpunkt der Buchung - Reservierungszeitpunkt		inserted (letzte Buchungszeile); start; seqinorg
Reservierungsvorlaufzeit (free-floating)	Startzeitpunkt der Nutzung - Reservierungszeitpunkt		inserted (2. Buchungszeile); usestart
Luftliniendistanz zw. Start- und Endpunkt	$\text{Arcos}(\sin(Y_1 * \text{Pi}/180) * \sin(Y_2 * \text{Pi}/180) + \cos(Y_1 * \text{Pi}/180) * \cos(Y_2 * \text{Pi}/180)) * \cos(X_2 * \text{Pi}/180 - X_1 * \text{Pi}/180) * 6367,4445$		p_geo; p_endgeo
Luftliniendistanz zw. Start- bzw. Endpunkt und Wohnort	\sum Buchungen von Kund*innen / angemeldete Tage		membernrinorg; p_geo; p_endgeo; ID; Y; X
Buchungshäufigkeit	\sum Nutzungsdauer im Jahr / Anzahl Fahrzeuge / 365		membernrinorg; nrinorg; contractstart; contractend
Tägliche Fahrzeugauslastung (stationsbasiert)	\sum Buchungsanzahl im Jahr / Anzahl Fahrzeuge		usestart; useend + berechnete Anzahl stat. Fahrzeuge
Tägliche Fahrzeugauslastung (free-floating)	\sum Buchungsanzahl im Jahr / Anzahl Fahrzeuge		usestart; useend; Fahrzeuganzahl
Jährliche Laufleistung der Fahrzeuge (stationsbasiert)	\sum Buchungsanzahl im Jahr / Anzahl Fahrzeuge		drivenkm + berechnete Anzahl stat. Fahrzeuge
Jährliche Laufleistung der Fahrzeuge (free-floating)	\sum Buchungsanzahl im Jahr / Anzahl Fahrzeuge		drivenkm; Fahrzeuganzahl
Stationsbasierte Buchungsdaten			
Free-floating Buchungsdaten			
Kundendaten			
Anonymisierte Wohndaten			
Stellplatz- & Stationsdaten			
Free-floating Fahrzeugdaten			

Quelle: Eigene Darstellung

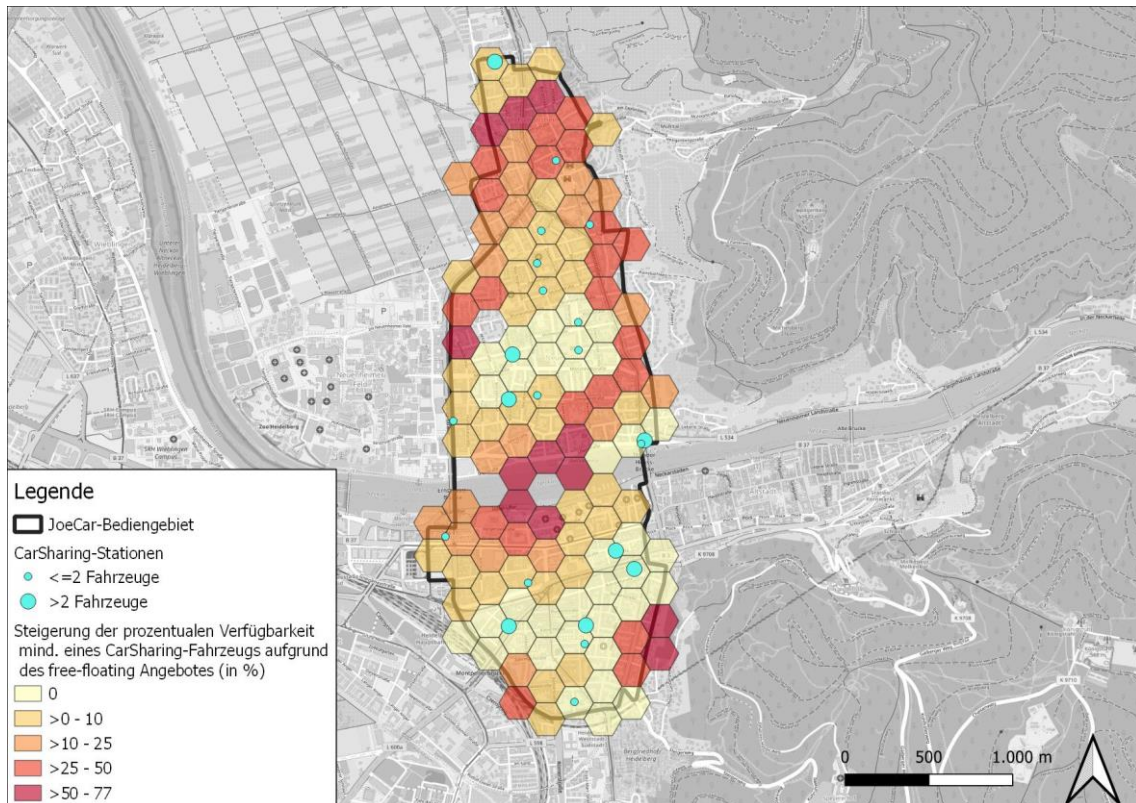


Abbildung B1: Steigerung der prozentualen Verfügbarkeit mindestens eines CarSharing-Fahrzeugs aufgrund des free-floating Angebotes in Heidelberg

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

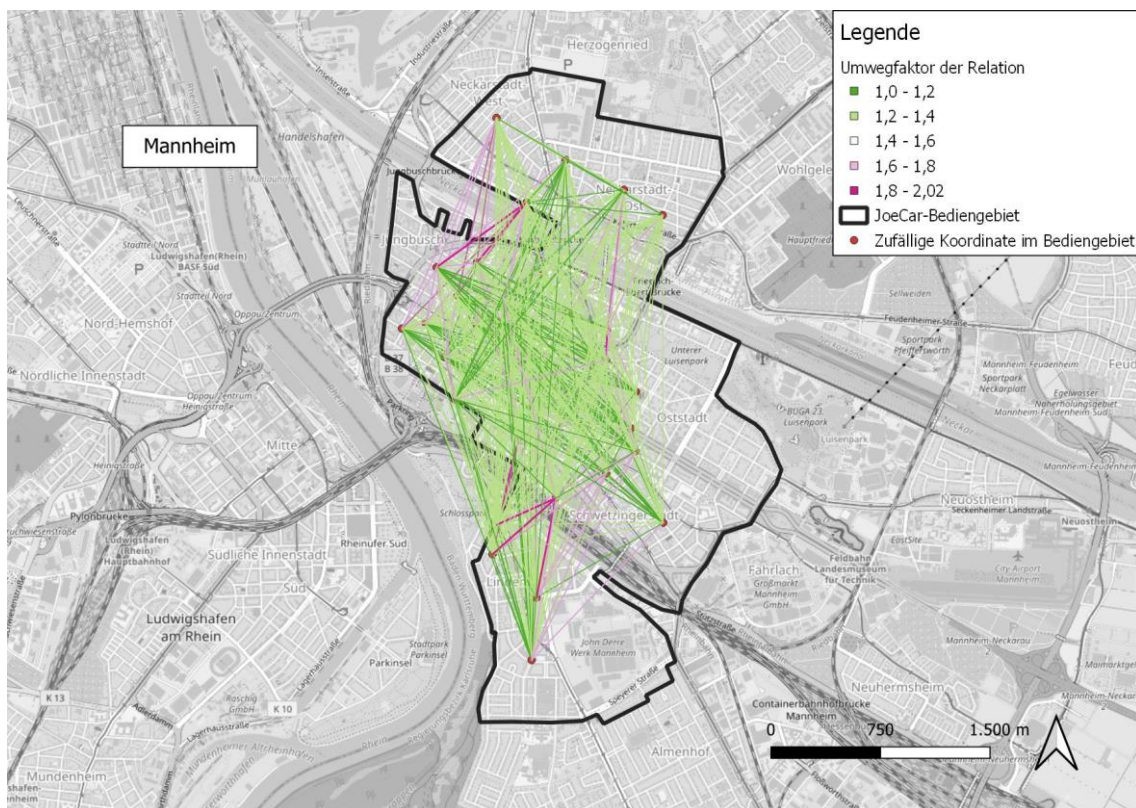


Abbildung B2: Verhältnis von gefahrener Distanz und Luftlinienentfernung

Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

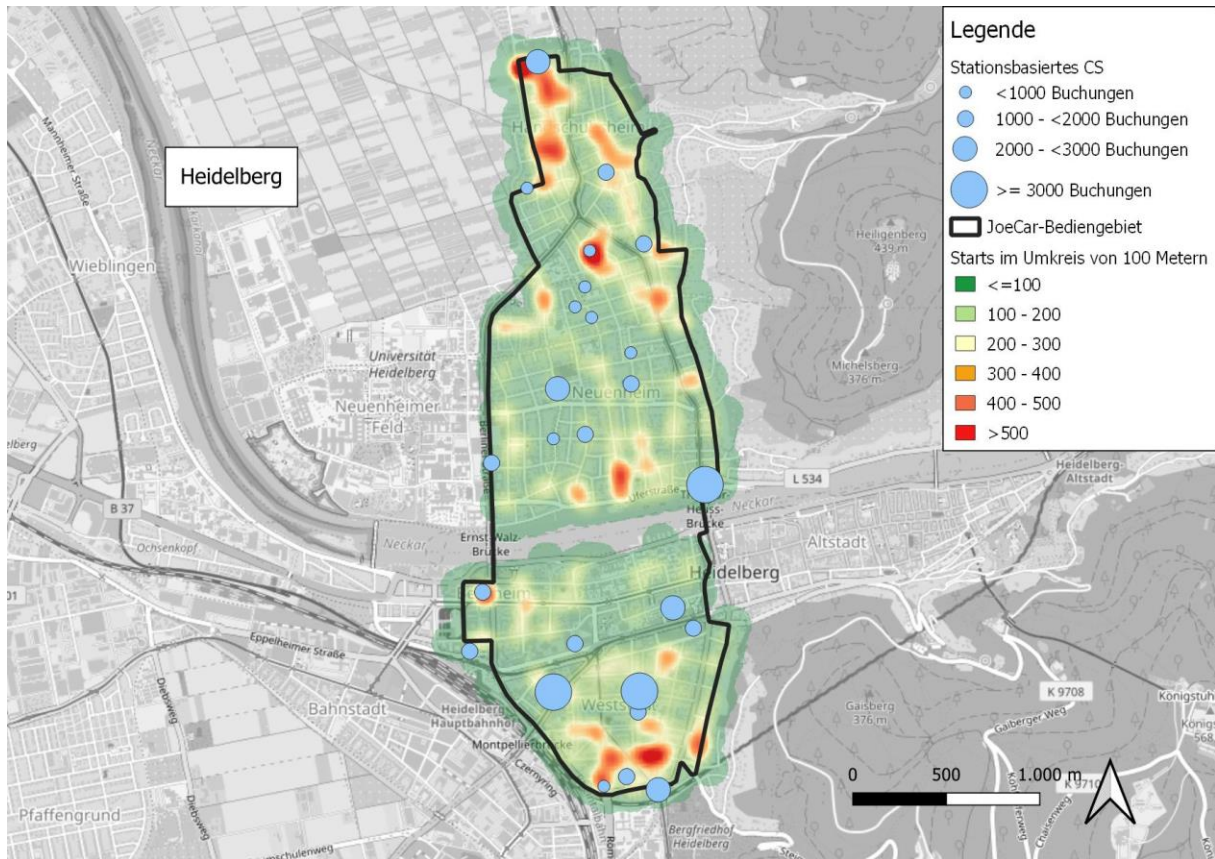


Abbildung B3: Räumliche Verteilung von Buchungsstarts mit free-floating Fahrzeugen
 Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende; Datenbasis: 2017-2019

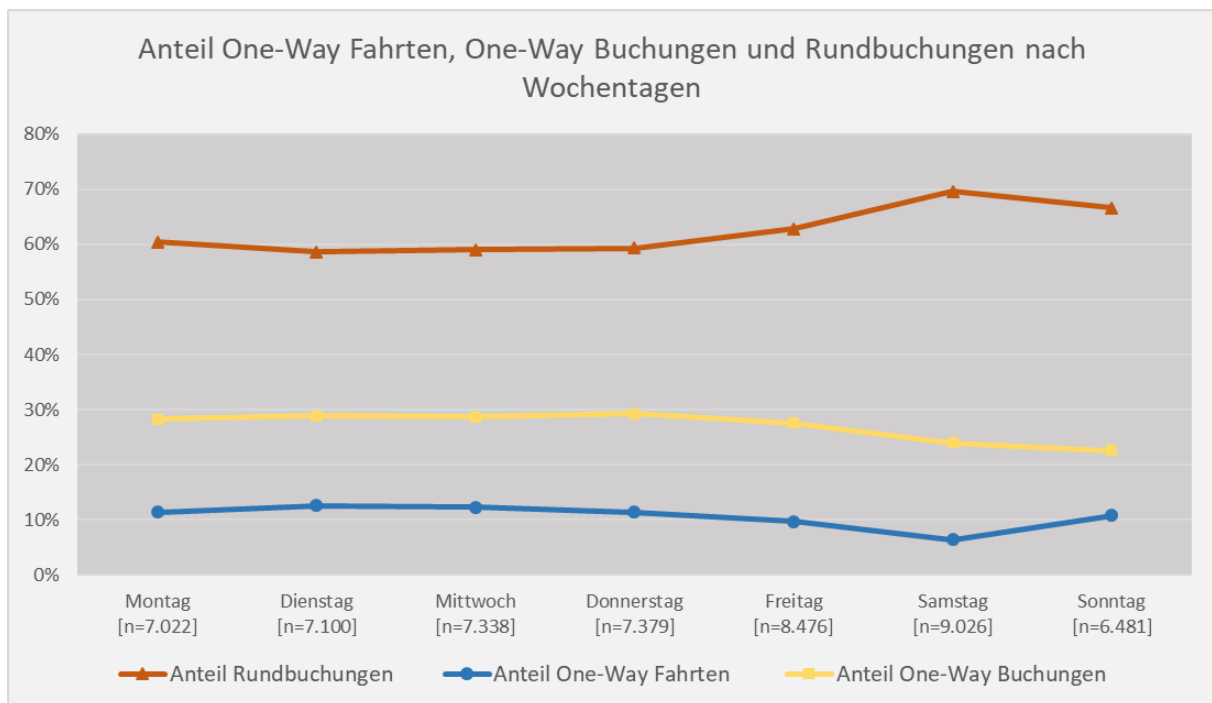


Abbildung B4: Anteil One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen nach Wochentagen
 Quelle: Eigene Darstellung

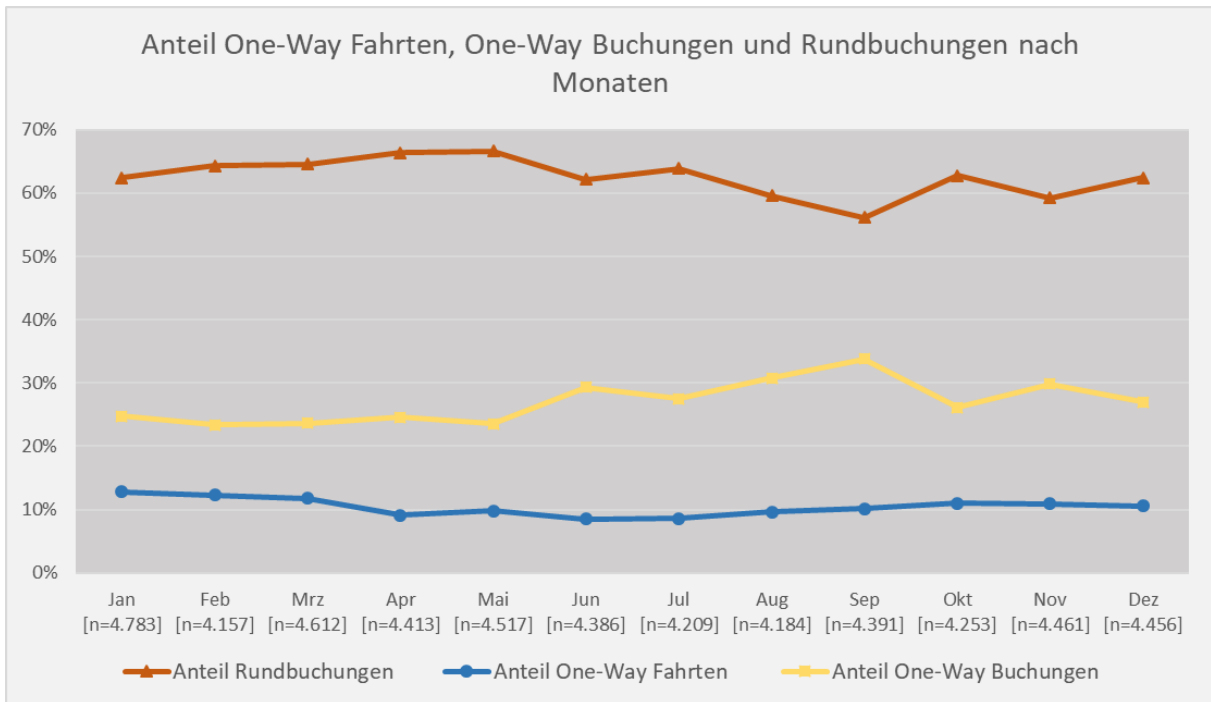


Abbildung B5: Anteil One-Way Fahrten, One-Way Buchungen und Rundbuchungen nach Monaten
Quelle: Eigene Darstellung

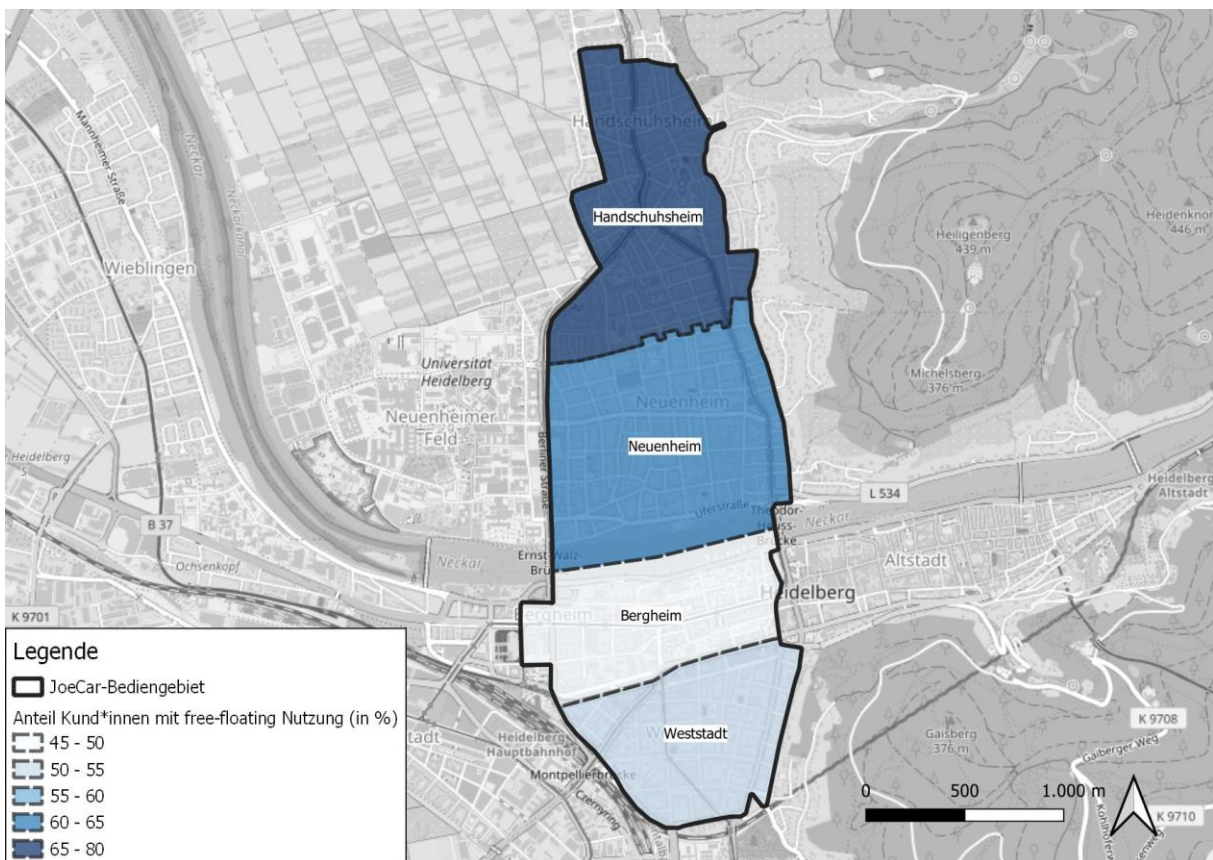


Abbildung B6: Anteil von Kund*innen mit free-floating Nutzung nach Stadtteilen (Heidelberg)
Quelle: Eigene Darstellung, Hintergrundkarte: © OpenStreetMap-Mitwirkende

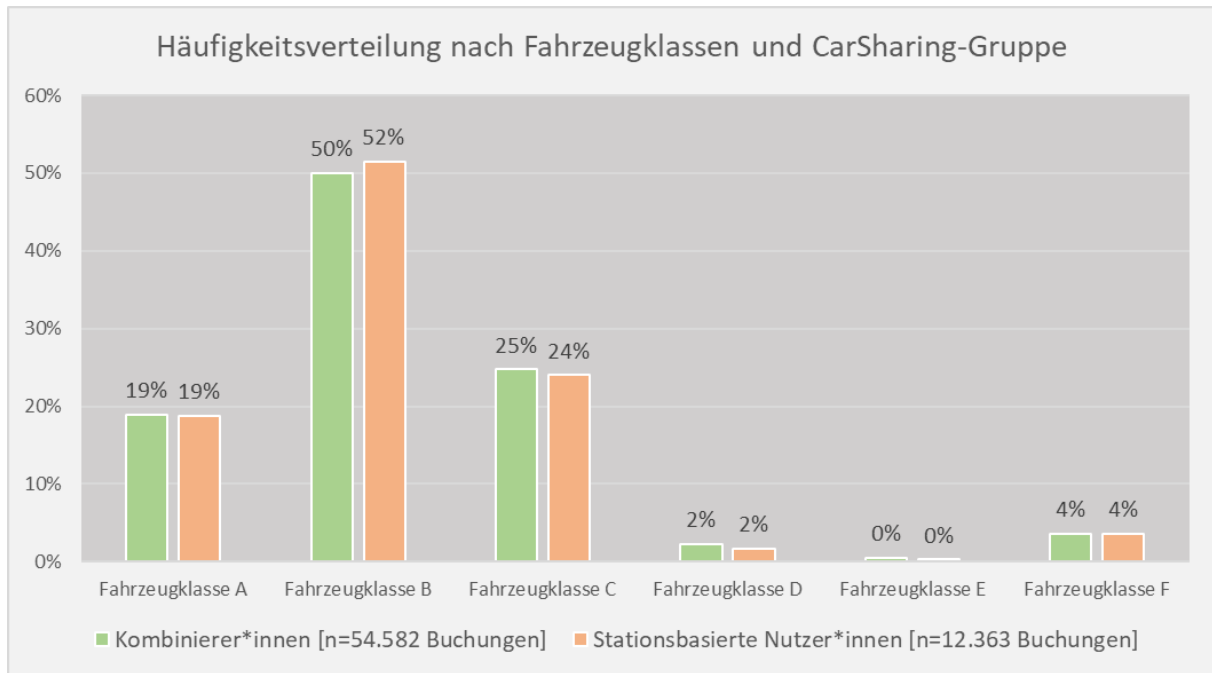


Abbildung B7: Häufigkeitsverteilung nach Fahrzeugklassen und CarSharing-Gruppe

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B2: Vergleich der fünf Clusterlösungen des Two-Step-Verfahrens

Cluster-nummer	Anzahl Kund*innen	FFCS-Buchungen	SCS-Buchungen	Anteil One-Way Fahrten	Ø Nutzungsdauer FFCS	Ø Nutzungsdauer SCS
1	219	75	43	12%	2:45:17	6:42:48
2	51	32	8	7%	3:35:41	47:04:03
3	178	16	12	2%	8:28:27	10:27:13
4	207	19	11	32%	1:15:49	5:35:06
5	555	12	9	1%	2:48:30	5:17:33
1	132	111	19	12%	2:46:35	7:20:46
2	50	31	8	7%	3:38:51	48:09:23
3	127	20	64	5%	3:03:10	6:16:04
4	167	15	11	3%	8:47:40	11:17:29
5	202	19	11	32%	1:14:25	5:39:01
6	532	12	8	1%	2:47:51	5:21:42
1	160	63	14	4%	3:27:06	9:22:07
2	35	207	36	22%	2:03:28	5:45:45
3	48	31	7	7%	3:41:25	51:17:12
4	123	19	64	5%	3:14:10	6:16:11
5	150	13	11	4%	9:30:13	10:44:52
6	197	18	10	30%	1:17:20	5:33:57
7	497	10	8	1%	2:43:12	5:12:44
1	151	64	14	4%	3:23:35	9:27:03
2	35	207	36	22%	2:03:28	5:45:45
3	48	31	7	7%	3:41:25	51:17:12
4	120	19	64	5%	3:12:18	6:11:54
5	50	16	19	5%	13:38:11	13:21:14
6	189	18	10	30%	1:15:17	5:35:25
7	184	13	8	2%	5:26:26	6:39:08
8	433	10	9	1%	2:28:06	5:11:52
1	144	66	13	4%	3:25:58	9:34:33
2	34	208	32	22%	2:05:30	6:05:35
3	48	31	7	7%	3:41:25	51:17:12
4	132	17	43	5%	2:45:17	6:10:40
5	27	29	123	6%	3:05:45	6:00:05
6	50	16	19	5%	13:38:11	13:21:14
7	185	18	10	31%	1:15:05	5:35:03
8	180	13	7	2%	5:28:50	6:41:19
9	410	10	8	1%	2:28:32	5:15:27

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B3: Vergleich der fünf Clusterlösungen des k-means-Verfahrens

Cluster- nummer	Anzahl Kund*innen	FFCS- Buchungen	SCS- Buchungen	Anteil One- Way Fahrten	Ø Nutzungs- dauer FFCS	Ø Nutzungs- dauer SCS
1	122	20,0	20,5	3%	9:32:31	9:24:13
2	983	17,5	15,3	8%	2:39:01	6:16:55
3	60	171,7	26,5	18%	2:21:17	6:04:40
4	16	28,3	1,8	11%	2:48:57	74:24:50
5	29	37,3	11,7	6%	4:05:53	45:03:38
1	19	26,1	12,8	5%	3:41:28	47:34:27
2	3	7,7	1,0	13%	2:48:44	160:10:00
3	26	39,7	4,3	8%	3:39:43	55:28:56
4	123	19,9	20,4	3%	9:31:51	9:27:59
5	60	171,7	26,5	18%	2:21:17	6:04:40
6	979	17,6	15,4	8%	2:39:04	6:12:42
1	19	26,1	12,8	5%	3:41:28	47:34:27
2	79	26,3	81,8	7%	2:55:59	6:20:02
3	916	17,4	11,0	8%	2:41:11	6:14:38
4	110	18,9	12,0	3%	9:54:50	10:52:19
5	26	39,7	4,3	8%	3:39:43	55:28:56
6	3	7,7	1,0	13%	2:48:44	160:10:00
7	57	173,2	22,0	18%	2:24:31	6:45:56
1	71	25,2	85,4	7%	2:58:27	6:19:55
2	164	74,0	14,4	7%	3:09:46	5:52:10
3	2	3,0	1,0	0%	2:54:00	201:15:00
4	19	26,1	12,8	5%	3:41:28	47:34:27
5	27	38,9	4,2	8%	3:38:52	55:40:53
6	98	13,8	12,0	3%	11:25:15	11:30:26
7	26	237,2	28,1	22%	2:09:09	7:01:26
8	803	10,6	11,0	10%	2:26:43	6:20:48
1	71	28,9	85,1	8%	2:51:21	6:14:28
2	543	16,3	11,8	2%	2:22:34	6:01:39
3	43	194,7	23,5	17%	2:32:22	7:13:38
4	251	22,4	10,7	3%	4:45:55	7:21:59
5	199	20,6	11,5	32%	1:19:57	6:12:48
6	3	7,7	1,0	13%	2:48:44	160:10:00
7	26	39,7	4,3	8%	3:39:43	55:28:56
8	55	17,5	13,1	3%	13:18:45	12:54:55
9	19	26,1	12,8	5%	3:41:28	47:34:27

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B4: Clusterbezogene Mittelwertunterschiede mit Bonferroni-Korrektur

Cluster	Vergleich zu Cluster	Buchungsanzahl (FFCS)	Buchungsanzahl (SCS)	Anteil One-Way Fahrten	Nutzungsdauer (FFCS)	Nutzungsdauer (SCS)
1	2	-142,14***	-18,29***	-43,74***	4907,53	11705,35
	3	34,63***	6,48*	0,63	-1437,66	-189650,43***
	4	48,63***	-29,48***	1,96	1904,75	11377,8
	5	36,83***	-109,42***	1,14	-1775,58	11346,33
	6	49,81***	-5,63	2,04	-33162,08***	-20141,52*
	7	47,85***	3,64	-2,63	7272,33***	14844,64**
	8	53,27***	6,14***	2,59	-7741,53***	9904,32
	9	55,9***	5,96***	2,72	3561,65***	15410,88***
2	3	176,77***	24,78***	44,37***	-6345,2*	-201355,78***
	4	190,77***	-11,18***	45,7***	-3002,77	-327,54
	5	178,97***	-91,12***	44,88***	-6683,12	-359,01
	6	191,96***	12,66***	45,78***	-38069,61***	-31846,87**
	7	190***	21,94***	41,1***	2364,79	3139,28
	8	195,41***	24,44***	46,33***	-12649,06***	-1801,02
	9	198,04***	24,26***	46,46***	-1345,88	3705,53
3	4	14*	-35,97***	1,32	3342,42	201028,23***
	5	2,2	-115,9***	0,5	-337,91	200996,76***
	6	15,18	-12,12***	1,4	-31724,41***	169508,9***
	7	13,22*	-2,83	-3,27	8710***	204495,07***
	8	18,63***	-0,33	1,95	-6303,86***	199554,75***
	9	21,26***	-0,52	2,08	4999,32**	205061,31***
4	5	-11,79	-79,93***	-0,81	-3680,34	-31,46
	6	1,18	23,85***	0,08	-35066,84***	-31519,32***
	7	-0,77	33,13***	-4,6**	5367,57***	3466,83
	8	4,63	35,63***	0,63	-9646,28***	-1473,47
	9	7,26	35,45***	0,76	1656,89	4033,08
5	6	12,98	103,78***	0,9	-31386,49***	-31487,85**
	7	11,02	113,07***	-3,78	9047,92***	3498,3
	8	16,43	115,57***	1,44	-5965,94*	-1442
	9	19,06**	115,38***	1,58	5337,24*	4064,55
6	7	-1,96	9,28***	-4,68	40434,41***	34986,16***
	8	3,45	11,78***	0,54	25420,55***	30045,84***
	9	6,08	11,59***	0,67	36723,73***	35552,4***
7	8	5,41	2,49	5,23***	-15013,86***	-4940,31
	9	8,04*	2,31	5,36***	-3710,67***	566,24
8	9	2,63	-0,18	0,13	11303,18***	5506,55

signifikant auf: *** = 0,1%-Signifikanzniveau, ** = 1%-Signifikanzniveau, * = 5%-Signifikanzniveau

Quelle: Eigene Darstellung

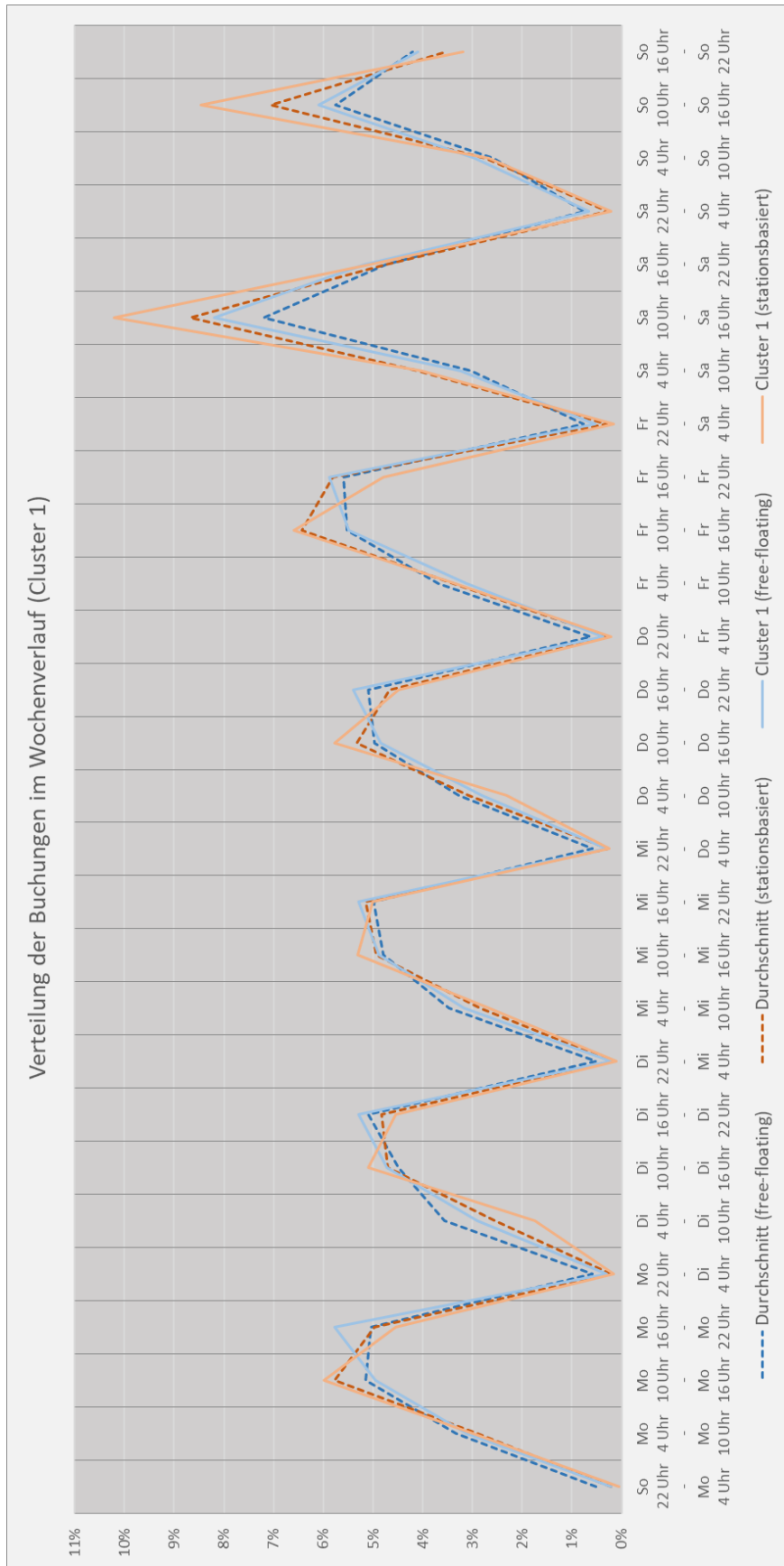


Abbildung B8: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 1)

Quelle: Eigene Darstellung

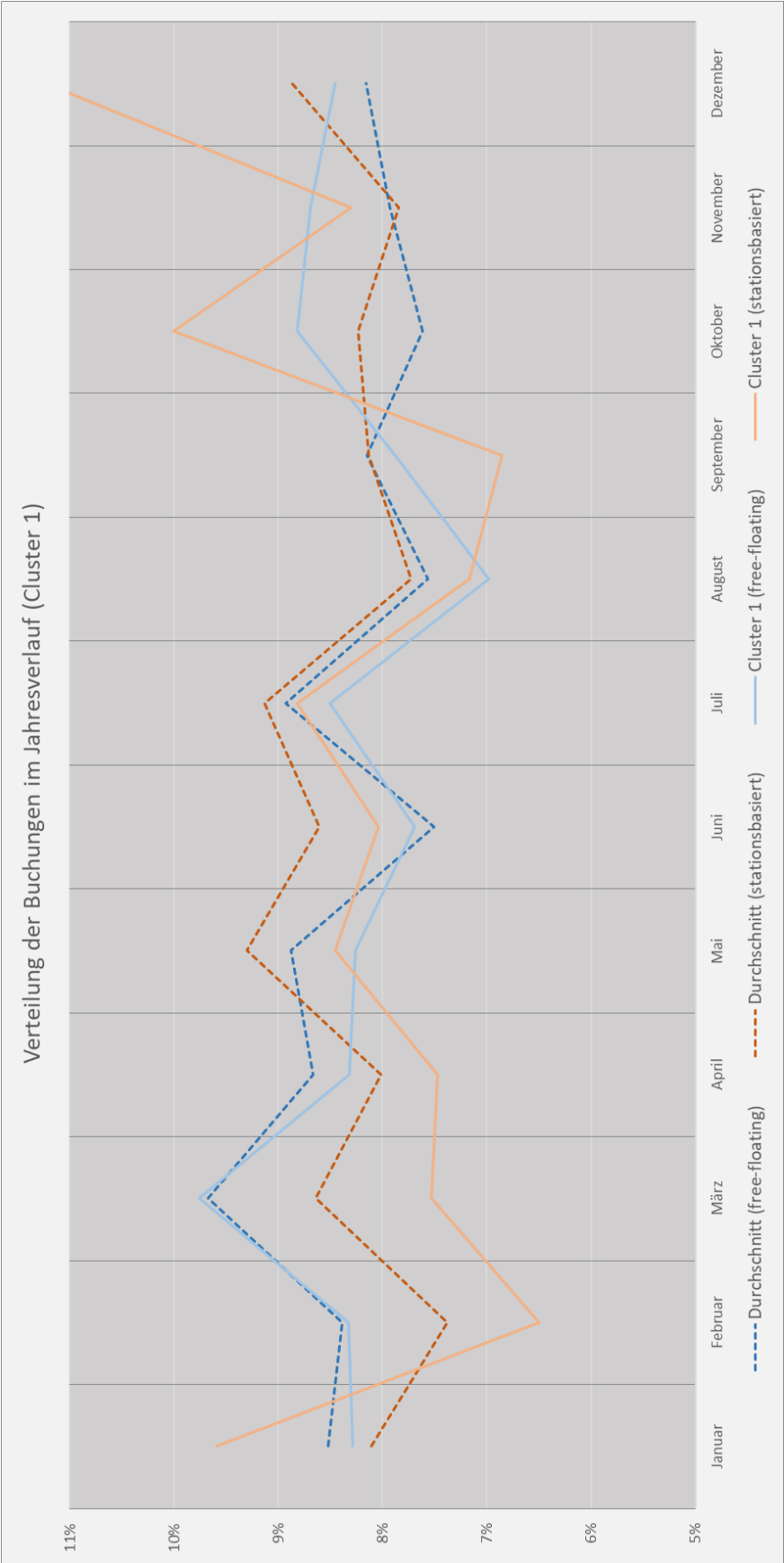


Abbildung B9: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 1)

Quelle: Eigene Darstellung

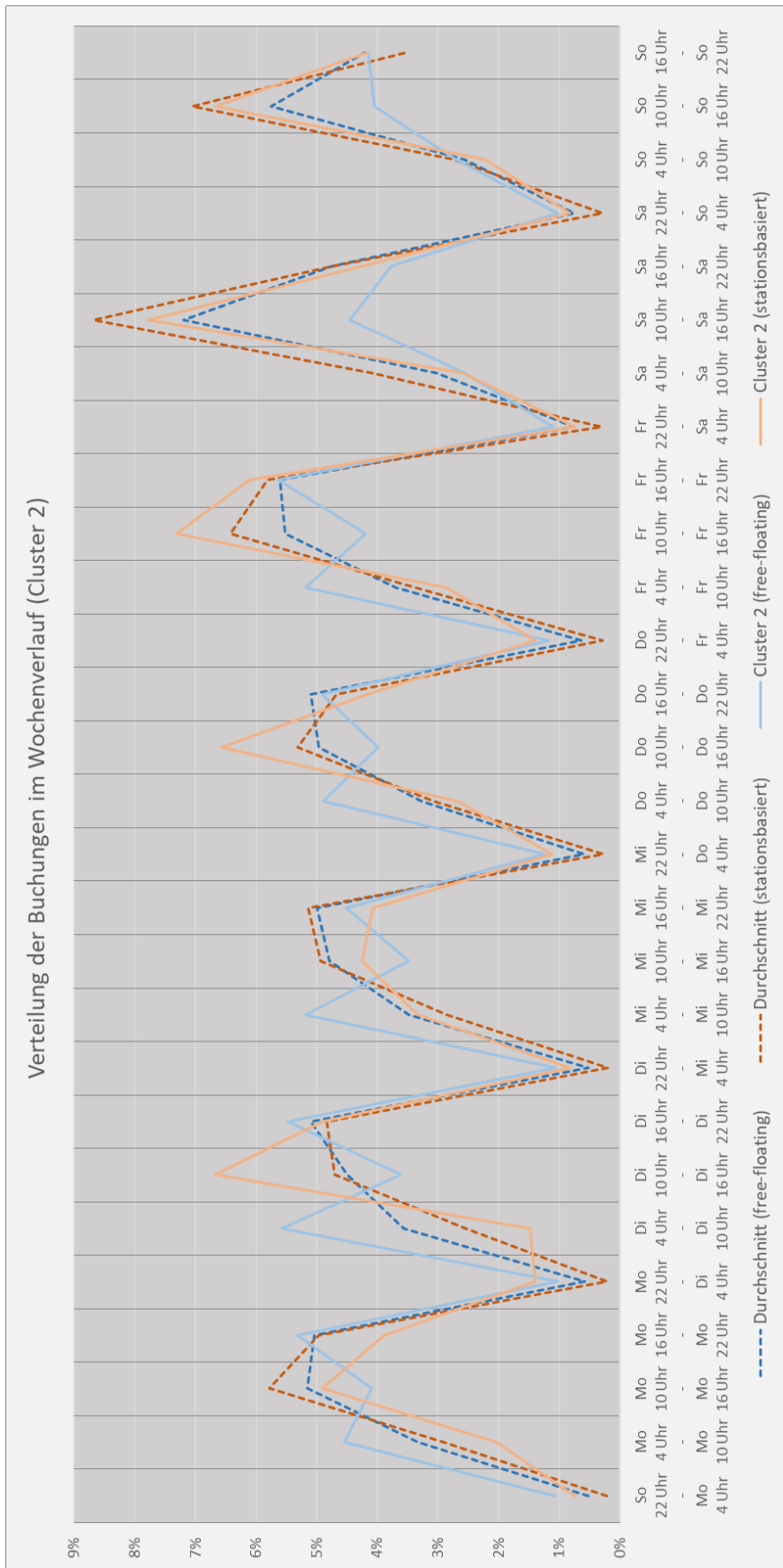


Abbildung B10: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 2)

Quelle: Eigene Darstellung

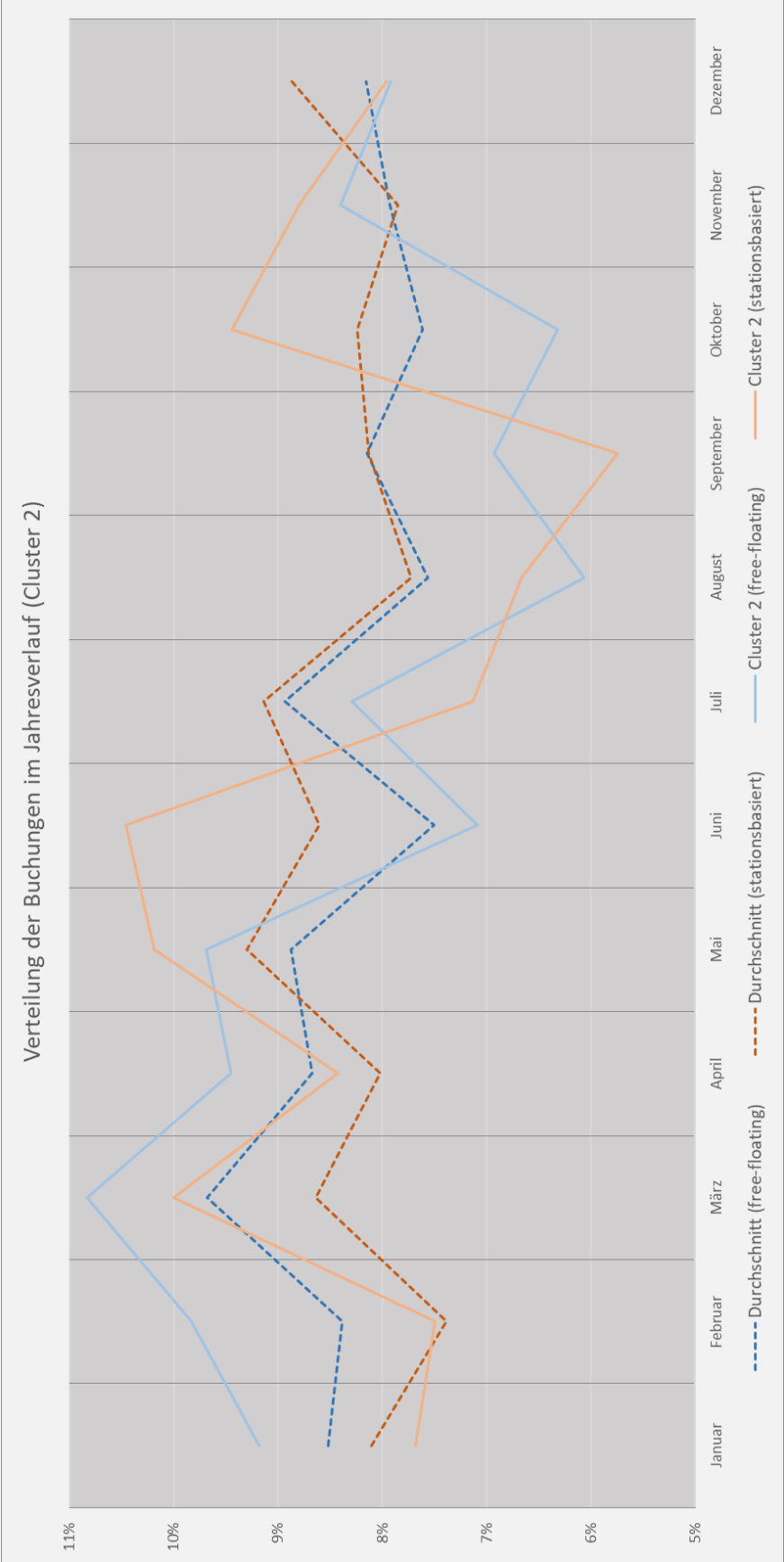


Abbildung B11: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 2)
Quelle: Eigene Darstellung

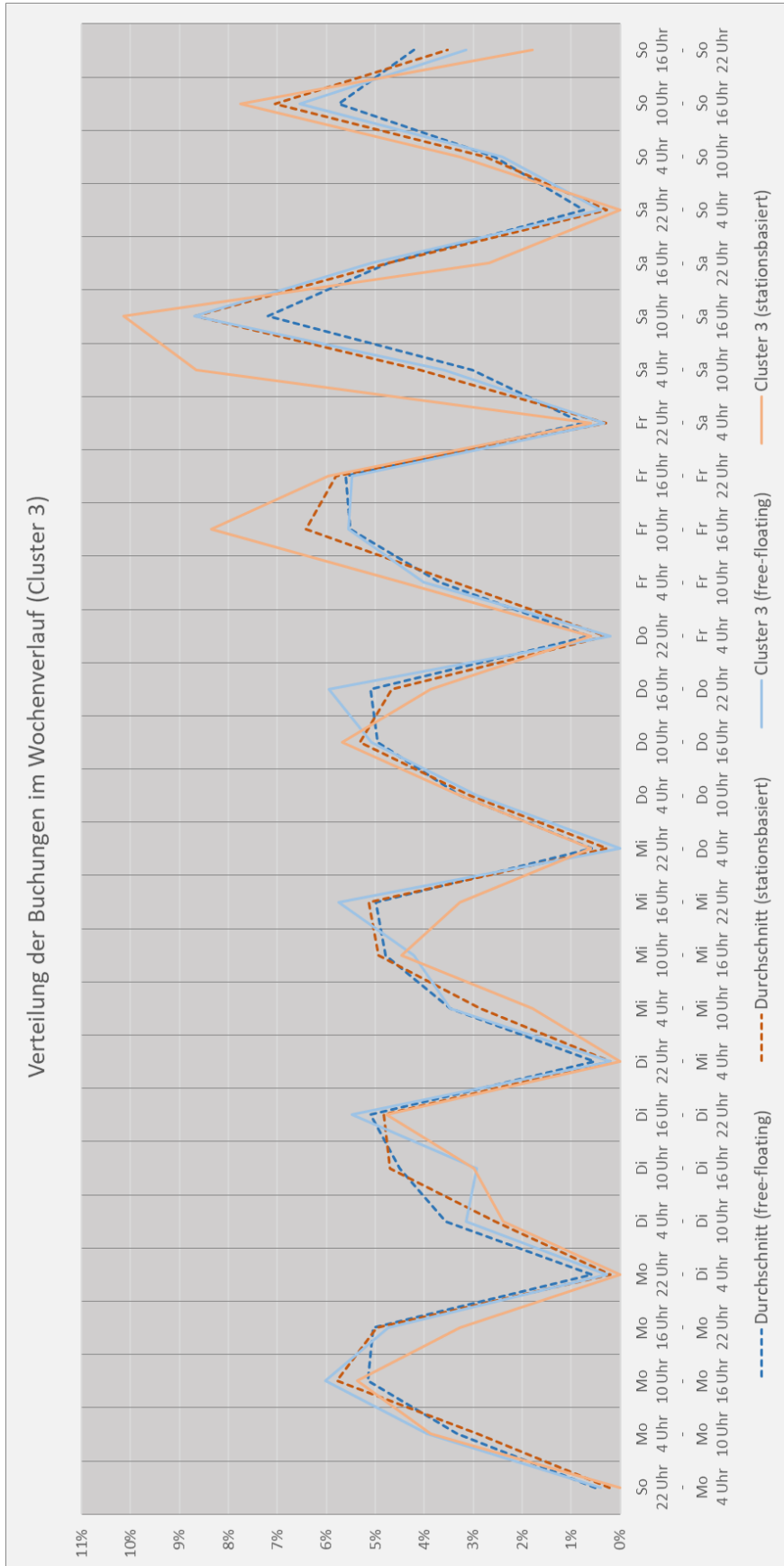


Abbildung B12: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 3)

Quelle: Eigene Darstellung

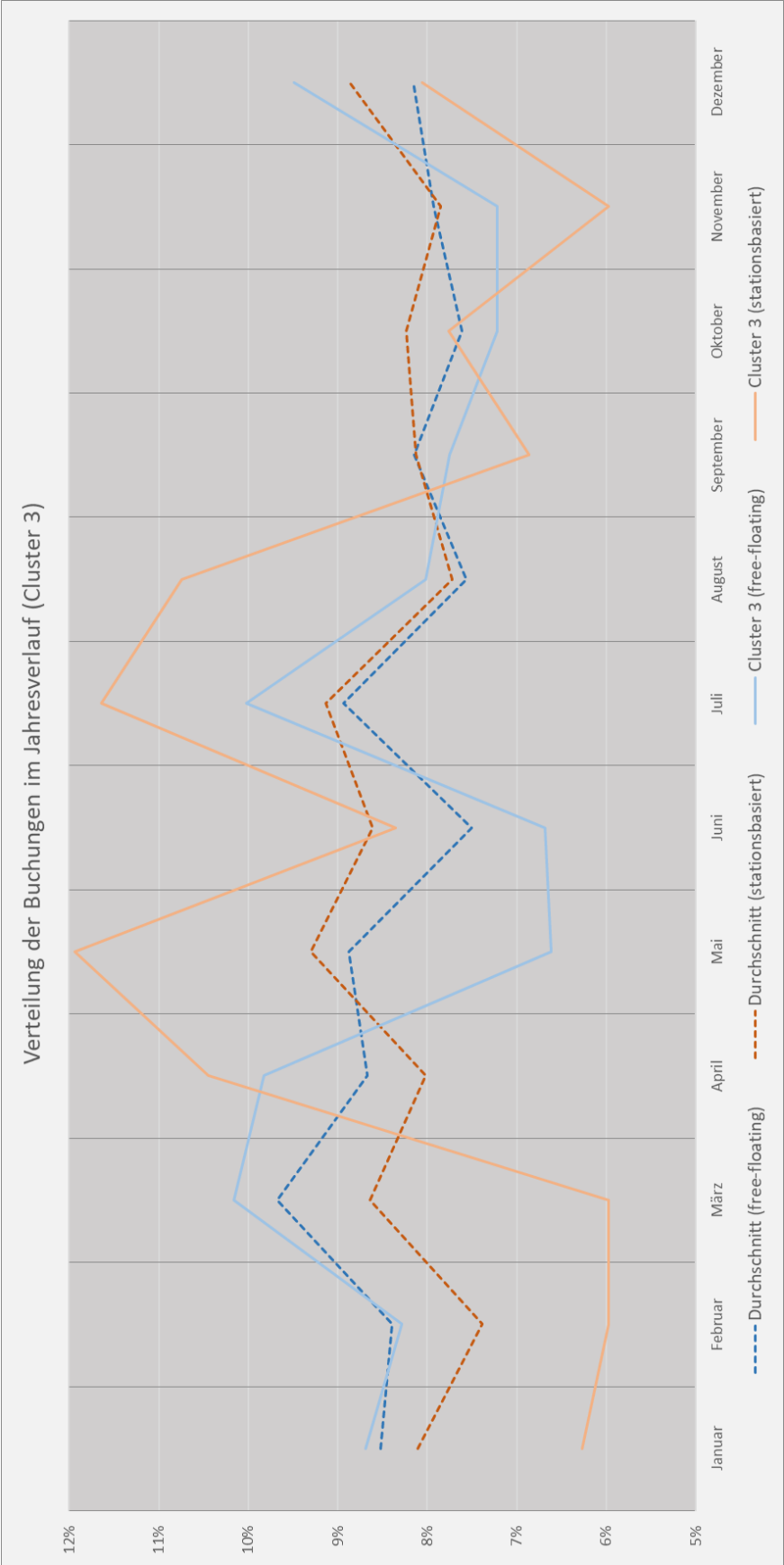


Abbildung B13: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 3)
 Quelle: Eigene Darstellung

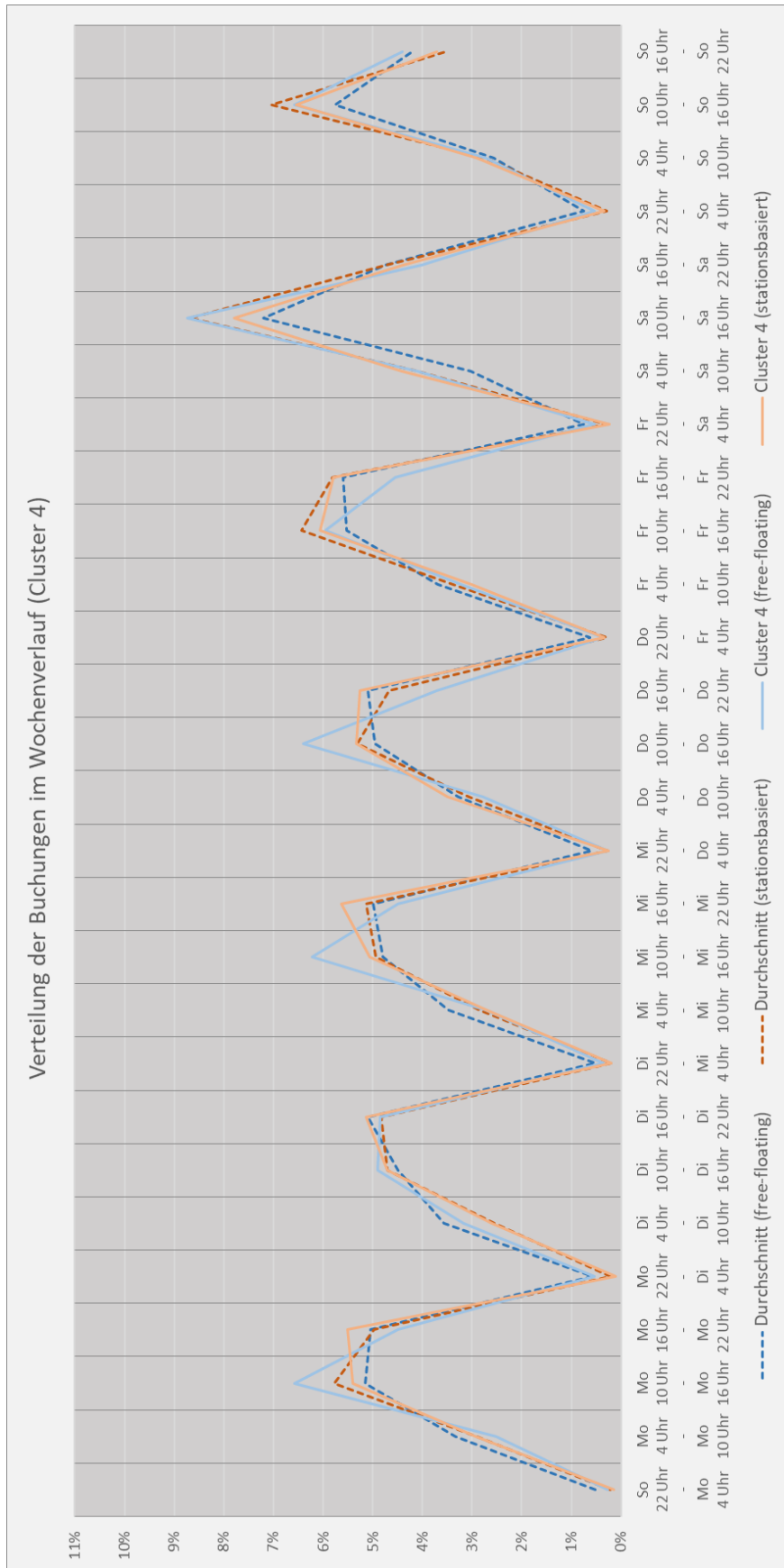


Abbildung B14: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 4)

Quelle: Eigene Darstellung

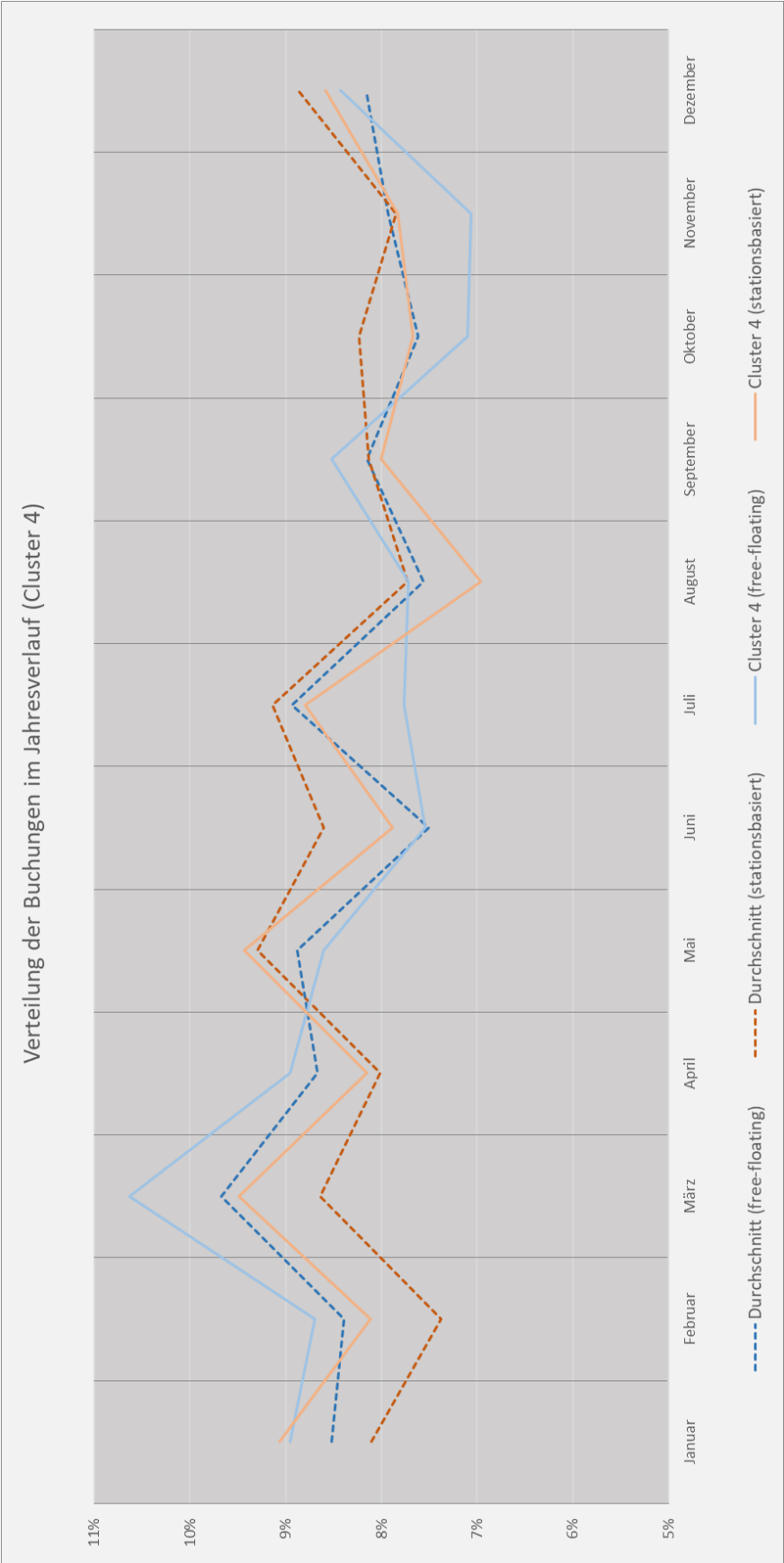


Abbildung B15: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 4)

Quelle: Eigene Darstellung

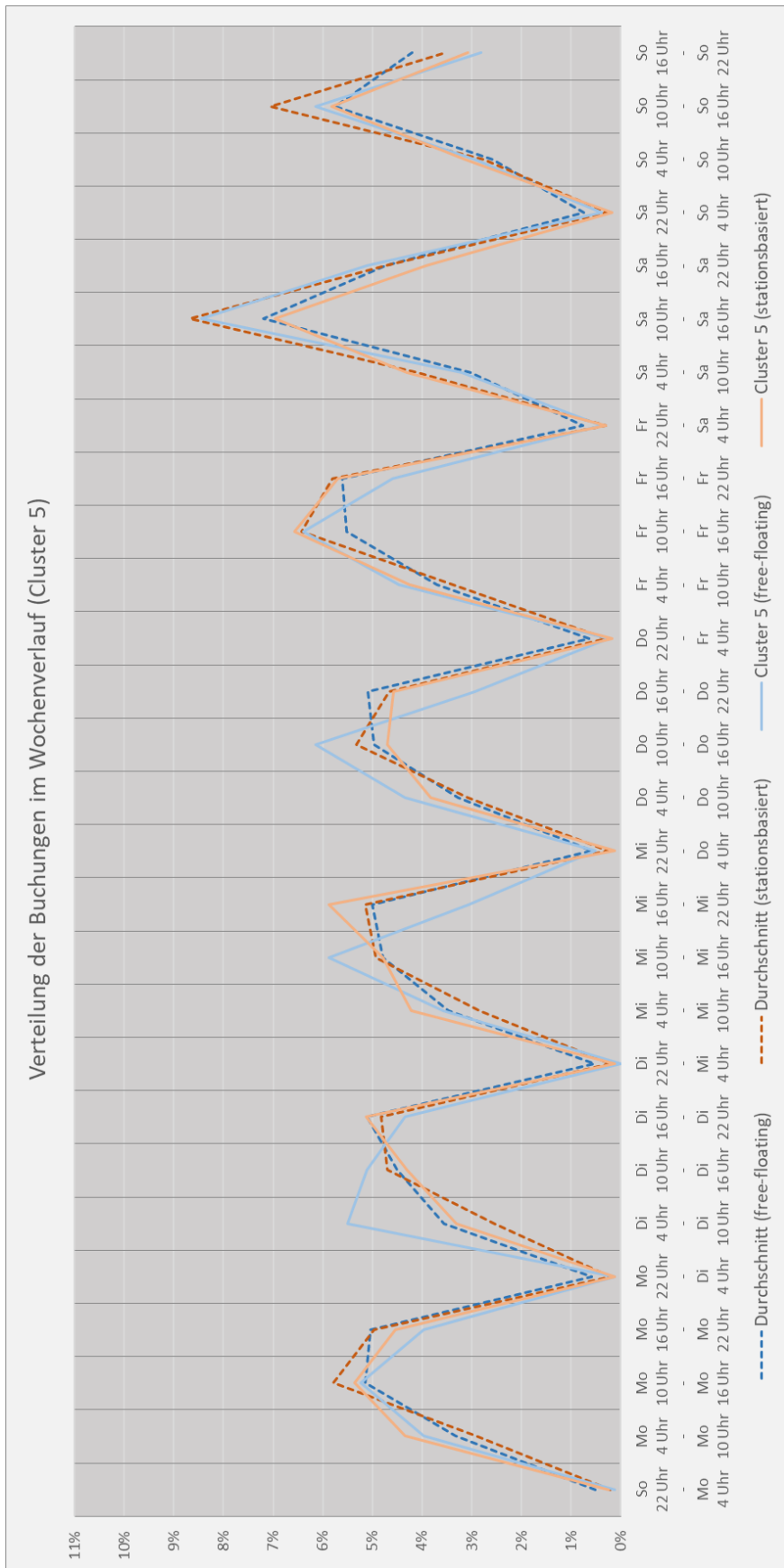


Abbildung B16: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 5)

Quelle: Eigene Darstellung

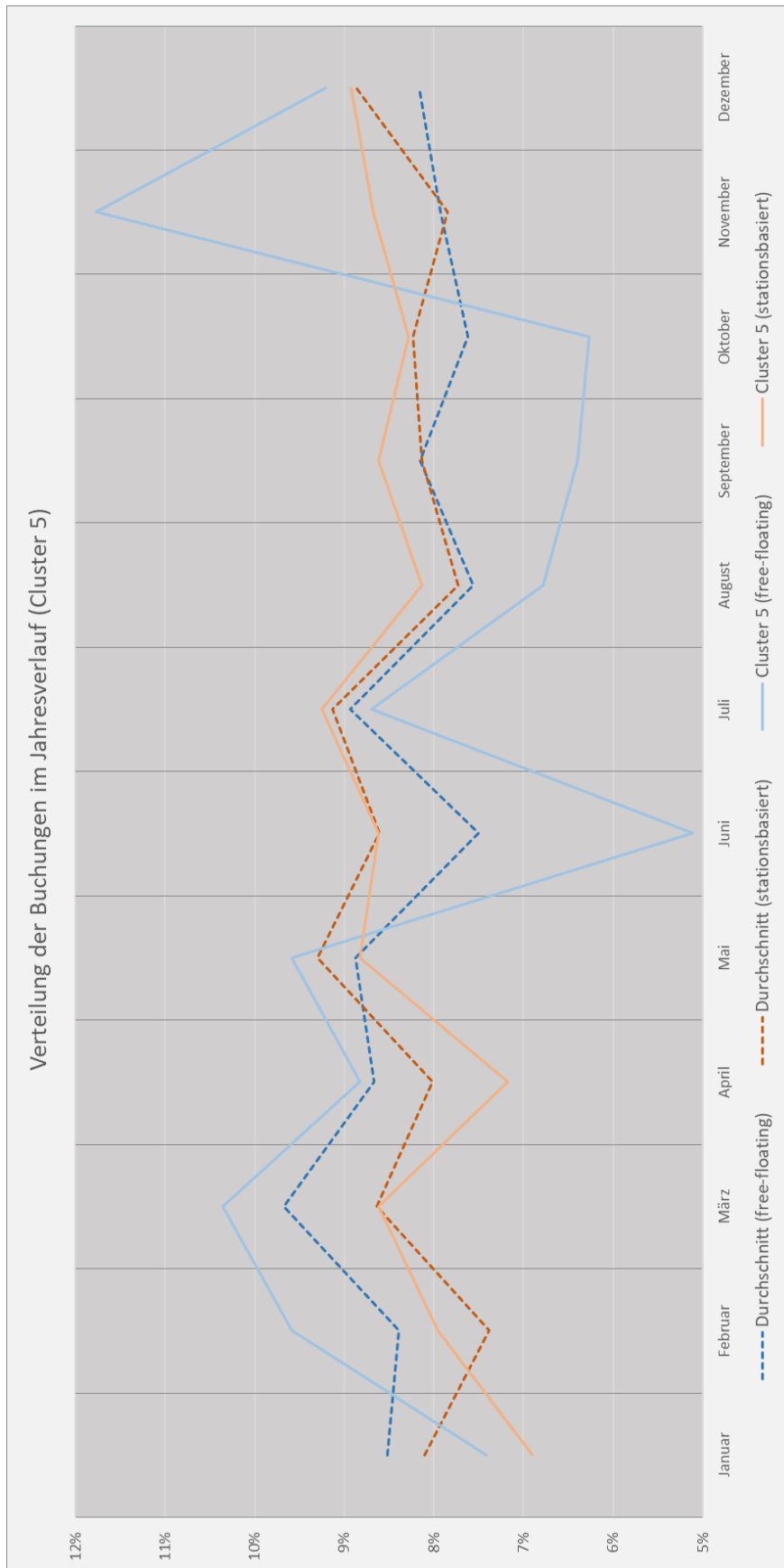


Abbildung B17: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 5)

Quelle: Eigene Darstellung

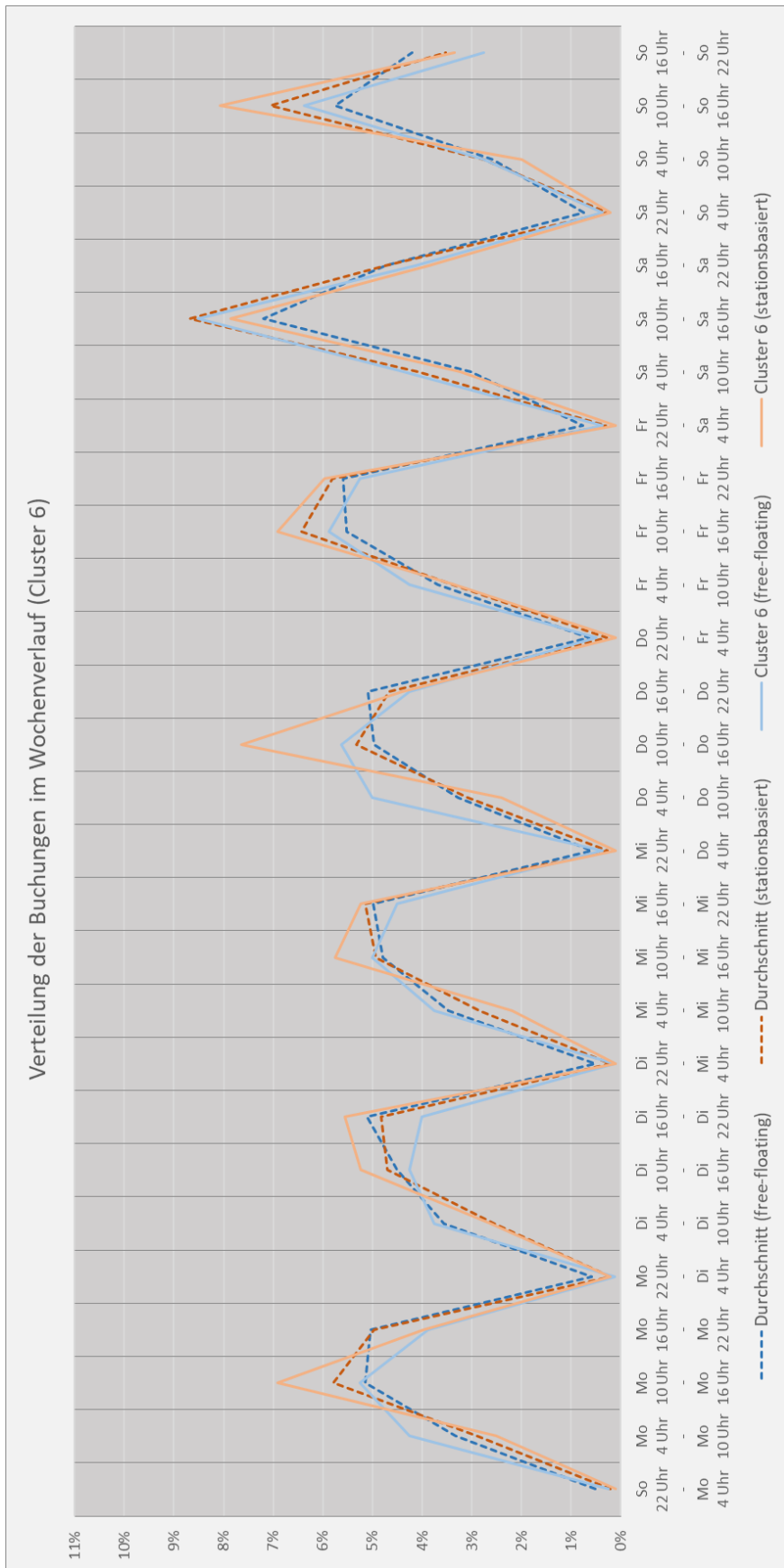


Abbildung B18: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 6)

Quelle: Eigene Darstellung

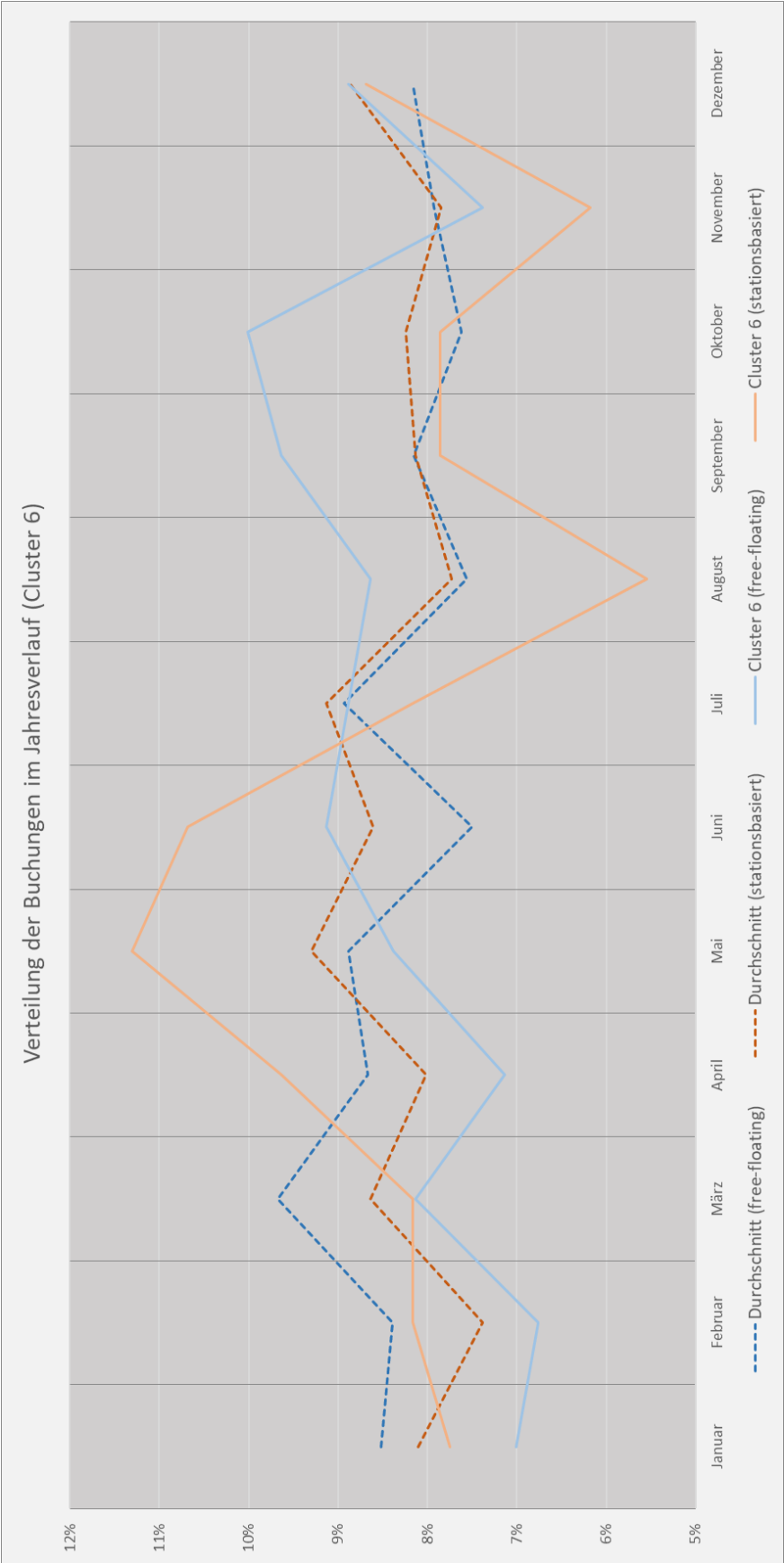


Abbildung B19: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 6)

Quelle: Eigene Darstellung

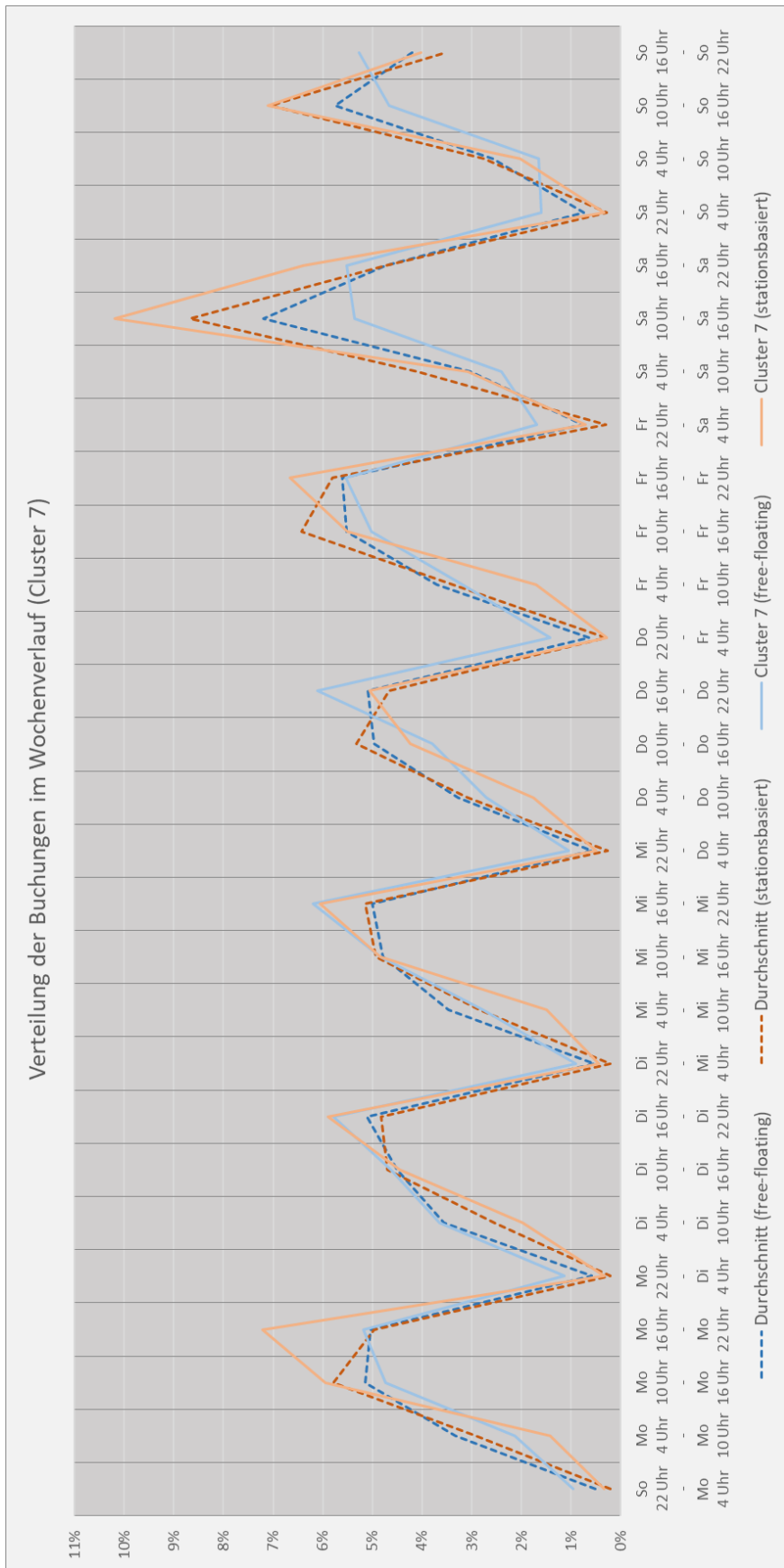


Abbildung B20: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 7)

Quelle: Eigene Darstellung

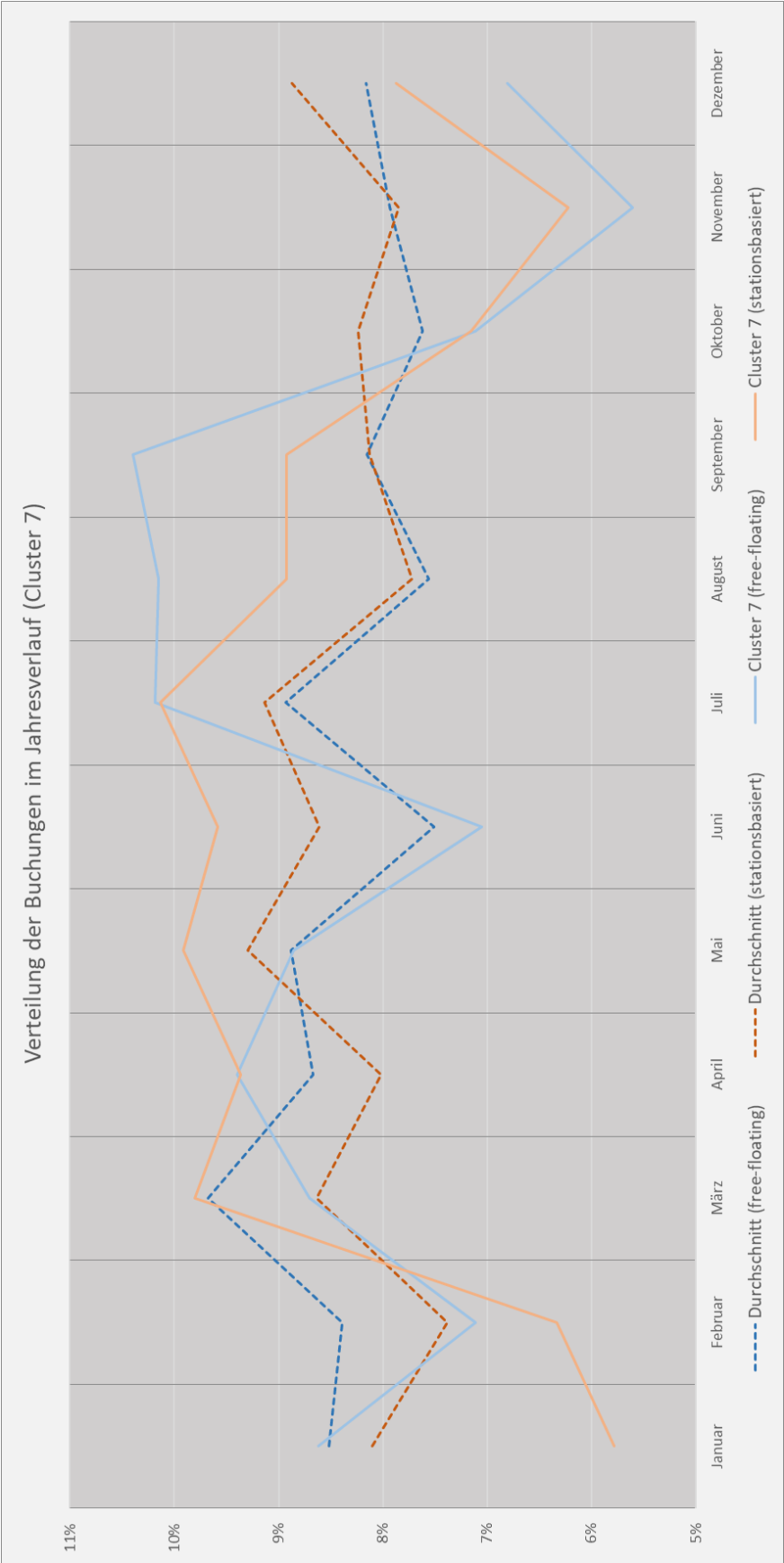


Abbildung B21: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 7)

Quelle: Eigene Darstellung

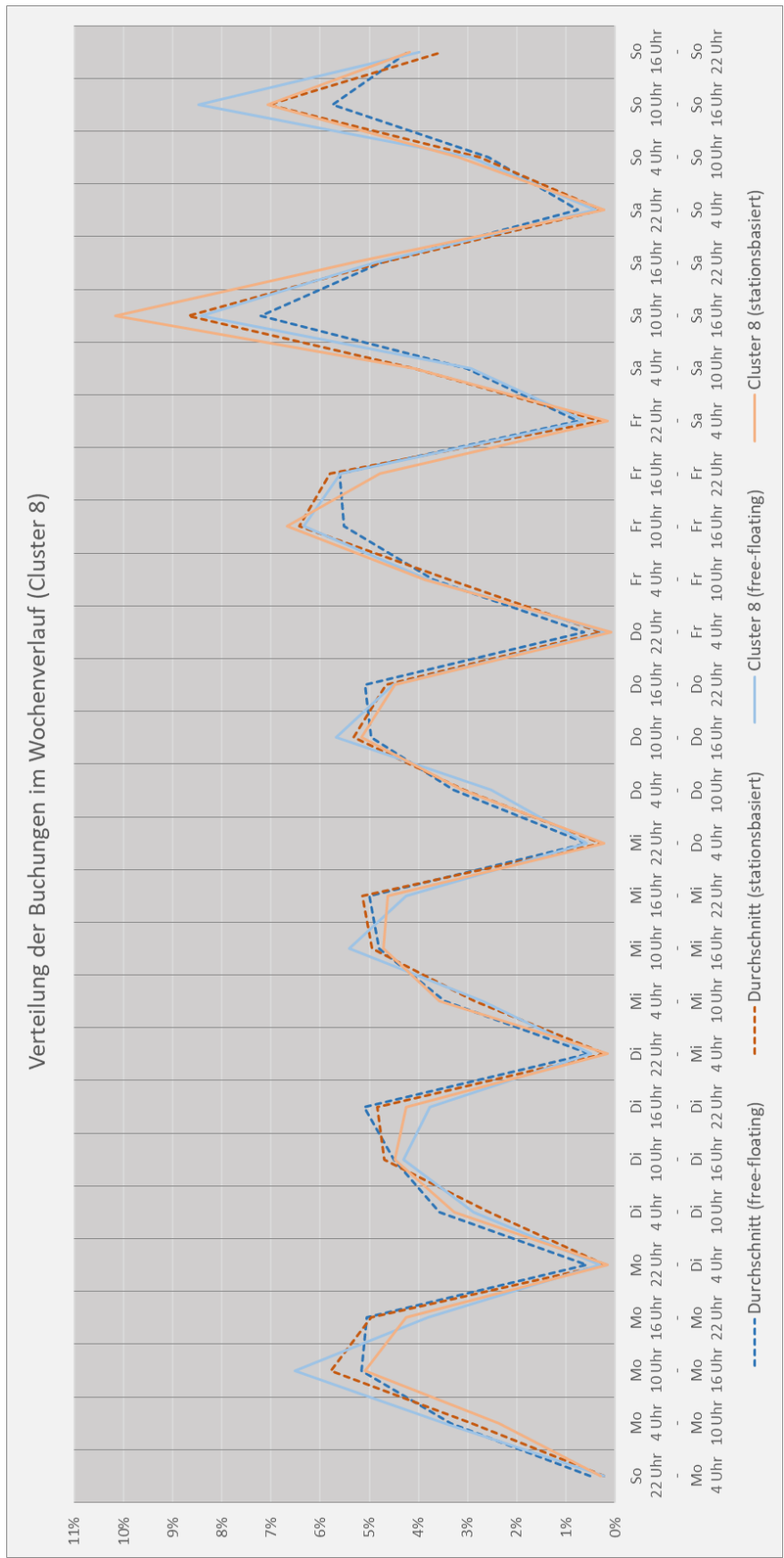


Abbildung B22: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 8)

Quelle: Eigene Darstellung

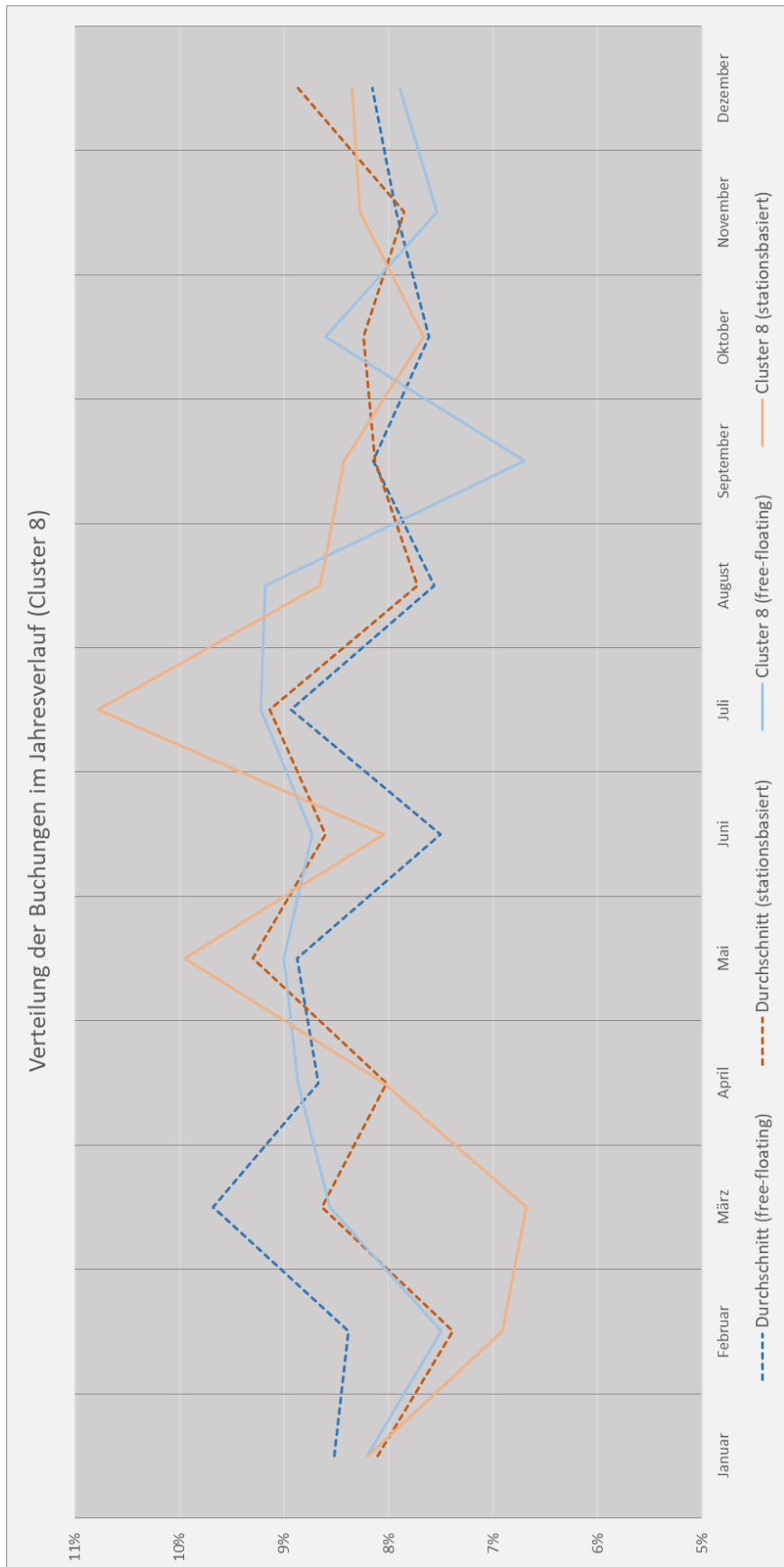


Abbildung B23: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 8)

Quelle: Eigene Darstellung

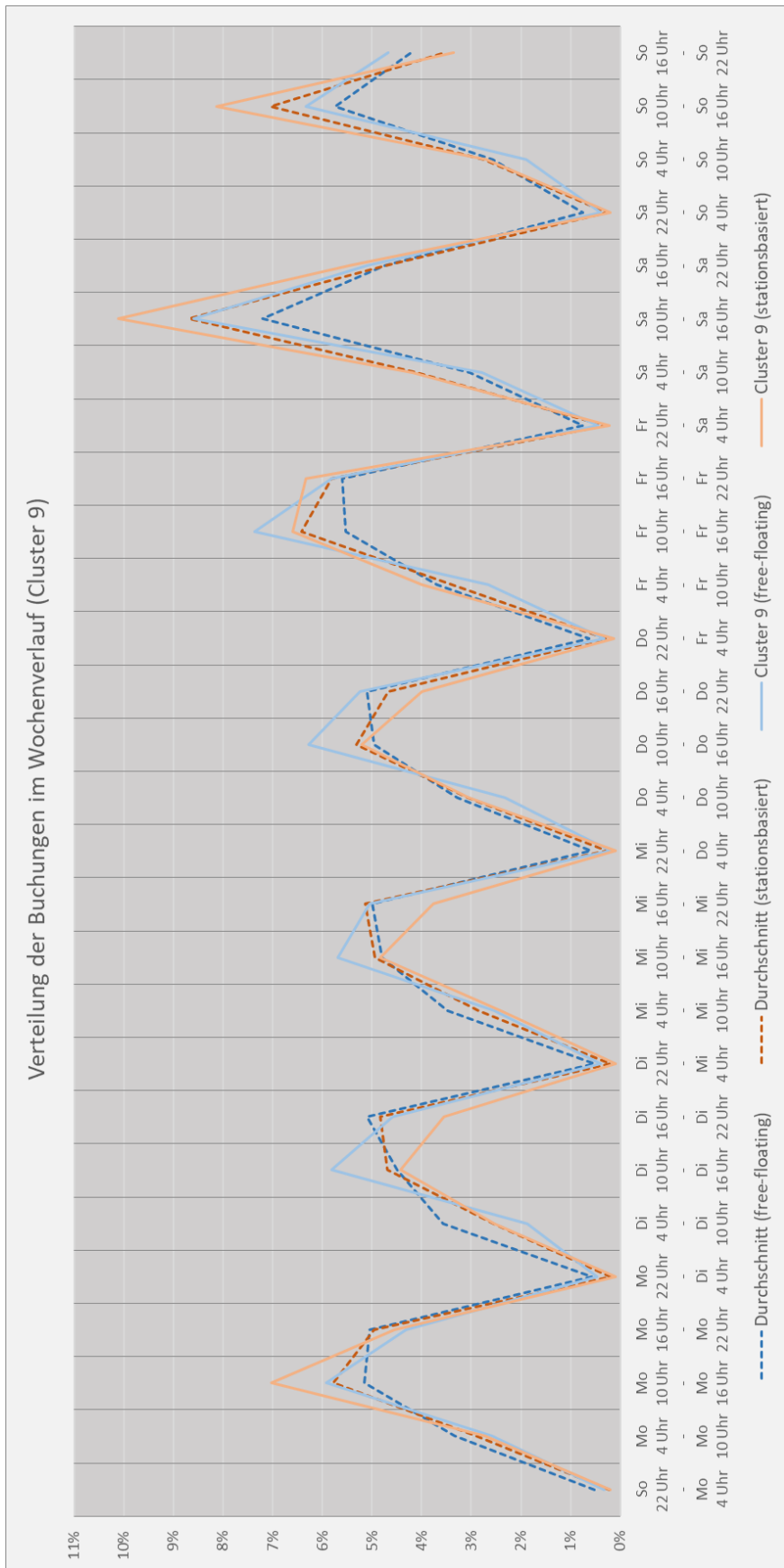


Abbildung B24: Verteilung der Buchungen im Wochenverlauf (Cluster 9)

Quelle: Eigene Darstellung

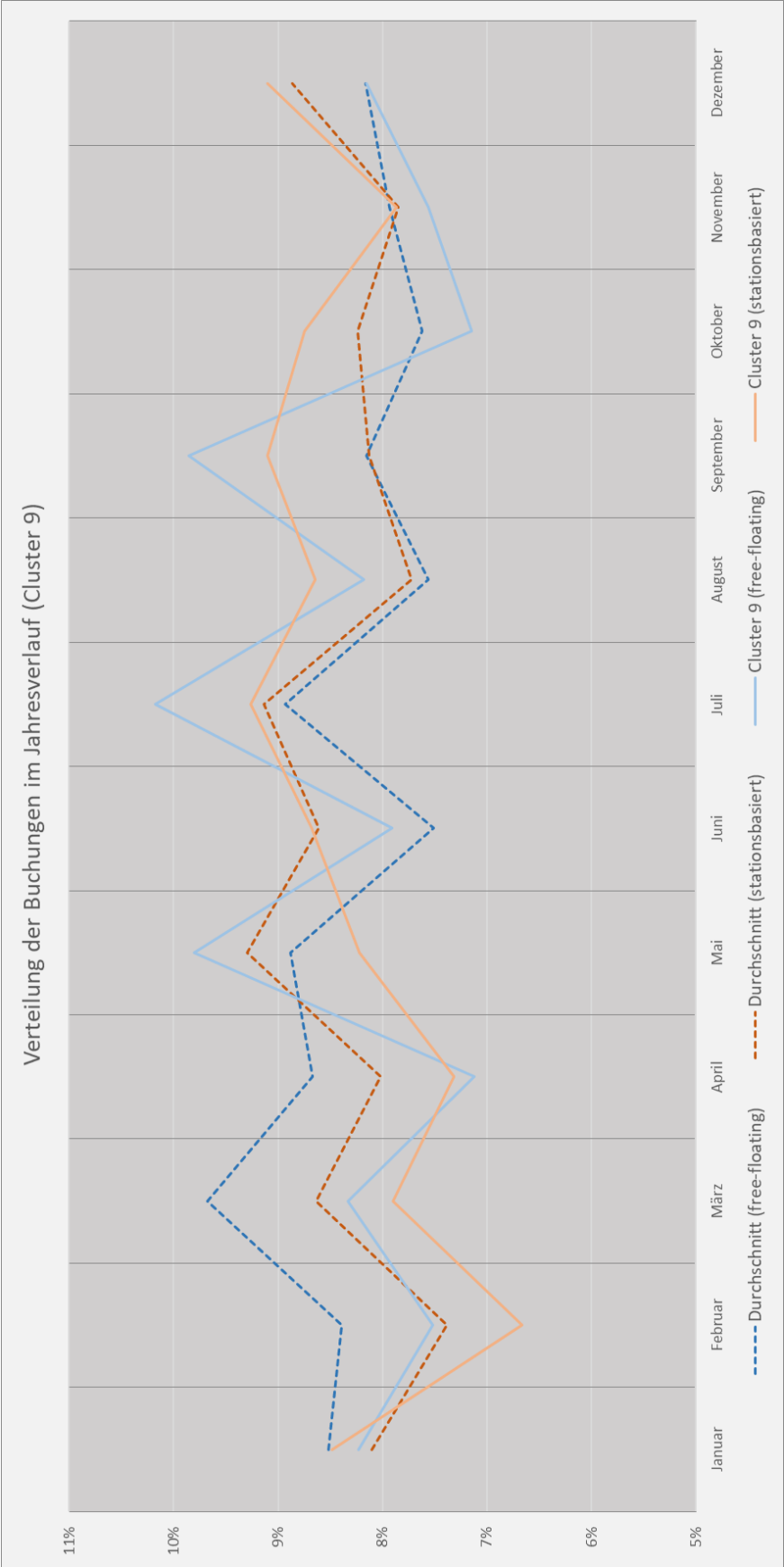


Abbildung B25: Verteilungen der Buchungen im Jahresverlauf (Cluster 9)

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B5: Indikatorladungen der fünf Konstrukte (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen)

Item	Kund*innen- bindung	Kund*innen- zufriedenheit	Wahrg. CS- Fahrzeug- verfügbarkeit	Wahrg. Mobilitäts- nutzen	Wahrg. Pkw- Gleichwertig- keit
KB_3	0,866				
KB_4	0,829				
KB_5	0,667				
KB_6	0,714				
KB_7	0,839				
KB_8	0,646				
KB_9	0,710				
KB_10	0,727				
KZ_1		0,841			
KZ_2		0,730			
KZ_3		0,860			
KZ_4		0,879			
KZ_5		0,847			
WCFV_1			0,830		
WCFV_2			0,855		
WCFV_3			0,783		
WCFV_4			0,861		
WCFV_5			0,768		
WMN_1				0,731	
WMN_2				0,774	
WMN_3				0,759	
WMN_4				0,784	
WMN_5				0,794	
WPG_1					0,750
WPG_2					0,838
WPG_3					0,885
WPG_4					0,868
WPG_5					0,885
WPG_6					0,818
WPG_7					0,706
WPG_8					0,739
WPG_9					0,751

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B6: Prüfung der Internen-Konsistenz-Reliabilität und der Konvergenzvalidität (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen)

Konstrukt	Cronbach's Alpha	ρ_A	Composite-Reliabilität	AVE
Kund*innenbindung	0,889	0,895	0,912	0,568
Kund*innenzufriedenheit	0,888	0,889	0,919	0,694
Wahrg. CS-Fahrzeugverfg.	0,878	0,884	0,911	0,673
Wahrg. Mobilitätsnutzen	0,827	0,830	0,878	0,591
Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit	0,933	0,943	0,943	0,651

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B7: Prüfung der Diskriminanzvalidität (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen)

Lat. V.	Kund*innenbindung		Kund*innenzufriedenheit		Wahrg. CS-Fahrzeugverfüg.		Wahrg. Mobilitätsnutzen		Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit	
	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT	FLK	HTMT
KB	0,754	-	-	-	-	-	-	-	-	-
KZ	0,693	0,779	0,833	-	-	-	-	-	-	-
WCFV	0,372	0,422	0,493	0,557	0,820	-	-	-	-	-
WMN	0,595	0,690	0,533	0,619	0,404	0,469	0,769	-	-	-
WPG	0,506	0,545	0,528	0,571	0,395	0,427	0,544	0,607	0,807	-

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B8: Effektstärken (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen)

		Endogenes Konstrukt				
		Kund*innenbindung	Kund*innenzufriedenheit	Wahrg. CS-Fahrzeugverfüg.	Wahrg. Mobilitätsnutzen	Wahrg. Pkw-Gleichwertigkeit
Exogenes Konstrukt	KB					
	KZ	0,330				
	WCFV	0,001	0,148		0,195	0,055
	WMN	0,113	0,213			0,264
	WPG	0,013				

Quelle: Eigene Darstellung

Tabelle B9: Prüfung der Out-of-Sample-Prädiktionsgüte (Kund*innenbindungsmodell der Kombinierer*innen)

	RMSE		MAE	
	PLS	LM	PLS	LM
KB_3	0,714	0,716	0,476	0,481
KB_4	0,713	0,713	0,466	0,475
KB_5	0,845	0,841	0,624	0,612
KB_6	0,829	0,829	0,620	0,614
KB_7	0,910	0,912	0,631	0,636
KB_8	1,124	1,129	0,948	0,941
KB_9	1,188	1,187	0,935	0,926
KB_10	1,058	1,064	0,792	0,795

Quelle: Eigene Darstellung

Anhang C: Wissenschaftlicher Lebenslauf

Hinweis: Der wissenschaftliche Lebenslauf ist in der elektronischen Version nicht enthalten.

Hinweis: Der wissenschaftliche Lebenslauf ist in der elektronischen Version nicht enthalten.