Product Safety and Quality Engineering
Manuel Löwer und Nadine Schlüter (Hrsg.)

8

Potenzialanalyse von Umgebungsverkehrsdaten für die Entwicklung fahrzeugtechnischer Vorschriften

Daniel Sander

PRODUKT SICHERHEIT QUALITÄT
BERGISCHE UNIVERSITÄT WUPPERTAL



BERGISCHE
UNIVERSITÄT
WUPPERTAL

Potenzialanalyse von Umgebungsverkehrsdaten für die Entwicklung fahrzeugtechnischer Vorschriften

Dissertation
zur Erlangung eines Doktorgrades

in der
Fakultät für Maschinenbau und Sicherheitstechnik
der
Bergischen Universität Wuppertal

vorgelegt von
Daniel Sander
aus Hilden

Wuppertal 2026

Product Safety and Quality Engineering – Band 8

Daniel Sander

Potenzialanalyse von Umgebungsverkehrsdaten für die Entwicklung fahrzeugtechnischer Vorschriften

Herausgeber: Manuel Löwer und Nadine Schlüter,
Bergische Universität Wuppertal,
Fachgebiet Produktsicherheit und Qualität,
Gaußstraße 20, 42119 Wuppertal

Umschlaggestaltung: Franz Wieck

Zugl.: Wuppertal, Univ., Diss. 2026

DOI: https://doi.org/10.25926/BUW/0-1086

URN: https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:hbz:468-2-7723

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.dnb.de abrufbar.

Dieses Werk steht, soweit nicht anders angegeben, unter der Creative-Commons-Lizenz CC BY-NC 4.0

https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/deed.de

Vorwort und Danksagung

Die in dieser Dissertation dargestellten Ergebnisse, Meinungen und Schlussfolgerungen geben ausschließlich die Auffassung des Verfassers wieder und stimmen nicht notwendigerweise mit der Auffassung der Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen (BASt) überein.

The results, opinions and conclusions presented in this dissertation are solely those of the author and do not necessarily reflect the views of BASt.

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter bei der Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen im Referat „Aktive Fahrzeugsicherheit und Fahrerassistenzsysteme“. Auf dem Weg zu ihrer Fertigstellung haben mich viele Menschen begleitet und unterstützt, denen ich an dieser Stelle herzlich danken möchte.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Manuel Löwer für die Betreuung dieser Arbeit. Er hat mir den Freiraum gegeben, meine Ideen zu entwickeln, und stand mir zugleich mit Rat und konstruktiver Kritik zur Seite. Für sein Vertrauen in mich und meine Arbeit danke ich ihm sehr.

Frau Dr. habil. Nadine Schlüter danke ich herzlich für die Übernahme des Zweitgutachtens und das Interesse, das sie dieser Arbeit entgegengebracht hat.

Ebenso danke ich meinen Kolleginnen und Kollegen bei der BASt für die stets wunderbare Zusammenarbeit und ihre tatkräftige Unterstützung. Ob bei der Einrichtung der Messtechnik, bei der Datenerhebung oder im fachlichen Austausch – auf ihre Hilfsbereitschaft, ihr Engagement und ihre Expertise konnte ich mich jederzeit verlassen. Herrn Dr. Jost Gail und Herrn Dr. Patrick Seiniger danke ich von Herzen für ihre intensive fachliche Begleitung. Ihre Erfahrung, ihre kritischen Fragen und die vielen gemeinsamen Diskussionen haben diese Arbeit entscheidend geprägt.

Von ganzem Herzen danke ich meiner Familie und insbesondere meinen Eltern, die mich auf meinem gesamten Weg bedingungslos unterstützt und mir vieles überhaupt erst ermöglicht haben. Meinen Freundinnen und Freunden danke ich für ihre Geduld, ihren Zuspruch und dafür, dass sie mich immer wieder daran erinnert haben, dass es ein Leben jenseits der Dissertation gibt.

Kurzfassung

Die Erreichung auf politischer Ebene ausgerufener Verkehrssicherheitsziele verlangt eine kontinuierliche Weiterentwicklung fahrzeugtechnischer Vorschriften. Mit zunehmender Verbreitung von Fahrerassistenzsystemen und automatisierten Fahrfunktionen ab SAE-Level 3 reichen klassische Datenquellen wie Unfalldaten und Prüfgeländefahrten als Evidenzbasis für die Vorschriftenentwicklung oft nicht mehr aus. Insbesondere für kontinuierlich assistierende oder automatisierte Systeme fehlt es an Informationen über das Verkehrsverhalten im Vorfeld potenzieller Konfliktsituationen. Umgebungsverkehrsdaten – d. h. Trajektoriendaten des umgebenden Verkehrs, erfasst durch fahrzeug-, infrastruktur- oder drohnenbasierte Erhebungsmethoden – stellen eine vielversprechende Ergänzung dar.

Die vorliegende Arbeit untersucht das Potenzial von Umgebungsverkehrsdaten für die Entwicklung typgenehmigungsrelevanter Vorschriften entlang der drei Prüfbereiche Anwendbarkeit, Genauigkeit und Repräsentativität. Als empirische Grundlage werden mit einem Messfahrzeug Umgebungsverkehrsdaten auf etwa 3.400 km Strecke innerhalb der Domäne Bundesautobahnen erhoben, aufbereitet und analysiert.

Die Ergebnisse zeigen: Die Anwendbarkeit ist grundsätzlich gegeben, jedoch verlangt jeder Erfassungsansatz eine explizite Dokumentation sensor- und messprinzipspezifischer Limitationen. Hinsichtlich der Genauigkeit erweisen sich die erhobenen Daten für autobahntypische Interaktionen als hinreichend, um robuste regulatorische Schlussfolgerungen zu ermöglichen – sofern Messunsicherheiten transparent ausgewiesen werden. Die Repräsentativität konnte für die Verteilung von sicherheitsanalytischen Kennzahlen durch einen Vergleich mit dem Drohnendatensatz highD plausibilisiert werden; zu beachten sind jedoch sensorspezifische Limitationen und Zensierungseffekte. Die universelle Nullhypothese – wonach Umgebungsverkehrsdaten die Ableitung wirksamer Typgenehmigungsvorschriften nicht beeinträchtigen – wird für den definierten Gültigkeitsbereich nicht verworfen. Als Datenklasse ist ihre regulatorische Eignung konditional: Sie entsteht durch ein nachvollziehbares Messdesign, transparente Verarbeitung und angemessene Interpretation der Kenngrößen.

Schlagwörter: Umgebungsverkehrsdaten, Typgenehmigung, Fahrerassistenzsysteme, automatisiertes Fahren

Abstract

The achievement of road safety policy objectives requires the continuous advancement of vehicle technical regulations. As advanced driver assistance systems and automated driving functions at SAE-Level 3 and above become increasingly prevalent, classical data sources such as accident records and proving ground tests are often no longer sufficient as an evidence base for regulatory development. In particular, data capturing traffic behaviour in the lead-up to potential conflict situations remain largely unavailable for continuously assisting or automated systems. Surrounding traffic data – that is, trajectory data of surrounding traffic participants, collected through vehicle-, infrastructure-, or drone-based data collection methods – represent a promising complementary source. This dissertation investigates the potential of surrounding traffic data for developing type approval regulations across three evaluation dimensions: applicability, accuracy, and representativeness. As an empirical basis, surrounding traffic data are collected, processed, and analysed using an instrumented measurement vehicle over approximately 3,400 km within the domain of German motorways.
The results demonstrate that applicability is fundamentally given, yet each collection approach requires explicit documentation of sensor- and measurement-specific limitations. With respect to accuracy, the collected data prove sufficient for deriving robust regulatory conclusions from motorway-typical interactions, provided that measurement uncertainties are transparently reported. Representativeness of the safety-critical metric distributions was substantiated through comparison with the drone-based highD reference dataset; however, sensor-specific limitations and censoring effects must be taken into account. The universal null hypothesis – that surrounding traffic data do not impair the derivation of effective type approval regulations – is not rejected within the defined scope

of validity. As a data class, their regulatory suitability is conditional: it emerges from a traceable measurement design, transparent data processing, and appropriate interpretation of the derived metrics.

Keywords: surrounding traffic data, type approval, driver assistance systems, automated driving

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung ... 1

1.1 Problemstellung: Evidenzbasierte Festlegung von Anforderungen ... 3

1.2 Zielsetzung ... 6

1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit ... 6

1.4 Relevanz von Einschersituationen auf der Autobahn ... 9

2 Anforderungen an die Fahrzeugsicherheit ... 13

2.1 Einordnung von Fahrerassistenzsystemen und automatisierten Fahrfunktionen ... 13

2.2 Anforderungen an die aktive Fahrzeugsicherheit ... 16

2.3 Interne Anforderungen und Absicherungsstrategien von Herstellern und Zulieferern ... 17

2.4 Anforderungen aus dem Verbraucherschutz ... 19

2.5 Anforderungen aus der Gesetzgebung ... 20

2.5.1 Entwicklung von UN-Regelungen ... 20

2.5.2 Anforderungen aus der Gesetzgebung an Umgebungsverkehrsdaten ... 22

2.6 Zusammenfassung und Hypothesengerüst ... 23

2.6.1 Hypothese zur Anwendbarkeit (H_1) ... 24

2.6.2 Hypothese zur Genauigkeit (H_2) ... 24

2.6.3 Hypothese zur Repräsentativität (H_3) ... 25

3 Stand der Technik: Erfassung von Daten des Umgebungsverkehrs ... 26

3.1 Stationäre Einheiten ... 27

3.2 Drohnen ... 28

3.3 Fahrzeuge ... 30

3.4 Vergleich der Methoden ... 33

3.4.1 Vergleichskriterien ... 33

3.4.2 Vor- und Nachteile der Erfassungsmethoden ... 34

3.5 Zwischenfazit ... 38

4 Versuchsmethodik und Werkzeuge ... 40

4.1 Versuchsmethodik ... 40

4.1.1 Genauigkeitsbewertung 41
4.1.2 Bewertung der Aussagekraft und Repräsentativität von Umgebungsverkehrsdaten 42
4.2 Werkzeuge zur Datenerhebung 42
4.2.1 Erforderliche Messgrößen und Informationen für die Zustandsbeschreibung 42
4.2.2 Sensoren zur Datenerhebung 44
4.2.3 Objekterkennung 49
4.3 Datenverarbeitung 54
4.3.1 Objektverfolgung (Objekttracking) 54
4.3.2 Datennachbereitung 59
4.4 Datenanalyse 71
4.5 Zwischenfazit 72
5 Genauigkeitsanalyse 73
5.1 Metriken für die Genauigkeitsauswertung 73
5.2 Testkonfiguration und Testablauf 74
5.3 Ergebnisse der Genauigkeitstests 77
5.3.1 Genauigkeit Einscherer-Szenario 77
5.3.2 Genauigkeit Abbieger-Szenario 81
5.4 Zwischenfazit 85
6 Exemplarische Erhebung und Analyse von Umgebungsverkehrsdaten 87
6.1 Allgemeine Erhebungsinformationen 87
6.2 Datensatzstruktur 89
6.3 Charakterisierung von Einschermanövern 90
6.4 Einfluss der Messgenauigkeit auf die Verteilung von SSM 94
6.5 Auswirkungen sensorspezifischer Limitationen auf die Interpretation von Umgebungsverkehrsdaten 98
6.6 Zwischenfazit zu Genauigkeitsanforderungen an Umgebungsverkehrsdaten ... 102
7 Validierung 104
7.1 Validierungsmethode und Datengrundlage 105
7.2 Ergebnisse 105

7.3 Zwischenfazit zur Repräsentativität ... 114

8 Fazit und Ausblick ... 116

Literaturverzeichnis ... 121

Anhang ... 137

A.1 Auswertung Verkehrsunfalldaten ... 137

A.2 Strategien zur Wahrung der Fahrzeugsicherheit ... 138

A.2.1 Methoden zur herstellerinternen Absicherung ... 138

A.2.2 Euro NCAP ... 140

A.2.3 Beispiele für Regelungen der UNECE ... 141

A.3 Theoretische Hintergründe des Objekttrackings ... 144

A.3.1 Bayes-Filter ... 144

A.3.2 Kalman-Filter ... 146

A.3.3 Unscented Kalman-Filter ... 147

A.3.4 Bewegungsmodelle ... 150

A.3.5 Hybride Filter ... 152

A.3.6 Messdatenassoziation beim Objekttracking ... 155

A.4 Parameter des Messaufbaus ... 162

A.5 Fahrtenübersicht ... 166

A.6 Umgebungsbedingungen der Datenerhebung ... 167

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Verteilung der Unfälle mit Personenschaden für das Jahr 2023 und die Ortslagen Autobahn sowie Außerorts (ohne Autobahnen), aufgeteilt nach dem einstelligen Unfalltyp (Datenquelle: Statistisches Bundesamt (2023)) 10

Abbildung 2: Unfalltypen (dreistellig), die Einscherkonflikte im Längsverkehr beschreiben. Piktogrammquelle: Unfallforschung der Versicherer (2016b). In: Bedeutung einer hochwertigen Unfallerfassung. Unterrichtsmaterialien. Berlin. 2016a. Nicht Bestandteil der CC-BY-NC-4.0-Lizenz. 11

Abbildung 3: Anzahl der Verletzten resultierend aus Einscherkonflikten auf Autobahnen und in Außerortssituationen, die auf Basis von GIDAS-Daten und der nationalen Unfallstatistik für das Jahr 2023 extrapoliert wurden 12

Abbildung 4: Säulen zur Sicherstellung der Fahrzeugsicherheit 17

Abbildung 5: Beispielhafter Entwicklungsprozess nach dem V-Modell in Anlehnung an Strasser (2012) 19

Abbildung 6: Übersicht der Verarbeitungsschritte für die Ableitung der Schlussfolgerungen 40

Abbildung 7: Aufnahme eines Versuchsdurchlaufs bei den Genauigkeitstests 41

Abbildung 8: Foto der Datenerhebung zu Einschermanövern auf Autobahnen 42

Abbildung 9: Aufnahmen des Messfahrzeugs. Das obere linke Bild zeigt den Radarsensor an der Fahrzeugfront. Das obere Bild in der Mitte zeigt den Lidarsensor auf dem Dachaufsatz. Das Bild rechts zeigt das System für den Empfang der Positionsdaten und den Computer für die Datenverarbeitung. Das untere linke Bild zeigt das Messfahrzeug von außen 45

Abbildung 10: Beispielhafte Besonderheiten der lidarbasierten Objekterkennung im Verkehr: Sensorschatten durch Verdeckungen, Fehldetektion, Nichtdetektion eines Lkw aufgrund begrenzter Objektliste sowie Beschränkung des Sichtbereichs auf den vorderen Fahrschlauch. Die Detektionen werden durch farbige Begrenzungsrahmen dargestellt, die die von Fahrzeugen verursachten Punktcluster umschließen 52

Abbildung 11: Radarobjektausgabe im Track-Modus: sensorintern gebildete Objekt-Hypothesen (als Rechtecke visualisiert) in einer beispielhaften Umgebungsszene 54

Abbildung 12: Schematischer Ablauf eines Objekttracking-Verfahrens 55

Abbildung 13: Schematische Darstellung des Zustandsvektors eines nachverfolgten Fahrzeugs aus der Perspektive des Messfahrzeugs 56

Abbildung 14:Einschermanöver ohne Korrektur. Nach dem Einlenken ist eine deutliche Abweichung der Lidarmessungen nach Durchlaufen des Trackings (graue Linie) zu denen der Ground Truth (ADMA (schwarze Linie)) zu erkennen. Die Punkte zeigen die koordinatentransformierten Werte der nicht durch das Tracking angepassten Messungen 60

Abbildung 15: Abbiegen ohne Korrektur. Auch in diesem Fall ist eine Abweichung zwischen den Werten des Messfahrzeugs und der ADMA zu erkennen, die an den Stellen, wo das Zielfahrzeug nicht parallel oder rechtwinklig zum Messfahrzeug steht, besonders deutlich ausgeprägt ist 61

Abbildung 16:Kurvenanpassung für die Abweichung der x-Position in Abhängigkeit des Gierwinkels. Die Gleichung der Anpassungsfunktion lautet: $Korr_x=0{,}09\ \psi^2-0{,}31$ 62

Abbildung 17:Kurvenanpassung für die Abweichung der y-Position in Abhängigkeit des Gierwinkels. Die Gleichung der Anpassungsfunktion lautet: $Korr_y=1{,}26\sin(1{,}07\ \psi+0{,}02)$ 62

Abbildung 18: Korrigierte Messwerte für das Einschermanöver 63

Abbildung 19: Korrigierte Messwerte für das Abbiegemanöver 63

Abbildung 20: Veranschaulichung des Konzepts von Richtigkeit und Präzision. Ein Mangel an Richtigkeit bedeutet, dass der Mittelwert der Messwerte weit entfernt von der Referenz liegt. Gleichzeitig bedeutet ein Mangel an Präzision, dass die gemessenen Werte stark streuen 73

Abbildung 21: Schematische Darstellung der Testkonfiguration für das Einscherer-Szenario 75

Abbildung 22: Schematische Darstellung der Testkonfiguration für das Abbieger-Szenario 76

Abbildung 23: Positionsabweichung gestaffelt nach Koordinatenachsen für das Einscherer-Szenario 77

Abbildung 24: Histogramm und CDF der absoluten Positionsabweichung für das Einscherer-Szenario 78

Abbildung 25: Geschwindigkeitsabweichung für das Einscherer-Szenario 79

Abbildung 26: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit für das Einscherer-Szenario 80

Abbildung 27: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit vom Einlenkabstand für das Einscherer-Szenario 81

Abbildung 28: Positionsabweichung nach Koordinatenachsen für das Abbieger-Szenario 81

Abbildung 29: Mehrere Radarmessungen werden als sensorinterne Artefakte dem Fahrzeug zugeordnet. Der gelbe Rahmen kennzeichnet den Bereich, in dem für ein Fahrzeug drei Messungen des Radars resultieren. Die Fahrzeugform kann anhand der Lidarpunktwolke gedeutet werden. Durch die Umzäunung der FTVA sind im Hintergrund zudem viele Clutter-Messungen zu sehen 83

Abbildung 30: Kumulative Verteilungsfunktion der Positionsabweichung für das Abbieger-Szenario 83

Abbildung 31: Geschwindigkeitsabweichung für das Abbieger-Szenario 84

Abbildung 32: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit für das Abbieger-Szenario 85

Abbildung 33: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit vom Einlenkabstand für das Abbieger-Szenario 85

Abbildung 34: Im Rahmen der Datenerhebung durchfahrene Abschnitte des Autobahnnetzes. Kartengrundlage: © OpenStreetMap-Mitwirkende (ODbL) 87

Abbildung 35: Tage und Uhrzeiten, an denen Daten erhoben wurden 88

Abbildung 36: Verteilung der erfassten y-Positionen relativ zum Messfahrzeug 89

Abbildung 37: Verteilung der erfassten x-Positionen relativ zum Messfahrzeug gestaffelt nach Sensor 90

Abbildung 38: Darstellung aller Trajektorien, die ein Einschermanöver abbilden 91

Abbildung 39: SSM-Verteilungen bei Einschermanövern 93

Abbildung 40: Verteilung der SSM mit möglichem Messfehlereinfluss 97

Abbildung 41: DHW-Verteilung der erhobenen Daten als Boxplot und Abstandsforderung nach UN-R 157 für ALKS. Der nach UN-R 157 geforderte Mindestabstand (explizit definiert bis 60 km/h) wird als rote gestrichelte Linie dargestellt 99

Abbildung 42: Vergleich der Spurwechselrate pro Fahrzeug und pro gefahrenem Kilometer für die Eigenerhebung (Lidar, Radar) und den highD-Referenzdatensatz 106

Abbildung 43: Anteile von Spurwechseln nach links und rechts in den Datensätzen 107

Abbildung 44: SSM-Verteilungen für DHW, THW und TTC gestaffelt nach den Datensätzen 108

Abbildung 45: Vergleich der DHW-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung 111

Abbildung 46: Vergleich der THW-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung 112

Abbildung 47: Vergleich der TTC-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung 114

Abbildung 48: Objekttracking als Filterproblem anhand des Bayes-Theorems. Ausgehend von einer vorhergehenden A-posteriori-Zustandsdichte wird eine aktuelle A-priori-Zustandsdichte prognostiziert und nach dem Eintreffen der Messung zu einer neuen A-posteriori-Zustandsdichte korrigiert 145

Abbildung 49: Temperatur während der Datenerhebung 167

Abbildung 50: Niederschlag während der Datenerhebung 167

Abbildung 51: Windgeschwindigkeit während der Datenerhebung 168

Abbildung 52: Bewölkung während der Datenerhebung 168

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Automatisierungsgrade gemäß Nomenklatur aus SAE J3016:JUN2018 15

Tabelle 2: Vergleich von 3D-Objekterkennungsmodellen anhand des VOC-Kriteriums mit 11 festen Recall-Stufen, die sich mit OpenPCDet implementieren lassen (Stand Oktober 2024) (OpenPCDet Development Team 2020) 51

Tabelle 3: Zusammenfassung der Genauigkeitsmetriken für das Einscherer-Szenario 79

Tabelle 4: Zusammenfassung der Genauigkeitsmetriken für das Abbieger-Szenario 84

Tabelle 5: Maximale Aufprallgeschwindigkeit für das Pkw-Pkw-Szenario nach UN-R 152 142

Tabelle 6: Zeitlücke und Mindestfolgeabstand für ALKS-Systeme nach UN-R 157 143

Tabelle 7: Instrumentierung des Fahrzeugs für die Genauigkeitstests 162

Tabelle 8: Instrumentierung des Fahrzeugs für die Autobahnfahrten 164

Tabelle 9: Übersicht über die durchgeführten Messfahrten 166

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Begriff
ACC	Adaptive Cruise Control
ADAS	Advanced Driver Assistance System
ADS	Automated Driving System
AEB(S)	Advanced Emergency Braking (System)
ALKS	Automated Lane Keeping System
ASIL	Automotive Safety Integrity Level
BASt	Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen
CDF	Cumulative Distribution Function
CoP	Code of Practice
CoP-ADAS	Code of Practice for the Design and Evaluation of ADAS
CoP-ADF	Code of Practice for the Development of Automated Driving Functions
CT	Constant Turn
CTRV	Constant Turn Rate Velocity
CV	Constant Velocity
DDAW	Driver Drowsiness and Attention Warning
DGNSS	Differential Global Navigation Satellite System
DHW	Distance Headway
DIL	Driver in the Loop
ECDF	Empirical Cumulative Density Function
EKF	Extended Kalman-Filter
ELKS	Emergency Lane Keeping System
EROE	Erkennung und Reaktion auf Objekte und Ereignisse
FAS	Fahrerassistenzsystem
FAT	Forschungsvereinigung Automobiltechnik e. V.
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
FOT	Field Operational Tests
FTVA	Fahrzeugtechnische Versuchsanlage
GIDAS	German In-Depth Accident Study
GNN	Global Nearest Neighbour
GRU	Gated-Recurrent-Unit
GSR	General Safety Regulation

HIL	Hardware in the Loop
HMI	Human Machine Interface
IMM	Interacting Multiple Model
IMU	Inertial Measurement Unit
INS	Inertiales Navigationssystem
IQR	Interquartile Range
ISA	Intelligent Speed Assistance
IWG	Informal Working Group
JPDA(F)	Joint Probabilistic Data Association (Filter)
KDE	Kernel Density-Estimation
LiDAR	Light Detection and Ranging
MAE	Mean Absolute Error
MM	Multiple Model
MMAE	Multiple Model Adaptive Estimation
NCAP	New Car Assessment Program
NDS	Naturalistic Driving Study
NGSIM	Next Generation Simulation
NN	Nearest Neighbour
OEDR	Object and Event Detection and Response
PDAF	Probabilistic Data Association Filter
PV-RCNN	Point-Voxel Region-based Convolutional Neural Network
RADAR	Radio Detection And Ranging
RMSE	Root Mean Squared Error
RoI	Region of Interest
ROS	Robot Operating System
RPN	Region Proposal Network
RTK	Real-Time Kinematic Positioning
RTS Smoother	Rauch-Tung-Striebel Smoother
RW	Random Walk
SIL	Software in the Loop
SOTIF	Safety of the Intended Functionality
SSM	Surrogate Safety Measures
THW	Time Headway
ToF	Time-of-Flight
TTC	Time To Collision

UKF	Unscented Kalman-Filter
UNECE	United Nations Economic Commission for Europe
VeHIL	Vehicle Hardware in the Loop
VIL	Vehicle in the Loop
VSA	Voxel Set Abstraction
WP.29	World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations

Formelzeichenverzeichnis

Symbol	Bedeutung	Einheit
$\mathbf{A}$	Zustandsübergangsmatrix (Systemmatrix)	-
b_{FS}	Nominale Fahrstreifenbreite	m
$\mathbf{B}$	Steuermatrix (Eingangsmatrix)	-
c_{ij}	Zuordnungskosten Track *i* zu Messung *j*	Je nach Größe
$\mathbf{C}$	Kostenmatrix	-
c_0	Lichtgeschwindigkeit	m/s
$c(W)$	Spurwechselkonfidenz	-
d	Entfernung zum Zielobjekt	m
${d_m}^2$	Mahalanobis-Distanz	-
d_x	Stoßstangenbezogener Abstand	m
$f(\cdot)$	Systemfunktion	-
g_{merge}	Verschmelzungsschwelle Spurwechsel	s
$\mathbf{H}$	Beobachtungsmatrix (Messmatrix)	-
$h(\cdot)$	Messfunktion	-
$\mathbf{I}$	Einheitsmatrix	-
$\mathbf{K}$	Kalman-Verstärkungsmatrix (Kalman-Gain)	-
L	Dimension des Zustandsvektors	-
M_j	j-tes Bewegungsmodell	-
$\mathcal{M}$	Menge der Bewegungsmodelle	-
$n_{Brechung}$	Brechungsindex eines Mediums	-
p_{ij}	Modellübergangswahrscheinlichkeit	-
$\mathbf{P}$	Fehlerkovarianzmatrix	-
P_G	Gate-Wahrscheinlichkeit	-
P_i	Messpunkt eines Lidarsensors	-
$\mathbf{P}_{\mathrm{x}}$	Generische Kovarianzmatrix zu einem Zustand	-
$\mathbf{P}_{xz,k}$	Kreuzkovarianzmatrix	-
$\mathbf{P}_{zz,k}$	Autokovarianzmatrix der Messung	-
$\mathbf{Q}$	Kovarianzmatrix des Prozessrauschens	-
$\mathbf{R}$	Kovarianzmatrix des Messrauschens	-
S	Menge der Sigma-Punkte und Gewichte	-

$\mathbf{S}$	Innovationskovarianz	-
t	Zeit	s
$\mathbf{u}$	Steuervektor	Je nach Größe
v	Geschwindigkeit	m/s
v_x	Longitudinale Geschwindigkeit	m/s
$\mathbf{v}_{jt,k}$	Einzelinnovation	-
$\mathbf{v}_{t,k}$	kombinierte Innovation	-
$\mathbf{w}$	Prozessrauschvektor	-
$w_i^{(m)}$	Gewichtungsfaktor für den Mittelwert	-
$w_i^{(c)}$	Gewichtungsfaktor für die Kovarianz	-
W	Spurwechselfenster	s
x	x-Position	m
y	y-Position	m
$\mathbf{x}$	Zustandsvektor eines Systems	-
$\mathcal{X}$	Menge der nachverfolgten Objekte	-
$\mathbf{z}$	Messvektor	-
$\boldsymbol{\mathcal{z}}$	Transformierte Sigma-Punkte im Messraum	-
$\mathcal{Z}$	Menge der Messungen im Zeitschritt	-
α_{UKF}	Primärer Skalierungsparameter (Spread)	-
$\beta_{jt,k}$	Marginale Assoziationswahrscheinlichkeit	-
β_{UKF}	Parameter zur Berücksichtigung von Zusatzwissen	-
γ	Gate-Schwellenwert	-
$\delta_t(\theta)$	Ziel-Entdeckungsindikator	-
ϵ	Variationsfaktor Fahrstreifenwechselschwelle	-
Δ	Fensterlänge	s
θ	Zuordnungsabbildung	-
Θ	Menge zulässiger (eineindeutiger) Zuordnungen	-
κ_{UKF}	Sekundärer Skalierungsparameter	-
λ	Kombinierter Skalierungsparameter	-
$\mu_{i,k\|k-1}$	A-priori Modellwahrscheinlichkeit	-
$\mu_{j,k\|k}$	A-posteriori Modellwahrscheinlichkeit	-
$\mu_{i\|j,k-1\|k-1}$	Wahrscheinlichkeit für die Modellmischung	-
Λ	Likelihood	-

$\tau_j(\theta)$	Messungsassoziationsindikator	-
τ_y	Schwelle Fahrstreifenwechsel	m
$\boldsymbol{\nu}$	Messrauschvektor	-
$\boldsymbol{\Pi}$	Modell-Übergangsmatrix	-
$\phi(\theta)$	Anzahl Fehlmessungen	-
$\boldsymbol{\chi}$	Vektor für Sigma-Punkte im Zustandsraum	-
ψ	Gierwinkel	rad
$\dot{\psi}$	Giergeschwindigkeit	rad/s
$\boldsymbol{\Omega}$	Validierungsmatrix	-
$\hat{(\cdot)}$	Schätzwert einer Größe (z. B. Zustandsschätzung)	-
k	Zeitschritt bei der Objektverfolgung	-
$(\cdot)_k$	Wert zum diskreten Zeitschritt k	-
$(\cdot)_{k-1\|k-1}$	Wert zum Zeitpunkt $k-1$	-
$(\cdot)_{k\|k-1}$	Prädizierter Wert zum Zeitpunkt k	-
$(\cdot)_{k\|k}$	Korrigierter Wert zum Zeitpunkt k	-
$(\cdot)^k$	Sequenz von Werten bis zum Zeitschritt k	-
$(\cdot)_{Lidar}$	Auf den Lidar bezogen	-
$(\cdot)_{Radar}$	Auf den Radar bezogen	-

1 Einleitung

Mit der Vision Zero verfolgt die EU das Ziel, die Anzahl der Verkehrstoten bis zum Jahr 2050 auf null zu reduzieren (Europäische Kommission 2020). Einen wichtigen Beitrag dazu leistet die zunehmende Automatisierung von Fahrfunktionen, die den Fahrer in der Durchführung der Fahraufgabe unterstützt oder Teile der Fahraufgabe vollständig übernimmt.

Die Verbreitung solcher Fahrerassistenzsysteme hat in den letzten Jahren stetig zugenommen und erste Fahrzeuge mit automatisierten Fahrfunktionen sind im Markt verfügbar. So liegt in Deutschland die Ausstattungsquote von Notbremssystemen bis zu einer Geschwindigkeit von 30 km/h mittlerweile bei 22 % (Gruschwitz et al. 2023). Der Anteil an Fahrzeugen, die mit einer Adaptive Cruise Control (ACC), also einer Kombination aus Abstandshalter und Tempomat, ausgestattet sind, ist im Zeitraum von 2015 bis 2021 von 5 % auf 17 % angestiegen (Gruschwitz und Hölscher 2020; Gruschwitz et al. 2017; Gruschwitz et al. 2023). Fahrzeuge aus eher hochwertigen Segmenten weisen mitunter noch wesentlich höhere Ausstattungsquoten auf.

Ein wichtiger Treiber für die zunehmende Marktdurchdringung moderner Fahrzeugsicherheitssysteme in allen Fahrzeugsegmenten sind fahrzeugtechnische Vorschriften, wie sie insbesondere von der Europäischen Kommission oder im Rahmen der Wirtschaftskommission der Vereinten Nationen für Europa (United Nations Economic Commission for Europe, kurz: UNECE) verabschiedet werden. Diese Regelungen definieren detaillierte technische, funktionale sowie sicherheitsrelevante Anforderungen, die Fahrzeughersteller – sofern verpflichtend durch die jeweiligen Typgenehmigungsanforderungen – zwingend erfüllen müssen, um für ihre Fahrzeugtypen eine behördliche Typgenehmigung zu erhalten und diese anschließend in Verkehr bringen zu dürfen.

Die Verpflichtung zum Verbau der Systeme tritt überwiegend zu definierten Stichtagen in Kraft und wird typischerweise zunächst für neue Fahrzeugtypen und zu einem späteren Zeitpunkt für sämtliche neu zugelassenen Fahrzeuge bindend. Dies soll den Fahrzeugherstellern eine ausreichende Vorlaufzeit einräumen, um Entwicklungs-, Erprobungs- und Produktionsprozesse entsprechend anzupassen. Innerhalb dieser Vorgaben werden darüber hinaus nicht nur der verpflichtende Einbau bestimmter Systeme wie Notbremsassistenten oder Spurhalteassistenten gefordert, sondern oftmals auch konkrete, messbare Leistungsanforderungen an deren Funktionsumfang, Zuverlässigkeit und Robustheit spezifiziert, die in den entsprechenden fahrzeugtechnischen Regelungen definiert sind. Dadurch sollen die Vorschriften nicht nur eine flächendeckende Verfügbarkeit moderner Sicherheitstechnologien am Markt und in der Flotte gewährleisten, sondern auch einen klar definierten Mindeststandard an Sicherheit und Schutzwirkung sicherstellen.

Die Verordnung (EU) 2019/2144 (die sogenannte General Safety Regulation 2 (GSR)) legt beispielsweise konkrete zeitliche Etappenziele fest, bis zu denen Fahrzeuge unterschiedlicher Kategorien verbindlich mit bestimmten Sicherheits- und Assistenzsystemen ausgestattet sein müssen (Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2019). Dazu gehören unter anderem Notbremsassistenten (Advanced Emergency Braking System, kurz: AEBS), Notfall-Spurhalteassistenten (Emergency Lane Keeping System, kurz: ELKS), intelligente Geschwindigkeitsassistenzsysteme (Intelligent Speed Assistance, kurz: ISA) sowie Systeme zur Erkennung von Müdigkeit und nachlassender Aufmerksamkeit des Fahrers (Driver Drowsiness and Attention Warning, kurz: DDAW).

Um die technische Umsetzung und die Erfüllung der definierten Mindestanforderungen für diese Systeme eindeutig zu gewährleisten, verweist die GSR auf speziell hierfür entwickelte, ergänzende delegierte Rechtsakte und Durchführungsverordnungen, aber oft auch direkt auf Regelungen der Vereinten Nationen. Diese ergänzenden Verordnungen spezifizieren dabei detaillierte Anforderungen an Funktionsumfang, Leistungsfähigkeit und Zuverlässigkeit der jeweiligen Systeme sowie klare Prüf- und Validierungsverfahren.

Zudem existieren regulatorische Vorgaben, die sich gezielt an Fahrzeugsysteme richten, welche derzeit noch nicht verpflichtend vorgeschrieben, sondern ausschließlich als optionale Ausstattung verfügbar sind, sogenannte „if-fitted"-Regulierungen. Ein Beispiel dafür stellt die UN-Regelung Nr. 157 zu sogenannten Automated Lane Keeping Systems (ALKS) dar (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2021). Diese Regelung formuliert erstmals umfassende Anforderungen an Systeme, die eine automatisierte Längs- und Querführung des Fahrzeugs unter eindeutig definierten Betriebsbedingungen ermöglichen und damit eine bedingt automatisierte Fahrfunktion gemäß SAE-Level 3 der Norm SAE J3016:JUN2018 umsetzen. Hierbei werden detaillierte spezifische Anforderungen hinsichtlich funktionaler Sicherheit, Systemrobustheit, Fehlererkennung sowie der Interaktion zwischen Fahrer und Fahrzeug vorgegeben. Dazu zählen unter anderem auch klare Kriterien zur Rückgabe der Fahraufgabe an den Fahrer (Übergabeprozesse), zur Überwachung der Fahrertätigkeit sowie zu situationsbedingten Notfallstrategien.

Die heutige Grundlage für die Typgenehmigung von Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern sowie von Systemen, Bauteilen und selbstständigen technischen Einheiten bildet die Verordnung (EU) 2018/858. Diese Verordnung bildet den allgemeinen Rahmen für die Genehmigung, legt die Verfahren fest, die Hersteller durchlaufen müssen, um eine Typgenehmigung für ihre Produkte zu erhalten, und definiert die Verantwortlichkeiten der nationalen Genehmigungsbehörden und Technischen Dienste. Zudem verpflichtet sie die Mitgliedstaaten dazu, Marktüberwachungsbehörden einzurichten, Marktüberwachungsprüfungen durchzuführen und legt Anforderungen an diese Prüfungen fest. (Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2018)

Die EU-Mitgliedstaaten nehmen – zusammen mit anderen Staaten – als Vertragsparteien der Übereinkommen von 1958 und 1998 (siehe Bundesministerium für Verkehr (2025)) aktiv an der Entwicklung internationaler Fahrzeugregulierungen im Rahmen des World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations (WP.29) der UNECE teil. In diesen Gremien werden sowohl neue technische Vorschriften erarbeitet als auch bestehende Regelungen überarbeitet. Die im WP.29 beschlossenen Regelungen werden nach Abstimmung häufig in der europäischen Typgenehmigungsverordnung referenziert und bilden gemeinsam mit weiteren EU-spezifischen Vorgaben die technische und regulatorische Grundlage für die Erteilung einer europäischen Typgenehmigung. (Bartels und Gail 2021)

Die Erstellung neuer und die Überarbeitung bestehender fahrzeugtechnischer Regelungen erfolgen in einem klar strukturierten, mehrstufigen Prozess, der innerhalb des WP.29 organisiert und koordiniert wird. Ausgangspunkt für die Initiierung neuer Regelungen ist in der Regel ein Bedarf, der sich aus technischen Entwicklungen, sicherheitspolitischen Zielsetzungen oder industriepolitischen Vorgaben ergibt. Innerhalb des WP.29 werden zunächst informelle Arbeitsgruppen (Informal Working Groups, kurz: IWG) eingerichtet, die sich intensiv mit spezifischen fachlichen und technischen Fragestellungen befassen.

In diesen informellen Arbeitsgruppen arbeiten Vertreter aus Behörden, Fahrzeugherstellern, Zulieferindustrie, Wissenschaft und weiteren relevanten Stakeholdern zusammen, um auf Basis fachlicher Diskussionen technische Lösungen vorzubereiten. Die Basis dieser Diskussionen ist ein fundiertes wissenschaftliches Fundament, das auf aktuellen Forschungsergebnissen, Studien, Unfallanalysen sowie technischen Untersuchungen und Simulationen beruht. Dies soll gewährleisten, dass neue Regelungen auf einer nachvollziehbaren und evidenzbasierten Grundlage entwickelt werden.

Nach Abschluss der fachlichen Arbeiten in den informellen Arbeitsgruppen werden die vorbereiteten Vorschläge über Unterarbeitsgruppen an das WP.29 zurückgeleitet, wo sie im Plenum einer abschließenden Diskussion unterzogen und zur endgültigen Verabschiedung vorgestellt werden.

1.1 Problemstellung: Evidenzbasierte Festlegung von Anforderungen

Für die evidenzbasierten Diskussionen der IWGs ergeben sich spezifische Anforderungen an die Qualität und Beschaffenheit der genutzten Datengrundlage. Insbesondere werden hohe Erwartungen an deren Nachvollziehbarkeit und Genauigkeit gestellt. Zudem wird besonderer Wert auf die Einfachheit und Erklärbarkeit gelegt, um Anforderungen für die Typgenehmigung transparent, allgemeinverständlich und praxisnah formulieren zu können.

Die Entwicklung von Anforderungen für fahrzeugtechnische Regelungen im Rahmen der UNECE folgt einem evidenzbasierten Ansatz. Obwohl keine einzelne, formalisierte Methodik veröffentlicht ist, lässt sich der Prozess i. d. R. als Zusammenspiel dreier zentraler Datenquellen beschreiben:

1. **Unfalldatenanalyse:** Den Ausgangspunkt bildet oftmals die Analyse des realen Unfallgeschehens. Nationale Unfalldatenbanken und vertiefte Unfallstudien liefern nicht nur die Evidenz für die Relevanz eines Sicherheitsproblems, sondern dienen auch dessen detaillierter Charakterisierung. Diese Analysen schlüsseln auf, wie Unfälle passieren, indem sie kritische Parameter wie Kollisionsgeschwindigkeiten, die Bewegungszustände der beteiligten Fahrzeuge (z. B. Auffahren auf ein stehendes oder ein sich langsam bewegendes Fahrzeug) oder die Aufprallorte am Fahrzeug (z. B. bei Fußgängerkollisionen) identifizieren. Daraus lassen sich Anforderungen an potenzielle Testkonfigurationen innerhalb der Typgenehmigungsprüfung ableiten. Ein Beispiel für den Nutzen von Unfalldaten ist die Verschärfung (Serie 02) der UN-Regelung Nr. 131, die Anforderungen an Notbremssysteme schwerer Nutzfahrzeuge stellt. Die zusammengetragenen Unfalldaten zeigten, dass ein gewichtiger Anteil der schweren Auffahrunfälle von der ursprünglichen Regelung nicht abgedeckt wurde (Sander 2021). Dazu zählen insbesondere diejenigen Kollisionen, bei denen auf ein stehendes Fahrzeug aufgefahren wurde (z. B. an Stauenden). Diese Situationen konnten dann durch eine Verschärfung der Regelung gezielt adressiert werden (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2023a).
2. **Berechnungen und Fahrversuche:** Die zu entwickelnden Anforderungen sollten unter Berücksichtigung physikalischer Grenzen sowie der zum Zeitpunkt der Markteinführung geltenden technischen Rahmenbedingungen festgelegt werden. Weitere Datenquellen sind daher analytische Herleitungen (Berechnung) und praktische Fahrdynamikversuche (Versuch). Die Berechnung dient dabei der methodischen Fundierung, um beispielsweise die notwendige Systemleistung (z. B. erforderliche Verzögerung oder Eingriffszeitpunkte) zu definieren. Die Fahrversuche komplementieren diesen Ansatz, indem sie die Berechnungen validieren und als Referenz für konkrete Werte der Leistungsanforderungen dienen. Ein Beispiel dafür ist die Ermittlung, ab welcher Time To Collision (TTC) ein AEBS spätestens eingreifen sollte, da ein Ausweichen nicht mehr möglich ist. So wurde u. a. die für einen Systemeingriff verfügbare Zeit im Rahmen der Erarbeitung der Regelung (UN) Nr. 152 für verschiedene Geschwindigkeiten analytisch berechnet (Seiniger 2017) und diese theoretisch ermittelten Werte anschließend durch Fahrversuche überprüft, was zu einer Anpassung der empfohlenen Bremszeitpunkte führte (Seiniger 2018).
3. **Expertenbewertung:** Die dritte Säule bildet die Interpretation der Daten und Testergebnisse durch einen formalisierten Expertenkonsens. Die Arbeitsweise des WP.29 und dessen untergeordneten Arbeitsgruppen (z. B. GRSG, GRVA) ist explizit darauf ausgelegt, einen Konsens zwischen den technischen Experten der verschiedenen Vertragsparteien (Vertragsstaaten), der Industrie (vertreten z. B. durch Verbände wie OICA oder CLEPA) und Nichtregierungsorganisationen herzustellen (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2018). Die Experten der jeweiligen Arbeitsgruppen bewerten die zugrundeliegende Datenlage, die

technische Machbarkeit, die Kosten-Nutzen-Relation und die Umsetzbarkeit neuer Technologien und definieren auf dieser Basis die finalen, leistungsbasierten und technologieneutralen Anforderungen der UN-Regelungen.

Allerdings ist die Eignung dieser Datenquellen für die Regulierung moderner Fahrerassistenzsysteme und automatisierter Fahrfunktionen nicht in allen Fällen gleichermaßen gegeben. Insbesondere für kontinuierlich assistierende oder automatisierte Systeme, die auf eine frühzeitige Erkennung potenzieller Konfliktsituationen angewiesen sind, reicht die bisherige Datenbasis oft nicht aus. Während Unfalldaten primär Momentaufnahmen des eigentlichen Kollisionsereignisses liefern, fehlt es ihnen an detaillierten Informationen über den Verlauf der Geschehnisse im Vorfeld eines Unfalls. Die für ein Konfliktgeschehen relevanten Interaktionen zwischen Verkehrsteilnehmern beginnen häufig schon lange vor einer potenziellen Kollision und sind aus klassischen Unfallanalysen nur bedingt rekonstruierbar.

Gleiches gilt für den aktuellen Genehmigungsstand von hochautomatisierten Fahrzeugen gemäß SAE-Level 4. Die Sicherheit aller Verkehrsteilnehmenden hat für die Zulassung solcher Systeme die höchste Priorität und verlangt daher von diesen ein defensives Fahrverhalten (Bundesministerium für Verkehr 2022). Zur Überprüfung eines defensiven und antizipatorischen Fahrstils schlägt die Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen (BASt) als Methode den Erkennbarkeitsansatz vor. Ziel dieses Ansatzes ist es, kritische Situationen frühzeitig anhand von Indizien einer sich anbahnenden Kritikalität zu identifizieren. Durch defensives und vorausschauendes Verhalten des automatisierten Fahrzeugs sollen diese Situationen dann proaktiv vermieden werden (Grabowski et al. 2026). Da Unfalldaten jedoch primär eine Momentaufnahme des eigentlichen Kollisionsereignisses darstellen und sich die Verkehrsteilnehmer zudem im alltäglichen Verkehr i. d. R. nicht in fahrdynamischen Grenzsituationen befinden, lassen sich auf Basis der genannten Datenquellen nicht immer geeignete Indizien für die Überprüfung ableiten. Somit ist ebenso eine Festlegung von Akzeptanzkriterien, die abgrenzen, ob eine Situation erfolgreich aufgelöst wurde, kaum möglich.

Eine vielversprechende Alternative zur Erweiterung der Datenbasis stellen Umgebungsverkehrsdaten dar. Diese erfassen das Weg-Zeit-Verhalten von Verkehrsteilnehmern über längere Zeiträume hinweg auch in unkritischen Situationen und ermöglichen eine detaillierte Analyse von Interaktionen, Konfliktdynamiken und potenziellen Risikosituationen. Typischerweise enthalten solche Datensätze Trajektorien mehrerer Verkehrsteilnehmer, die Informationen zu Position, Geschwindigkeit und Manöververhalten liefern. Die Erfassung dieser Daten erfolgt üblicherweise durch die Verkehrsbeobachtung mittels stationärer Einheiten, Drohnen oder im Verkehr mitfahrender Fahrzeuge.

1.2 Zielsetzung

Die vorliegende Arbeit hat zum Ziel, die Eignung von Umgebungsverkehrsdaten für die Erarbeitung fahrzeugtechnischer Typgenehmigungsvorschriften im Kontext von Fahrerassistenzsystemen und automatisierten Fahrfunktionen zu untersuchen. Da diese Vorschriften darauf ausgerichtet sind, verkehrssicherheitsbezogene Schutzziele zuverlässig zu gewährleisten, wird insbesondere untersucht, ob Eigenschaften oder Limitierungen von Umgebungsverkehrsdaten die sachgerechte Formulierung wirksamer regulatorischer Anforderungen beeinträchtigen.

Um die Beantwortung dieser Fragestellung zu unterstützen, wird im Rahmen der Arbeit ein Messaufbau konzipiert, mit dem exemplarisch Umgebungsverkehrsdaten erfasst werden. Diese Daten dienen als empirische Grundlage zur Analyse möglicher systematischer Verzerrungen oder Einschränkungen. Durch die Verarbeitung und detaillierte Analyse der erfassten Daten sollen nicht nur Erkenntnisse über die grundsätzliche Verwendbarkeit von Umgebungsverkehrsdaten in der fahrzeugtechnischen Regulierung gewonnen, sondern auch potenzielle Herausforderungen bei der Datenerhebung und -verarbeitung identifiziert werden. Auf Basis dieser Untersuchung werden abschließend Empfehlungen für den zukünftigen Umgang mit solchen Daten abgeleitet, um deren Einsatz in der regulatorischen Praxis zu vereinfachen.

Zur methodischen Absicherung dieses Untersuchungsziels wird eine universelle Nullhypothese H_0 formuliert, deren Gültigkeit im Rahmen der Arbeit empirisch und analytisch geprüft wird.

> **H_0:** Die Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten beeinträchtigt die Ableitung wirksamer fahrzeugtechnischer Typgenehmigungsvorschriften für Fahrerassistenzsysteme und automatisierte Fahrfunktionen nicht.

1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit

Die Überprüfung von H_0 wird dabei nicht als singulärer Test verstanden, sondern als Bewertung entlang dreier komplementärer Prüfbereiche: Anwendbarkeit, Genauigkeit und Repräsentativität. Diese Dreiteilung operationalisiert die Frage, ob und in welchem Umfang Umgebungsverkehrsdaten als Evidenzbasis für regulatorische Anforderungen geeignet sind.

Die Auswahl dieser drei Bereiche ist begründet durch die spezifischen Anforderungen evidenzbasierter Regulierungsarbeit: Erstens muss eine Datengrundlage überhaupt praktikabel erhoben werden können (Anwendbarkeit), zweitens müssen die daraus abgeleiteten Kenngrößen mess- und belastbar sein (Genauigkeit), und drittens müssen Ergebnisse über den konkreten Erhebungskontext hinaus verallgemeinerbar sein, um als Grundlage allgemeingültiger, technologieneutraler Vorschriften dienen

zu können (Repräsentativität). Fehlt einer dieser Aspekte, ist eine Datenerhebung für einen Regulierungszweck gar nicht erst möglich, oder es drohen technisch falsche Grenzwerte oder verzerrte Anforderungen, die nur für eine Teilmenge realer Verkehrsbedingungen gelten.

- **Anwendbarkeit**: Der Bereich Anwendbarkeit adressiert die Frage, ob Umgebungsverkehrsdaten mit vertretbarem Aufwand und unter relevanten Randbedingungen in einer Qualität erhoben werden können, die Schlussfolgerungen für die Vorschriftenentwicklung zulässt. Im Fokus stehen insbesondere Einschränkungen, die nicht primär statistischer Natur sind, sondern unmittelbar aus Messprinzip, Sensorik, Einbaupositionen, Sichtfeldgeometrie sowie Umwelteinflüssen resultieren. Dazu zählen beispielsweise Sensorverdeckungen im dichten Verkehr, eingeschränkte Erfassbarkeit in spezifischen Infrastrukturbereichen (z. B. Tunnel) sowie degradierende Einflüsse durch Witterung oder Beleuchtungsbedingungen. Die Anwendbarkeitsprüfung ist damit die notwendige Voraussetzung für die beiden folgenden Bereiche: Nur wenn die Datenerhebung prinzipiell zuverlässig durchführbar ist, sind belastbare Aussagen zu Messgüte und Generalisierbarkeit möglich.
- **Genauigkeit:** Der Aspekt Genauigkeit betrachtet, mit welcher quantitativen Messgüte Zustandsgrößen und abgeleitete Parameter (z. B. Positionen, Geschwindigkeiten sowie daraus berechnete sicherheitsanalytische Kennzahlen) aus Umgebungsverkehrsdaten bestimmt werden können, und setzt dies ins Verhältnis dazu, wie genau diese Zustandsgrößen für die Nutzung im regulatorischen Kontext überhaupt sein müssen. Da regulatorische Anforderungen typischerweise auf klaren Grenzwerten, Toleranzen und reproduzierbaren Prüfkriterien basieren, ist die Genauigkeit unmittelbar ausschlaggebend: Systematische Abweichungen oder große Streuungen würden dazu führen, dass sich regulatorische Anforderungen nicht in dem Toleranzbereich definieren lassen, der zur Wahrung einer gewissen Sicherheitswirkung der zu regulierenden Systeme notwendig wäre.
- **Repräsentativität:** Der Bereich Repräsentativität adressiert, ob die mit dem Messaufbau erfassten Umgebungsverkehrsdaten die reale Verkehrswirklichkeit in einer Weise abbilden, die allgemeingültige Schlussfolgerungen erlaubt. Regulatorische Anforderungen dürfen nicht implizit nur für spezielle Bedingungen gelten (z. B. bestimmte Streckenabschnitte, Tageszeiten, Wetterlagen oder Verkehrsdichten), sondern müssen für die Zielpopulation der Anwendung (Domäne, Land, Flotte) belastbar sein. Repräsentativität umfasst daher sowohl Stichprobenabdeckung (räumlich/zeitlich/Verkehrsstruktur) als auch potenzielle Selektionsmechanismen der Datenerhebung und -aufbereitung (z. B. welche Situationen überhaupt detektiert werden, welche aufgrund von Sensorlimitierungen fehlen und welche durch Filterlogiken über- oder unterrepräsentiert sind). Methodisch erfolgt die Bewertung über den Abgleich zentraler Verteilungen und Ereignischarakteristika mit externen Quellen von Umgebungsverkehrsdaten,

um Verzerrungen sichtbar zu machen und deren Einfluss auf Schlussfolgerungen einzuordnen.

Ein Teil der Überprüfung der Nullhypothese erfolgt, wie in Abschnitt 1.2 dargelegt, im Rahmen einer exemplarischen Untersuchung auf Basis selbst erhobener Umgebungsverkehrsdaten. Diese exemplarische Datengrundlage dient dazu, die Nullhypothese insbesondere dort zu prüfen, wo praktische Durchführbarkeit, Messketteneffekte und datengetriebene Ableitungen empirisch fassbar sind.

Es wird jedoch konsequent zwischen zwei Ebenen unterschieden: Erstens werden Einschränkungen identifiziert, die spezifisch aus dem gewählten Messaufbau bzw. der konkreten Implementierung der Erhebung und Verarbeitung resultieren (z. B. sensorbedingte Sichtfeldeffekte, Einbaupositionen, Parametrierungen der Tracking-Kette). Solche Effekte sind bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen, können aber nicht ohne Weiteres als allgemeine Aussage über Umgebungsverkehrsdaten im regulatorischen Kontext gedeutet werden. Zweitens werden solche Einschränkungen herausgearbeitet, die prinzipiell mit der Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten verbunden sind und daher unabhängig vom konkreten Messsystem relevant bleiben (z. B. strukturelle Erfassungsgrenzen bestimmter Situationen, Selektionsmechanismen oder Domänenabhängigkeit). Durch diese Trennung wird gewährleistet, dass die exemplarische Untersuchung zwar als empirischer Nachweisrahmen dient, die Schlussfolgerungen zur grundsätzlichen Nutzbarkeit von Umgebungsverkehrsdaten jedoch nicht unzulässig durch methodenspezifische Besonderheiten verzerrt werden.

Im weiteren Verlauf der Arbeit werden die drei Prüfbereiche entlang der beschriebenen Logik systematisch bearbeitet und aufeinander bezogen. Im folgenden und abschließenden Abschnitt der Einleitung wird zunächst erläutert, weshalb die beispielhafte Analyse auf Einschersituationen auf Autobahnen ausgerichtet wird.

Aufbauend auf dem methodischen Rahmen bietet Kapitel 2 zunächst einen Überblick über die wichtigsten Methoden zur Sicherstellung der Fahrzeugsicherheit aus Sicht verschiedener Akteure, insbesondere vor dem Hintergrund regulatorischer Anforderungen im Typgenehmigungskontext. Dazu werden die drei genannten Untersuchungsbereiche entlang eines Hypothesengerüsts weiter präzisiert. Die Einordnung der Anwendbarkeit erfolgt dann über den Stand der Technik und die Diskussion methodischer sowie praktischer Grenzen der Erfassung von Umgebungsverkehrsdaten (Kapitel 3).

Darauf aufbauend werden Messaufbau, Datenerhebung und Verarbeitungskette als Grundlage der empirischen Analysen beschrieben (Kapitel 4). Die Prüfung der Genauigkeit wird anschließend in Form einer quantitativen Genauigkeitsanalyse durchgeführt (Kapitel 5) und in der exemplarischen Auswertung selbst erhobener Umgebungsverkehrsdaten dort ergänzt, wo sich Messketteneffekte in Feldmessdaten auswirken (Kapitel 6).

Die Repräsentativität wird über die Charakterisierung der beobachteten Situationen, Verteilungen und potenziellen Selektionsmechanismen zunächst datenbasiert adressiert (teilweise Kapitel 6) und anschließend im Rahmen der Validierung im Hinblick auf die Übertragbarkeit der Schlussfolgerungen eingeordnet (Kapitel 7).

Den Abschluss bilden die Zusammenführung der Ergebnisse entlang der drei Prüfbereiche, die Bewertung der Nullhypothese sowie daraus abgeleitete Implikationen für die Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten als Evidenzbasis in der Vorschriftenentwicklung (Kapitel 8).

1.4 Relevanz von Einschersituationen auf der Autobahn

Die Eignung von Einschersituationen auf Autobahnen als Beispiel für die Nutzbarkeitsuntersuchung von Umgebungsverkehrsdaten liegt vor allem in der Beschaffenheit der Domäne Autobahn. Sie gilt als am einfachsten zu handhabender Anwendungsfall für die Einführung automatisierter Systeme aufgrund der vergleichsweise geringen Komplexität der Infrastruktur und möglicher Interaktionen (Watzenig und Horn 2017, S. 373–374). So beschränken Autobahnen aufgrund ihrer klaren Fahrbahngestaltung, der weitgehenden Trennung des Gegenverkehrs, des Fehlens ungeschützter Kreuzungen und der relativ homogenen Verkehrsführung die Anzahl verschiedengearteter kritischer Situationen und lassen somit eine zugeschnittene Datenerhebung zu. Zugleich stellen jedoch viele Manöver, die auf Autobahnen typischerweise gefahren werden, eine Herausforderung für assistierende Längsführungssysteme wie ACC oder auch bedingt automatisierte Systeme wie das ALKS dar und verlangen somit ein reaktives, defensives und antizipatorisches Verhalten von all jenen Systemen, die zu einem solchen Zeitpunkt die Fahraufgabe teilweise oder gänzlich übernehmen.

Innerhalb der Domäne Autobahn sind vor allem Konflikte im Längsverkehr zu erwarten. Diese werden in der amtlichen Verkehrsunfallstatistik unter dem Unfalltyp 6 (Unfall im Längsverkehr) geführt (Statistisches Bundesamt 2022). Zu diesem Unfalltyp zählen unter anderem Auffahrunfälle, Kollisionen mit entgegenkommenden Fahrzeugen (z. B. bei Falschfahrten) sowie Unfälle mit Fußgängern, die sich entlang der Fahrbahn – also in Längsrichtung zum Verkehrsfluss – bewegen.

Darüber hinaus umfasst dieser Unfalltyp auch Einscherkonflikte, wie sie insbesondere auf Autobahnen im Zusammenhang mit Spurwechseln auftreten können, so etwa beim Ausscheren zum Überholen eines langsameren Fahrzeugs oder beim Wiedereinscheren, um einem schnelleren Fahrzeug das Überholen zu ermöglichen. Einschermanöver infolge eines Spurwechsels können eine hohe Kritikalität aufweisen, da die Fahrabsicht nicht immer eindeutig erkennbar ist, beispielsweise bei ausbleibender Betätigung der Fahrtrichtungsanzeiger. Abhängig vom eingehaltenen Abstand sowie der Relativgeschwindigkeit zwischen den beteiligten Fahrzeugen verbleibt häufig nur ein begrenztes Zeitfenster für eine angemessene Reaktion, was das Konfliktpotenzial zusätzlich erhöht.

Im Jahr 2023 registrierte die Polizei in Deutschland rund 2,5 Millionen Verkehrsunfälle. Davon entfielen in etwa 2,2 Millionen Unfälle auf reine Sachschadenereignisse, während rund 290.800 Unfälle mit Personenschaden verzeichnet wurden (Statistisches Bundesamt 2024). Wie Abbildung 1 zeigt, stellen Unfälle im Längsverkehr außerorts und auf Autobahnen mit über 30.000 registrierten Fällen die konfliktbezogene Unfallkategorie mit der höchsten Anzahl an Unfällen dar, die zu Personenschäden geführt haben.

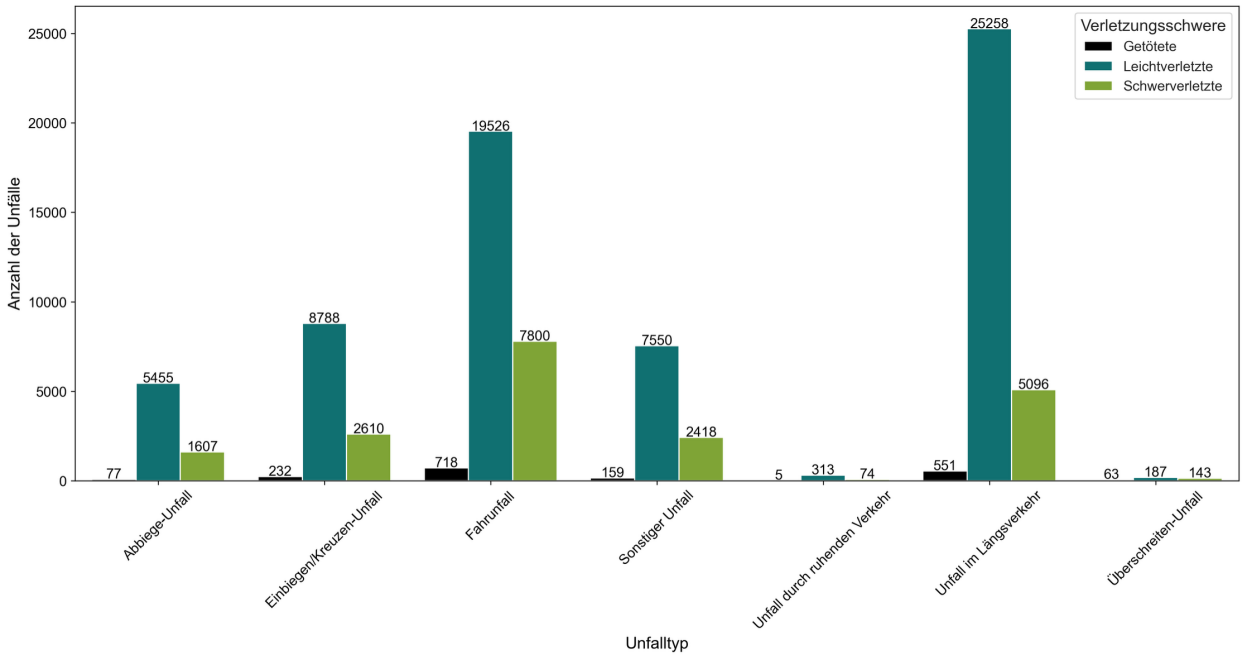


Abbildung 1: Verteilung der Unfälle mit Personenschaden für das Jahr 2023 und die Ortslagen Autobahn sowie Außerorts (ohne Autobahnen), aufgeteilt nach dem einstelligen Unfalltyp (Datenquelle: Statistisches Bundesamt (2023))

Da der einstellige Unfalltyp verschiedene Konfliktsituationen im Längsverkehr beinhaltet, kann der spezifische Konflikt des Einscherens ausschließlich über die feiner untergliederten dreistelligen Unfalltypen differenziert werden. In Abbildung 2 sind die relevanten Unfalltypen für Einscherkonflikte dargestellt. Dabei umfassen die Unfalltypen 631, 632, 633, 634, 635 das Einscheren nach links, die Unfalltypen 641, 642, 643, 644, 645, 646 das Einscheren nach rechts. Die dreistelligen Unfalltypen werden allerdings nicht bundesweit in der amtlichen Verkehrsunfallstatistik geführt, sodass an dieser Stelle eine Abschätzung anhand von Daten der German In-Depth Accident Study (GIDAS) vorgenommen wird.

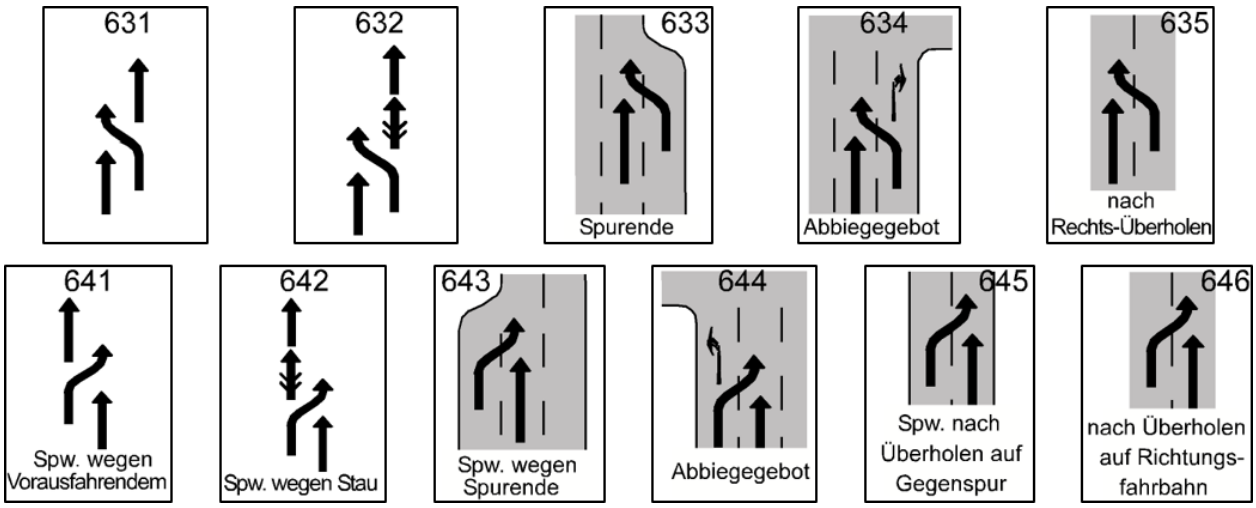


Abbildung 2: Unfalltypen (dreistellig), die Einscherkonflikte im Längsverkehr beschreiben. Piktogrammquelle: Unfallforschung der Versicherer (2016b). In: Bedeutung einer hochwertigen Unfallerfassung. Unterrichtsmaterialien. Berlin. 2016a. Nicht Bestandteil der CC-BY-NC-4.0-Lizenz.

GIDAS ist ein seit 1999 bestehendes Kooperationsprojekt zwischen der BASt und der Forschungsvereinigung Automobiltechnik e. V. (FAT), das eine vertiefte und zugleich repräsentative Erhebung von Verkehrsunfällen mit Personenschaden zum Ziel hat. Grundlage von GIDAS bildet die unmittelbare Vor-Ort-Erhebung von Unfällen durch speziell ausgebildete interdisziplinäre Teams an den Standorten Hannover, Dresden und östlich von München. Die Datenerhebung erfolgt nach einem statistisch definierten, zweistufigen Stichprobenverfahren, um eine im Vergleich zur Straßenverkehrsunfallstatistik möglichst unverzerrte Stichprobe zu gewährleisten, welche wiederum Hochrechnungen auf das bundesweite Unfallgeschehen ermöglichen soll. Die Teams erfassen detaillierte technische, infrastrukturelle, medizinische und psychologische Merkmale sowie umweltbezogene Einflussfaktoren und dokumentieren diese standardisiert anhand einheitlicher Definitionen eines halbjährlich aktualisierten Codebooks. (Wisch et al. 2023)

Pro Jahr werden auf diese Weise in etwa 2.000 Verkehrsunfälle erhoben und ca. 3.500 Einzelparameter codiert. Zusätzlich wird zu jedem erhobenen Unfall eine digitale Fallakte mit anonymisierten Inhalten wie Fotos, Unfallskizzen und der Verkehrsunfallanzeige angelegt. (Liers)

Die Analyse der GIDAS-Daten (Datenbankabzug: Dezember 2024) zeigt, dass im Zeitraum von 2005 bis 2024 in den Erhebungsgebieten insgesamt 292 Einscherunfälle zwischen Kraftfahrzeugen gemäß den oben genannten dreistelligen Unfalltypen erfasst wurden. Dabei wurden 507 verletzte Personen dokumentiert. Die genauen Filterkriterien sind im Anhang A.1 dokumentiert.

Zur Abschätzung, welche Bedeutung diese Zahlen für das Bundesgebiet im Referenzjahr 2023 haben, wurden Extrapolationsfaktoren anhand der von Babisch et al. (2023) beschriebenen Methode berechnet. Die Extrapolation basiert auf den Merkmalen des einstelligen Unfalltyps sowie der Verletzungsschwere.

Abbildung 3 veranschaulicht, dass somit für das Jahr 2023 schätzungsweise 23 Unfälle mit Todesfolge auf Einscherkonflikte auf Bundesautobahnen oder in Außerortssituationen (vorwiegend Landstraßen) zurückzuführen sind (95-%-Konfidenzintervall: 7–36).

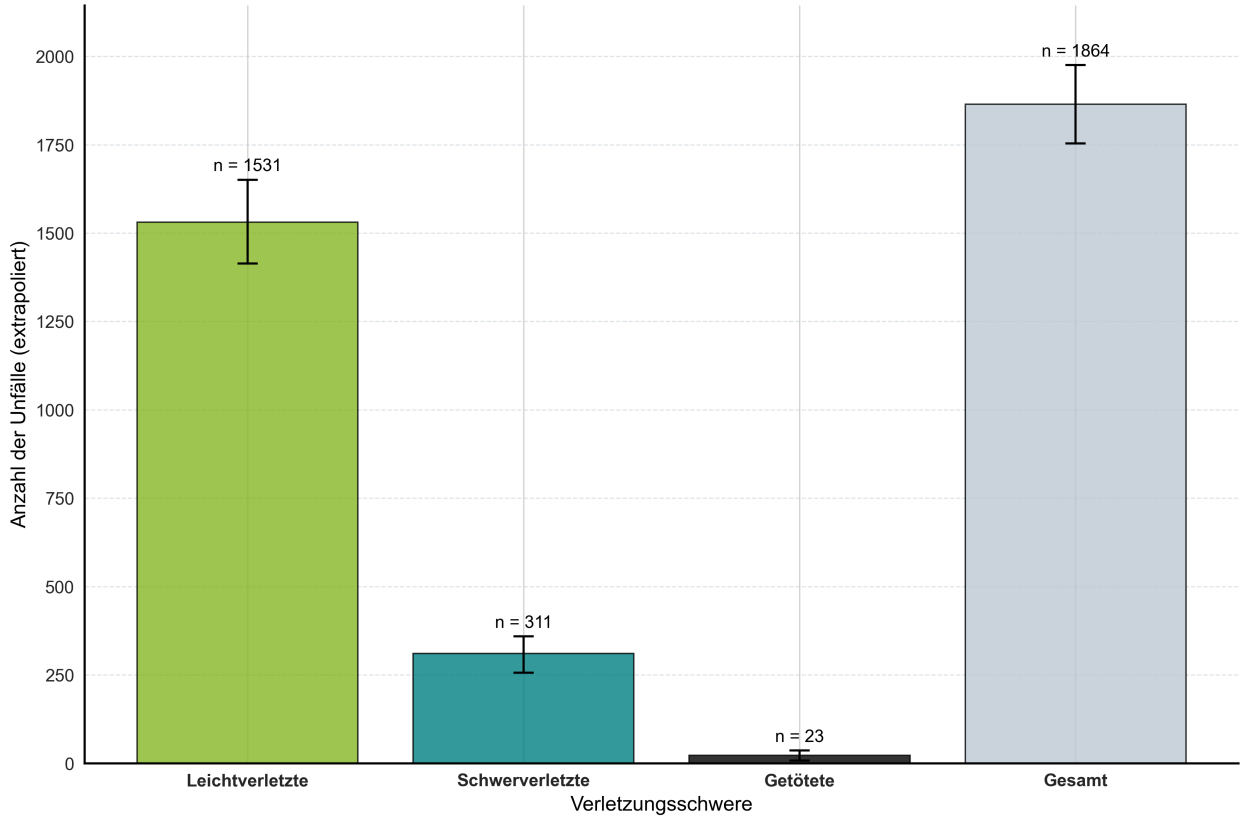


Abbildung 3: Anzahl der Verletzten resultierend aus Einscherkonflikten auf Autobahnen und in Außerortssituationen, die auf Basis von GIDAS-Daten und der nationalen Unfallstatistik für das Jahr 2023 extrapoliert wurden

Die Analyse zeigt, dass Einschersituationen auf Autobahnen und in Außerortssituationen trotz der strukturellen Einfachheit der Domäne einen gewichtigen Unfallschwerpunkt mit nennenswerten Unfallfolgen bilden. Diese Diskrepanz zwischen der einerseits kontrollierten Umgebung und dem andererseits kritischen Fahrverhalten qualifiziert das Szenario als geeigneten Anwendungsfall, um einen möglichen Mehrwert in der regulatorischen Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten zu bewerten.

2 Anforderungen an die Fahrzeugsicherheit

Dieses Kapitel gibt einen umfassenden Überblick über die verschiedenen Ebenen der Fahrzeugsicherheit aus dem Blickwinkel unterschiedlicher Akteure. Hierzu erfolgt zunächst eine begriffliche Einordnung von Fahrerassistenzsystemen und automatisierten Fahrfunktionen, um eine eindeutige Grundlage für die weiteren Ausführungen zu schaffen.

Darauf aufbauend werden die drei wesentlichen Säulen sicherer Fahrzeuge detailliert erläutert: die herstellerinterne Absicherung zur Vermeidung von Produktfehlern, die Anforderungen aus dem Verbraucherschutz zur Marktdifferenzierung sowie die behördliche Typgenehmigung, die als formale Hürde für den Marktzugang gesetzliche Mindeststandards definiert. Den Abschluss des Kapitels bildet die Zusammenführung dieser Anforderungen in ein systematisches Hypothesengerüst, welches die methodische Basis für die nachfolgenden empirischen Untersuchungen der Arbeit bildet.

2.1 Einordnung von Fahrerassistenzsystemen und automatisierten Fahrfunktionen

Systeme der aktiven Fahrzeugsicherheit bzw. Fahrerassistenzsysteme dienen der Vermeidung von Unfällen bzw. der Abschwächung von Unfallfolgen, indem sie gegenwärtige und potenzielle Gefahrenquellen für Fahrzeuginsassen und andere Verkehrsteilnehmer identifizieren. Bei drohender Gefahr kann das System eingreifen, beispielsweise indem es den Fahrenden warnt oder andere Systeme des Fahrzeugs wie Lenkung oder Bremse anspricht (Active Safety and Driver Support Systems Standards Committee 2015).

Zu den derzeit bekanntesten Systemen zählen beispielsweise Kollisionswarner und Notbremssysteme, die den Fahrenden bei einem konkreten Kollisionsrisiko warnen oder das Fahrzeug automatisch abbremsen, Spurhalteassistenten zur automatischen Querführung des Fahrzeugs oder Abstandsregeltempomaten, die eine festgelegte Zeitlücke zu einem vorausfahrenden Fahrzeug einstellen bzw. eigenständig eine zuvor eingegebene oder vorgeschriebene Geschwindigkeit halten.

Eine mögliche Kategorisierung der Systeme lässt sich nach Gasser et al. (2015) anhand ihrer Wirkweise vornehmen. Die Einteilung nach Wirkweise untergliedert sich dabei in drei Kategorien, wobei aufgrund des hohen Abstraktionslevels ein System auch mehreren Kategorien zugeordnet werden kann (Gasser et al. 2017). Kategorie A umfasst Systeme mit informierenden und warnenden Funktionen. Sie stellen dem Fahrer Informationen über eine Mensch-Maschine-Schnittstelle (Human Machine Interface, kurz: HMI) bereit und wirken so indirekt auf die Fahrzeugführung ein (Gasser et al. 2015).

Der Kategorie B werden Systeme mit kontinuierlich automatisierenden Funktionen zugeordnet. Dies sind häufig Komfortfunktionen, die einen direkten Einfluss auf die Fahrzeugsteuerung ausüben. Die

Übertragung der Aufgabe an das System erfolgt direkt durch den Fahrenden über das HMI. Der Fahrende hat jedoch jederzeit die Möglichkeit, das System zu übersteuern. (Gasser et al. 2015)

Kategorie C fasst Systeme mit eingreifenden Notfallfunktionen zusammen. In Situationen mit einer hohen Kollisionswahrscheinlichkeit ist ein Eingreifen des Fahrers durch seine Reaktionszeit oft nicht mehr möglich. Die Systeme der Kategorie C – zumeist Sicherheitsfunktionen – üben dann einen nicht vom Fahrer initiierten, direkten Eingriff in die Fahrzeugsteuerung aus. (Gasser et al. 2015)

Systeme des automatisierten Fahrens sind im Gegensatz zu einem Fahrerassistenzsystem in der Lage, die gesamte dynamische Fahraufgabe für einen anhaltenden Zeitraum zu übernehmen (SAE J3016:JUN2018). Die dynamische Fahraufgabe beinhaltet Unteraufgaben, die für den Fahrzeugbetrieb notwendig sind, aber auch taktische Elemente. Konkrete Bestandteile der dynamischen Fahraufgabe sind:

- Längs- und Querführung des Fahrzeugs
- Erkennung und Reaktion auf Objekte und Ereignisse (EROE, übersetzt aus object and event detection and response (OEDR) (SAE J3016:JUN2018))
- Manöverplanung
- Erscheinungsanpassung (Lichtsteuerung, Signalgebung)

Die SAE International beschreibt in der J3016:JUN2018 ein sechsstufiges Klassifikationsschema für kontinuierlich automatisierte Systeme (Kategorie B) anhand aufsteigender Automatisierungsgrade. Einen wesentlichen Faktor zur Einordnung eines Systems stellt dabei die Aufteilung der dynamischen Fahraufgabe zwischen Fahrer und System dar. Innerhalb der ersten drei Level der SAE-Nomenklatur wird die dynamische Fahraufgabe entweder vollständig vom Fahrenden übernommen (Level 0) oder zwischen dem Fahrenden und dem System aufgeteilt. Ein Abstandsregeltempomat, der nach Aktivierung die Längsführung des Fahrzeugs übernimmt, lässt sich beispielsweise dem ersten Level zuordnen, da der Fahrende sowohl Anteile der Fahrzeugführung (Querführung) vollzieht als auch für die Erkennung und Reaktion auf Objekte und Ereignisse verantwortlich ist. Wird der Abstandsregeltempomat um einen Spurhalteassistenten ergänzt, so kann die Kombination als ein teilautomatisiertes System angesehen werden. In gewissen Domänen übernimmt es vollständig die Fahrzeugführung, die Aufgaben des EROE liegen jedoch weiter im Verantwortungsbereich des Fahrenden. Weiterhin dient der Fahrende als Rückfallebene, der das Fahrzeug im Falle einer relevanten Systemstörung oder beim Überschreiten der zulässigen Domäne in einen risikominimalen Zustand überführt.

Ab SAE-Level 3 ist es dem System möglich, für eine bestimmte Domäne die vollständige Kontrolle über die dynamische Fahraufgabe zu übernehmen. Der Fahrende darf nach der Aktivierung des Systems und der Übernahmebestätigung einer Nebentätigkeit nachgehen. Der Fahrer muss jedoch im Stande sein, die dynamische Fahraufgabe nach einer Übergabeaufforderung durch das System und einer gewissen Übergabezeit wieder zu übernehmen. (Seeck et al. 2019)

Beispielhaft für Systeme mit bedingter Automation ist das ALKS, wie in der UN-R 157 spezifiziert. Ein solches System darf bis zu einer Geschwindigkeit von 130 km/h auf Straßen mit baulich getrennten Richtungsfahrbahnen automatisch fahren und den Fahrenden somit von der Pflicht zur Wahrnehmung der dynamischen Fahraufgabe entbinden. Verlässt ein solches System seine Betriebsdomäne, übergibt es die Fahraufgabe nach einer gewissen Übergangszeit wieder an den Fahrer. (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2022a)

Die höheren Automatisierungsgrade nach SAE-Level 4 und SAE-Level 5 benötigen den Fahrer nicht mehr als Rückfallebene. Während SAE-Level 4 noch auf eine oder mehrere Domänen beschränkt ist, weisen Systeme nach SAE-Level 5 keinerlei solcher Beschränkungen auf. Das Klassifikationsschema nach der SAE-Nomenklatur (SAE J3016:JUN2018) wird in Tabelle 1 nochmals zusammengefasst.

Tabelle 1: Automatisierungsgrade gemäß Nomenklatur aus SAE J3016:JUN2018

SAE-Level	Name	Beschreibung	Fahrzeug-führung	EROE	Rückfall-ebene	Domäne
Fahrer übernimmt Anteile oder die gesamte dynamische Fahraufgabe						
0	Keine Automation	Fahrender hat die vollständige Kontrolle über die dynamische Fahraufgabe.	Fahrender	Fahrender	Fahrender	Unbeschränkt
1	Fahrer-assistenz	System übernimmt für bestimmte Domänen die Längs- oder Querführung.	Fahrender & System	Fahrender	Fahrender	Eingeschränkt
2	Teil-automation	System übernimmt für bestimmte Domänen die Längs- und Querführung.	System	Fahrender	Fahrender	Eingeschränkt
System übernimmt die gesamte dynamische Fahraufgabe						
3	Bedingte Automation	Das System übernimmt für bestimmte Domänen dauerhaft die dynamische Fahraufgabe. Fahrzeugnutzer steht nach kurzem Übergabezeitraum als Rückfallebene zur Verfügung, muss aber die Fahrt nicht dauerhaft überwachen.	System	System	Nutzer	Eingeschränkt
4	Hohe Automation	Das System übernimmt für bestimmte Domänen dauerhaft die dynamische Fahraufgabe. Der Mensch muss nicht als Rückfallebene zur Verfügung stehen.	System	System	System	Eingeschränkt
5	Volle Automation	Das System übernimmt dauerhaft und unbeschränkt in allen Domänen die dynamische Fahraufgabe. Der Mensch muss nicht als Rückfallebene zur Verfügung stehen.	System	System	System	Unbeschränkt

Damit die weitere Arbeit auf einer eindeutigen Begriffsabgrenzung aufbauen kann, werden Systeme und Funktionen, die nach der SAE-Klassifikation den Leveln eins und zwei zugeordnet werden, nachfolgend als ADAS (Englisch: Advanced Driver Assistance System) zusammengefasst und abgekürzt (sofern nicht anders erwähnt). Eine Einordnung, welche Systeme unter die Begrifflichkeit des ADAS fallen, kann dem Anhang E des Code of Practice entnommen werden (Knapp et al. 2009). Systeme und Funktionen, die eine weitergehende Automatisierung erlauben und demnach den SAE-Leveln 3 bis 5 zuzuordnen sind, werden weiterhin einheitlich als ADS (Englisch: Automated Driving System) abgekürzt.

2.2 Anforderungen an die aktive Fahrzeugsicherheit

Die Ursache von Verkehrsunfällen ist in den meisten Fällen auf menschliches Fehlverhalten zurückzuführen (Gelau et al. 2009). Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren zeichnen sich im Vergleich zum Menschen durch eine geringe Reaktionszeit aus und bieten darüber hinaus Vorteile in der Umfeldwahrnehmung und Informationsverarbeitung. Gasser et al. (2012) gehen davon aus, dass sich durch eine Fahrzeugautomatisierung nicht alle Unfallsituationen vermeiden lassen und ein auf die Automatisierung zurückzuführendes, zusätzliches Unfallpotenzial geschaffen wird. Es wird jedoch weiterhin davon ausgegangen, „[…]dass die Zahl der von einer Automatisierung vermiedenen Unfälle um ein Vielfaches die Zahl jener Unfälle übersteigt, die durch eine Fahrzeugautomatisierung (aufgrund von Automatisierungsrisiken) hinzutreten“ (Gasser et al. 2012, S. 11). Das von den Systemen ausgehende Risiko muss stets unter dem gesellschaftlich akzeptierten Grenzrisiko bleiben, welches jedoch nicht explizit definiert ist (Weitzel 2014). Um eine gesellschaftliche Akzeptanz für automatisierte Systeme zu schaffen, Fragen der Verantwortung sowie der Produkthaftung zu klären und nicht zuletzt, um solche Systeme in Fahrzeugen einsetzen zu dürfen, bedarf es eines Sicherheits- und Testkonzepts (Winkle 2015).

Die Gewährleistung der Fahrzeugsicherheit basiert auf dem Zusammenspiel unterschiedlicher regulatorischer und technischer Prüfinstanzen. Um die Rolle von fahrzeugtechnischen Vorschriften im Kontext der Gesamtfahrzeugentwicklung einzuordnen, ist eine klare begriffliche Abgrenzung zwischen der herstellerinternen Absicherung, der behördlichen Typgenehmigung, dem externen Verbraucherschutz und der Marktüberwachung erforderlich.

Während die herstellerinterne Absicherung den gesamten Entwicklungsprozess begleitet und darauf abzielt, die Produkthaftung durch die Einhaltung des Stands der Technik (z. B. nach ISO 26262 oder ISO 21448/SOTIF) abzusichern, konzentriert sich die Typgenehmigung auf die Erfüllung gesetzlich definierter Mindestanforderungen. Letztere stellt die formale Hürde dafür dar, Fahrzeuge in den Verkehr bringen (konkret: zulassen) zu dürfen, deckt jedoch systembedingt nicht die gesamte technologische Tiefe der internen Validierung ab. Ergänzt wird dieses Gefüge durch den Verbraucherschutz (z. B. Euro NCAP), der durch vergleichende Ratings über die gesetzlichen Mindestanforderungen

hinausgeht und eine Marktdifferenzierung anhand des zusätzlichen Sicherheitsniveaus ermöglicht. Neben diesen präventiven Säulen ist als reaktive Säule die Marktüberwachung ein korrektives Instrument, das die Konformität der Fahrzeuge nach dem Inverkehrbringen sicherstellen soll. Die folgende Abbildung 4 verdeutlicht diese Struktur und grenzt insbesondere die Verantwortlichkeiten und Zielsetzungen der einzelnen Bereiche voneinander ab. Die weiteren Unterkapitel 2.3 bis 2.5 erläutern die einzelnen Säulen zudem noch einmal detaillierter.



Abbildung 4: Säulen zur Sicherstellung der Fahrzeugsicherheit

2.3 Interne Anforderungen und Absicherungsstrategien von Herstellern und Zulieferern

ADAS und insbesondere ADS sind zur Erfüllung ihrer Aufgaben auf die Wahrnehmung ihrer unmittelbaren Umgebung angewiesen. Im Hinblick auf die Absicherung solcher Systeme und Funktionen ist daher neben einem Versagen auf funktionaler Ebene auch die Versagensmöglichkeit im Sinne einer nicht situationsgerechten Reaktion, die beispielsweise durch eine unvollständige Situationswahrnehmung oder nicht eintretende Prädiktions- bzw. Modellannahmen hervorgerufen wird, zu betrachten (Weitzel 2014). Ein Hersteller muss in jedem Fall belegen können, dass er einen etwaigen Produktfehler, der zu einer Verletzung einer Person bzw. Beschädigung einer Sache geführt hat, zum Zeitpunkt des Inverkehrbringens nach dem aktuellen Stand der Wissenschaft und Technik nicht erkennen konnte (ProdHaftG § 1 1990).

Auf funktionaler Ebene werden Anforderungen an die Sicherheit von elektrischen, elektronischen und programmierbaren Funktionen (E/E-Komponenten) in der IEC 61508 definiert. Für Kraftfahrzeuge bis zu einem Gewicht von 3,5 Tonnen wurde aus der IEC 61508 die spezifische Norm ISO

26262 abgeleitet, die Richtlinien und Kontrollmethoden für die Entwicklung sicherheitskritischer Komponenten von Kraftfahrzeugen bereitstellt, um gefährliches Systemverhalten von E/E-Komponenten zu vermeiden. (Wilhelm et al. 2015)

Die ISO 26262 sieht vor, dass bereits in der Konzeptphase Gefahren abgeschätzt und Risiken quantifiziert werden. Davon ausgehend werden aus den Eingabegrößen Schweregrad, Exposition und Beherrschbarkeit die Automotive Safety Integrity Levels (ASIL) abgeleitet. Sie stellen eine risikobasierte Klassifizierung des Sicherheitsziels dar, auf dessen Grundlage die Systementwicklung mit zugehörigem Sicherheitskonzept stattfindet. (ISO 26262-1:2018)

Zusätzlich zur funktionalen Sicherheit spielt auch die Gebrauchssicherheit eines Systems eine entscheidende Rolle, um eine Gefährdung durch Systemversagen zu verhindern. Die Safety of the Intended Functionality (SOTIF) wird in ISO 21448 spezifiziert und hat zum Ziel, die Sicherheit der Sollfunktion zu gewährleisten und damit Gefährdungen durch unvollständige Systemspezifikationen oder vorhersehbaren Fehlgebrauch entgegenzuwirken (Schnieder 2019). SOTIF zielt darauf ab, die Sicherheit von Systemen zu maximieren, indem sowohl bekannte als auch unbekannte gefährliche Szenarien berücksichtigt und durch gezielte Sicherheitsmaßnahmen minimiert werden. Der Prozess teilt sich dazu in vier Hauptbereiche: analysebasierte Bewertung von SOTIF-bezogenen Risiken, SOTIF-orientierte Verifikationsaktivitäten für bekannte gefährliche Szenarien, Validierungsaktivitäten für unbekannte gefährliche Szenarien sowie Methodologie und Freigabekriterien für SOTIF (Schnellbach und Griessnig 2019).

Eine umfassende Risikobewertung erfordert die Integration der funktionalen Sicherheit und der Gebrauchssicherheit in die realen Entwicklungsprozesse. An dieser Stelle sei der Vollständigkeit halber noch die Cybersicherheit erwähnt, die darauf abzielt, eine Kompromittierung der Sicherheitsfunktionen zu verhindern und somit in einem engen Zusammenhang mit der funktionalen Sicherheit und der Gebrauchssicherheit steht. Richtlinien zur cyber-physischen Absicherung von Systemkomponenten werden in der Norm ISO/SAE 21434:2021 beschrieben.

Absicherungsmethoden der Hersteller, die sowohl einzelne als auch alle Arten der Sicherheitsbetrachtung berücksichtigen, sind oft fest in den verschiedenen Phasen des Produktentwicklungsprozesses verankert. Ein solcher Prozess ist nach Vorbild des allgemeinen V-Modells für die Entwicklung mechatronischer Systeme (Verein Deutscher Ingenieure 2004) und in Anlehnung an die fahrzeugtechnischen Spezifizierungen nach Strasser (2012) in Abbildung 5 dargestellt.

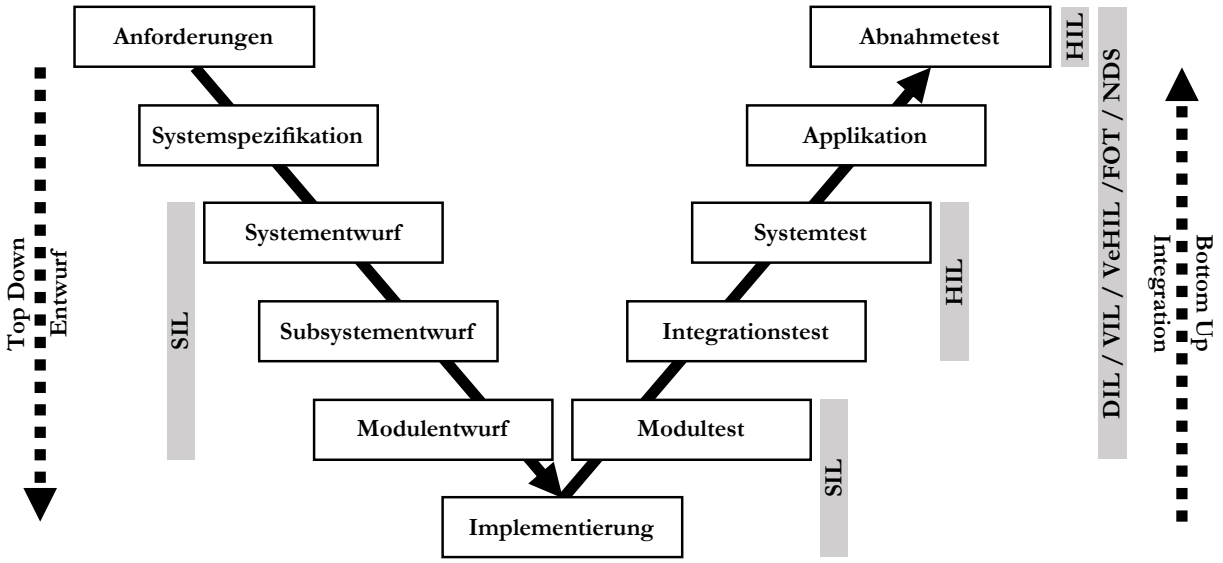


Abbildung 5: Beispielhafter Entwicklungsprozess nach dem V-Modell in Anlehnung an Strasser (2012)

Die linke Seite des V-Modells folgt einem Top-Down-Prozess, bei dem ausgehend von den gestellten Anforderungen Zwischenstufen des Systementwurfs – mit dem Ziel, ein domänenübergreifendes Lösungskonzept abzustimmen – durchlaufen werden. Bereits in diesen Entwicklungsstadien besteht die Möglichkeit, Methoden der Absicherung zu integrieren (Verein Deutscher Ingenieure 2004). Diese Methoden spannen den Bogen von virtuellen Umgebungen (Software in the Loop (SIL)/ Hardware in the Loop (HIL)) über hardwarenahe Integrations- und Prüfstandsansätze (Vehicle Hardware in the Loop (VeHIL)/ Vehicle in the Loop (VIL)) bis hin zu Untersuchungen im Realverkehr. Ergänzt werden diese durch Driver in the Loop (DIL) Methoden zur Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion sowie durch Realfahrzeugtests und Naturalistic Driving Studies (NDS). Checklisten dienen dabei als querschnittliches Instrument, um Anforderungen, Testumfänge und Nachweise konsistent zu strukturieren und nachvollziehbar zu dokumentieren. Detaillierte Beschreibungen der einzelnen Verfahren und ihrer Einsatzgrenzen sind im Anhang A.2 zusammengefasst.

2.4 Anforderungen aus dem Verbraucherschutz

Zwischen den gesetzlichen Anforderungen und den Absicherungsstrategien der Hersteller stehen Anforderungen an Fahrzeugsicherheitssysteme, die aus dem Verbraucherschutz hervorgehen und den Konsumenten beim Fahrzeugkauf darüber aufklären sollen, wie sicher das angestrebte Fahrzeug ist.

Gesetzliche Vorschriften zur Fahrzeugsicherheit richten sich nach dem aktuellen Stand der Technik und bestimmen somit ein Mindestniveau an Sicherheit. Es wird nicht überprüft, inwiefern ein System den Nutzer über die gesetzlichen Mindestanforderungen hinaus schützt oder welche graduellen Unterschiede im Sicherheitsniveau zwischen den am Markt verfügbaren Systemen bestehen. An dieser Stelle setzen Verbraucherschutzorganisationen wie beispielsweise der ADAC oder auch die regionalen

Organisationen des New Car Assessment Programms (NCAP) an. Letztere spezifizieren eigene Fahrzeugsicherheitstests und führen diese mithilfe zertifizierter Prüflaboratorien durch, um die Systemleistung zu bewerten. Eine Veröffentlichung der Ergebnisse soll es Verbrauchern ermöglichen, den Aspekt der Sicherheit anhand objektiver Kriterien in die Kaufentscheidung einfließen zu lassen. (Gasser et al. 2015; Reuter und Kramer 2023)

Detaillierte Informationen zum Verbraucherschutzprogramm Euro NCAP sind im Anhang A.2.2 zu finden.

2.5 Anforderungen aus der Gesetzgebung

Die gesetzlichen Anforderungen bilden die verbindliche Grundlage für die Fahrzeugsicherheit und definieren die obligatorischen Mindeststandards für den Marktzugang. Im Gegensatz zur herstellerinternen Absicherung oder den Bewertungen des Verbraucherschutzes ist die Erfüllung dieser legislativen Vorgaben die zwingende Voraussetzung für eine behördliche Typgenehmigung. Der folgende Abschnitt beleuchtet die Entstehung internationaler Regelungen sowie deren spezifische Anforderungen an die Evidenzbasis im Kontext der Zulassung moderner Sicherheitssysteme.

2.5.1 Entwicklung von UN-Regelungen

Gesetzliche Vorschriften im Bereich der Fahrzeugsicherheit werden maßgeblich durch zwei Institutionen geprägt: internationale Regelungen unter dem Dach der UNECE und spezifische Verordnungen und Richtlinien der EU, gültig für alle Mitgliedstaaten. Auf UNECE-Ebene bildet das WP.29 den Rahmen für die Ausarbeitung einheitlicher technischer Regelungen. Die EU sowie eine große Anzahl ihrer Mitgliedstaaten sind Vertragsparteien der relevanten UNECE-Abkommen und integrieren die innerhalb des WP.29 beschlossenen UNECE-Regelungen überwiegend in ihr Typgenehmigungssystem. Im Zuge dessen wurden die Inhalte vieler ehemals nationaler oder EU-eigener Fahrzeugvorschriften durch Verweis auf entsprechende UNECE-Regelungen ersetzt oder ergänzt. Die Verordnung (EU) 2018/858 bildet den aktuellen Rechtsrahmen für die Typgenehmigung in Europa und verweist für technische Anforderungen vielfach auf UNECE-Regelungen. Dieser harmonisierte Ansatz vermeidet divergierende Einzelanforderungen in verschiedenen Märkten und soll zu einem einheitlichen Mindestniveau an Sicherheit und Umweltverträglichkeit beitragen. (Europäische Kommission 2023)

Die Ausgestaltung neuer technischer Anforderungen erfolgt innerhalb der UNECE in einem mehrstufigen, transparenten Prozess. In den themenbezogenen IWG erarbeiten Experten aus Behörden, Industrie, Wissenschaft und weiteren Stakeholdern Vorschläge für Regelungen. Diese evidenzbasierten Entwürfe werden dem WP.29-Plenum zur Entscheidung vorgelegt und schließlich als UNECE-Regelungen verabschiedet. Nach Verabschiedung in dem WP.29 werden UN-Regelungen erst dann

rechtlich verbindlich, wenn eine Vertragspartei die jeweilige Regelung anwendet, z. B. durch Übernahme oder Verweis in EU- bzw. nationales Recht. Die Anwendung einzelner UN-Regelungen ist dabei nicht per se für alle Vertragsparteien verpflichtend. (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2022b)

Ein Beispiel für eine UNECE-Regelung ist die UN-Regelung 152, die technische Anforderungen an AEBS für Pkw und leichte Nutzfahrzeuge (Klassen M1 und N1) festlegt. Die VO (EU) 2019/2144 schreibt vor, dass neue Fahrzeugtypen (für die Serie 02 der Regelung: 7.7.2024) bzw. Neuzulassungen (7.7.2026) ab dem jeweiligen Datum des Inkrafttretens mit einem AEBS nach UN-R 152 ausgestattet werden müssen, das Auffahrkollisionen sowohl mit vorausfahrenden Fahrzeugen als auch mit Fußgängern und Radfahrenden erkennt und verhindert bzw. abmildert. In der UN-R 152 sind dafür die spezifischen technischen Leistungsanforderungen an ein solches System definiert. (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2020)

Die gesetzlichen Anforderungen an sicherheitsrelevante Fahrzeugsysteme wurden über die Zeit nicht nur inhaltlich, sondern auch im Hinblick auf die Prüfmethode weiterentwickelt. Vielfach kamen Single-Point-Tests zum Einsatz – also einzelne Prüfszenarien, die ein System mindestens bestehen muss (z. B. ein definierter Versuchsfall mit einer bestimmten Ausgangsgeschwindigkeit). Neuere Vorschriften bzw. Revisionen bestehender Vorschriften gehen hingegen vermehrt zu Testmatrizen über, bei denen das Sicherheitssystem seine Leistungsfähigkeit in einer Reihe unterschiedlicher Szenarien und Parameterkombinationen nachweisen muss. Ein Beispiel liefert die Weiterentwicklung der UN-Regelung 131 zu AEBS für Lkw und Busse. Die ursprüngliche Regelung beschränkte sich zunächst auf die Vorgabe, dass Systeme zur Erfüllung der Anforderungen zwei Spot-Tests bestehen müssen (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2014). Die Revision von UN-Regelung 131 (Serie 02, verabschiedet 2023) beinhaltet nun einen umfassenden Prüfkatalog: U. a. müssen Geschwindigkeitsreduktionen bei Systemeingriff über einen breiten Relativgeschwindigkeitsbereich nachgewiesen werden, sowohl für Fälle mit vorausfahrendem bewegtem Hindernis als auch mit stationärem Hindernis (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2023b).

Dieser Übergang von Einzeltests hin zu komplexen Testmatrizen soll sicherstellen, dass Systeme nicht nur unter idealisierten Bedingungen, sondern in einem Spektrum realistischer Verkehrssituationen zuverlässig funktionieren. Gesetzliche Anforderungen orientieren sich damit immer stärker an der realen Verkehrsvielfalt und erzwingen eine robuste Systemauslegung, was letztlich zu einem höheren Sicherheitsgewinn im Alltagsbetrieb führen soll. (Seiniger 2022)

Beispiele für UN-Regelungen und die exemplarische Beschreibung von Anforderungen innerhalb dieser Regelungen sind in Anhang A.2.3 dargestellt.

2.5.2 Anforderungen aus der Gesetzgebung an Umgebungsverkehrsdaten

Für die Verbesserung der Verkehrssicherheit sieht die Strategie der Gesetzgebung (z. B. national, europäisch) bzw. Institutionen mit direktem Bezug zur Gesetzgebung (z. B. Institutionen der internationalen Staatengemeinschaft wie UN, WHO) i. d. R. vor, Schutzziele zu definieren. Schutzziele sind als übergeordnete, normative Vorgaben zu verstehen, die dazu dienen, bestimmte Risiken zu minimieren oder zu vermeiden und dadurch den Schutz von Menschenleben, Gesundheit, Sachwerten oder der Umwelt zu gewährleisten. Sie stellen einen strategischen Rahmen dar, der als Grundlage für die Entwicklung, Umsetzung und Bewertung von Maßnahmen dient. Schutzziele können sehr unterschiedlich definiert und beschrieben werden, da sie je nach Kontext Aspekte wie die Verringerung von Verkehrstoten und schweren Verletzungen, die Verhinderung spezifischer Unfallarten (z. B. Katastrophenunfälle von Tanklastwagen) oder die Reduzierung von Sachschäden in den Fokus rücken. Schutzziele sind häufig qualitativ formuliert und werden für ihre Umsetzung oft von einer quantitativen Operationalisierung begleitet, um sie in messbare Anforderungen und technische Vorgaben zu übersetzen. Sie dienen als Orientierungsgrößen für die Entwicklung von Sicherheitssystemen, die Definition gesetzlicher Vorschriften und die Beurteilung der Effektivität von Maßnahmen. Im Kontext der Verkehrssicherheit können Schutzziele beispielsweise sein:

- Die Verringerung von Verkehrstoten und Schwerverletzten. Ein zentrales Schutzziel der von der UN ausgerufenen „Decade of Action for Road Safety 2021–2030" besteht darin, die Zahl der weltweiten Verkehrstoten und -verletzten bis zum Jahr 2030 um mindestens 50 % zu reduzieren (Vereinte Nationen 2020)
- Die Europäische Kommission möchte durch die GSR und die damit verbundene Einführung neuer Sicherheitsmaßnahmen dazu beitragen, Fahrzeuginsassen, Fußgänger und Radfahrer in der gesamten EU besser zu schützen. Damit sollen bis zum Jahr 2038 mehr als 25.000 Menschenleben gerettet und mindestens 140.000 schwere Verletzungen vermieden werden (Europäische Kommission 06.07.2022)
- Ein zentrales Schutzziel, das im Verkehrssicherheitsprogramm der Bundesregierung für den Zeitraum von 2021 bis 2030 formuliert ist, beziffert eine Reduzierung der Zahl der Verkehrstoten um 40 % bis zum Jahr 2030 (Bundesministerium für Verkehr 2021)

Um diese Ziele zu erreichen, werden konkrete Anforderungen an sicherheitsrelevante Fahrzeugsysteme formuliert, deren Wirkungsweise und Einsatzbereich einen direkten Beitrag zur Erfüllung der Schutzziele leisten sollen. Die Anforderungen müssen so definiert werden, dass ihre Umsetzung direkt zur Erreichung der Schutzziele beiträgt. Besteht beispielsweise das Ziel, die Zahl der durch Lkw verursachten tödlichen Auffahrunfälle auf Autobahnen zu reduzieren, müssen die Anforderungen an die entsprechenden Sicherheitssysteme genau auf diese Unfallcharakteristika ausgerichtet sein. Konkret

könnte eine Anforderung an ein Notbremssystem den Abbau einer festgelegten Relativgeschwindigkeit vorschreiben, um das Risiko schwerer Auffahrunfälle effektiv zu minimieren. Um bewerten zu können, ob sich Umgebungsverkehrsdaten für die Formulierung von Anforderungen an Fahrzeugsicherheitssysteme eignen, gilt es u. a. die Frage zu beantworten, ob sich aus diesen Daten Anforderungen ableiten lassen, die in Maß, Zahl und Toleranz so beschaffen sind, dass sie zu der Erfüllung der Schutzziele beitragen.

2.6 Zusammenfassung und Hypothesengerüst

Die vorangegangenen Abschnitte haben die Anforderungen an Fahrzeugsicherheit aus unterschiedlichen Perspektiven eingeordnet und gezeigt, wie diese Akteure mit jeweils eigenen Zielen, Verfahren und Evidenzanforderungen zur Fahrzeugsicherheit beitragen. Auf dieser Basis wird im Folgenden die spezifische Fragestellung dieser Arbeit präzisiert: Unter welchen Bedingungen können Umgebungsverkehrsdaten als Evidenzgrundlage im Kontext fahrzeugtechnischer Typgenehmigungsvorschriften genutzt werden? Zur Beantwortung wird die Fragestellung in ein überprüfbares Hypothesengerüst überführt.

Wie in den Abschnitten 2.3 bis 2.5 herausgearbeitet, stützt sich die Sicherstellung der Fahrzeugsicherheit im Wesentlichen auf drei Säulen: die herstellerinterne Absicherung, Anforderungen des Verbraucherschutzes und die behördliche Typgenehmigung. Während alle drei Bereiche auf das übergeordnete Sicherheitsziel einzahlen, stellt die behördliche Regulierung den Fokus dieser Arbeit dar. Im Unterschied zur herstellerinternen Absicherung, die den gesamten Entwicklungs- und Homologationsprozess begleitet und unterschiedliche Evidenzformen zusammenführt, muss die für die Typgenehmigung relevante Sicherheitsleistung durch allgemeingültige, messbare und technologieneutrale Kriterien objektiv belegt werden. Damit rückt die Frage der Datengrundlage in den Mittelpunkt: Regelsetzung ist nur so belastbar wie die Daten, auf denen sie beruht. Die Eignung von Umgebungsverkehrsdaten für die Entwicklung bzw. Begründung solcher Vorschriften bemisst sich folglich daran, ob diese Daten die hierfür erforderliche Qualität und Aussagekraft bereitstellen.

Zur nachvollziehbaren Untersuchung dieser globalen Forschungsfrage wird die in Abschnitt 1.2 eingeführte Nullhypothese $\boldsymbol{H_0}$ in ein Gerüst überprüfbarer Teilhypothesen operationalisiert. Die zentrale Annahme, die im Rahmen dieser Arbeit geprüft wird, lautet:

H_0: Die Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten beeinträchtigt die Ableitung wirksamer fahrzeugtechnischer Typgenehmigungsvorschriften für Fahrerassistenzsysteme und automatisierte Fahrfunktionen nicht.

Die Überprüfung von H_0 wird entlang der drei grundlegenden Bewertungsdimensionen strukturiert, die in Abschnitt 1.3 eingeführt wurden: Anwendbarkeit, Genauigkeit und Repräsentativität. Jede Dimension wird durch eine eigenständige Unterhypothese abgebildet, die jeweils einen spezifischen Aspekt der Dateneignung adressiert.

An dieser Stelle ist eine methodische Abgrenzung wichtig: Es ist strikt zu unterscheiden zwischen Limitationen, die aus der Eigenerhebung und dem konkreten Mess- und Auswerteaufbau dieser Arbeit resultieren, und Limitationen, die systemimmanent aus Umgebungsverkehrsdaten als Datenklasse entstehen. Die im Rahmen der Eigenerhebung gewonnenen Erkenntnisse dienen damit der exemplarischen Validierung sowie der Identifikation potenziell systemimmanenter Effekte. Ergebnisse sind folglich nicht als abschließende Bewertung der Datenklasse zu interpretieren, sondern als Grundlage zur Ableitung von Verallgemeinerungen, Randbedingungen und Empfehlungen für den Umgang mit diesen Daten in der Regulierung von Fahrzeugsicherheitssystemen.

Die folgenden drei Unterhypothesen (H_1 bis H_3) stehen in einer logischen Abhängigkeit zueinander und bilden ein hierarchisches Prüfgerüst zur schrittweisen Überprüfung von H_0**:**

2.6.1 Hypothese zur Anwendbarkeit (H_1)

H_1: Umgebungsverkehrsdaten können mit vertretbarem Aufwand und unter für die Regulierung relevanten Randbedingungen in einer grundlegenden Qualität erhoben werden, die valide Schlussfolgerungen zulässt.

Wert der Hypothese: Die Anwendbarkeit stellt die notwendige Grundvoraussetzung für jede weitere Bewertung dar. Nur wenn die Datenerhebung prinzipiell zuverlässig, praktikabel und unter den realen Bedingungen des Straßenverkehrs durchführbar ist, können die nachfolgenden Fragestellungen nach der quantitativen Messgüte und der Generalisierbarkeit der Ergebnisse sinnvoll untersucht werden.

Methode zur Überprüfung der Hypothese: Die Überprüfung dieser Hypothese erfolgt primär in Kapitel 3 durch eine Analyse des Stands der Technik im Hinblick auf die verschiedenen Erfassungsmöglichkeiten von Umgebungsverkehrsdaten, sowie deren jeweilige Nutzungspotenziale, aber auch Einschränkungen.

2.6.2 Hypothese zur Genauigkeit (H_2)

H_2: Umgebungsverkehrsdaten weisen eine hinreichende Genauigkeit auf, um sicherheitsanalytische Kenngrößen innerhalb der in der Typgenehmigung üblichen Toleranzbereiche abzuleiten.

Wert der Hypothese: Die Messgenauigkeit ist im regulatorischen Kontext von Bedeutung, da Typgenehmigungsvorschriften auf klar definierten Grenzwerten und Toleranzbereichen beruhen (z. B. für Geschwindigkeiten, Abstände oder Zeitbezüge). Eine unzureichende Genauigkeit oder hohe

Streuung würde die Argumentation für eindeutige Grenzwerte, die zur Erfüllung der zugrundeliegenden Schutzziele notwendig sind, erschweren.

Methode zur Überprüfung der Hypothese: Die Genauigkeit der Datenerfassung wird schwerpunktmäßig in Kapitel 5 in einer dedizierten Genauigkeitsanalyse des im Rahmen der Arbeit genutzten Messsystems untersucht und partiell in Kapitel 6 im Kontext der exemplarischen Auswertung des real erhobenen Datensatzes vertieft.

2.6.3 Hypothese zur Repräsentativität (H_3)

H_3: Die aus Umgebungsverkehrsdaten extrahierten Parameterverteilungen sind hinreichend repräsentativ für das reale Verkehrsgeschehen.

Wert der Hypothese: Die Repräsentativität der Daten ist entscheidend für die externe Validität und damit für die Wirksamkeit der darauf basierenden Regelungen. Vorschriften, die auf einer verzerrten oder unvollständigen Datenbasis beruhen, laufen Gefahr, Leistungsanforderungen zu definieren, die das allgemeine Fahrverhalten nicht adäquat abbilden.

Methode zur Überprüfung der Hypothese: Die Frage der Repräsentativität wird zunächst in Kapitel 6 durch die Analyse des im Rahmen dieser Arbeit erhobenen Datensatzes beleuchtet. Eine vertiefende Bewertung erfolgt in Kapitel 7, in dem die gewonnenen Verteilungen mit externen Referenzdaten verglichen und eine Diskussion möglicher Stichprobenverzerrungen geführt wird.

3 Stand der Technik: Erfassung von Daten des Umgebungsverkehrs

Für die evidenzbasierte Entwicklung fahrzeugtechnischer Vorschriften ist die Verfügbarkeit von Umgebungsverkehrsdaten eine grundlegende Voraussetzung. Dieses Kapitel beleuchtet den aktuellen Stand der Technik zur Erfassung solcher Daten und stellt die verschiedenen methodischen Ansätze sowie deren jeweilige Einsatzpotenziale gegenüber. Zum Verständnis der so gewonnenen Datensätze ist zunächst eine Definition der zugrunde liegenden Konzepte und Begriffe erforderlich: Eine Trajektorie beschreibt die Positionen eines Objekt über die Zeit (Needham und Boyle 2003). Umgebungsverkehrsdaten selbst haben keine formale Definition. Unter dem Begriff können jedoch Datensätze verstanden werden, die Trajektorien von Verkehrsteilnehmern über längere Zeiträume hinweg abbilden, was detaillierte Analysen von Interaktionen, Konfliktdynamiken und potenziellen Risikosituationen ermöglicht.

Wie sich Fahrzeugtrajektorien erfassen lassen, ist abhängig von der Art der verwendeten Sensoren, deren Position und den gestellten Anforderungen an Länge und Genauigkeit. Jacob und Violette (2012) differenzieren die Möglichkeiten zur Erfassung von Fahrzeugtrajektorien anhand der Messmethode und der benötigten Länge der Trajektorien. Messmethoden fallen entweder in die Kategorie der internen Messung, d. h. die Bewegungen des mit Messequipment ausgestatteten Fahrzeugs werden aufgenommen, oder der externen Messungen, bei der Bewegungen von Verkehrsteilnehmern von einer stationären oder dynamischen Beobachtungsposition erfasst werden. Hinsichtlich der Länge unterscheiden Jacob und Violette (2012) zwischen globalen Trajektorien mit einer Länge von mehr als 100 m und lokalen Trajektorien, die kürzer als 100 m sind.

Als Beispiel für die interne Betrachtung von Trajektorien lassen sich FOT oder NDS nennen. UDRIVE war beispielsweise die erste großflächig angelegte NDS im europäischen Raum mit dem Ziel, Sicherheits- und Nachhaltigkeitsmaßnahmen auf Basis der Beobachtung des Fahrerverhaltens in sieben EU-Ländern zu empfehlen (Eenink et al. 2014). Erfasst wurde das Verhalten von 192 Pkw-Fahrenden und 46 Lkw- sowie 39 Motorradfahrenden mit einer Gesamtzeit von über 53.000 Stunden. Ausgewertet wurden das Fahrverhalten und Nebentätigkeiten, so u. a. wie die Teilnehmenden beschleunigt oder verzögert haben, oder auch wie häufig ein Prüfen des toten Winkels bei Abbiegevorgängen erfolgt ist (Bärgman et al. 2017).

Mit der im euroFOT-Projekt initiierten FOT konnten durch eine kombinierte Auswertung von Bewegungsverhalten und der Nutzung von Assistenzsystemen u. a. positive Effekte in Bezug auf die Verkehrssicherheit und den Fahrkomfort in der Nutzung von ACC- und FCW-Systemen nachgewiesen werden. Dazu wurden Daten von über 1200 Fahrenden mit einer zurückgelegten Strecke von rund 35 Millionen Kilometern erhoben und ausgewertet. (Kessler et al. 2012)

Da in dieser Arbeit der Fokus auf der Beobachtung anderer Verkehrsteilnehmer aus einem externen Beobachtungspunkt liegt, werden im Weiteren ausschließlich externe Erfassungsmethoden analysiert.

Grundsätzlich lassen sich drei Möglichkeiten dieser externen Erfassung von Umgebungsverkehrsdaten identifizieren. Dabei handelt es sich um:

- stationäre Einheiten, also einen fixen Beobachtungspunkt, an dem andere Verkehrsteilnehmer vorbeifahren,
- Drohnen, die den Verkehr aus einer Vogelperspektive beobachten,
- Fahrzeuge, die sich selbst im Verkehr mitbewegen.

3.1 Stationäre Einheiten

Bei stationären Einheiten ist die Sensorik zur Erfassung der Bewegungsprofile von Verkehrsteilnehmern häufig in Infrastrukturelementen integriert. So hat das U.S. Department of Transportation (2007) beispielsweise für die Erstellung des Next Generation Simulation (NGSIM)-Datensatzes acht synchronisierte Kameras an einem hochgeschossigen Gebäude angebracht, die den Verkehr an einem 640 m langen Abschnitt des US Freeways southbound 101 in Los Angeles aufzeichneten. In insgesamt 45 Minuten Videomaterial wurden so die Trajektorien von Fahrzeugen erfasst, um das Fahrerverhalten auf einem mikroskopischen Level untersuchen zu können. Genutzt wurde der Datensatz u. a., um ein neues Fahrerverhaltensmodell, das Cooperative/Forced Freeway Merge-Modell, zu entwickeln und zu validieren. Das Modell bildet den Fahrspurwechsel auf Autobahnabschnitten ab, in denen sowohl Zu- als auch Abfahrten möglich sind und somit eine Kooperation zwischen den Verkehrsteilnehmenden erforderlich ist.

Ebenfalls zur Untersuchung des Fahrzeugverkehrs auf einem mikroskopischen Level haben Sun et al. (2018) einen Datenverarbeitungsprozess entwickelt. Dieser Prozess ermöglicht die Auswertung von Fahrzeugtrajektorien, die durch Segmentierung, Clusteranalyse und Tracking aus der Punktwolke eines stationären Lidarsensors gewonnen wurden. Der Messaufbau wurde an mehreren Stellen in Reno, Nevada, USA installiert und u. a. Datensätze an einer Kreuzung sowie einer Hauptverkehrsstraße erzeugt. Die Datensätze wurden zur Qualitätsbewertung gegen ein mit Messsensorik ausgestattetes Fahrzeug sowie eine händische Auswertung validiert.

Der Betreiber der österreichischen Autobahnen ASFINAG hat ein 1,2 Kilometer langes Teilstück der A2 bei Graz zu einem Testfeld für automatisierte Fahrzeuge erweitert. Das Autobahnstück wurde sowohl mit konventioneller Sensorik wie Induktionsschleifen oder Infrarotsensoren ausgestattet, als auch mit modernem Equipment wie Radar oder Videokameras bestückt. Die Messdaten der einzelnen Sensoren werden zum ASFINAG-Datenzentrum übertragen und dort miteinander fusioniert. Aus den fusionierten Daten lassen sich die Trajektorien der Fahrzeuge extrahieren mit dem Ziel, den Wahrnehmungsbereich von vernetzten Fahrzeugen zu erweitern, eine Ground Truth für Testszenarien zu

generieren oder Plausibilitätschecks der Wahrnehmung von Fahrzeugsensorik zu ermöglichen. (Seebacher et al. 2019)

Ein ähnliches Projekt befindet sich entlang eines Autobahnabschnittes der A9 in der Nähe von München. Das Testfeld Providentia besteht aus zwei Verkehrszeichenbrücken mit einem Abstand von ca. 440 m. An jeder der beiden Brücken sind jeweils zwei Radarsensoren, eine Nah- und Fernbereichskamera, Edge-Computing-Einheiten sowie Softwaresysteme mit zugehörigen Algorithmen für das Tracking und die Datenfusion angebracht. Das Ziel von Providentia ist die Bereitstellung eines echtzeitfähigen digitalen Zwillings. Jedes Fahrzeug, das den Erfassungsbereich der Sensorik durchfährt, erhält eine eindeutige Tracking-ID und die Position, die Geschwindigkeit und Fahrzeugart werden kontinuierlich erfasst. Mithilfe des digitalen Zwillings sollen Services wie Bewegungsprädiktion, Spurnutzungsempfehlungen oder Kollisionswarnungen infrastrukturseitig angeboten werden. (Krämmer et al. 2019)

Die beiden Forschungsprojekte HDV-Mess und ACCorD sind weitere Beispiele für infrastrukturelle Lösungen. Beide Systeme verfügen über dieselbe Zusammenstellung von Sensoren (zwei 128-Kanal Lidarsensoren und zwei 4K-Monokular-Kameras pro Messvorrichtung), unterscheiden sich jedoch im Einsatzgebiet und der Datenprozessierung. Die Messvorrichtungen im Projekt ACCorD werden stationär in verschiedenen Ortslagen oder auf dem CERMcity-Testfeld des Aldenhoven Testing Centers positioniert. Die Fahrzeugtrajektorien werden in Echtzeit abgeleitet, da eine Online-Prozessierung über einen zentralen Server erfolgt. Die Livedaten können für V2X-Anwendungen oder die Visualisierung in Form eines digitalen Zwillings genutzt werden. Die Messvorrichtungen des HDV-Mess-Projekts sind mobil und lassen sich somit variabel einsetzen. Die Prozessierung der Daten findet jedoch nicht in Echtzeit, sondern nach Beendigung der Messaufzeichnung auf mobilen Servern statt. Eine Nutzbarmachung der Daten für V2X-Anwendungen oder Visualisierungen ist somit nicht möglich. Da jedoch alle Zeitschritte der Messungen gesammelt vorliegen, kann durch Offline-Tracking-Algorithmen eine höhere Genauigkeit der Trajektorien erreicht werden. Beiden Projekten ist gemein, dass sie eine integrierte Entwicklungsumgebung für das Testen und Validieren von Interaktionen zwischen automatisierten und vernetzten Fahrzeugen und vernetzter Infrastruktur schaffen möchten. (Kloeker et al. 2020)

3.2 Drohnen

Ein schwerwiegendes Problem der infrastrukturellen Erfassung ist mangelnde Flexibilität, d. h. die Aufbauten können nur an einer einzigen Stelle genutzt oder müssen anderweitig aufwändig installiert und kalibriert werden. So haben Zhan et al. (2019) neben infrastrukturbasierten Verkehrsüberwachungskameras auch Drohnen für die Erfassung von Umgebungsverkehrsdaten genutzt. Drohnen sind bei guten Witterungsbedingungen flexibel einsetzbar und können auch in Gebieten Daten erheben, in denen eine Installation von stationärer Sensorik nur schwierig umzusetzen ist. Zhan et al.

(2019) haben Daten in verschiedenen Ländern (z. B. USA, China, Deutschland) sowie in verschiedenen Situationen (z. B. Autobahn, Auffahrten, Kreisverkehre) erhoben und um semantische Umgebungsinformationen zur Straßenausstattung und Verkehrsregelung angereichert. Für die Videodaten der Drohnen und Verkehrsüberwachungskameras wurden speziell angepasste Datenverarbeitungsprozesse eingesetzt, sodass die Bewegungen der erfassten Verkehrsteilnehmer mit einer Genauigkeit im Zentimeterbereich ausgewertet werden konnten. Der Datensatz soll die fahrverhaltensbezogene Forschung u. a. hinsichtlich Bewegungsvorhersage, Imitationslernen oder Entscheidungsverfahren unterstützen. In etwa 16 Stunden Videomaterial wurden etwas mehr als 40.000 Fahrzeuge erfasst.

Das Stanford Drone Dataset von Robicquet et al. (2016) soll zur Erforschung der Interaktion von Verkehrsteilnehmern untereinander und der direkten Umgebung beitragen. Dazu wurden mit einer Kameradrohne an sechs verschiedenen Stellen des Universitätscampus in Stanford, USA, Videoaufzeichnungen vorgenommen. Dabei wird ein Großteil der am Campus anzutreffenden Verkehrsbeteiligungsarten klassifiziert und mit Trajektorien annotiert, so u. a. Fußgänger, Radfahrer, Skateboarder, Fahrzeuge etc. Insgesamt enthält der Datensatz knapp 20.000 Verkehrsteilnehmer mit rund 185.000 Interaktionen. Ziel ist es, ein Modell zur Bewegungsprädiktion zu entwickeln, das soziale Umgangsformen einschließt. Weiterhin soll dieses Bewegungsmodell in Mehrziel-Tracking-Algorithmen implementiert werden, um zu untersuchen, ob die Objektverfolgung dadurch verbessert werden kann.

Yang et al. (2019) stellen zwei Datensätze (genannt CITR- und DUT-Datensatz) bereit, die speziell Untersuchungen zur Interaktion zwischen Fußgängergruppen und Fahrzeugen adressieren. Beide Datensätze wurden durch Drohnenaufnahmen erzeugt und enthalten sowohl Trajektorien von Fußgängern als auch Fahrzeugen. Der CITR-Datensatz beinhaltet Trajektorien von Fußgängern, die sich als zusammengehörige Gruppe anhand vorgegebener Instruktionen auf einer Testfläche bewegen sollten. Untersucht wurden Veränderungen in der Bewegungsweise in Abhängigkeit der Interaktion mit einem herannahenden Fahrzeug. Im Gegensatz dazu beinhaltet der DUT-Datensatz die Trajektorien von unbeeinflussten Fußgängern an belebten Stellen des Campus der Dalian Universität.

Unter dem Label levelXdata firmieren weitere Drohnendatensätze mit einem Fokus auf verschiedene Infrastrukturmerkmale. Dazu gehören u. a. Krajewski et al. (2018), die mit einer Drohne Trajektorien von Fahrzeugen auf verschiedenen Abschnitten der Bundesautobahn erfasst haben (highD-Datensatz), Krajewski et al. (2020) mit einem Fokus auf Kreisverkehre (roundD-Datensatz) und Bock et al. (2020), deren Betrachtungsgegenstand Kreuzungen im urbanen Raum sind (inD-Datensatz). Die Datensätze wurden jeweils mit einer DJI Phantom 4 Pro Drohne erzeugt und sollen für eine Sicherheitsvalidierung und Bewegungsprädiktion im Kontext von ADAS und ADS, der Folgenabschätzung und der Erforschung von Interaktionen zwischen Verkehrsteilnehmern dienen. Durch neuronale Netze werden die Verkehrsteilnehmer in den einzelnen Bildern der Videodaten erkannt und ihre Trajektorien durch Tracking-Algorithmen über die nachfolgenden Bildsequenzen verfolgt. Sowohl die Erkennung

als auch das Tracking sind an den jeweiligen Datensatz angepasst, da bedingt durch die unterschiedlichen Erhebungsorte auch unterschiedliche Verkehrsteilnehmer erfasst werden (highD enthält Pkw, Lkw und Busse, roundD und inD darüber hinaus auch Motorrad- und Fahrradfahrer sowie Fußgänger). Die Datensätze sind mit einer kombinierten Anzahl von rund 137.000 Trajektorien umfangreicher als die zuvor dargestellten Datensätze und weisen durch eine Glättung der Trajektorien eine Genauigkeit der Positionsdaten im Bereich von 10 cm auf.

3.3 Fahrzeuge

Die fahrzeugseitige Erfassung mittels an einem Versuchsträger montierter Sensorik komplettiert mit den stationären Lösungen und Drohnen die Möglichkeiten zur Erfassung des Umgebungsverkehrs. Das wesentliche Unterscheidungsmerkmal dieser Erfassungsart zu den positionsfixierten Alternativen ist die Mitfahrt im Verkehrsstrom: Dadurch lassen sich Interaktionen über längere Wegstrecken und in sehr unterschiedlichen Einsatzkontexten erfassen (Autobahnfolgeverkehr, Knotenpunkte, Rampen), zugleich aber auch reale Sichtbeschränkungen (Verdeckungen) und sensorische Limitierungen abbilden, wie sie für On-Board-Perzeptionsketten typisch sind. Aus der Perspektive der Strömungsdynamik entspricht das Messfahrzeug, das sich mit dem Verkehr bewegt, einer Lagrange-Betrachtung, da es dem Verkehrsfluss folgt und die Position des Beobachters sich ebenfalls mitbewegt (Molnár et al. 2021). In der wissenschaftlichen Praxis entstehen aus solchen Erhebungen insbesondere zwei Datensatztypen: multimodale Wahrnehmungsdatensätze zur Entwicklung und zum Benchmarking von Erkennungs-, Segmentierungs- und Trackingverfahren und Trajektoriendatensätze zur Analyse des Verkehrsverhaltens sowie zur Ableitung befahrbarer Pfadstrukturen oder Manövermodelle. Beispiele aus beiden Kategorien sind im Folgenden zusammengefasst.

Ein Beispiel für einen Trajektoriendatensatz ist die Arbeit von Steinke et al. (2018). Die Arbeit hat zum Ziel, kooperatives Verhalten von autonomen Fahrzeugen zu verbessern, indem menschliches Fahrverhalten in die Trajektorienplanung der Fahrzeuge miteinbezogen wird. Die zur Analyse notwendigen Trajektorien anderer Verkehrsteilnehmer wurden mit dem Messfahrzeug „MadeInGermany“ der Freien Universität Berlin erhoben, das mit mehreren Sensoren zur Umfelderkennung ausgestattet ist, so u. a. mit sechs „Ibeo-Lux“-Lidar-Scannern, mehreren Radarsensoren sowie Kameras und einem differenziellen GPS-System. Die gesammelten Trajektoriendaten werden in einer dreidimensionalen OctoMap-Datenstruktur gespeichert und zu Verkehrskarten verarbeitet, die sowohl die bevorzugten Fahrwege als auch das Geschwindigkeitsverhalten menschlicher Fahrer in verschiedenen Verkehrssituationen abbilden.

Dasselbe Messfahrzeug wurde zudem von Ulbrich et al. (2016) genutzt, um aus real beobachteten Trajektorien anderer Verkehrsteilnehmer automatisch einen Pfadgraphen der tatsächlich befahrbaren Spuren zu extrahieren, z. B. wenn sich durch Wetterbedingungen oder den Verkehrsfluss menschliche Fahrer nicht an die tatsächliche Spurführung halten. Die Methodik von Ulbrich et al. (2016) sieht

dabei vor, zunächst die in unmittelbarer Nähe befindlichen Fahrzeuge zu erkennen, zu verfolgen und ihre Trajektorien als Wegpunktketten mit Nachbarschaftsbeziehungen zu speichern. Anschließend werden nahe beieinanderliegende Wegpunkte zu repräsentativen Punkten zusammengeführt, wobei Objekt-IDs, Nachbarschaften und Geschwindigkeitsinformationen erhalten bleiben. Diese zusammengeführten Punkte werden schließlich anhand ihrer Zugehörigkeit zu Fahrzeugen und ihrer Verbindungen in Cluster gruppiert, die den tatsächlich befahrenen Spuren entsprechen und zu einem Graphen der befahrbaren Pfade zusammengesetzt werden. Das Verfahren soll vor allem in dynamischen oder nur mit schlechten Markierungen versehenen Umgebungen Vorteile bieten, da es nicht auf statische Markierungen angewiesen ist.

Dollar et al. (2009) legten ihren Schwerpunkt auf die Erkennung von Fußgängern und veröffentlichten zu diesem Zweck den Caltech-Fußgänger-Datensatz, der die Weiterentwicklung und Verbesserung von Erkennungsalgorithmen unterstützen soll. Grundlage sind rund zehn Stunden Videoaufnahmen aus einem Auto, das durch städtische Gebiete in Los Angeles fährt. Die Kamera liefert Farbbilder mit 640×480 Pixeln und 30 fps, aus denen etwa 250.000 Einzelbilder ausgewertet wurden. In diese Frames wurden 350.000 Bounding Boxes markiert, die zu rund 2300 individuellen Fußgängern gehören.

Geiger et al. (2013) erstellten aus erfassten Daten des Umgebungsverkehrs einen Datensatz für die Entwicklung und Evaluierung von Algorithmen der Computer-Vision, die beispielsweise im Bereich Robotik oder autonome Fahrfunktionen Anwendung finden sollen. Die Daten wurden mit einem VW Passat Kombi erfasst, der mit einer multimodalen Sensorplattform ausgestattet war. Die Plattform beinhaltete zwei Graustufen- und zwei Farb-Stereokameras (jeweils PointGray Flea2, 1,4 Megapixel), einen rotierenden 3D-Laserscanner (Velodyne HDL-64E) und ein DGPS/IMU-Navigationssystem (OXTS RT3003). Insgesamt wurden sechs Stunden an Verkehrsdaten in und um Karlsruhe aufgezeichnet. Dabei sollten Situationen in verschiedenen Abschnitten erfasst werden, darunter Autobahnen, ländliche Gebiete und innerstädtische Umgebungen mit einer Vielzahl statischer und dynamischer Objekte. Die Aufnahmen fanden an mehreren Tagen im September und Oktober 2011 bei Tageslicht statt. Der veröffentlichte Datensatz hat eine Gesamtgröße von 180 GB und enthält sowohl Rohdaten als auch prozessierte, rektifizierte Bildsequenzen. Ein wesentliches Merkmal sind die bereitgestellten Objekt-Annotationen in Form von 3D-Bounding-Box-Tracklets für verschiedene Verkehrsbeteiligungsarten, anhand derer sich die Algorithmen für Computer-Vision-Anwendungen trainieren und evaluieren lassen.

Unterschiede ergeben sich oft in den verwendeten Sensoren. Während Geiger et al. (2013) eine multimodale Sensorplattform nutzen, setzen Cordts et al. (2016) auf ein ausschließlich kamerabasiertes System für die Erstellung des Cityscapes-Datensatzes. Der Fokus von Cordts et al. (2016) liegt nach wie vor in der Bereitstellung eines Umgebungsverkehrsdatensatzes für das Training und die Evaluation von Computer-Vision-Anwendungen, allerdings weniger auf der 3D-Geometrie als vielmehr auf der detaillierten, pixelgenauen Annotation urbaner Szenen. Cityscapes umfasst Aufnahmen aus 50

Städten mit starkem Bezug zu innerstädtischem Verkehr, unterschiedlichen Umgebungen und hoher Objektdichte.

Im Gegensatz zu den Datensätzen von Geiger et al. (2013) und Cordts et al. (2016) erstellten Maddern et al. (2016) einen Datensatz, der nicht primär zum Ziel hat, möglichst viele verschiedene Verkehrssituationen zu erfassen, sondern sich auf die Langzeitumgebungseinflüsse einer festgelegten Route fokussiert. Dazu wurden über einen Zeitraum von 19 Monaten (Mai 2014 bis Dezember 2015) Daten über eine feste, etwa zehn Kilometer lange Route im Zentrum von Oxford, Großbritannien, erhoben. Die Strecke wurde mit dem Messfahrzeug mehr als 100-mal bei verschiedenen Umgebungsbedingungen, darunter diverse Wetterlagen wie starker Regen und Schnee sowie unterschiedliche Lichtverhältnisse bei Tag und Nacht, durchfahren. Der lange Beobachtungszeitraum hat zudem erlaubt, infrastrukturelle Änderungen wie Baustellen oder geänderte Straßenführungen zu erfassen. Als Messfahrzeug wurde ein Nissan Leaf verwendet, der mit einer Sensorplattform ausgestattet wurde, die eine trinokulare Stereokamera (Point Grey Bumblebee XB3), drei monokulare Kameras mit Fischaugenobjektiven für eine 360-Grad-Sicht, 2D- und 3D-LiDAR-Scanner (SICK) sowie ein GPS/IMU-System umfasste. Der resultierende Datensatz umfasst über 1000 km aufgezeichneter Fahrten. Die Erfassung derselben Strecke unter verschiedenen Bedingungen sollte vor allem dazu beitragen, Anwendungen für die Lokalisierung und Kartierung autonomer Fahrfunktionen zu verbessern.

Einen ähnlichen Ansatz verfolgten Yan et al. (2019) mit dem EU-Long-Term-Datensatz. Dafür wurde in Montbéliard (Frankreich) eine feste, rund fünf Kilometer lange Route wiederholt unter stark variierenden Bedingungen befahren (tagsüber und nachts, im Sommer und Winter), um periodische Umweltänderungen (z. B. Licht, Vegetation, Witterung) systematisch abzubilden. Die wiederholten Durchfahrten der immer selben Strecke sollten vor allem dazu dienen, Langzeiteffekte für Lokalisierung und Mapping gezielt untersuchen zu können. Ergänzend enthält der Datensatz einen speziell definierten Bereich mit zahlreichen Kreisverkehren, um die Analyse von Interaktionssituationen zwischen Verkehrsteilnehmern zu ermöglichen. Zur Datenerhebung setzen Yan et al. (2019) ebenfalls auf eine Kombination multimodaler Sensoren (u. a. zwei 3D-Lidar, Radar, Stereo- und Fisheye-Kameras sowie DGPS/IMU).

Weitere Arbeiten, in denen Umgebungsverkehrsdaten mit Fokus auf autonomem Fahren und insbesondere der Perzeption von statischen und dynamischen Objekten erfasst wurden, sind beispielsweise die von Jeong et al. (2019), Sun et al. (2020), Wang et al. (2019) und Caesar et al. (2020). Ein Vergleich dieser neueren Umgebungsverkehrsdatensätze verdeutlicht, dass sich diese zwar häufig in der verwendeten Sensorik überschneiden, jedoch jeweils unterschiedliche Forschungsschwerpunkte adressieren. So fokussiert sich der KAIST-Datensatz von Jeong et al. (2019) beispielsweise auf hochkomplexe, städtisch geprägte Gebiete, die vor allem Charakteristika von Großstädten widerspiegeln – so u. a. Häuserschluchten, dichte Bebauung, mehrspurige Straßen. Damit sollen insbesondere damit einhergehende Besonderheiten wie Verbindungsabbrüche zu Navigationssatelliten, Sichtverdeckungen oder

ein außerordentlich hohes Verkehrsaufkommen adressiert werden. Die Besonderheit des nuScenes-Datensatzes von Caesar et al. (2020) ist, dass eine multimodale 360°-Erfassung der Umgebung erfolgt, d. h. zusätzlich zum Lidarsensor auch eine vollständige Rundumabdeckung mit Kamera sowie Radar. Die Datensätze von Wang et al. (2019) (Apollo) und Sun et al. (2020) (Waymo) setzen vor allem auf einen hohen Umfang und eine große Vielfalt der aufgezeichneten (und annotierten) Umgebungsverkehrsdaten, um Computer-Vision-Algorithmen möglichst robust entwickeln und verbessern zu können.

3.4 Vergleich der Methoden

Ziel dieses Abschnitts ist es, die Methoden so gegenüberzustellen, dass die Unterhypothese zur Anwendbarkeit ($\boldsymbol{H_1}$) im nachfolgenden Abschnitt 3.5 begründet beantwortet werden kann. Die Gegenüberstellung orientiert sich dazu an den von Krajewski et al. (2018) formulierten Kriterien für den Vergleich der zuvor aufgeführten Datenerhebungsansätze (Naturalistisches Verhalten, statische und dynamische Szenariobeschreibung, Aufwandeffektivität, Flexibilität). Diese Kriterien werden im Kontext dieser Arbeit um anwendungsnahe Aspekte ergänzt, die insbesondere für eine spätere Nutzung im regulatorischen Umfeld relevant sind.

3.4.1 Vergleichskriterien

Krajewski et al. (2018) leiten fünf grundlegende Anforderungen an Messmethoden ab, damit Messdaten für eine szenariobasierte Sicherheitsvalidierung geeignet sind, was im Wesentlichen der Erhebung von Umgebungsverkehrsdaten gleichkommt (bewertet werden eben genau die zuvor beschriebenen Erhebungsmethoden). Diese fünf Kernkriterien werden nachfolgend übernommen und um zusätzliche Kriterien erweitert, um die praktische Durchführbarkeit und die Robustheit einer Messkampagne im Sinne der Hypothese $\boldsymbol{H_1}$ bewerten zu können. Die fünf Kernkriterien nach Krajewski et al. (2018) sind:

- **Naturalistisches Verhalten:** Um einen hohen internen Validitätsgrad der Messungen zu gewährleisten, sollte das Verhalten der Verkehrsteilnehmer nicht durch den Messaufbau beeinflusst werden. Ein hoher Wert in dieser Kategorie lässt auf einen geringen Einfluss auf die Verkehrsteilnehmer schließen.
- **Flexibilität:** Unter Flexibilität ist zu verstehen, wie variabel sich die gewählte Messmethode hinsichtlich verschiedener Witterungsbedingungen, Lichtverhältnisse oder Ortslagen einsetzen lässt.
- **Aufwandeffektivität:** Der Gesamtaufwand zur Nutzung einer Messmethode setzt sich aus dem initialen Aufwand der Ersteinrichtung und dem Aufwand des Betriebs zusammen. Die

Aufwandeffektivität lässt sich anhand des Verhältnisses der Anzahl durchgeführter Messungen im Vergleich zum Gesamtaufwand bewerten.

- **Statische Szenariobeschreibung:** Es wird angegeben, wie gut sich statische Elemente der Szenariobeschreibung (Schicht 1–3 nach Bagschik et al. (2018)) erfassen lassen. Beispiele dafür sind die Anzahl der Fahrstreifen, Baustellen oder Verkehrsregeln.
- **Dynamische Szenariobeschreibung:** Es wird angegeben, wie gut sich dynamische Elemente der Szenariobeschreibung (Schicht 4 und 5 nach Bagschik et al. (2018)) erfassen lassen. Beispiele sind u. a. andere Verkehrsteilnehmer, Witterungsbedingungen oder Lichtverhältnisse.

Die folgenden Kriterien ergänzen überdies die Kernkriterien, da sie die praktische Durchführbarkeit und Qualitätssicherung einer Messkampagne (und damit die Anwendbarkeit im Sinne von $\boldsymbol{H_1}$) in der Praxis maßgeblich beeinflussen:

- **Messdauer:** Messdauer ist die maximal realisierbare Dauer einer zusammenhängenden Aufzeichnung, bevor ein Abbruch erforderlich wird (z. B. Akkuwechsel, Speichergrenzen, Betriebs-/Genehmigungsgrenzen). Längere Messdauern können die Chance auf seltene Ereignisse erhöhen und verbessern die statistische Belastbarkeit.
- **Trajektorienlänge:** Die Trajektorienlänge beschreibt die räumlich-zeitliche Länge der rekonstruierbaren Bewegungsbahnen einzelner Verkehrsteilnehmender innerhalb der Messung. Sie ist ein methodenimmanentes Ergebnis aus Sichtfeldgeometrie, Beobachtungsperspektive, Verdeckungen sowie Tracking-Stabilität. Je nach angestrebter Analyse ist sie besonders relevant, da Kenngrößen (z. B. Vor- und Nachlaufphasen eines Einscherens) eine ausreichende Vor-/Nachbeobachtung erfordern können.
- **Messgenauigkeit:** Obwohl Genauigkeit in dieser Arbeit primär über $\boldsymbol{H_2}$ vertieft wird, ist für $\boldsymbol{H_1}$ eine grundlegende Mindestqualität notwendig: Daten müssen hinreichend präzise sein, um valide Schlussfolgerungen prinzipiell zuzulassen (z. B. keine systematisch unplausiblen Geschwindigkeits-/Beschleunigungsverläufe, ausreichend stabile Positionsschätzungen).

3.4.2 Vor- und Nachteile der Erfassungsmethoden

Im Folgenden werden drohnen-, fahrzeug- und infrastrukturbasierte Erfassungsmethoden entlang der Kriterien aus Abschnitt 3.4.1 qualitativ gegenübergestellt. Die Bewertung ist dabei als methodischer Vergleich anhand der Informationen aus dem Stand der Technik sowie dem Wissen aus der durchgeführten Datenerhebung zu verstehen. Konkrete Ausprägungen hängen in der Praxis von Sensorik, Einbaupositionen, Tracking- und Datenfusionspipeline sowie dem jeweiligen Untersuchungsziel ab. Für die fahrzeugbasierte Methode ist zusätzlich zu berücksichtigen, dass sich „auffällig instrumentierte Messfahrzeuge“ hinsichtlich Naturalistik und Umfelderfassung deutlich unterscheiden können.

- **Naturalistisches Verhalten:** Drohnenbasierte Messungen weisen typischerweise die höchste Naturalistik auf, da die Erfassung aus großer Höhe erfolgt und von Verkehrsteilnehmenden häufig nicht wahrgenommen wird. Bei instrumentierten Messfahrzeugen kann die Erkennbarkeit hingegen das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmender beeinflussen. Infrastruktursensorik kann ebenfalls wahrgenommen und ggf. mit Verkehrsüberwachungsmaßnahmen verwechselt werden (z. B. Geschwindigkeitsüberwachung), wodurch lokale Verhaltensanpassungen nicht ausgeschlossen sind.
- **Flexibilität:** Die höchste Flexibilität bieten fahrzeugbasierte Messungen, da nahezu beliebige Strecken, Tageszeiten und (sensorabhängig) auch schwierige Umweltbedingungen abgedeckt werden können. Drohnen sind hinsichtlich Ortswahl grundsätzlich flexibel, aber in der Praxis durch rechtliche Rahmenbedingungen (Flugfreigaben/Verbotszonen) sowie durch Witterung und – bei kamerabasierten Setups – Tageslicht limitiert. Infrastrukturelle bzw. stationäre Lösungen können nahezu an jeder Position des Straßennetzes installiert werden, wobei dies in Abstimmung mit den zuständigen Behörden geschehen muss (Krajewski et al. 2018). Bei bewegbaren stationären Lösungen wie im Projekt HDV-Mess (Kloeker et al. 2020) ist ein Umsetzen grundsätzlich möglich, allerdings mit großem zeitlichem Aufwand verbunden.
- **Aufwandeffektivität:** Sowohl eine fahrzeugseitige als auch eine infrastrukturelle Umfelddatenerfassung verlangen einen hohen Initialaufwand für die Ersteinrichtung der verschiedenen Sensoren. Sind die Systeme einmal installiert und können auch dauerhaft am Ort bzw. am Fahrzeug verbleiben, so ist der Aufwand für den Betrieb eher gering. Während infrastrukturelle Erfassungseinrichtungen zudem vollkommen autonom Daten erheben können, müssen Fahrzeuge und auch Drohnen durchgehend von einem Menschen gesteuert bzw. überwacht werden. Alle vorgestellten Drohnendatensätze bauen auf Kameradaten auf und können somit durch frei verkäufliche Serienprodukte erzeugt werden. Es ist somit kein hoher Initialaufwand zur Einrichtung der Sensoren notwendig, sondern nur eine Einarbeitung in die Drohnensteuerung und ggf. das Erlangen notwendiger Kompetenznachweise für den Betrieb.
- **Statische Szenariobeschreibung**: Für Infrastruktur- und Drohnenmessungen ist die statische Szenariobeschreibung methodisch gut beherrschbar, da sich Messungen üblicherweise auf definierte Streckenabschnitte konzentrieren und mit digitalen Karten sowie ortsfesten Vermessungsinformationen angereichert werden können. Zudem können aus der Vogelperspektive zusätzliche geometrische Informationen direkt aus dem Bildraum abgeleitet werden. Fahrzeugbasierte Messungen sind stärker von Lokalisierung und von der Reichweite/Qualität der Eigenwahrnehmung (z. B. Fahrstreifenmarkierungen) abhängig.
- **Dynamische Szenariobeschreibung:** Die drohnenbasierte Vogelperspektive ermöglicht eine sehr vollständige dynamische Szenariobeschreibung über mehrere Fahrstreifen hinweg, da Verdeckungen durch andere Fahrzeuge weitgehend vermieden werden. Fahrzeugsensorik

ist demgegenüber in Reichweite und Sichtfeld eingeschränkt; Verdeckungen im dichten Verkehr sowie begrenzte Rück-/Seitenabdeckung (je nach Setup) führen dazu, dass Interaktionen nicht immer vollständig beobachtbar sind. Da sich die Fahrzeuge im Verkehr mitbewegen, kann eine Erfassung von Verkehrsteilnehmern über lange Wegstrecken ermöglicht werden (z. B. Folgefahrten auf Autobahnen, im Stadtverkehr oder auf Autobahnauf- und -abfahrten, siehe auch Punkt Trajektorienlänge). Wenn zudem Einschränkungen durch die am Fahrzeug verbaute Sensorik in die Dateninterpretation einfließen sollen, können Sichtfeldbeschränkungen – z. B. durch Verdeckungen – auch beabsichtigt sein. Stationäre Systeme können innerhalb des beobachteten Segments eine hohe Objektabdeckung erreichen, wenn die Sensoren relativ hoch über dem Verkehrsgeschehen installiert werden, und – insbesondere bei multisensorischen Stationen und geeigneter Datenfusion – Trajektorien über weite Strecken rekonstruieren (siehe z. B. Seebacher et al. (2019)); okklusionsbedingte Effekte können jedoch auch hier auftreten, insbesondere bei ungünstigen Blickwinkeln oder nahe am Sensor.

- **Messdauer:** Infrastrukturbasierte Stationen können grundsätzlich kontinuierlich und über lange Zeiträume messen (praktisch begrenzt durch Wartung/Verfügbarkeit). Fahrzeugsysteme können ebenfalls lange Messdauern erreichen, sind aber durch operative Randbedingungen (Fahrtenplanung, Personal, Speicher-/Datenhandling) begrenzt. Drohnen sind durch Flugzeiten und Betriebsauflagen in zusammenhängender Messdauer eingeschränkt, auch wenn durch Wechselakkus mitunter mehrere Flüge und somit längere Erhebungskampagnen möglich sind.
- **Trajektorienlänge:** Je nach Anwendungsfall variieren die Anforderungen an die Länge der zu erfassenden Trajektorien des Umgebungsverkehrs. Bei drohnenbasierten Messungen ist diese Länge durch das Sichtfeld der Kameras limitiert, welches wiederum direkt von der Flughöhe abhängt. Während eine größere Flughöhe den Erfassungsbereich vergrößert, sinkt gleichzeitig die Messgenauigkeit, da die Bodenauflösung (Pixel pro Fläche) abnimmt. So geben Krajewski et al. (2018) für einen Autobahnabschnitt eine Länge von 420 m an, was in diesem Szenario die maximale Trajektorienlänge definiert. Im Gegensatz dazu hängt die Reichweite bei stationären Messeinrichtungen maßgeblich vom Systemdesign und der Sensorik ab. Durch die Vernetzung mehrerer Einheiten oder den Einsatz von Weitbereichssensoren (z. B. Fernbereichsradar) lassen sich auch hier größere Distanzen abdecken. Die fahrzeugbasierte Datenerfassung bietet hingegen den Vorteil, dass die Trajektorienlänge abhängig vom Anwendungsfall prinzipiell unbegrenzt ist, da das Messfahrzeug im Verkehrsfluss mitschwimmt. Dies ermöglicht die Aufzeichnung von Folgefahrten über mehrere Kilometer, sowohl auf Autobahnen als auch im innerstädtischen Bereich.
- **Messgenauigkeit:** Die Messgenauigkeit hängt maßgeblich von der eingesetzten Sensorik sowie der anschließenden Datenverarbeitung ab und lässt sich daher nicht pauschal über die genannten drei Kategorien bewerten. Wesentliche Unterschiede ergeben sich insbesondere beim Aufwand in der Datennachverarbeitung zur Sicherstellung einer hohen Präzision sowie

bei der Fehlerfortpflanzung über verschiedene Verarbeitungsschritte hinweg. Ein Beispiel hierfür ist die fahrzeugbasierte Messung: Ist für die Analyse eine Transformation vom fahrzeugbezogenen ins globale Koordinatensystem notwendig, wird die Gesamtgenauigkeit nicht nur durch das Sensorsystem zur Objekterfassung, sondern gleichermaßen durch die Präzision der Eigenlokalisierung bestimmt.

Zuletzt ist noch das Merkmal des Datenschutzes zu beachten. Da dieser jedoch stark von den technischen und regulatorischen Gegebenheiten abhängig ist, wird er nicht in den Kriterienvergleich integriert. Beim Datenschutz ist insbesondere der Grundsatz des „Privacy by Design" (Art. 25 DSGVO) maßgeblich, um bereits bei der technischen Konzeption der Erhebungssysteme den Schutz natürlicher Personen proaktiv zu gewährleisten. Dies umfasst primär die automatisierte Anonymisierung identifizierbarer Merkmale, wie Fahrzeugkennzeichen oder biometrischer Daten, idealerweise durch eine Verarbeitung direkt am Erfassungsort, noch vor der dauerhaften Speicherung. Zudem erfordert der Einsatz von „Überwachungsmaßnahmen" im öffentlichen Raum eine Erwägung zur Durchführung einer Datenschutz-Folgenabschätzung gemäß Art. 35 DSGVO und damit eine sorgfältige Abwägung hinsichtlich Verhältnismäßigkeit zwischen wissenschaftlichem Erkenntnisgewinn und der Wahrung von Persönlichkeitsrechten der Verkehrsteilnehmer. (Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union 2016)

Grundsätzlich ermöglicht der Einsatz von Anonymisierungsverfahren die Durchführung belastbarer Trajektorienanalysen, ohne dass ein Rückschluss auf die Identität einzelner Akteure im Verkehrsgeschehen möglich bleibt. Ein wesentlicher Vorteil von Lidar- und Radarsensoren gegenüber kamerabasierten Systemen liegt in diesem Zusammenhang in ihrer inhärenten Konformität mit den Grundsätzen des Datenschutzes. Da diese Sensoren keine visuellen RGB-Informationen, sondern lediglich räumliche Distanzdaten in Form von Punktwolken oder Reflexionsmustern erfassen, werden identifizierbare Merkmale wie Gesichter oder Kfz-Kennzeichen systembedingt nicht aufgezeichnet, was die Gefahr einer unbeabsichtigten Erhebung personenbezogener Daten erheblich reduziert.

Zusammenfassend zeigt der Kriterienvergleich ein konsistentes Bild: Keine Methode dominiert über alle Kriterien. Drohnen liefern besonders vollständige dynamische Szenariobeschreibungen bei hoher Naturalistik, sind jedoch hinsichtlich Messdauer und Einsatzrandbedingungen limitiert. Infrastruktursysteme sind nach Installation sehr leistungsfähig und auf lange Kampagnen ausgelegt, binden die Erhebung aber an feste Segmente und erfordern hohe Initialaufwände. Fahrzeugbasierte Messungen sind am flexibelsten und häufig pragmatisch skalierbar, zeigen jedoch methodenimmanente Grenzen bei Okklusionen und bei der Vollständigkeit der dynamischen Szenariobeschreibung aus egozentrischer Perspektive.

3.5 Zwischenfazit

Die Unterhypothese H_1 fordert, dass Umgebungsverkehrsdaten „mit vertretbarem Aufwand und unter für die Regulierung relevanten Randbedingungen in einer grundlegenden Qualität erhoben werden [können], die valide Schlussfolgerungen zulässt". Die in Kapitel 3 dargestellten Methoden sowie der Kriterienvergleich in Abschnitt 3.4 ermöglichen hierzu eine begründete Einordnung:

- **Grundsätzliche Erhebbarkeit und Mindestqualität:** Alle drei betrachteten Methoden sind prinzipiell geeignet, Umgebungsverkehrsdaten in einer Qualität zu erzeugen, die szenariobasierte Auswertungen erlaubt. Insbesondere drohnen- und infrastrukturbasierte Beobachtungsperspektiven bieten gute Voraussetzungen für eine vollständige Erfassung des Verkehrsgeschehens innerhalb eines Segmentes (z. B. mehrere Fahrstreifen, reduzierte Verdeckungen) und damit für konsistente Trajektorien als Basis valider Schlussfolgerungen. Fahrzeugbasierte Erhebung ist ebenfalls grundsätzlich geeignet, weist aber stärker perspektiven- und verkehrsdichteabhängige Erfassungsgrenzen auf, die bei der Interpretation (und später bei der Repräsentativitätsdiskussion) mitzudenken sind.
- **Vertretbarer Aufwand als methodenabhängiger Zielkonflikt:** „Vertretbarer Aufwand" ist nicht absolut, sondern hängt von Zielgröße und Skalierung ab:
    - Für punktuelle Segmentbeobachtungen sind drohnenbasierte Messungen sehr attraktiv (hohe Naturalistik, gute dynamische Abdeckung), jedoch operativ und mitunter rechtlich stärker eingeschränkt.
    - Für langfristige, wiederholbare und potenziell automatisierbare Erfassung sind infrastrukturbasierte Systeme nach initialer Installation besonders aufwandeffektiv, da sie dauerhaft Daten liefern können und die Datennachverarbeitung auf den immer gleichen Rahmenbedingungen aufbauen kann.
    - Für breite räumliche Abdeckung und flexible Kampagnenplanung sind fahrzeugbasierte Messungen am praktikabelsten; der Aufwand skaliert primär mit Fahrten/Personal und die Methode ist nicht auf feste Segmente begrenzt.
- **Regulatorisch relevante Randbedingungen:** Im regulatorischen Kontext ist entscheidend, dass Messungen unter realen Verkehrsbedingungen reproduzierbar, nachvollziehbar und mit ausreichender Qualitätssicherung durchgeführt werden können. Der Vergleich zeigt, dass dies bei allen drei Methoden grundsätzlich möglich ist, jedoch jeweils unterschiedliche Randbedingungen dominieren: bei Drohnen v. a. Einsatzrestriktionen, bei Infrastruktur v. a. Initialaufwand/Genehmigung und Fixierung auf Segmente, bei Fahrzeugen v. a. Messgeometrie/Okklusionen und die Notwendigkeit einer robusten Verarbeitungskette.

Abschließend ist auf Basis des Stands der Technik H_1 im Grundsatz zu bejahen, jedoch nur konditional: Umgebungsverkehrsdaten können mit vertretbarem Aufwand und unter realistischen Randbedingungen in einer grundlegenden Qualität erhoben werden, wenn

- die Messmethode passend zur Fragestellung gewählt wird (Informationsbedarf vs. Flächen-/Zeitskalierung),
- die messprinzipbedingten Grenzen (z. B. Verdeckungen, Segmentbegrenzung) transparent dokumentiert werden und eine ausreichende Kontrollierbarkeit/Qualitätssicherung der Messkette etabliert ist.

Für den weiteren Verlauf der Arbeit ist damit zugleich begründet, warum eine fahrzeugbasierte Datenerhebung (bei entsprechender Sensorik und Verarbeitung) für die exemplarische Untersuchung auf Autobahn-Einschersituationen als zweckmäßig eingestuft werden kann: Sie erlaubt eine flexible, wiederholbare Erhebung im Realverkehr und ist mit verfügbarer Messtechnik praktisch umsetzbar, auch wenn methodenimmanente Grenzen (insbesondere Okklusionen und Reichweiten) später systematisch zu berücksichtigen sind.

4 Versuchsmethodik und Werkzeuge

Für die evidenzbasierte Überprüfung der in Abschnitt 2.6 beschriebenen Hypothesen H_2 und H_3 ist das Vorliegen geeigneter Datensätze an Umgebungsverkehrsdaten unabdingbar. Grundsätzlich gibt es zwei Möglichkeiten, solche Datensätze für die Analyse heranzuziehen: entweder die Nutzung bestehender Datensätze, beispielsweise von Drohnenaufnahmen, oder die Erstellung eines eigenen Datensatzes. Wie in der Zielsetzung beschrieben, sollen im Rahmen dieser Arbeit eigene Daten erhoben werden. Dies ermöglicht es, die inhärenten Schwierigkeiten der Datengewinnung in die Bewertung transparent einzubeziehen und unabhängige Aussagen zu treffen. In diesem Kapitel wird daher die Vorgehensweise zur Erhebung der Daten beschrieben, ebenso wie die dafür benötigten Werkzeuge und notwendigen Schritte zur Datenverarbeitung. Für die Überprüfung der beiden Hypothesen sind zwei verschiedene Datensätze notwendig: einer, mit dem sich die Genauigkeit der Daten erfassen lässt (H_2) und einer, mit dem sich die Repräsentativität bewerten lässt (H_3).

Die Methodik zur Operationalisierung ist für beide Datensätze gleich und gliedert sich im Wesentlichen in die drei Schritte: Datenerhebung, Datenverarbeitung und Datenanalyse. Dabei wird, wie in Abbildung 6 dargestellt, zunächst in der Datenerhebung festgelegt, welche Daten mit welchen Messmitteln erhoben werden, sowie die Datenerhebung dann praktisch durchgeführt. Diese erhobenen Rohdaten werden im nächsten Schritt der Datenverarbeitung zu Trajektorien prozessiert, aus denen dann in der Datenanalyse Schlussfolgerungen gezogen werden können. Die Schritte werden in den nachfolgenden Unterkapiteln jeweils detaillierter beschrieben.

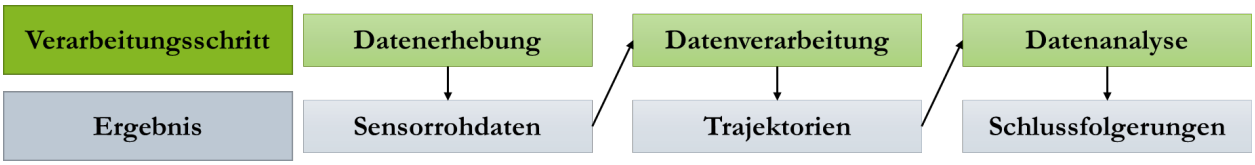


Abbildung 6: Übersicht der Verarbeitungsschritte für die Ableitung der Schlussfolgerungen

4.1 Versuchsmethodik

In Kapitel 3 wurden bereits verschiedene Methoden aufgezeigt, die zur Erstellung von Umgebungsverkehrsdatensätzen herangezogen werden können. Aufgrund der verfügbaren Messtechnik und der notwendigen Flexibilität wurde bereits zu Beginn der Arbeit festgelegt, die exemplarische Datenerhebung mit einem instrumentierten Messfahrzeug durchzuführen. Der in Abschnitt 3.4 durchgeführte Methodenvergleich bestätigt zudem, dass eine fahrzeugbasierte Datenerhebung für den vorliegenden Anwendungsfall als zweckmäßig einzustufen ist.

Die Versuchsmethodik unter Verwendung des Messfahrzeugs untergliedert sich in zwei Schritte, in denen jeweils ein Datensatz erhoben wird: ein Datensatz für die Genauigkeitsbewertung im Rahmen

der Überprüfung von H_2 sowie ein Datensatz, anhand dessen sich die Aussagekraft und Repräsentativität von Umgebungsverkehrsdaten – speziell im Kontext von Einschermanövern auf Autobahnen – überprüfen lässt (H_3). Beide Datensätze sollen zudem zur Beantwortung der übergreifenden Forschungsfrage beitragen, ob Umgebungsverkehrsdaten im Kontext der Entwicklung von Typgenehmigungsvorschriften einen Nutzen bieten. Die jeweiligen Datensätze können zudem nicht vollständig isoliert betrachtet werden. So lässt sich zwar mittels Referenzmessung im ersten Datensatz die Genauigkeit des Messsystems bestimmen, welchen Einfluss diese Genauigkeit jedoch auf die Datenerhebung im Realverkehr hat, kann erst unter Berücksichtigung des zweiten Datensatzes bewertet werden.

4.1.1 Genauigkeitsbewertung

Der erste Datensatz für die Genauigkeitsanalyse stützt sich auf den Abgleich zwischen den vom Messfahrzeug erfassten Zustandsvektoren und einer als Ground Truth bezeichneten Referenz; den exaktesten und zuverlässigsten Daten, gegen die die Messungen verglichen werden können. Für den Abgleich der Messungen werden auf der Fahrzeugtechnischen Versuchsanlage (FTVA) der BASt verschiedene Testfahrten mit variierenden Parametern durchgeführt (siehe Abbildung 7). Das Messfahrzeug verbleibt in diesen Versuchsfahrten stationär, während ein weiteres Fahrzeug (das Zielfahrzeug) sich nach vordefinierten Bewegungsmustern um das Messfahrzeug herumbewegt. Die Bewegungen des Zielfahrzeugs werden simultan sowohl vom Messfahrzeug als auch von einem Referenzmesssystem erfasst.

Als Referenz dienen Relativdaten zu Entfernung, Geschwindigkeit und Winkel zwischen den beiden Fahrzeugen. Für die Bestimmung dieser Relativdaten sind sowohl Messfahrzeug als auch Zielfahrzeug mit einem hochpräzisen Positionsmesssystem des Typs GeneSys ADMA-G ausgerüstet. Beide Messsysteme bestimmen die Position und Geschwindigkeit der Fahrzeuge und berechnen Relativdaten durch einen direkten Abgleich der Messwerte via Funknetzwerk. So lässt sich die Position mit einer Abweichung von etwa einem Zentimeter und die Geschwindigkeit mit einer Abweichung von weniger als 0,04 km/h bestimmen.



Abbildung 7: Aufnahme eines Versuchsdurchlaufs bei den Genauigkeitstests

4.1.2 Bewertung der Aussagekraft und Repräsentativität von Umgebungsverkehrsdaten

Ziel des zweiten Datensatzes ist es, reale Umgebungsverkehrssituationen auf Autobahnen in hinreichender Variabilität zu erfassen und daraus Einschermanöver zu identifizieren. Untersucht werden soll, ob aus den Umgebungsverkehrsdaten belastbare, sicherheitsanalytische Kenngrößen abgeleitet werden können und in welchem Maß diese typische Realverkehrsausprägungen widerspiegeln.

Die Datenerhebung erfolgt mit dem Messfahrzeug im öffentlichen Straßenverkehr (siehe Abbildung 8). Durchgeführt werden, verteilt auf mehrere Tage, kontinuierliche Messfahrten auf Autobahnabschnitten. Die Rolle des Messfahrzeugs ist dabei rein beobachtend: Es nimmt als reguläres Fahrzeug am Verkehr teil und verhält sich defensiv und regelkonform. Ziel ist es, Umgebungsverkehrsdaten zu erfassen, ohne durch untypisches Fahrverhalten zusätzliche Manöver zu provozieren oder zu verhindern.



Abbildung 8: Foto der Datenerhebung zu Einschermanövern auf Autobahnen

4.2 Werkzeuge zur Datenerhebung

Ziel der Datenerhebung ist es zunächst, die notwendigen Informationen für eine nachgelagerte Datenaufbereitung zu erheben. Im Kontext der Arbeit bedeutet dies konkret, grundlegende Zustandsinformationen zu Verkehrsteilnehmern im Sichtbereich des Messfahrzeugs zu erfassen, aus denen später Trajektorien der einzelnen Objekte abgeleitet werden können.

4.2.1 Erforderliche Messgrößen und Informationen für die Zustandsbeschreibung

Um die Bewegungen von Verkehrsteilnehmern im Rahmen der Datenanalyse abzuleiten, sind bestimmte Basisinformationen erforderlich. Diese können entweder direkt durch Sensoren erfasst oder

durch mathematisch-physikalische Zusammenhänge aus den erfassten Messgrößen berechnet werden. Das Mindestmaß an benötigten Informationen umfasst die Objektidentifikationsnummer, den Zeitbezug sowie die Position eines Objekts zu jedem Zeitpunkt. Auf dieser Grundlage lassen sich weiterführende, für die Analyse relevante Größen wie die Geschwindigkeit und die Ausrichtung der Verkehrsteilnehmer bestimmen. Folgende Informationen sind daher relevant:

- **Zeit:** Der Zeitbezug ist die essenzielle Komponente zur Beschreibung der Bewegungen von Verkehrsteilnehmern, da nur eine zeitliche Zuordnung der Positionsdaten ermöglicht, die Dynamik der Bewegungen korrekt zu analysieren. Erst durch den Zeitbezug können abgeleitete Größen wie die Geschwindigkeit berechnet oder Daten von verschiedenen Sensoren miteinander synchronisiert werden. Die Zeit stellt innerhalb des Datensatzes somit auch den ersten Primärschlüssel dar.
- **Objektidentifikationsnummer:** Den zweiten Primärschlüssel stellt die Objektidentifikationsnummer dar. Sie gewährleistet, dass die erfassten Positions- und Bewegungsdaten konsistent einem spezifischen Verkehrsteilnehmer zugeordnet werden können.
- **Position:** Wie in den meisten verkehrstechnischen Analysen werden die Positionsdaten zweidimensional erfasst, also unter Vernachlässigung der Höhenkoordinate. Die Position eines Objekts wird somit durch die x- und y-Koordinaten eines Bezugspunkts im kartesischen Koordinatensystem beschrieben. Die Messungen finden immer relativ zum Referenzpunkt des Messfahrzeugs statt, der als Schnittpunkt der Fahrzeugfrontfläche mit der Fahrzeuglängsachse in der Höhe des vordersten Fahrzeugbauteils definiert ist. Die spezifischen Details zum Bezugspunkt der erfassten Verkehrsteilnehmer sind in den jeweiligen Metadaten der erzeugten Datensätze hinterlegt. Für eine Analyse der Daten in einem globalen Koordinatensystem müssen die Messgrößen aus dem Koordinatensystem des Messfahrzeugs in ein absolutes, festes Koordinatensystem transformiert werden. Die Entscheidung, ob eine solche Transformation erforderlich ist, hängt von der Fragestellung ab. Damit im Zweifel jedoch eine solche Transformation möglich ist, müssen zu jedem Zeitschritt ebenso die Positions- und Ausrichtungsdaten des Messfahrzeugs selbst im Datensatz verfügbar sein.
- **Geschwindigkeit:** Die Geschwindigkeit anderer Verkehrsteilnehmer kann aus zwei Quellen abgeleitet werden: entweder durch Sensoren, die diese durch ihr physikalisches Wirkprinzip messen (z. B. Radarsensoren), oder aber durch die Systemdynamik der Zustandsschätzung. In beiden Fällen beschreibt die Messgröße einen Wert relativ zum Messfahrzeug. Eine Analyse der Geschwindigkeit im globalen Kontext setzt daher ebenso die Kenntnis über Geschwindigkeit und Ausrichtung des Messfahrzeugs selbst voraus.

4.2.2 Sensoren zur Datenerhebung

Für eine zuverlässige Erfassung der genannten Messgrößen ist es notwendig, andere Verkehrsteilnehmer automatisiert zu erkennen, sie zu klassifizieren und über mehrere Messinstanzen zuverlässig nachzuverfolgen. Die maschinelle Wahrnehmung des Umfelds sieht sich dabei stetig mit Unsicherheiten konfrontiert. Zu diesen gehören nach Dietmayer (2016):

- **Unsicherheit des Objektstatus:** Die Art der Unsicherheit bezieht sich auf die erfassten physikalischen Messgrößen wie Position, örtliche Ausrichtung oder Geschwindigkeit.
- **Existenzunsicherheit:** Die Unsicherheit, ob ein erkanntes Objekt tatsächlich existiert oder dessen Wahrnehmung auf einen Fehler in der Messung bzw. Signalauswertung zurückgeführt werden kann.
- **Unsicherheit der Klassifikation:** Sie beschreibt, ob für ein erkanntes Objekt eine richtige semantische Zuordnung getroffen wurde.

Um die aufgezeigten Unsicherheiten zu adressieren, wird für die Datenerhebung ein Mercedes GLC (Baujahr 2015–2019) verwendet, auf dessen Dach eine Vorrichtung zur Anbringung eines Velodyne HDL-32E Lidarsensors installiert wurde. An der Fahrzeugfront ist ein Radarsensor des Typs Continental ARS408-21 montiert. Zudem ist das Fahrzeug mit einem System zur Positionsbestimmung des Typs GeneSys ADMA-G mit der Möglichkeit zum Empfang von Positionskorrekturdaten ausgestattet. Die verschiedenen Datenströme werden mittels eines Ubuntu-Rechners, auf dem das Meta-Betriebssystem Robot Operating System (ROS) läuft, zusammengeführt. Die Bestandteile des Messsystems sind in Abbildung 9 dargestellt und werden nachfolgend detaillierter spezifiziert. Es ist zuvor jedoch noch notwendig festzuhalten, dass die messtechnische Konfiguration sich bewusst auf die Erfassung des Verkehrsraums in Fahrtrichtung vor dem Messfahrzeug beschränkt. Die Wahl dieses Ansatzes basiert darauf, dass sich diese Arbeit auf die Untersuchung von Interaktionen im Kontext von Einschermanövern konzentriert. Da die für eine potenzielle Regelsetzung relevanten Kritikalitätsmetriken sowie das Verhalten des analysierten Fahrzeugs primär durch Vorgänge im vorderen Fahrschlauch beeinflusst werden, ist eine umfassende Rundum-Perzeption zur Beantwortung der Forschungsfrage nicht zwingend erforderlich.



Abbildung 9: Aufnahmen des Messfahrzeugs. Das obere linke Bild zeigt den Radarsensor an der Fahrzeugfront. Das obere Bild in der Mitte zeigt den Lidarsensor auf dem Dachaufsatz. Das Bild rechts zeigt das System für den Empfang der Positionsdaten und den Computer für die Datenverarbeitung. Das untere linke Bild zeigt das Messfahrzeug von außen

Als ein Bestandteil der Objekterkennung anderer Verkehrsteilnehmer wird ein Radarsensor verwendet. Das Akronym RADAR (nachfolgend stets in der Schreibweise Radar verwendet) steht für Radio Detection And Ranging und bezeichnet ein Gerät, das elektromagnetische Strahlung emittiert und durch Auswertung der zurückreflektierten Wellen Informationen über Existenz und Lage von Objekten gewinnt (Gamba 2020, S. 1).

Die Ursprünge des Radars gehen zurück auf militärische Anwendungsfelder (Winner 2015, S. 260). Durch die stetig ansteigende Marktdurchdringung von Fahrerassistenzsystemen erfährt die Radartechnologie jedoch einen kontinuierlichen Zuwachs im automobilen Anwendungsspektrum (Gruschwitz und Hölscher 2020). Dort dient die Technik der Erkennung, Lokalisierung und Verfolgung von Zielobjekten, die sich je nach adressierter Verkehrssituation und Leistungsfähigkeit der Fahrerassistenzsysteme unterscheiden. Typische Zielobjekte sind Fahrzeuge wie Pkw und Lkw, ungeschützte Verkehrsteilnehmer wie Radfahrer und Fußgänger, aber auch statische Objekte, die beispielsweise außerhalb des Fahrschlauchs lokalisiert sind (Gamba 2020, S. 1).

Ein Radarsensor besteht im Wesentlichen aus drei Hauptkomponenten: Sender (Transmitter), Empfänger (Receiver) und Signalverarbeitungseinheit. Der Sender emittiert elektromagnetische Wellen, die von Zielobjekten wie Fahrzeugen reflektiert werden, mittels einer integrierten Antenne. Der Empfänger detektiert die zurückreflektierten Signale und leitet sie zur Auswertung an die Signalverarbeitungseinheit weiter, wo charakteristische Parameter wie Laufzeit und Frequenzverschiebung analysiert werden. (Gamba 2020, S. 1ff.)

Moderne Automobilradars verwenden überwiegend die Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW)-Technologie. Bei diesem Verfahren wird die Trägerfrequenz kontinuierlich moduliert, typischerweise in Form einer Sägezahnwelle. Durch Mischung des gesendeten Signals mit dem empfangenen Echo entsteht ein Differenzfrequenzsignal (Beat-Signal), dessen Frequenz proportional zur

Entfernung des reflektierenden Objekts ist (Lin et al. 2016). Die Entfernung zum Zielobjekt errechnet sich somit anhand der Beziehung:

$$d_{Radar} = \frac{c_0 \cdot |\Delta t|}{2} = \frac{c_0 \cdot |\Delta f|}{2\,\mathrm{G}}$$

Dabei bezeichnet c_0 die Lichtgeschwindigkeit, Δt die Laufzeitdifferenz zwischen gesendetem und empfangenem Signal, Δf die gemessene Frequenzdifferenz zwischen Sendechirp und Empfangsecho und G die Frequenzrampe des FMCW-Signals. Der Faktor 2 berücksichtigt den Hin- und Rückweg der elektromagnetischen Welle. (Zhang et al. 2023)

Ein wesentlicher Vorteil von FMCW-Radar ist die simultane Messung von Entfernung und Geschwindigkeit. Die Geschwindigkeitsmessung erfolgt über den Doppler-Effekt, bei dem sich bewegende Objekte eine charakteristische Frequenzverschiebung verursachen (Ye 2025). Dies ermöglicht die Unterscheidung zwischen stationären und bewegten Objekten sowie die Bestimmung von Relativgeschwindigkeiten.

Für den automobilen Einsatz stehen verschiedene Frequenzbänder zur Verfügung. Die dominierenden Bereiche sind das 24-GHz-Band für geringe Reichweiten (0,2-30 m), das 77-GHz-Band für mittlere Reichweiten (bis ca. 60 m) sowie das 79-GHz-Band für große Reichweiten von ca. 200 m (Ye 2025).

Der für diese Arbeit genutzte Radarsensor ist ein ARS 408-21 von Continental. Er arbeitet im 77-GHz-Band und verwendet ein Pulse-Compression-Modulationsverfahren. Dabei handelt es sich um eine frequenzmodulierte Pulstechnologie, bei der lange Sendeimpulse durch digitale Signalverarbeitung zeitlich komprimiert werden. (Parker 2017)

Der Sensor erlaubt unterschiedliche Betriebsmodi hinsichtlich der Ausgabeform:

- Cluster-Modus: Ausgabe einer hohen Zahl an Rohzielmessungen (Punktwolke, max. 250), ungefiltert und nicht verfolgt.
- Track-Modus: Ausgabe vorverfolgter Objektspuren (Tracks, max. 100), inklusive Zusatzinformationen wie Geschwindigkeit, Objektklasse und Radar-Querschnitt.

Die Konfiguration erfolgt über die CAN-Schnittstelle, einschließlich Filterung und Auswahl relevanter Zielobjekte. Der ARS 408-21 deckt einen Bereich von 0,2 bis 250 m ab und bietet je nach Konfiguration eine Entfernungsauflösung von bis zu 0,25 m sowie eine Geschwindigkeitsauflösung im Bereich von ca. 0,4 km/h. (Liebske 2017)

Neben dem Radar wird für die Objektdetektion auch ein Lidarsensor verwendet, der auf dem Dach des Messfahrzeugs angebracht wird. Das Akronym LiDAR (nachfolgend in der Schreibweise „Lidar" verwendet) steht für Light Detection and Ranging. Diese Technologie umfasst Messmittel, die auf Entfernung Eigenschaften von Objekten anhand von Streuung und Reflexion des emittierten Lichts erfassen. In der Fahrzeugtechnik finden Lidarsensoren primär Anwendung bei der Distanzmessung

und Erzeugung dreidimensionaler Punktwolken zur Identifizierung und Lokalisierung relevanter Objekte. (Beuth et al. 2024)

Lidar-Systeme erfassen ihre Umgebung durch systematische Abtastung des Erfassungsbereichs mit einem oder mehreren Laserstrahlen. Eine modulierte Laserdiodenquelle im nahinfraroten Spektralbereich erzeugt diese Strahlen, die von Objektoberflächen reflektiert werden. Der Empfänger detektiert die reflektierte Strahlung und bestimmt die Distanz anhand der Phasen- bzw. Laufzeitdifferenz zwischen ausgesendetem und zurücklaufendem Signal. Eine nachgeschaltete Signalverarbeitung kompensiert materialabhängige Reflexionsunterschiede sowie Umgebungseinflüsse wie Witterungsbedingungen. Das Resultat sind dreidimensionale Punktwolken mit Intensitätswerten, die die Stärke der reflektierten Signale repräsentieren. Funktional lässt sich ein Lidar-System in zwei Hauptkomponenten unterteilen: den Entfernungsmesser und die Scanning-Einheit. Die Scanning-Einheit sorgt für die Ablenkung der Laserstrahlen in verschiedene Azimut- und Höhenrichtungen, wodurch sukzessive der gesamte Erfassungsbereich abgetastet wird. (Li und Ibanez-Guzman 2020)

Das Entfernungsmesssystem besteht aus vier zentralen Elementen:

1. **Laserquelle:** Beleuchtet das Zielobjekt mit einem modulierten Laserstrahl
2. **Photodetektor:** Wandelt die nach optischer Aufbereitung eintreffenden Photonen in ein elektrisches Signal um
3. **Optik:** Kollimiert einerseits den ausgesandten Strahl und fokussiert andererseits das reflektierte Signal auf den Detektor
4. **Signalverarbeitungselektronik:** Ermittelt aus den empfangenen Signalen die Laufzeitdifferenz und leitet daraus die Entfernung zwischen Sensor und reflektierender Oberfläche ab

Die Mehrheit der Lidarsensoren nutzt zur Distanzbestimmung die Time-of-Flight (ToF) Methode. Bei diesem Verfahren wird die Laufzeit eines Lichtsignals zwischen Sender und Empfänger zur Entfernungsmessung verwendet. Der Sensor emittiert Lichtimpulse, die von Objekten reflektiert werden, und misst die Zeitdifferenz zwischen Emission und Detektion des zurückgeworfenen Signals. Die Entfernung berechnet sich nach der Formel:

$$d_{Lidar} = \frac{c_0 \cdot |\Delta t|}{2n_{Brechung}}$$

Hierbei steht c_0 wieder für die Lichtgeschwindigkeit, $|\Delta t|$ für die gemessene Laufzeit und $n_{Brechung}$ für den Brechungsindex des Mediums. Der Faktor 2 berücksichtigt erneut den Hin- und Rückweg des Signals. Die Präzision dieses Messprinzips wird von verschiedenen Faktoren beeinflusst, darunter Umgebungslicht, Oberflächenbeschaffenheit der Zielobjekte und atmosphärische Bedingungen. Die maximale Reichweite ist durch die Ausgangsleistung limitiert, um den Regularien zur Sicherung der Augengesundheit zu entsprechen. (Li und Ibanez-Guzman 2020)

Für die vorliegende Arbeit wurde der Velodyne HDL-32E eingesetzt, ein mechanischer Rotations-Lidarsensor mit 32 fest installierten Laserdioden und zugehörigen Photodetektoren. Das System arbeitet nach dem ToF-Prinzip bei einer Wellenlänge von 903 nm und generiert durch kontinuierliche Rotation um die vertikale Achse eine 360°-Punktwolke. Die 32 Laserstrahlen sind in einem vertikalen Winkelbereich von +10,67° bis -30,67° angeordnet, was einem vertikalen Sichtfeld von 41,3° entspricht. Die maximale Reichweite beträgt etwa 100 m, abhängig von der Reflektivität der Zielobjekte und den vorherrschenden Umgebungsbedingungen. Die Entfernungsauflösung liegt bei optimalen Bedingungen typischerweise bei 2 cm. Das System operiert mit einer Rotationsfrequenz von 5-20 Hz und einer Pulsrate von bis zu 695.000 Pulsen pro Sekunde. Die genutzte Rotationsfrequenz ist für die erhobenen Daten im Anhang A.4 angegeben. Die horizontale Winkelauflösung variiert je nach Frequenz zwischen 0,1° und 0,4°. Die Datenausgabe erfolgt über eine Ethernet-Schnittstelle mit konfigurierbaren Datenformaten, die sowohl Rohdaten als auch vorgefilterte Punktwolken umfassen können. Jeder Datenpunkt enthält neben den Koordinateninformationen auch Intensitätswerte, die die Reflektivität der getroffenen Oberfläche charakterisieren. (Velodyne Lidar Inc. 2018)

Bei der Interpretation von Lidar-Daten müssen mögliche Sensorschatten berücksichtigt werden. Der Sensorschatten bezeichnet Bereiche in der Umgebung des Sensors, die von den ausgesendeten Laserpulsen nicht erfasst werden können, weil sie durch andere Objekte verdeckt sind. Wenn ein Objekt – beispielsweise ein anderes Fahrzeug, ein Baum oder eine Mauer – zwischen Sensor und weiter entferntem Ziel steht, trifft der Laserstrahl zunächst auf das vordere Objekt und wird reflektiert. Hinter diesem Objekt können dann keine oder nur wenige Messpunkte entstehen, sodass in dieser Richtung ein "Schatten" in der 3D-Punktwolke entsteht. Diese Problematik ist systemimmanent bei allen optischen und lidarbasierten Sensoren ("line-of-sight"), da der Sensor nur reflektierte Signale von nicht verdeckten Bereichen erhält.

Neben der Detektion anderer Verkehrsteilnehmer ist für die Datenauswertung sowie die Datennachverarbeitung zudem wichtig, Kenntnis über die Position des Messfahrzeugs selbst zu haben. Dafür wird ein kombiniertes inertiales Navigationssystem (INS) mit Unterstützung eines differenziellen globalen Positionierungssystems (Differential Global Navigation Satellite System, kurz: DGNSS) eingesetzt. Die entsprechende ADMA-G-Einheit integriert die DGNSS-Positionierung mit einer inertialen Messeinheit (Inertial Measurement Unit, kurz: IMU), bestehend aus dreiachsigen Gyroskopen und Beschleunigungssensoren. Die IMU erfasst kontinuierlich die Fahrzeugkinematik – Winkelgeschwindigkeiten und Beschleunigungen in allen räumlichen Dimensionen. Simultan liefert ein integrierter DGNSS-Empfänger absolute Positions- und Geschwindigkeitsdaten, die mittels Echtzeitkinematik (Real-Time Kinematic positioning, kurz: RTK)-Daten korrigiert werden. Die Datenfusion erfolgt durch einen Extended-Kalman-Filter innerhalb der ADMA-G. Dieser kombiniert die inertialen Messgrößen mit den DGNSS-Daten zur kontinuierlichen Schätzung des Fahrzeugzustands (Position, Geschwindigkeit und Orientierung) im definierten Referenzkoordinatensystem. (GeneSys Elektronik GmbH 2009)

Unter optimalen Bedingungen erreicht das System eine Positionsrichtigkeit von etwa einem Zentimeter sowie eine Geschwindigkeitsrichtigkeit von ca. 0,04 km/h. (GeneSys Elektronik GmbH)

Zur Synchronisation und Weiterverarbeitung der Sensordaten wird ein zentrales Software-Framework benötigt, das die parallele Verarbeitung mehrerer Datenströme ermöglicht. Für diese Aufgabe wird das Robot Operating System eingesetzt, das Werkzeuge für die Kommunikation zwischen Sensoren, Rechnern und Algorithmen bereitstellt. ROS ist ein Programmiergerüst, das ursprünglich aus der Entwicklung von Robotern hervorging und mittlerweile sowohl in der Forschung als auch in kommerziellen Anwendungsfällen genutzt wird. Es zeichnet sich durch eine betriebssystemähnliche Struktur aus, die dem Anwender Funktionalitäten zu Multithreading, Paketverwaltung und Hardwareabstraktion bereitstellt. Das Multithreading wird in ROS vornehmlich umgesetzt, indem Programmbausteine als einzelne Prozesse realisiert werden, die durch Nachrichten miteinander kommunizieren (Publisher/Subscriber-Prinzip). Programmbausteine werden zumeist mit den Programmiersprachen C++ und Python erstellt. Darüber hinaus bietet ROS jedoch experimentelle Unterstützung weiterer Programmiersprachen. Einige robotiknahe Programmbausteine sind bereits in ROS implementiert (z. B. Visualisierungsumgebungen oder Koordinatentransformation) oder werden durch Drittanbieterbibliotheken zur Verfügung gestellt (z. B. Treiber für den Radar- und Lidarsensor). Dies vermindert in gewissem Umfang den Prototyping-Aufwand, da sich die genutzten Pakete einfach implementieren und mitunter auf andere Projekte transferieren lassen. (Joseph 2018, S. 132–135)

4.2.3 Objekterkennung

Lidar- und Radarsensor erzeugen unterschiedliche Daten als direkte Ausgabe, was unmittelbaren Einfluss auf die notwendigen Schritte zur Weiterverarbeitung für die Objekterkennung hat. Der Velodyne Lidarsensor liefert als Messwert eine Punktwolke, die durch einen ungeordneten Satz von 3D-Punkten $\{ P_i | i = 1, \dots, n \}$ repräsentiert wird. Jeder Punkt P_i stellt dabei einen Vektor bestehend aus seinen (x,y,z)-Koordinaten dar, der durch zusätzliche Informationen wie z. B. die Intensität ergänzt werden kann. Ohne eine nachgeschaltete Datenverarbeitung lassen sich aus dieser Punktwolke keine semantischen Informationen, wie sie zur Objekterkennung und Objektklassifizierung notwendig sind, gewinnen.

Zur Erkennung und Klassifikation von Objekten anhand von Lidardaten haben sich neuronale Netzwerke gegenüber einer aufgabenspezifischen Merkmalsprogrammierung mithilfe von statistischen Eigenschaften bestimmter Merkmale durchgesetzt. Dabei weist die Verarbeitung von Punktwolken im Vergleich zu bereits etablierten Verfahren auf Basis von Kamerabildern einige Besonderheiten auf. Im Gegensatz zu Bilddaten stellen Punktwolken eine dreidimensionale Repräsentation der Umgebung dar, sodass etablierte Architekturen faltungsbasierter neuronaler Netze ohne eine vorherige Transformation der Eingabedaten nicht angewendet werden können. Weiterhin ist nicht jeder Ort eines Lidarerfassungsbereichs durch einen Punkt abgedeckt, wodurch keine vollständig dichte Repräsentation

des Bereichs besteht, wie es z. B. bei einem Kamerabild der Fall ist. Damit ein Prozess für die Datenverarbeitung eine 3D-Punktwolke als direkte Eingabe nutzen kann, sollte sich seine Architektur an den Eigenschaften der Punktwolke orientieren, wobei nach Qi et al. (2017a) besonders auf folgende Aspekte hinzuweisen ist:

- Unstrukturiertheit: Die Daten liegen ungeordnet vor, sodass ein neuronales Netz invariant gegenüber der Permutation der Eingabedaten sein muss.
- Beziehungen zwischen Punkten: Ein neuronales Netz muss in der Lage sein, lokale Strukturen, die durch mehrere Punkte geformt werden, zu erkennen.
- Invarianz gegenüber Transformationen: Ein Objekt, das einer Drehung oder Transformation unterliegt, muss dennoch zuverlässig erkannt werden (z. B. ein Auto, das von vorne oder von der Seite erfasst wird).

Zur effizienten Verarbeitung von Punktwolken haben sich zwei Ansätze etabliert: voxelbasierte und punktbasierte Strukturen. Bei der voxelbasierten Repräsentation wird der Raum in eine dreidimensionale Gitterstruktur unterteilt, die sogenannten Voxel. Jedes Voxel enthält eine aggregierte Information über die darin befindlichen Punkte (Zhou und Tuzel 2017). Diese Diskretisierung ermöglicht die Anwendung von dreidimensionalen Faltungsoperationen (3D Convolutions), was die Nutzung etablierter Architekturen der Bildverarbeitung ermöglicht. Der Nachteil dieser Methode ist jedoch der mit zunehmender Auflösung stark ansteigende Rechenaufwand sowie der Informationsverlust durch die Aggregation der Punktinformationen (Yan et al. 2018).

Im Gegensatz dazu arbeiten punktbasierte Ansätze direkt mit den 3D-Punktkoordinaten der Punktwolke, ohne diese in eine Gitterstruktur zu unterteilen. Ein Beispiel hierfür ist das PointNet-Modell, welches als eines der ersten eine direkte Verarbeitung der Punktwolke ermöglichte und dabei die Unabhängigkeit der Punkte voneinander berücksichtigte (Qi et al. 2017a). Der Vorteil dieser Methode liegt darin, dass keine Informationen durch eine Diskretisierung verloren gehen und große Punktwolken effizient verarbeitet werden können. Ein Nachteil besteht jedoch darin, dass frühe punktbasierte Methoden Schwierigkeiten haben, lokale Strukturen und Nachbarschaftsinformationen zu erfassen, die jedoch komplexen Geometrien inhärent sind (Qi et al. 2017b).

Das PV-RCNN (Point-Voxel Region-based Convolutional Neural Network) von Shi et al. (2020) kombiniert die Vorteile von voxelbasierten und punktbasierten Architekturen. Zunächst wird eine grobe Voxelisierung der Punktwolke durchgeführt, um globale Kontextinformationen effizient mittels 3D-Sparse-Convolutions zu extrahieren. Anschließend werden repräsentative Schlüsselpunktmerkmale durch eine angepasste Version der Voxel Set Abstraction (VSA) aus der Arbeit von Qi et al. (2017b) erzeugt, bei der die Voxelmerkmale auf ausgewählte Punkte projiziert werden, um feine, lokale Strukturen zu erfassen.

PV-RCNN nutzt zudem ein Region Proposal Network (RPN), um potenzielle Objektregionen innerhalb der Punktwolke zu identifizieren. Für jede dieser vorgeschlagenen Regionen wird mittels Region

of Interest (RoI)-Grid Pooling eine Merkmalsextraktion aus den Schlüsselpunkten durchgeführt. Diese Methode ermöglicht es, detaillierte Informationen für die genaue Klassifizierung und Lokalisierung von Objekten zu gewinnen. Durch die Kombination von globalen Voxelmerkmalen und lokalen Punktmerkmalen kann PV-RCNN sowohl die Effizienz als auch die Genauigkeit bei der Objekterkennung in Punktwolken deutlich verbessern (Shi et al. 2020).

Für die Implementierung der Objekterkennung mittels PV-RCNN wurde die OpenPCDet-Bibliothek verwendet. OpenPCDet ist eine offene Bibliothek für die Forschung im Bereich der 3D-Objekterkennung und bietet eine Sammlung von Werkzeugen für die Verarbeitung von Punktwolken sowie vorimplementierte Architekturen, darunter auch PV-RCNN (OpenPCDet Development Team 2020).

Die nachfolgende Tabelle 2 vergleicht verschiedene 3D-Objekterkennungsmodelle anhand der interpolierten Average Precision bei 11 festen Recall-Stufen gemäß dem PASCAL VOC-Kriterium (Everingham et al. 2015). Das Modell PV-RCNN ermöglicht die Klassifikation von Fahrzeugen, Fußgängern und Radfahrenden und weist über alle Klassen hinweg eine gute Leistung auf. Durch Nutzung von OpenPCDet ließe sich jedoch für Anwendungsfälle, bei denen es besonders auf die Klassifikation einer bestimmten Verkehrsbeteiligungsart ankommt, unkompliziert das Modell wechseln.

Tabelle 2: Vergleich von 3D-Objekterkennungsmodellen anhand des VOC-Kriteriums mit 11 festen Recall-Stufen, die sich mit OpenPCDet implementieren lassen (Stand Oktober 2024) (OpenPCDet Development Team 2020)

Modell	**Fahrzeuge**	**Fußgänger**	**Radfahrer**
PointPillars	77,28	52,29	62,68
SECOND	78,62	52,98	67,15
SECOND-IoU	79,09	55,74	71,31
PointRCNN	78,70	54,41	72,11
PointRCNN-IoU	78,75	58,32	71,34
Part-A2-Free	78,72	65,99	74,29
Part-A2-Anchor	79,40	60,05	69,90
PV-RCNN	83,61	57,90	70,47
Voxel R-CNN (Car)	84,54	——	——
Focals Conv-F	85,66	——	——
CaDDN (Mono)	21,38	13,02	9,76

Da der Aufbau des Messfahrzeugs in seiner grundsätzlichen Struktur dem Fahrzeug von Geiger et al. (2013) entspricht, das zur Erstellung des KITTI-Datensatzes verwendet wurde, wird für die Objekterkennung die an den KITTI-Datensatz angepasste Implementierung des PV-RCNN-Netzes verwendet. Um die Verarbeitung der Lidar-Daten zu ermöglichen, wurde eine Schnittstelle in Python entwickelt, die die vom Lidar erzeugten Punktwolken in Form von ROS PointCloud2-Nachrichten direkt verarbeiten kann. Diese Schnittstelle führt dem neuronalen Netz die eingehenden Punktwolken zu

und gibt nach der Inferenz die erkannten Objekte in Form von 3D-Bounding-Box-Nachrichten für die weitere Verarbeitung aus.

Es ist jedoch einschränkend zu berücksichtigen, dass die Objekterkennung mittels des gewählten PV-RCNN-Modells auf die drei Objektklassen Auto, Radfahrer und Fußgänger begrenzt ist. Weitere für das Autobahnumfeld relevante Verkehrsteilnehmer, wie beispielsweise schwere Nutzfahrzeuge oder Motorräder, werden somit in der lidarbasierten Verarbeitungskette nicht separat klassifiziert. Diese methodische Einschränkung wird in der späteren Analyse der Umgebungsverkehrsdaten sowie bei der Bewertung der resultierenden Selektionseffekte in Abschnitt 6.5 explizit thematisiert.

Im Ergebnis zeigt Abbildung 10 exemplarisch typische Fehler- und Randfälle der lidarbasierten Objekterkennung in der ROS-Visualisierungsumgebung (RVIZ). Ein zentraler Einflussfaktor ist die Sichtlinienabhängigkeit des Lidars. Durch nahe gelegene Objekte entstehen Verdeckungen und somit Sensorschatten, in denen keine oder nur stark ausgedünnte Punktmessungen vorliegen. In diesen Bereichen können Verkehrsteilnehmende temporär unvollständig erfasst oder vollständig übersehen werden, obwohl sie physisch vorhanden sind. Zusätzlich treten Nichtdetektionen auf, wenn ein Objekt zwar im Umfeld existiert, jedoch wie zuvor beschrieben nicht in der Objektliste des neuronalen Netzes enthalten ist (im Beispiel ein Lkw). Weiterhin können Fehldetektionen (False Positives) entstehen, wenn Punktcluster aus Hintergrundstrukturen fälschlich als Objekt interpretiert werden. Letztlich verdeutlicht die Abbildung noch einmal, dass der Erfassungsbereich in Fahrtrichtung des Messfahrzeugs beschränkt ist. Zwar liegen aufgrund der 360°-Abdeckung des Lidarsensors auch Punktinformationen für den rückwärtigen Bereich des Messfahrzeugs vor, jedoch wird vom neuronalen Netz nur die nach vorne gerichtete Hälfte der Punktwolke verarbeitet. Diese aufgezeigten Phänomene sind für die nachfolgenden Verarbeitungsschritte relevant, da sie direkt die Vollständigkeit, Stabilität und Zuverlässigkeit der Datenanalyse beeinflussen und damit die Anforderungen an das anschließende Tracking mitbestimmen.

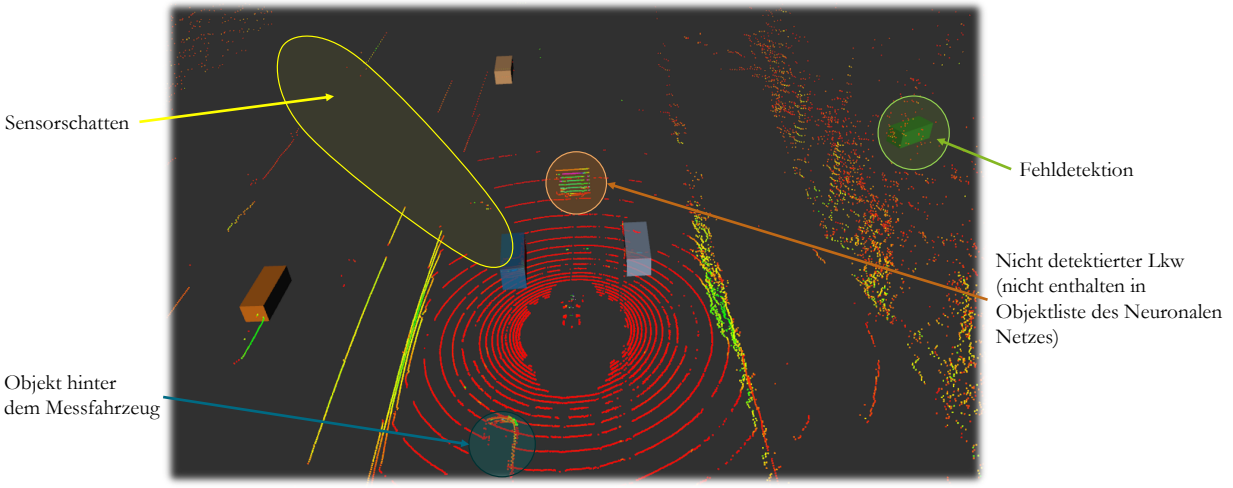


Abbildung 10: Beispielhafte Besonderheiten der lidarbasierten Objekterkennung im Verkehr: Sensorschatten durch Verdeckungen, Fehldetektion, Nichtdetektion eines Lkw aufgrund begrenzter Objektliste sowie Beschränkung des Sichtbereichs auf den vorderen Fahrschlauch. Die Detektionen werden durch farbige Begrenzungsrahmen dargestellt, die die von Fahrzeugen verursachten Punktcluster umschließen

Der zusätzlich zum Lidar eingesetzte Radarsensor wird im Track-Modus betrieben und liefert als Ausgabe direkt eine Liste von erkannten Objekten, die Informationen zu Position, Geschwindigkeit und Art der Verkehrsbeteiligung umfassen. Der Radarsensor führt die Objekterkennung dabei bereits sensorintern durch: Aus einzelnen Radarreflexionen (Clustern) werden mittels Tracking Objekte gebildet, die eine Historie sowie abgeleitete Dimensionen besitzen und damit über Messzyklen hinweg beschrieben werden können. Die Ausgabe erfolgt zyklisch als Objektliste über CAN, beginnend mit einem Header (u. a. Anzahl der Objekte, Messzykluszähler; bis zu 100 Objekte) und anschließend jeweils einer Nachricht pro Objekt mit Positions- und Relativgeschwindigkeitsinformationen. Zusätzlich enthalten die Nachrichten Informationen zu Objektklasse, Orientierung sowie eine Schätzung von Länge und Breite. Die Objektklassifizierung ist dabei begrenzt auf „Point“, „Car“, „Truck“, „Motorcycle“, „Bicycle“ und „Wide“.

Da das sensorinterne Tracking des Radars in Vorversuchen wiederholt zum Verlust bestehender Nachverfolgungen geführt hat, eine große Anzahl an Fehlmessungen ausgegeben wird und die Datenstruktur der Objektausgabe nicht zu den nachgelagerten Verarbeitungsschritten passt, werden die Radarausgabedaten als Messungen behandelt und in den nachfolgenden Objekttracking-Ablauf entsprechend eingespeist.

Die Abbildung 11 zeigt beispielhaft die vom Radarsensor im Track-Modus ausgegebenen Objekt-Hypothesen. Die radarbasierte Vorverarbeitung liefert dabei bereits stabile Objektinstanzen (u. a. mit Position und Relativgeschwindigkeit), die in der Visualisierung als Rechtecke dargestellt sind. Sichtbar wird auch, dass der Radar eine recht hohe Anzahl an Clutter-Messungen ausgibt, die es in den nachfolgenden Schritten des Objekttrackings und der Datenverarbeitung herauszufiltern gilt.

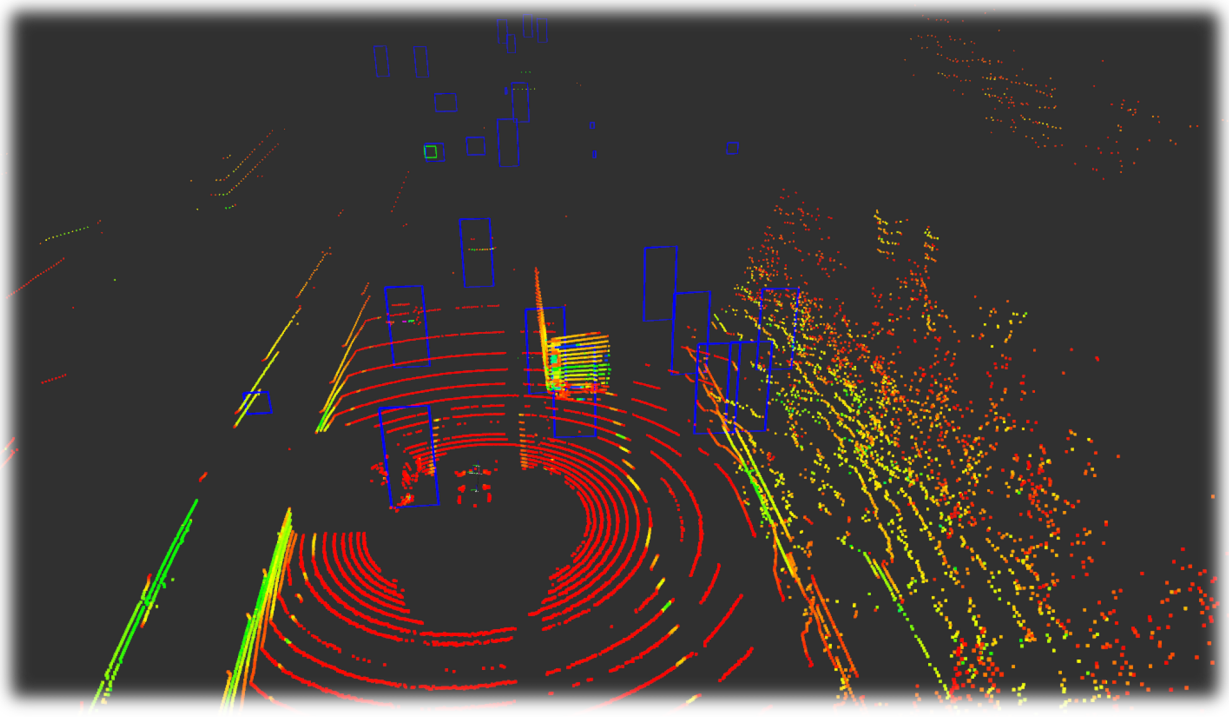


Abbildung 11: Radarobjektausgabe im Track-Modus: sensorintern gebildete Objekt-Hypothesen (als Rechtecke visualisiert) in einer beispielhaften Umgebungsszene

4.3 Datenverarbeitung

Im Datenverarbeitungsschritt werden zunächst die losen Objektdetektionen mittels Objektverfolgung (Objekttracking) zu Trajektorien zusammengeführt; die einzelnen Objekte erhalten also eine Historie ihrer jeweiligen Zustandsgrößen. Da die erhobenen Daten zudem nicht frei von Messfehlern und Störeinflüssen sind, werden diese anhand von mehreren Nachbereitungsroutinen soweit möglich bereinigt. Zusätzlich werden als Teil der Datennachbereitung auch weitere Objekt- und Trajektorienmerkmale, die für eine spätere Analyse relevant sind, hinzugefügt. So etwa eine Klassifizierung, ob es sich bei bestimmten Trajektoriensegmenten um einen Einschervorgang handelt. Die jeweiligen Verarbeitungsschritte werden nachfolgend beschrieben.

4.3.1 Objektverfolgung (Objekttracking)

Das Objekttracking ist ein wichtiger Schritt in der Bewegungsverfolgung von Verkehrsteilnehmern, bei dem die eingehenden Sensormessdaten genutzt werden, um die Position, den Pfad und die Charakteristik von einem oder mehreren Objekten zu bestimmen (Challa et al. 2011b).

Bei jeder Messung für die Objekterkennung entsteht eine Liste von Detektionen, die idealerweise jeweils einem Verkehrsteilnehmer zugeordnet werden können. In der Praxis kann es jedoch vorkommen, dass einige dieser Detektionen Clutter sind, also fehlerhafte Identifizierungen von nicht interessierenden oder tatsächlich nicht vorhandenen Objekten, oft verursacht durch Störsignale.

Ohne ein zusätzliches Verfahren zur Objektnachverfolgung (Tracking) führt die Messung von Objekteigenschaften zu einem bestimmten Zeitpunkt lediglich zu isolierten Detektionen. Wenn wie im Verkehr üblich eine Vielzahl sich bewegender Objekte gleichzeitig erfasst werden soll, so ist es bei nachfolgenden Messungen nicht inhärent möglich, einem Objekt die von ihm hervorgerufenen Detektionen zuzuordnen. Hier setzt das Objekttracking an: Es teilt den erfassten Objekten eindeutige IDs zu und erstellt eine Historie für jedes Objekt. Durch diese Methode lässt sich die Bewegung der Objekte über einen gewissen Zeitraum hinweg nachverfolgen. Das Grundprinzip des Objekttrackings lässt sich anhand der in Abbildung 12 dargestellten Verarbeitungskette abbilden: Ausgangspunkt sind die Detektionen, also die (vorverarbeiteten) Sensormessungen pro Zeitschritt. In der Datenassoziation werden diese Messungen mittels einer Zuordnungslogik den bereits existierenden Tracks zugewiesen (oder als Kandidaten für neue Tracks markiert), womit die zentrale Frage „Welche Messung gehört zu welchem Objekt?“ operationalisiert wird. Das anschließende Filter realisiert den alternierenden Tracking-Zyklus aus Prädiktion (Zustandsfortschreibung anhand eines Bewegungsmodells) und Korrektur (Zustandsaktualisierung unter Einbeziehung der aktuellen Detektion). Das Track-Management bildet die Lebenszykluslogik ab, d. h. Track-Initialisierung, Bestätigung, Verwaltung von Unsicherheiten sowie das Löschen oder Zusammenführen von Tracks bei ausbleibenden oder widersprüchlichen Messungen. Die oben eingezeichneten Blöcke „Bewegungsmodelle“ und „Konfiguration“ verdeutlichen, dass sowohl die dynamischen Annahmen (Bewegungsmodelle) als auch die gewählten Schwellen und Parameter (z. B. Prozess-/Messrauschen, Bestätigungs-/Löschkriterien) maßgeblich bestimmen, wie robust die Kette am Ende konsistente Tracks liefert.

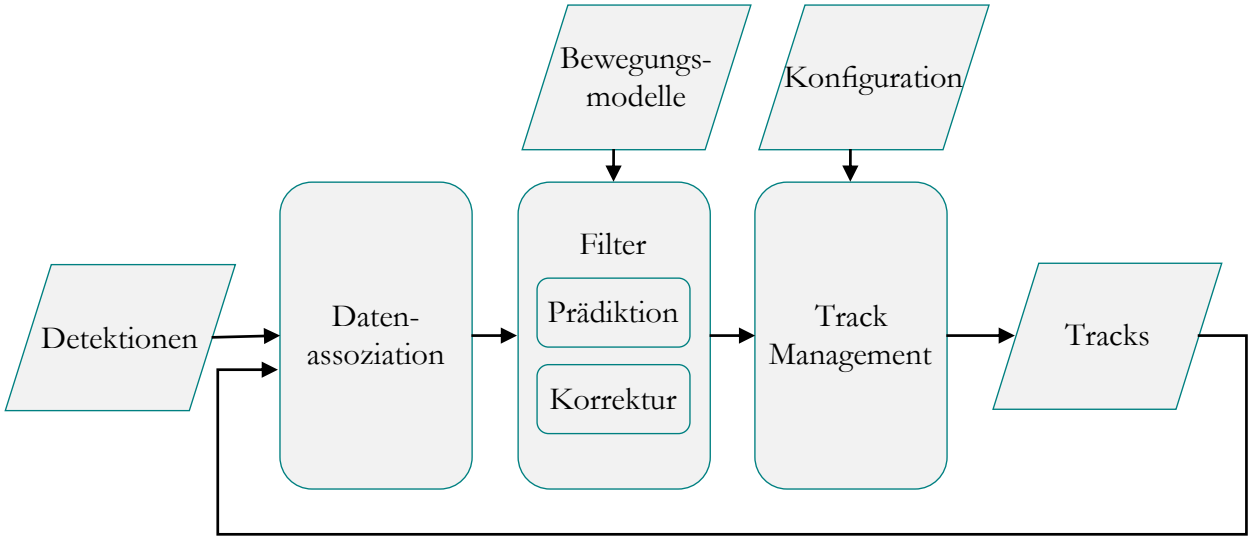


Abbildung 12: Schematischer Ablauf eines Objekttracking-Verfahrens

Obwohl sowohl Lidar- als auch Radarsensor Messwerte zur Größe einer Detektion liefern, wird für das Tracking jedes Objekt zunächst zu einem Punkt idealisiert (Li und Jilkov 2003). Als Vereinfachung kommt zusätzlich hinzu, dass die Objekte im Straßenverkehr bodengebunden sind und somit keine Nachverfolgung in vertikaler Richtung erfolgt.

Der Zustandsvektor $\mathbf{x_k}$, der den Systemzustand eines getrackten Objekts zu einem diskreten Zeitpunkt k beschreibt, ergibt sich damit zu

$$\mathbf{x_k} = [x_k \quad y_k \quad \psi_k \quad v_k \quad \dot{\psi}_k]^T \tag{1}$$

Dabei stellen die Vektorelemente

- x_k die x-Position,
- y_k die y-Position,
- ψ_k den Gierwinkel (Verdrehung des Objekts zum Referenzsystem des Sensors),
- v_k die Geschwindigkeit und
- $\dot{\psi}_k$ die Giergeschwindigkeit (des beobachteten Objekts)

eines jeden Objekts zum Zeitpunkt k dar (vergleiche Abbildung 13).

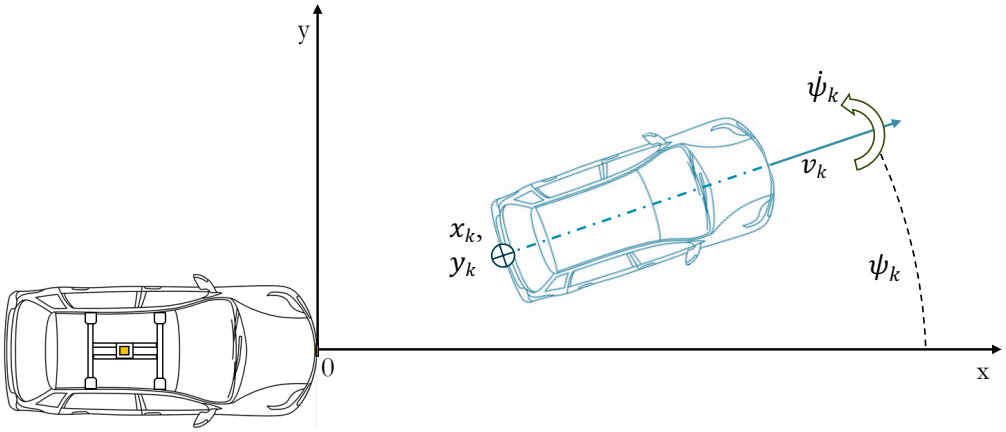


Abbildung 13: Schematische Darstellung des Zustandsvektors eines nachverfolgten Fahrzeugs aus der Perspektive des Messfahrzeugs

Der Systemzustand wird auch als verdeckter Zustand bezeichnet, da er zumeist nicht direkt beobachtbar ist, sondern nur über verrauschte Messungen rekonstruiert werden kann (Garcia 2014). Ergänzend ist festzuhalten, dass nicht jedes Element des Zustandsvektors direkt als Messgröße in einer Detektion verfügbar ist. Während beispielsweise sowohl Lidar- als auch Radarsensoren die Position eines Objekts erfassen, ist die Bestimmung der Ausrichtung (Heading) mit systembedingten Mehrdeutigkeiten behaftet. So kann beispielsweise nicht eindeutig unterschieden werden, ob ein Fahrzeug nach vorne links oder nach hinten rechts orientiert ist. Diese Mehrdeutigkeit kann in späteren Verarbeitungsschritten, insbesondere bei der Assoziation von Detektionen mit nachverfolgten Objekten, zu Problemen führen.

Wie in Abschnitt 4.2.2 bereits beschrieben, misst der Radarsensor systemimmanent auch die Geschwindigkeit eines Objekts. Die Giergeschwindigkeit hingegen wird von keinem der beiden Sensoren direkt erfasst.

Die Vektoren einer Messung **z** ergeben sich demnach für den Lidarsensor zu

$$\mathbf{z_{Lidar}} = [x \quad y \quad \psi]^{\boldsymbol{T}} \tag{2}$$

und für den Radarsensor zu:

$$\mathbf{z_{Radar}} = [x \quad y \quad v]^{\boldsymbol{T}} \tag{3}$$

Nahezu alle Methoden des Objekttrackings basieren auf Modellen, die den Status eines Objekts in einem zeitlichen Verlauf darstellen. Das State-Space-Modell beschreibt die Bewegung von getrackten Objekten mathematisch in der Form:

$$\mathbf{x_{k+1}} = f_k(\mathbf{x_k}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \tag{4}$$

$$\mathbf{z_k} = h(\mathbf{x_k}, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\nu}_k \tag{5}$$

Mit dem Zustandsvektor $\mathbf{x}_\mathrm{k}$, dem Messvektor $\mathbf{z}_k$, sowie den Funktionen des Systems f_k und der Messung h zu den jeweiligen Zeitpunkten k. Die Notation $\mathbf{z}_k$ wird hier und in den tiefergehenden theoretischen Erläuterungen im Anhang A.3 der Einfachheit halber sowohl für den Messvektor von Lidar- als auch Radarsensor verwendet.

Das System unterliegt Störungen in Form des dynamischen Rauschens $\mathbf{w}_k$ und des Messrauschens $\boldsymbol{\nu}_k$. Sie sind zu jedem Zeitpunkt voneinander unabhängig und folgen einer mehrdimensionalen Normalverteilung mit dem Erwartungswert null sowie den Kovarianzmatrizen des Systemrauschens $\mathbf{Q}_k$ und des Messrauschens $\mathbf{R}_k$.

Exogene Einflussgrößen $\mathbf{u}_k$ haben für das vorliegende Filterproblem keine Relevanz, da für die beobachteten Verkehrsteilnehmer keine Steuer- oder Eingangsgrößen beobachtbar sind. Nicht modellierte Einflüsse auf die Objektbewegung werden stattdessen über die Prozessrauschterme abgebildet. Als Konsequenz werden exogene Einflussgrößen in den theoretischen Hintergründen im Anhang A.3 nicht weiter behandelt.

Die Grundlage zur Bestimmung des Status von getrackten Objekten bildet die bayessche Statistik. Ausgehend von sequenziell eintreffenden Messdaten, wird nach jeder erhaltenen Messung der Objektzustand neu geschätzt. Dies geschieht, indem jede neue Messung mit der aktuellen Schätzung des Objektzustands kombiniert wird (Challa et al. 2011a, S. 7). Dieser rekursive Prozess basiert auf dem Bayes-Theorem, mit dem sich die Berechnung bedingter Wahrscheinlichkeiten beschreiben lässt. Die theoretischen Hintergründe des Trackings mittels Bayes-Filter sind im Anhang A.3.1 beschrieben.

Für die praktische Umsetzung des beschriebenen rekursiven Bayes-Filters wird in dieser Arbeit ein Kalman-Filter verwendet, konkret ein nichtlineares Filter in Form des Unscented Kalman Filters (UKF). Die Wahl des UKF ist dadurch motiviert, dass die Systemdynamik (z. B. Kurvenfahrt mit zeitvariierendem Gierwinkel) in der Anwendung nicht hinreichend linear ist. Im Vergleich zu einer Linearisierung (z. B. EKF) ist der UKF für stärkere Nichtlinearitäten typischerweise robuster, da er ohne Ableitung/Jacobi-Matrizen auskommt und die Transformation der Zustandsverteilung über

Sigma-Punkte approximiert (Julier und Uhlmann 2004). Die Gleichungen und theoretischen Hintergründe, anhand derer die Implementierung des UKF erfolgt ist, sind in Anhang A.3.3 zusammengefasst.

Ein Tracking-Zyklus gliedert sich in Prädiktion und Korrektur. In der Prädiktion wird der Zustand eines Tracks zunächst auf Basis von Bewegungsmodellen fortgeschrieben und beim Eintreffen der nächsten Messung im Korrekturschritt aktualisiert. Für den Prädiktionsschritt bilden Bewegungsmodelle die zugrunde gelegte Dynamik eines Verkehrsteilnehmers ab und bestimmen damit wesentlich, wie das Filter auf Änderungen der Bewegung reagiert. Im Straßenverkehr treten unterschiedliche Bewegungsregime auf, beispielsweise geradlinige Fahrt mit näherungsweise konstanter Geschwindigkeit, Kurvenfahrt mit ausgeprägter Gierdynamik oder erratische Bewegungsmuster mit plötzlicher Änderung von Richtung und Geschwindigkeit. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit mehrere Bewegungsmodelle herangezogen, die jeweils unterschiedliche Annahmen über die Dynamik treffen und damit unterschiedliche Prädiktionscharakteristika erzeugen. Die Modellgleichungen, Diskretisierung sowie die verwendeten Rauschannahmen und Parameter sind in den Anhängen A.3.4 und A.4 aufgeführt.

Ein zentrales Problem bei der Verwendung nur eines Bewegungsmodells besteht darin, dass Verkehrsteilnehmer in der Praxis ihren Bewegungsmodus wechseln (z. B. Übergang von Geradeausfahrt zu Kurvenfahrt oder Beschleunigen/Abbremsen). Ein einzelnes Modell führt dann zu systematisch schlechteren Prädiktionen, was nicht nur die Zustandsschätzung verschlechtert, sondern auch die Datenassoziation destabilisieren kann. Um diese Moduswechsel explizit abzubilden, wird in dieser Arbeit ein Interacting Multiple Model (IMM) implementiert, das mehrere modellgebundene Filter parallel betreibt und deren Ergebnisse anhand von Modellwahrscheinlichkeiten kombiniert. Dadurch kann die Schätzung besser auf wechselnde Dynamiken reagieren, ohne in einem einzelnen Modell „stehenzubleiben“. Die theoretische Beschreibung des IMM ist in den Anhang A.3.5 verlagert.

Unabhängig vom gewählten Filter entsteht beim Tracking mehrerer Objekte gleichzeitig ein Zuordnungsproblem: Es muss zu jedem Zeitschritt entschieden werden, welche Detektion zu welchem Track gehört (oder ob eine Detektion einem neuen Objekt bzw. Clutter entspricht). Praktisch wird dieses Problem zweistufig gelöst: Zunächst werden über ein Gating nur diejenigen Messungen als Kandidaten betrachtet, die konsistent zum prädizierten Objektzustand sind (damit wird die Kombinatorik reduziert und Clutter teilweise abgefangen). Anschließend wird die eigentliche Zuordnung als Mehrziel-Assoziation formuliert. Hierfür sind in der Implementierung zwei etablierte Strategien als Optionen möglich: Global Nearest Neighbour (GNN) und Joint Probabilistic Data Association (JPDA). GNN trifft eine eindeutige, globale Zuordnungsentscheidung (typisch über Minimierung einer Gesamtkostenfunktion), ist vergleichsweise recheneffizient und liefert konsistente, harte Assoziationen. Er reagiert jedoch empfindlicher auf Mehrdeutigkeiten und Clutter, weil nur eine Hypothese fortgeschrieben wird.

JPDA adressiert diese Mehrdeutigkeit, indem mehrere zulässige Assoziationshypothesen probabilistisch bewertet und für eine „weiche“ Zustandsaktualisierung pro Track genutzt werden; dies erhöht die Robustheit insbesondere bei eng benachbarten Zielen oder hoher Messunsicherheit (bei gleichzeitig höherem Rechenaufwand). Die formalen Hintergründe, die genaue Kosten-/Wahrscheinlichkeitsbildung sowie die zugehörigen Gleichungen sind in Anhang A.3.6 zusammengeführt.

Das Track-Management wie in Abbildung 12 dargestellt, steuert den Lebenszyklus aller verfolgten Objekte und bildet damit die Brücke zwischen Datenassoziation/Filterung und einer stabilen Track-Ausgabe. In jedem Zeitschritt werden zunächst diejenigen Tracks aktualisiert, denen eine Detektion zugeordnet wurde; je nach gewählter Update-Strategie erfolgt dies entweder als eindeutiges (deterministisches) Update mit genau einer Messung oder als probabilistisches Update auf Basis gewichteter Assoziationshypothesen. Für erfolgreich aktualisierte Tracks wird der „Verpasst“-Zähler zurückgesetzt und gleichzeitig die Anzahl bestätigender Updates erhöht, wodurch der Track sukzessive an Vertrauen gewinnt.

Tracks, denen in einem Zeitschritt keine Detektion zugeordnet werden konnte, werden nicht sofort verworfen, sondern als „verpasst“ weitergeführt und mit einem steigenden Fehlzählwert versehen. Das Löschen solcher Tracks kann über unterschiedliche Kriterien erfolgen, etwa über eine maximale Anzahl aufeinanderfolgender Fehlzyklen oder über Unsicherheitsmaße wie eine zu groß werdende Kovarianz; ergänzend kann auch ein plausibilitätsbasiertes Kriterium genutzt werden, das starke Positionssprünge gegenüber der Track-Historie als Indikator für instabile Verfolgung bewertet. Mehrere Löschkriterien lassen sich dabei kombinieren, entweder streng als Schnittmenge (alle Kriterien müssen erfüllt sein) oder als Vereinigungsmenge (ein Kriterium genügt). Detektionen, die nicht zu bestehenden Tracks assoziiert werden konnten, dienen als Grundlage zur Track-Initiierung. Dabei wird pro geeigneter Detektion ein neuer Track angelegt und mit einem eigenen Filterzustand initialisiert. Die Parameter und verwendeten Modelle für das Track-Management werden im Anhang A.4 dargestellt.

4.3.2 Datennachbereitung

Ziel der Datennachbereitung ist zweigeteilt: Zum einen soll die Qualität der erhobenen Informationen verbessert werden, und zum anderen sollen die Daten mit für die Auswertung relevanten Merkmalen, die in den Ursprungsdaten nicht enthalten sind, angereichert werden. Zu unterscheiden sind die jeweiligen Nachbereitungsschritte zwischen den Datensätzen.

Die initiale Einzelfallanalyse des Datensatzes zur Genauigkeitsbewertung verdeutlicht, dass die Genauigkeit durch eine gezielte Nachverarbeitung der Daten in zweierlei Hinsicht gesteigert werden kann: Einerseits lässt sich die Positionsgenauigkeit durch ein Kurvenanpassungsverfahren zur Kompensation des Gierwinkeleinflusses optimieren. Andererseits kann die Geschwindigkeitsabschätzung

verbessert werden, indem die Fehler durch ein Glättungsverfahren reduziert werden. Die beiden Verfahren werden nachfolgend beschrieben und für die Bewertung der Ergebnisse auf beide Datensätze appliziert.

Kompensation Gierwinkeleinfluss

Die Analyse der Versuchsdurchläufe des Genauigkeitsdatensatzes zeigt insbesondere in Manöverabschnitten mit Richtungsänderungen deutliche Abweichungen der vom Messfahrzeug gemessenen Lidar-Positionsdaten zu denen des Referenzmesssystems (siehe Abbildung 14 und Abbildung 15). Da diese Abweichungen zeitgleich mit Änderungen des Kurses auftreten, liegt eine Abhängigkeit der Positionsfehler vom Gierwinkel nahe. Eine statistische Auswertung über alle Testdurchläufe bestätigt diesen Zusammenhang: Zwischen dem Gierwinkel und der Abweichung in y-Richtung ergibt sich eine Spearman-Korrelation von 0,87. Da sich der Bezugspunkt der Messungen auf dem Fahrzeugheck des zu verfolgenden Fahrzeugs befindet, tritt bei einer einsetzenden Drehbewegung zwangsläufig eine Verschiebung dieses Bezugspunktes auf. Zwar wird diese Verschiebung durch eine Koordinatentransformation direkt berücksichtigt, dennoch werden aber über alle Messreihen konsistent, die in den Abbildungen unten exemplarisch dargestellten Abweichungen verzeichnet.

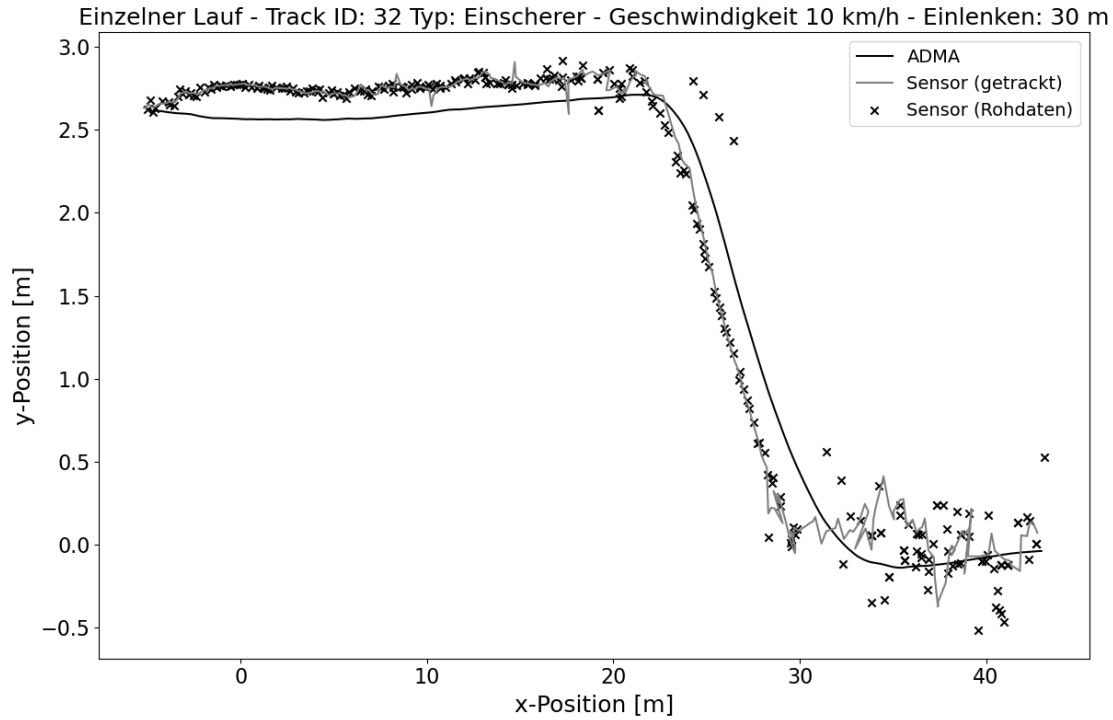


Abbildung 14: Einschermanöver ohne Korrektur. Nach dem Einlenken ist eine deutliche Abweichung der Lidarmessungen nach Durchlaufen des Trackings (graue Linie) zu denen der Ground Truth (ADMA (schwarze Linie)) zu erkennen. Die Punkte zeigen die koordinatentransformierten Werte der nicht durch das Tracking angepassten Messungen

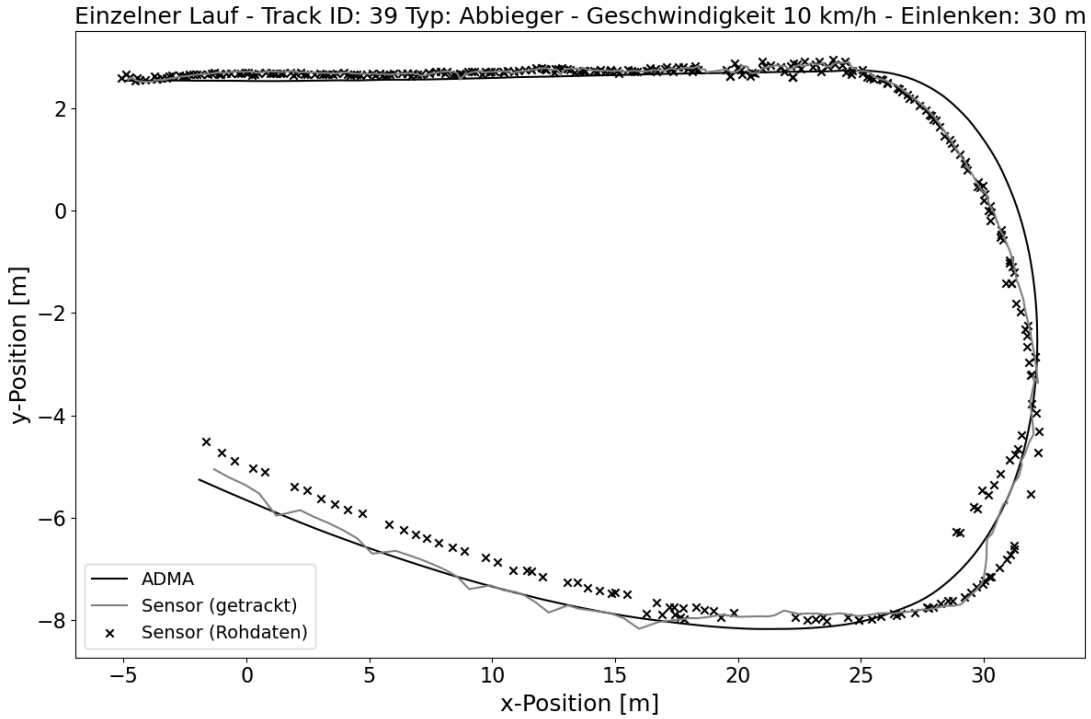


Abbildung 15: Abbiegen ohne Korrektur. Auch in diesem Fall ist eine Abweichung zwischen den Werten des Messfahrzeugs und der ADMA zu erkennen, die an den Stellen, wo das Zielfahrzeug nicht parallel oder rechtwinklig zum Messfahrzeug steht, besonders deutlich ausgeprägt ist

Um diese Abweichungen nun systematisch zu kompensieren, wird ein Kurvenanpassungsverfahren eingesetzt. Ziel ist es, die funktionale Abhängigkeit zwischen dem Gierwinkel und den ermittelten Positionsabweichungen zu modellieren. Basierend auf der Visualisierung der Abweichungsverteilung in Abbildung 16 und Abbildung 17 wird für die x-Richtung ein Polynommodell und für die y-Richtung ein Sinusmodell gewählt.

Die Parameter dieser Modelle, mit dem Gierwinkel als unabhängiger und den jeweiligen Richtungsabweichungen als abhängigen Variablen, werden numerisch so optimiert, dass die Anpassungsfunktionen den Zusammenhang bestmöglich approximieren. Die Modelle dienen anschließend der Korrektur der Positionsdaten: Hierzu werden die gierwinkelabhängigen Fehlerwerte berechnet und von den ursprünglichen Messwerten subtrahiert.

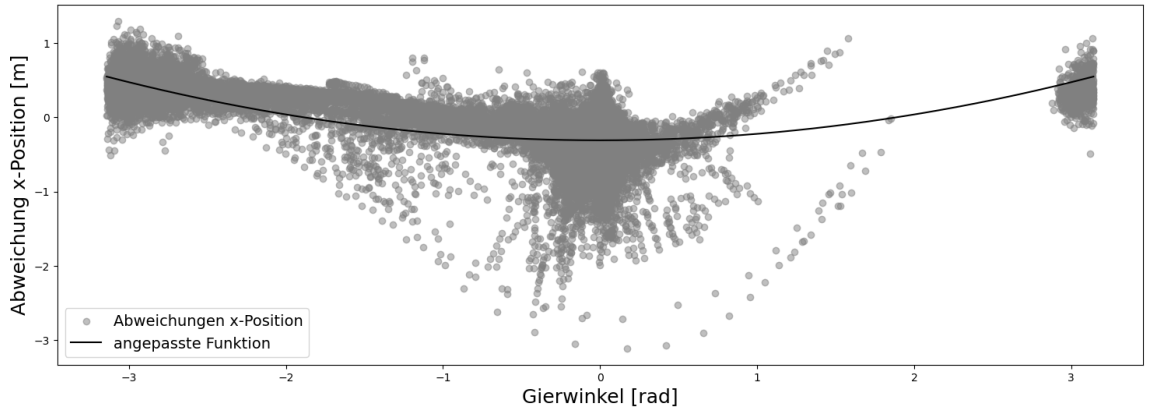


Abbildung 16: Kurvenanpassung für die Abweichung der x-Position in Abhängigkeit des Gierwinkels. Die Gleichung der Anpassungsfunktion lautet: $Korr_x=0{,}09\,\psi^2-0{,}31$

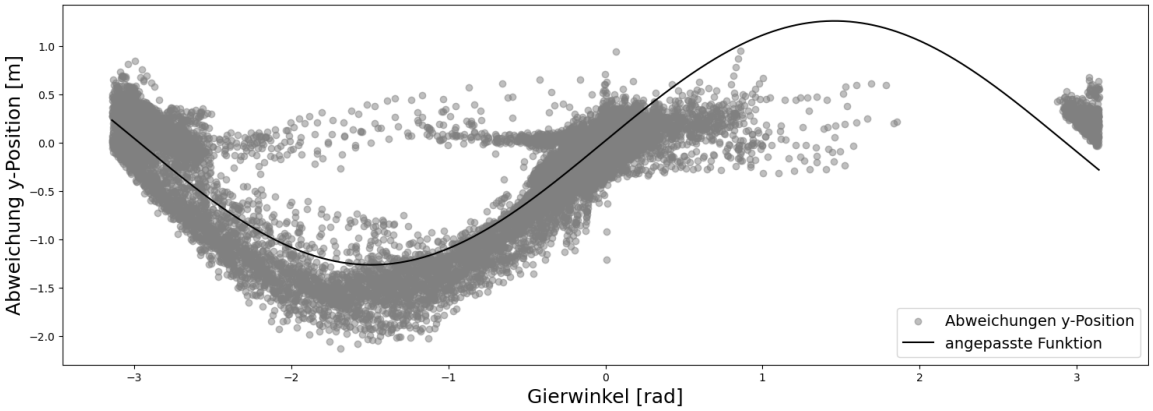


Abbildung 17: Kurvenanpassung für die Abweichung der y-Position in Abhängigkeit des Gierwinkels. Die Gleichung der Anpassungsfunktion lautet: $Korr_y=1{,}26\sin(1{,}07\,\psi+0{,}02)$

Abbildung 18 und Abbildung 19 illustrieren exemplarisch für die bereits zuvor gezeigten Läufe, dass die Trajektorien, die aus den Referenz- und getrackten Lidarmesswerten resultieren, nun näher aneinander liegen. Zu Vergleichszwecken wurden die Rohdaten der Lidarmesswerte in den Abbildungen nicht korrigiert. Auch in der Gesamtbetrachtung verringern sich die Abweichungen zwischen Messfahrzeug und Referenzdaten.

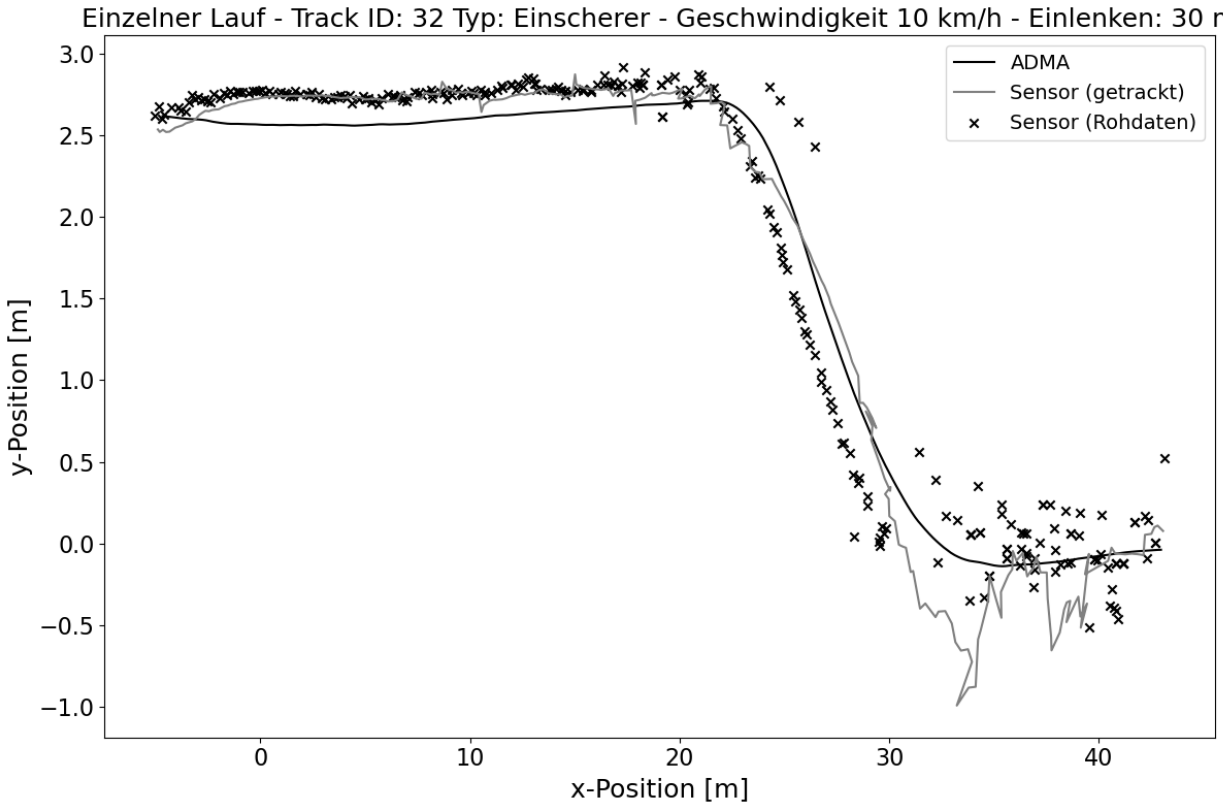


Abbildung 18: Korrigierte Messwerte für das Einschermanöver

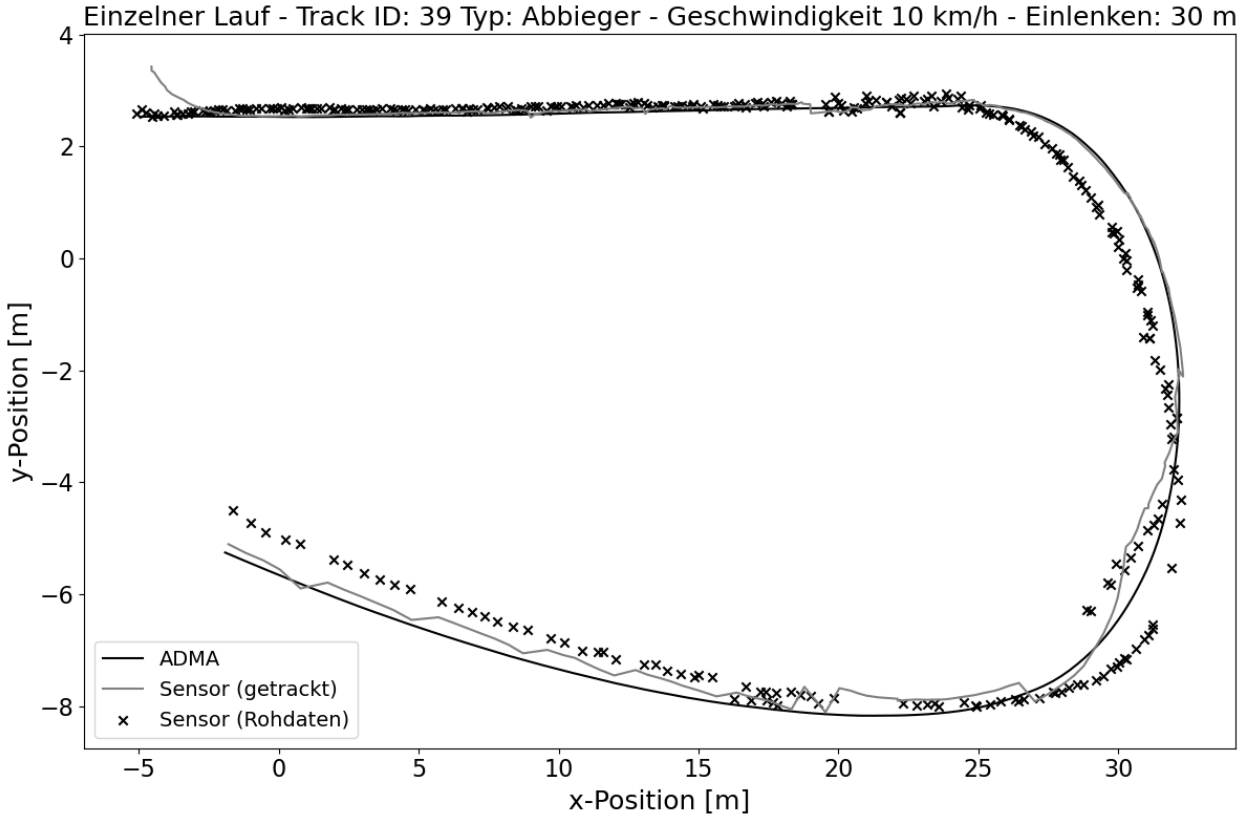


Abbildung 19: Korrigierte Messwerte für das Abbiegemanöver

Geschwindigkeitsglättung

Die Geschwindigkeit ist je nach Sensor und Ausgestaltung der Filter für das Objekttracking eine latente Variable, die im Rahmen der Zustandsschätzung mathematisch hergeleitet, aber nicht direkt gemessen wird. Fehler in der Positionsbestimmung wirken sich also auch direkt auf die Schätzung der Geschwindigkeit aus. Zur Verbesserung der Geschwindigkeitsabschätzung wurden daher die Geschwindigkeitswerte beider Sensorsysteme mittels eines Rauch-Tung-Striebel (RTS) Smoothers geglättet (zum RTS siehe Rauch et al. (1965)). Obwohl dieser Glättungsansatz bei Anwendung auf die Geschwindigkeiten im Mittel zu stabileren Verlaufsschätzungen führt, zeigte sich in der Einzelfallbetrachtung, dass mitunter starke Ausreißer auftreten. Um diese artefaktbedingten Ausreißer zu begrenzen, wurde eine gemischte Geschwindigkeitsschätzung implementiert, welche einen weichen Übergang zwischen der ursprünglichen Sensorsignalgeschwindigkeit und der geglätteten Geschwindigkeit realisiert.

Die Übergangsfunktion basiert auf einer sigmoiden Gewichtung in Abhängigkeit der Differenz zwischen geglätteter und ungeglätteter Geschwindigkeit. Liegt diese Differenz unterhalb eines definierten Schwellenwerts, dominiert die geglättete Schätzung. Überschreitet die Differenz hingegen den Schwellenwert deutlich, so wird die Originalmessung stärker gewichtet. Mathematisch lässt sich die resultierende gemischte Geschwindigkeit $v_{\{gemischt\}}$ als gewichteter Mittelwert mit dem Gewichtungsfaktor ξ beschreiben.

$$v_{\{gemischt\}} = \xi \cdot v_{\{geglättet\}} + (1 - \xi) \cdot v_{\{geschätzt\}} \tag{6}$$

$$\xi = \frac{1}{1 + e^{s\,(|v_{\{geglättet\}} - v_{\{geschätzt\}}| - \tau)}} \tag{7}$$

τ beziffert den Übergangsschwellenwert, der nach visueller Abschätzung der resultierenden Anpassungswerte mit 8 m/s für den Lidar- sowie 2 m/s für den Radarsensor festgelegt wurde. Die Übergangssteilheit s liegt für beide Sensoren beim Wert eins.

Datenvorverarbeitung des Realverkehrsdatensatzes

Die nun folgenden Verarbeitungsschritte beziehen sich ausschließlich auf den erhobenen Realverkehrsdatensatz mit dem Ziel, die Datenqualität zu erhöhen und die Daten für die Analyse in Kapitel 6 aufzubereiten. Dazu wurden die Trajektorien vor der Analyse einer mehrstufigen Vorverarbeitung unterzogen, um Messrauschen zu reduzieren, systematische Fehler zu korrigieren und eine konsistente, auswertbare Struktur herzustellen. Die Verarbeitung umfasst Strukturierung und Normalisierung, modellbasierte Glättung, qualitätsbezogene Filterung sowie die Ableitung von Sicherheitskenngrößen.

Zunächst wurden alle Messungen auf ein einheitliches, fahrzeugfestes Koordinatensystem und eine gemeinsame Zeitbasis (UTC+1 bzw. UTC+2 in der Sommerzeit) harmonisiert. Das Koordinatensys-

tem ist analog zu dem des Genauigkeitstests, d. h. die Referenz für das Messfahrzeug ist der Schnittpunkt der Fahrzeugfrontebene mit der Fahrzeuglängsachse, die Referenz der Zielobjekte jeweils der Schnittpunkt der Fahrzeugheckebene mit der Fahrzeuglängsachse. Da Gierwinkel durch die Bewegungsmodelle Werte außerhalb des Bereichs $[-\pi, \pi]$ annehmen können, wurden sie auf diesen Bereich abgebildet. Für Messungen des Lidarsensors erfolgte die zuvor beschriebene Korrektur der systematischen, gierwinkelabhängigen Positionsfehler in Längs- und Querrichtung auf Basis der dargestellten Regressionsmodelle. Ebenso wurde für beide Sensoren die Geschwindigkeit geglättet und mittels der sigmoiden Übergangsfunktion angepasst.

Die anschließende Filterung erfolgte mitunter sensorspezifisch. Zunächst wurden Trajektorien mit einer Beobachtungsdauer unter 3 s verworfen. Messungen, die während Stillstandphasen oder während des Rückwärtsfahrens des Messfahrzeugs entstanden (mittlere Ego-Geschwindigkeit < 0,2 m/s), wurden ausgeschlossen. Zur Begrenzung auf das für die Analysen relevante Umfeld wurden Trajektorien mit lateralem Maximalabstand $y > 12\,m$ entfernt. Ferner wurden Ausreißer unterdrückt, indem Trajektorien verworfen wurden, deren diskrete Positionsinkremente in Längs- oder Querrichtung Werte oberhalb des 99. Perzentils der jeweiligen Gesamtverteilung aufwiesen. Zur Reduktion von Randeffekten und instabilen Endsegmenten wurden die letzten zehn Zeitpunkte jeder Trajektorie verworfen. Hintergrund ist, dass eine Trajektorie im Tracking nach Ausbleiben bestätigender Messungen noch über genau diese Anzahl an Zeitpunkten weiter prädiziert und anschließend abgeschlossen wurde.

Für vom Radar erfasste Trajektorien wurde eine szenariobezogene Distanzbegrenzung eingeführt, da sehr weit entfernte Ziele für die betrachteten Interaktionen (Ego-nahes Verkehrsverhalten und Einscherkontexte) nur geringe Relevanz besitzen und zusätzliche Assoziationsunsicherheiten verursachen können. Konkret wurden alle Trajektorien entfernt, deren Längsabstand über die gesamte Beobachtungsdauer > 150 m lag.

Um die Analyse auf reine Autobahnfahrten zu fokussieren und Transitphasen sowie Nebenstraßen (z. B. Autobahnzubringer, Auf- und Abfahrten) auszuschließen, wurde ein Filterverfahren implementiert, das auf der Verschneidung der Messfahrzeugposition mit einem digitalen Straßennetzmodell basiert.

Als geometrische Referenz diente das Straßennetzwerk von OpenStreetMap (OpenStreetMap contributors 2025). Zur Sicherstellung der Datenintegrität wurden ausschließlich Verkehrswege der höchsten funktionalen Straßenklasse Autobahn extrahiert. Untergeordnete Segmente wie Zu- und Abfahrten sowie Zubringerstraßen wurden explizit aus dem Referenzdatensatz ausgeschlossen. Die resultierenden Liniengeometrien wurden in ein metrisches Koordinatensystem (UTM) projiziert, um präzise Distanzberechnungen zu ermöglichen.

Auch wenn zu großen Teilen auf korrigierte Positionsdaten zurückgegriffen wurde, liegen die gemessenen Ego-Koordinaten selten exakt auf der Mittellinie der Fahrbahn. Um eine robuste Zuordnung

zu ermöglichen, wurde um die extrahierten Autobahnsegmente eine 30 m breite Pufferzone definiert. Aufbauend darauf wurde jede Positionsmessung des Messfahrzeugs einer Point-in-Polygon-Analyse (Haines 1994) unterzogen. Ein Datenpunkt wird initial als „Autobahn-Kandidat" markiert, wenn seine Koordinaten innerhalb der definierten Pufferzone liegen. Da ein rein räumlicher Abgleich durch Ausreißer in der Positionsmessung zu Zuordnungsfehlern führen kann oder Mehrdeutigkeiten in der Straßenzuordnung bestehen können (z. B. das Unter- oder Überqueren einer Autobahn auf einer Brücke), wurde eine Konsistenzprüfung mittels eines gleitenden Zeitfensters implementiert:

- Ein Datenpunkt wird erst dann final als „Autobahn" klassifiziert, wenn 60 % der zeitlich benachbarten Messpunkte ebenfalls innerhalb der Pufferzone liegen.
- Kurze Verweilzeiten im Puffer (z. B. Überfahren von Brücken, die über die Autobahn verlaufen) führen zu einem negativen Ergebnis, während kurze Signalaussetzer oder kurzzeitiges Rauschen innerhalb einer kontinuierlichen Autobahnfahrt (z. B. im Bereich von Schilderbrücken oder Tunneln) durch den Kontext der benachbarten Punkte korrigiert werden.

Methodik zur Korrektur radarbasierter Objekt-Übersegmentierung

Ein Problem bei der Verwendung von Radarsensorik zur Trajektorienanalyse stellt die sogenannte Übersegmentierung dar. Aufgrund multipler Reflexionszentren an großflächigen Objekten wie beispielsweise schweren Nutzfahrzeugen neigt der interne Tracking-Algorithmus des Radars dazu, ein einzelnes physisches Objekt in mehrere unabhängige logische Einheiten zu zerlegen. Diese Fragmente werden oft als separate, knapp hintereinander oder parallel fahrende Objekte ausgegeben und entsprechend als mehrere Messungen auch beim Tracking der anderen Verkehrsteilnehmer durch das Messfahrzeug geführt. Ohne Korrektur führt dieses Phänomen zu einer deutlichen Verfälschung von sicherheitsanalytischen Metriken.

Um die Datenintegrität für die anschließende Untersuchung zu verbessern, wurde ein graphenbasiertes Clusterverfahren implementiert, das verteilte Messungen zu ein und demselben Objekt wieder zusammenführen soll. Das Verfahren gliedert sich in folgende Teilschritte:

- **Räumlich-kinematische Kandidatensuche**: Zur Reduktion der Rechenkomplexität auf großen Trajektoriendatensätzen wird pro Zeitschritt eine räumliche Vorsortierung in der Längsachse vorgenommen. Ein Paar von Objekten wird als potenzielles Fragment desselben physischen Körpers eingestuft, wenn die longitudinale Lücke zwischen den Objekten einen Schwellenwert von 5,0 m und der laterale Versatz einen Wert von 1,5 m nicht überschreiten.
- **Prüfung der kinematischen Starrheit**: Zentrales Kriterium für die Fusion ist das Verhalten als starrer Körper. Objekte werden nur dann assoziiert, wenn ihre Absolutgeschwindigkeitsdifferenz innerhalb einer definierten Toleranz liegt. Diese Toleranz wird adaptiv gestaltet: Während bei Standardobjekten ein strenger Schwellenwert von 0,5 m/s gilt, wird bei Objekten, die der Radarsensor als „Truck" klassifiziert, eine erweiterte Toleranz von 0,8 m/s zugelassen. Um eine Fehlfusionierung in hochdichten Verkehrsszenarien (z. B. Stauereignissen) zu

vermeiden, wird bei Geschwindigkeiten des Messfahrzeugs unter 5 km/h die zulässige Differenzgeschwindigkeit halbiert.

- **Differenzierung zwischen Objektsplit und Annäherung:** Um ein fälschliches Verschmelzen von dicht aufgestaffelten Fahrzeugkolonnen zu verhindern, wird die Objekthistorie einbezogen. Die Assoziation wird bevorzugt für Objekte mit geringer Lebensdauer durchgeführt, das auf ein plötzliches Erscheinen von Fragmenten infolge von Abschattungseffekten oder Mehrwegeausbreitung hindeutet. Bestehen beide Objekte bereits über einen längeren Zeitraum stabil nebeneinander, sinkt daher die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Segmentierung. Die finale Aggregation der identifizierten Fragmente erfolgt durch die Berechnung einer kombinierten Bounding Box, welche die Gesamtausdehnung vom vordersten bis zum hintersten Punkt aller beteiligten Einzelobjekte umschließt. Als zusätzliche Plausibilitätsinstanz dient eine geometrische Limitierung: Übersteigt die resultierende Gesamtlänge des Meta-Objekts das physikalische Maximum von 30 m (in Anlehnung an Lang-Lkw Typ 2 unter Berücksichtigung von Messfehlern), wird der Fusionsvorgang verworfen. Jedes durch diesen Algorithmus manipulierte Objekt wird im finalen Datensatz durch ein binäres Merkmal gekennzeichnet, um die Nachvollziehbarkeit der Datenaufbereitung für spätere Validierungsschritte zu gewährleisten.

Trotz der Anwendung des Verfahrens verbleibt ein inhärenter Zielkonflikt zwischen der Vollständigkeit der Rekonstruktion und der Fehleranfälligkeit durch Über-Assoziation. Eine sukzessive Ausweitung der räumlichen Distanzmaße oder der kinematischen Toleranzschwellen würde zwar die Erkennungsrate komplexer Segmentierungsfehler steigern, jedoch zwangsläufig die Spezifität des Algorithmus reduzieren. In Szenarien mit hoher Verkehrsdichte besteht bei zu weit gefassten Grenzwerten das Risiko, dass physikalisch eigenständige Fahrzeuge fälschlicherweise als ein Objekt zusammengefasst werden.

Die hier gewählten Schwellenwerte wurden daher auf Basis einer konservativen Heuristik festgelegt, um die Integrität der Objekttrennung in Grenzbereichen zu priorisieren. Eine tiefergehende mathematische Ableitung des optimalen Arbeitspunkts unter Berücksichtigung von Sensitivität und Spezifität wurde dabei bewusst nicht durchgeführt. Angesichts der hohen Datenmenge und der damit verbundenen Verarbeitungszeit wäre eine iterative Validierung gegen eine manuelle Referenzklassifizierung für den gesamten Datensatz nicht praktikabel umsetzbar. Das Verfahren konzentriert sich somit auf eine pragmatische, aber physikalisch fundierte Reduktion der offensichtlichsten Artefakte.

Identifikation relevanter Einscherereignisse

Zur Identifikation von Einschervorgängen ist es zunächst erforderlich, die relevanten Sequenzen im vorliegenden Trajektoriendatensatz zu identifizieren. Ein Einschervorgang bezeichnet den Trajektorienabschnitt eines Fahrzeugs, in dem es durch eine ausgeprägte laterale Verlagerung (Spurwechsel

bzw. Einfädeln) seine Fahrspur relativ zur Fahrbahngeometrie oder zu einem Referenzfahrzeug wechselt. Der Vorgang beginnt mit dem Einsetzen einer konsistenten Querbewegung und endet, sobald das Fahrzeug in der Zielspur wieder stabil geführt wird (laterale Position hat sich auf ein stabiles Niveau eingependelt und es ist keine deutliche Querbewegung vorhanden). Die Bandbreite dieser Bewegungen reicht vom einfachen Spurwechsel bis hin zu doppelten Spurwechseln mit großem lateralem Versatz; mitunter überlagern sich dabei zusätzliche Längsdynamiken wie Beschleunigungs- oder Bremsmanöver.

Aus methodischer Sicht lassen sich Trajektorien als multivariate Zeitreihen auffassen. Jeder Zeitschritt wird wie beim Objekttracking durch einen Zustandsvektor beschrieben, der unter anderem Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Orientierung des Fahrzeugs enthält. Damit können klassische Verfahren der Zeitreihenklassifikation, etwa sequenzielle Ähnlichkeitsmaße, merkmalsbasierte Klassifikatoren oder neuronale Sequenzmodelle, zur automatisierten Detektion von Fahrstreifenwechseln eingesetzt werden.

Erdogan et al. (2019) vergleichen drei grundlegende Ansätze zur Erkennung von Fahrmanövern:

- regelbasierte Methoden,
- unüberwachtes Lernen in Form von Clustering und
- überwachtes Lernen mittels Gated Recurrent Unit-Netzwerken (GRU).

Jede Methode weist spezifische Vor- und Nachteile auf. Regelbasierte Ansätze sind stabil und präzise, gleichzeitig jedoch abhängig von zuvor definierten Merkmalen, wodurch sie kaum generalisierbar sind. Unüberwachtes Lernen zeichnet sich durch hohe Flexibilität aus, da es ohne Trainingsdaten auskommt und keine A-priori-Klassifizierung der Fahrmanöver notwendig ist. Die Performance ist nach Erdogan et al. (2019) zudem geringfügig besser als die des regelbasierten Ansatzes. Die beste Performance kann nach Erdogan et al. (2019) mit dem GRU-Netz erzielt werden. Dieses setzt jedoch einen umfassenden Trainingsdatensatz und zusätzlich gelabelte Manöver voraus, was einen hohen Initialaufwand zur Aufbereitung des Datensatzes bedeutet. (Erdogan et al. 2019)

Mit dem Fokus der Arbeit auf der exemplarischen Untersuchung von Umgebungsverkehrsdaten anhand des konkreten Beispiels der Einschermanöver ist die zu erkennende Situation also klar spezifiziert, sodass keine Rücksicht auf Generalisierbarkeit genommen werden muss. Zudem liegen keine bereits fertig gelabelten Trainingsdaten vor, wodurch die regelbasierte Weise als am zeiteffizientesten eingeschätzt wird.

Die verwendete Methode analysiert für die Identifikation von Einscherereignissen die zeitliche Entwicklung der Querposition auf Basis eines Sliding-Window-Verfahrens. Als Eingang dienen die Objekttrajektorien $\{(t_k, x_k, y_k)\}_{k=1}^{N}$, deren Bezugspunkt das in Abschnitt 5.2 beschriebene Koordinatensystem ist. Durch das verwendete Sensorsetup liegen keine Informationen über die befahrenen Fahrstreifen und vorhandenen Fahrbahnmarkierungen vor. Ein Fahrstreifenwechsel wird daher als

ein kohärenter Abschnitt aufgefasst, in dem die Querposition $y(t)$ eine für einen Fahrstreifenwechsel typische Auslenkung überschreitet. Die Fahrstreifenbreiten auf deutschen Autobahnen sind in den Richtlinien für die Anlage von Autobahnen definiert (Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen 2008) und variieren je nach Entwurfsklasse, wobei auf Fernautobahnen (EKA 1) der rechte Fahrstreifen mit 3,75 m breiter ist als die linken Fahrstreifen mit 3,50 m. Autobahnähnliche Straßen (EKA 2) haben einheitlich 3,50 m breite Fahrstreifen, während bei Stadtautobahnen (EKA 3) der rechte Fahrstreifen 3,50 m und die linken und mittleren Fahrstreifen nur 3,25 m breit sind. Diese Dimensionierung erfolgt aufgrund unterschiedlicher verkehrstechnischer Anforderungen. Als Annäherung wird daher eine nominale Fahrstreifenbreite $b_{\mathrm{FS}} = 3{,}5\ m$ zugrunde gelegt. Um Sensorausreißer, Fahrzeugbreiten und Trajektorienrauschen zu berücksichtigen, wird zudem eine konservative Schwelle τ_y definiert als:

$$\tau_y \coloneqq \epsilon \cdot b_{\mathrm{FS}}, \qquad \epsilon = 0{,}85 \;\Rightarrow\; \tau_y = 2{,}975\,\mathrm{m}$$

Als Fahrstreifenwechsel wird daher ein lateraler Versatz von 3,5 m mit einem Variationsfaktor ε von 85 % vorgesehen und ein Fenster als spurwechselrelevant betrachtet, wenn die Spannweite der Querposition innerhalb des Fensters diese Schwelle überschreitet.

Für jede Trajektorie werden zeitliche Fenster $W = [t,\, t + \Delta]$ mit variabler Fensterlänge $\Delta \in [\Delta_{min}, \Delta_{max}]$ und konstanter Schrittweite Δt über den zeitlichen Verlauf einer Trajektorie verschoben. Für jedes Fenster gilt:

$$\Delta y(W) \coloneqq \max_{t' \in W} y(t') - \min_{t' \in W} y(t')$$

Ist $\Delta y(W) > \tau_y$, wird W als Kandidatenspanne eines Spurwechsels markiert. Die Richtung wird aus der Monotonie der Enden bestimmt ($y(t + \Delta) - y(t) > 0 \Rightarrow$ links; $< 0 \Rightarrow$ rechts). Als charakteristische Peak-Zeit $t^{\star}$ wird der Zeitpunkt mit dem größten inkrementellen $|\Delta y|$ im Fenster gewählt. Zur Priorisierung wird eine dimensionslose Konfidenz $c(W)$ verwendet.

$$c(W) \coloneqq \min\left(\frac{\Delta y(W)}{\tau_y},\, 3\right)$$

Die Trajektorien werden mit abnehmenden Fensterlängen durchlaufen, $\Delta \in \{\Delta_{max},\, \Delta_{max} - s_{\Delta},\, \ldots,\, \Delta_{min}\}$ (hier: $\Delta_{min} = 1{,}5\ s;\ \Delta_{max} = 10\ s;\ s_{\Delta} = 0{,}5\ s$). Die verwendeten Limits für die Fensterlängen ergeben sich aus einer manuellen Auswertung von 100 Spurwechselmanövern aus dem Datensatz und stellen einen Zeitbereich dar, in dem alle Spurwechsel der Stichprobe stattgefunden haben. Die Fenster werden mit Schrittweite $\Delta t = 0{,}1\ s$ entlang der Trajektorie verschoben. Die Suche von groß nach klein dient der Stabilisierung: grobe Fenster liefern robuste Erstkandidaten; kleinere Fenster verfeinern diese, indem bei Überlappung stets das kleinere Fenster bevorzugt wird, um Spurwechsel innerhalb einer Trajektorie genau zu lokalisieren. Treffen demnach zwei Kandidatenfenster

$\{W_i\}$ aufeinander, wird eine Überlappung als konfliktär betrachtet, wenn sich die Zeitintervalle überschneiden. In diesem Fall bleibt das Fenster mit kleinerem Δ (präzisere Lokalisierung) erhalten, das andere wird verworfen. So entsteht pro Spurwechsel ein minimaler, aber noch physikalisch plausibler Zeitkorridor.

Um zusammengesetzte Manöver (z. B. doppelte Spurwechsel links → rechts ohne Zwischenstabilisierung) abzubilden, werden zeitlich benachbarte Kandidatenfenster $\{W_i\}$ zu Gruppen zusammengefasst, wenn die Dauer zwischen dem Ende des vorderen und dem Beginn des nächsten kleiner als die Schwelle g_{merge} ist (hier $g_{\text{merge}} = 0{,}8\ s$). Eine Gruppe wird dann zu einem zusammengeführten Wechselfenster $\widetilde{W}$ mit folgenden Eigenschaften aggregiert:

- **Zeitintervall:** $[\min \text{start}(W_i)\,,\ \max \text{end}(W_i)]$
- **Gesamtversatz:** $\Delta y(\widetilde{W}) = |y_{\text{Ende}} - y_{\text{Start}}|$ über Gruppenanfang/-ende.
- **Spurwechselrichtung:** aus der Nettoänderung $\text{sign}(y_{\text{Ende}} - y_{\text{Start}})$; $\text{bei}\ \Delta y = 0$ wird die Richtung des stärksten Einzelwechsel-Kandidaten übernommen.
- **Konfidenz:** gewichteter Mittelwert der Einzelkonfidenzen mit $\Delta y(W_i)$ als Gewichten.
- **Peak-Zeit:** vom stärksten Einzelkandidaten.

Da reale Manöver selten weniger als einige Zehntelsekunden beieinander auftreten, werden finale Kandidaten anhand ihrer Peak-Zeiten $t^\star$ entkoppelt: Kandidaten mit Differenzen in den Peakzeitpunkten $|t_i^\star - t_j^\star| < g_{\min}$ (hier $g_{\min} = 0{,}3\ \text{s}$) werden nach absteigender Konfidenz gefiltert (nur der vertrauenswürdigste bleibt). Zur besseren Interpretierbarkeit wird um jedes finale Fenster ein symmetrischer Übergangspuffer addiert ($\pm 0{,}5\ \text{s}$), wodurch An- und Abklingen der Querbewegung einbezogen wird.

Berechnung von Fahrzeugbeziehungen und sicherheitsanalytischen Kennzahlen

Als weitere Vorarbeit für die Auswertung wurde für jeden Zeitschritt t das räumliche Umfeld jedes erfassten Fahrzeugs bestimmt. Dabei erfolgte eine vektorisierte, zeitaufgelöste Bestimmung von Fahrzeugrelationen (Vorausfahrer, Nachfolger, Nachbar links/rechts) auf Basis der geometrischen Überlappung der Fahrzeugkonturen. Jedes erfasste Objekt ist u. a. durch seine gemessene Heckposition (x, y), die Fahrzeugabmessungen $(\text{dim}_x, \text{dim}_y)$ und die relative Geschwindigkeit in Längsrichtung (v_x) beschrieben.

Für jedes Zeitintervall wurden alle gleichzeitig beobachteten Objekte (einschließlich des Messfahrzeugs als Referenz) in einer Matrix verglichen, um ihre räumliche Anordnung zueinander zu bestimmen. Ein Fahrzeug j wird als Vorausfahrer des Fahrzeugs i identifiziert, wenn $x_{j,\text{Heck}} > x_{i,\text{Front}}$ und $[y_{j,\text{rechts}},\ y_{j,\text{links}}] \cap [y_{i,\text{rechts}},\ y_{i,\text{links}}] \neq$ Æ. Unter allen so zulässigen Kandidaten wird dasjenige Fahrzeug mit der kleinsten positiven Längsdistanz gewählt. Analog werden Nachfolger als die nächsten überlappenden Fahrzeuge hinter i bestimmt.

Seitliche Nachbarn (links/rechts) werden über die kleinste laterale Distanz innerhalb longitudinaler Überlappung ermittelt. Fahrzeuge ohne gültige Relation werden als frei fahrend klassifiziert.

Auf dieser relationalen Struktur basierend wurden zeitaufgelöst sicherheitsanalytische Kennzahlen, sogenannte Surrogate Safety Measures (SSM), berechnet, um kritische Annäherungen und Interaktionen zu quantifizieren:

- TTC beschreibt die verbleibende Zeit bis zum Auffahren bei konstanter Relativgeschwindigkeit und wird definiert als $\mathrm{TTC}(t) = \frac{d_x(t)}{\Delta v_x(t)}$ für $d_x > 0$ und $\Delta v_x > 0$, wobei $d_x(t)$ der stoßstangenbezogene Abstand und $\Delta v_x(t)$ die longitudinale Relativgeschwindigkeit zum jeweiligen Vorausfahrer ist.
- Time Headway (THW) wurde als zeitlicher Abstand zwischen Fahrzeug i und seinem Vorausfahrer j berechnet: $\mathrm{THW}(t) = \frac{d_x(t)}{v_{x,i}(t)}$ für $v_{x,i} > 0$
- Distance Headway (DHW) beschreibt den rein räumlichen Abstand zwischen Fahrzeug i und seinem Vorausfahrer j und stellt das statische Pendant zur THW dar. Er ist definiert als der instantane stoßstangenbezogene Abstand zum Zeitpunkt t: $\mathrm{DHW}(t) = d_x(t)$

4.4 Datenanalyse

Nach der Datenerhebung und der Datenverarbeitung stellt die Datenanalyse den letzten Schritt der drei wesentlichen Aspekte der Versuchsmethodik dar. Die Datenanalyse gliedert sich in folgende drei Hauptkomponenten:

1. **Bewertung der Datenqualität:** Die Trajektorien des Datensatzes für die Genauigkeitsbewertung werden mit einem Referenzmesssystem verglichen und anhand dessen ihre Genauigkeit bewertet.
2. **Auswertung der erhobenen Umgebungsverkehrsdaten des Realverkehrs:** Die erhobenen Realverkehrsdaten werden sowohl trajektorienindividuell als auch hinsichtlich der Verteilungen sicherheitsanalytischer Kenngrößen analysiert.
3. **Validierung:** Die erhobenen Daten bilden lediglich einen begrenzten Ausschnitt des tatsächlichen Verkehrsgeschehens ab. Die Belastbarkeit weiterführender Aussagen hängt deshalb nicht nur von der Qualität der Daten, sondern auch von möglichen Verzerrungen innerhalb der erhobenen Stichprobe ab. Im Rahmen dieses Schrittes wird durch einen Vergleich mit ähnlichen Datensätzen überprüft, in welcher Weise diese Verzerrungen auftreten könnten und wie sie bei der Interpretation der Ergebnisse angemessen berücksichtigt werden können.

Die jeweiligen Schritte der Datenanalyse werden in den nachfolgenden Kapiteln 5 bis 7 detailliert ausgeführt.

4.5 Zwischenfazit

Kapitel 4 stellt die konzeptionellen und theoretischen Grundlagen der Datenerhebung und -verarbeitung aus der Perspektive eines im Verkehr mitschwimmenden Messfahrzeugs dar und präzisiert die dabei zu berücksichtigenden methodischen Randbedingungen. Im Vordergrund steht die strukturierte Beschreibung der Verarbeitungsschritte von der Detektion, über das Objekttracking bis hin zur Datennachbereitung. Damit wird aufgezeigt, an welchen Stellen die Qualität der resultierenden Trajektorien nicht ausschließlich durch die Sensorik, sondern in erheblichem Maße durch Modellannahmen, Parametrierungen (z. B. Bewegungsmodell, Rauschannahmen, Gating und Assoziationsstrategie) und die Schritte der Datenaufbereitung beeinflusst wird.

Auf dieser Grundlage erfolgt im folgenden Kapitel die empirische Genauigkeitsbewertung der erzeugten Trajektorien. Hierzu werden die im vorliegenden Kapitel definierten Zustandsgrößen und Modellannahmen herangezogen und anhand geeigneter Vergleichs- bzw. Ground-Truth-Daten quantitativ überprüft. Die Ergebnisse ermöglichen eine Einordnung der beobachteten Abweichungen entlang der Verarbeitungskette und liefern damit die Basis für die anschließende Interpretation im Kontext der Untersuchungsziele.

5 Genauigkeitsanalyse

Die Bewertung der Genauigkeit des Messfahrzeugs erfolgt, wie in der Versuchsmethodik in Abschnitt 4.1 beschrieben, durch den Vergleich der vom Messfahrzeug ermittelten Werte mit den Referenzwerten der mittels ADMA berechneten Relativdaten zu Position und Geschwindigkeit. Bei der Positionsgenauigkeit werden die Gesamtabweichung sowie die einzelnen Komponenten in longitudinaler und lateraler Richtung betrachtet. Für die Geschwindigkeit erfolgt keine Aufschlüsselung entlang der Richtungskomponenten, da diese im Zustandsvektor des Messsystems als latente Variable indirekt aus der Systemfunktion abgeleitet oder durch die Sensorik (Radar) gemessen wird.

5.1 Metriken für die Genauigkeitsauswertung

Entscheidend für die Beurteilung, ob die Genauigkeit des Messsystems für den vorgesehenen Einsatzzweck ausreicht, ist die Wahl geeigneter Metriken, denn der Begriff der Genauigkeit kann mehrdimensional verstanden werden und setzt sich nach Priemer (2022, S. 26) aus den Konzepten der Richtigkeit und der Präzision zusammen. Richtigkeit bezieht sich darauf, wie nah Messergebnisse am tatsächlichen oder wahren Wert liegen. Ein hoher Grad an Richtigkeit bedeutet, dass der Mittelwert einer Messreihe nahe am wahren Wert liegt. Die Präzision hingegen wird durch die Streuung der Messergebnisse um einen Mittelwert charakterisiert (siehe Abbildung 20).

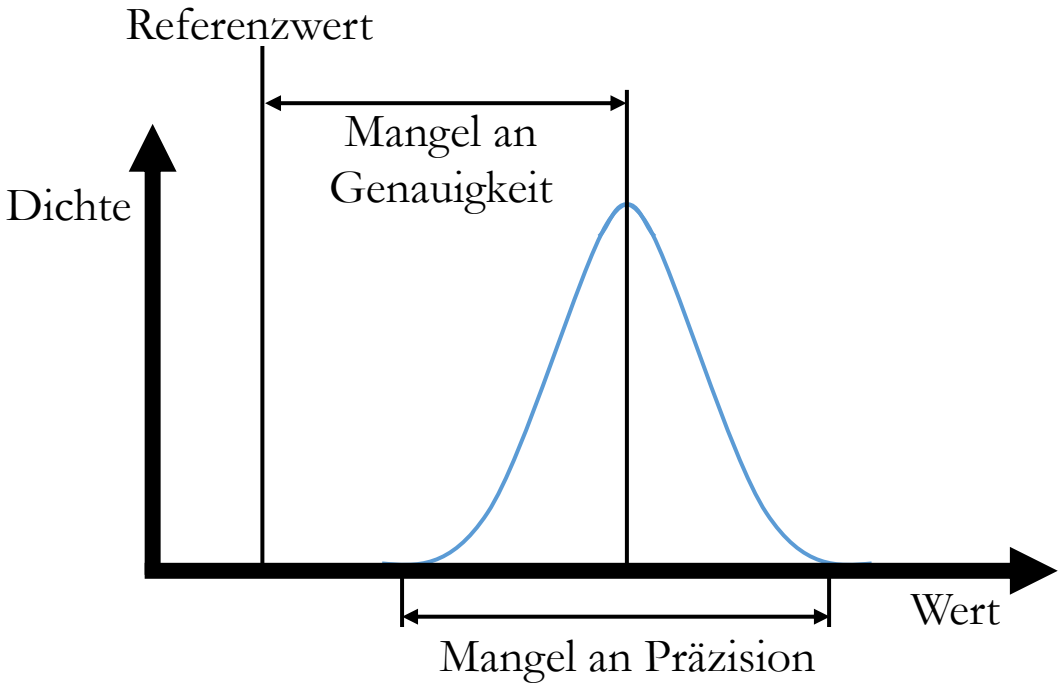


Abbildung 20: Veranschaulichung des Konzepts von Richtigkeit und Präzision. Ein Mangel an Richtigkeit bedeutet, dass der Mittelwert der Messwerte weit entfernt von der Referenz liegt. Gleichzeitig bedeutet ein Mangel an Präzision, dass die gemessenen Werte stark streuen

Zur Beurteilung der Genauigkeit werden daher die statistischen Maße des mittleren absoluten Fehlers (Mean Absolute Error, kurz MAE), Interquartilsabstands (Interquartile Range, kurz: IQR) und der Quadratwurzel des mittleren quadratischen Fehlers (Root Mean Squared Error, kurz: RMSE) herangezogen.

Der MAE beschreibt die Abweichung zwischen gemessenen Zustandswerten und denen der Referenz und kann als Mittelwert der Messabweichung interpretiert werden. Er ist somit definiert als

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{\mathrm{n}}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} \mathrm{e_i} \tag{8}$$

wobei $e_i = |z_r - z_m|$ die Messabweichung, also Differenz zwischen dem Referenzwert z_r der Ground Truth und der Messung des Systems z_m zu einem Zeitpunkt i, darstellt.

Als Maß für die Präzision dient der IQR. Er beziffert die Streuung der Messabweichung, indem er die Spanne zwischen dem 25. und 75. Perzentil anzeigt und somit die Konzentration der mittleren 50 % der Messwerte angibt. Wie in den Diagrammen des Abschnitts 5.3 ersichtlich, weisen die Messabweichungen eine asymmetrische Streuung auf, was den IQR in diesem Fall zu einer aussagekräftigeren Metrik als die Standardabweichung macht; denn im Gegensatz zur Standardabweichung ist der IQR robust gegenüber nicht-symmetrischen Verteilungen und Ausreißern. Der IQR ist formal definiert als

$$IQR = Q_3 - Q_1 = Perzentil_{75} - Perzentil_{25} \tag{9}$$

Zuletzt wird der RMSE als Gesamtbewertung der Abweichung herangezogen, der definiert ist als

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} e_i^2} \tag{10}$$

Indem die Messabweichung e_i quadriert wird, erhalten größere Fehler ein stärkeres Gewicht, was dazu führt, dass eine erhöhte Varianz den RMSE überproportional steigert. Auf diese Weise spiegelt der RMSE nicht nur die Richtigkeit wider, sondern erfasst indirekt auch die Präzision der Messungen.

5.2 Testkonfiguration und Testablauf

Zur Bewertung der Genauigkeit werden zwei Testfälle betrachtet: Einscherer und Abbieger.

Beim Einscherer-Testfall fährt das Zielfahrzeug ähnlich wie bei einem Überholmanöver am Messfahrzeug vorbei und schert vor diesem ein. Ziel ist es zu untersuchen, wie sich die Geschwindigkeit und der Einlenkabstand auf die Genauigkeit der Messungen auswirken. Dazu werden Tests mit verschiedenen Kombinationen aus Geschwindigkeit und Einlenkabstand durchgeführt. Während sich das Messfahrzeug durchgehend im Stillstand befindet, wird die Geschwindigkeit des Zielfahrzeugs in 10-km/h-Schritten von 10 bis 40 km/h erhöht. Innerhalb jeder Geschwindigkeitsstufe wird zudem der

Einlenkabstand beginnend bei 10 m auf 40 m in 10-m-Schritten vergrößert. Für jede Testkombination werden jeweils fünf Durchläufe gefahren, was zu einer Gesamtzahl von 80 Versuchen führt. Die Testkonfiguration ist in Abbildung 21 exemplarisch dargestellt.

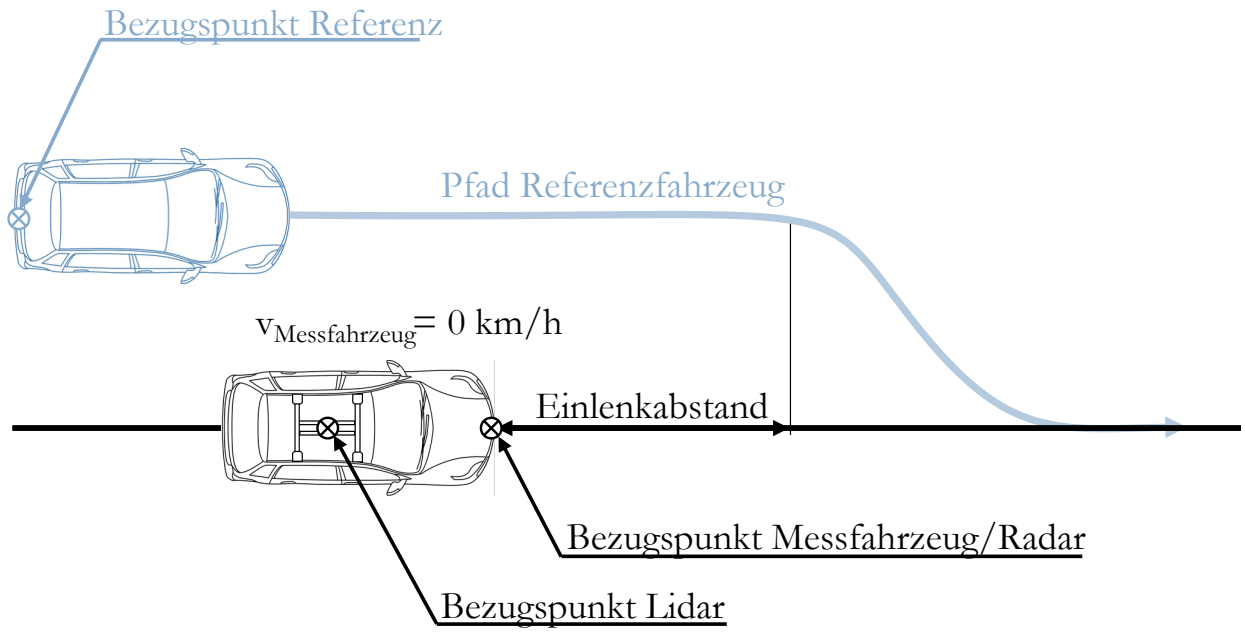


Abbildung 21: Schematische Darstellung der Testkonfiguration für das Einscherer-Szenario

Im Testfall Abbiegen fährt das Zielfahrzeug ebenso an dem stillstehenden Messfahrzeug vorbei. Anstatt jedoch vor dem Messfahrzeug einzuscheren, biegt das Zielfahrzeug rechtsseitig ab und fährt auf der anderen Seite des Messfahrzeugs wieder zurück in die Startposition. In diesem Testfall soll vor allem geprüft werden, wie gut die im Hintergrund des Messsystems wirkenden Kalman-Filter ihre Zustandsschätzung auf eine länger dauernde Kreisbewegung anpassen können. Wieder werden Tests für verschiedene Kombinationen aus Geschwindigkeit und Einlenkabstand durchgeführt. Die Geschwindigkeit des Zielfahrzeugs wird diesmal in 10-km/h-Schritten von 10 km/h bis 30 km/h erhöht. Innerhalb der Geschwindigkeitsstufe wird der Einlenkabstand wieder von 10 m auf 40 m in 10-m-Schritten vergrößert. Ebenfalls werden für jeden Test jeweils fünf Durchläufe gefahren, sodass insgesamt 60 Versuche durchgeführt werden. Abbildung 22 illustriert exemplarisch die Konstellation für die Abbiegerversuche.

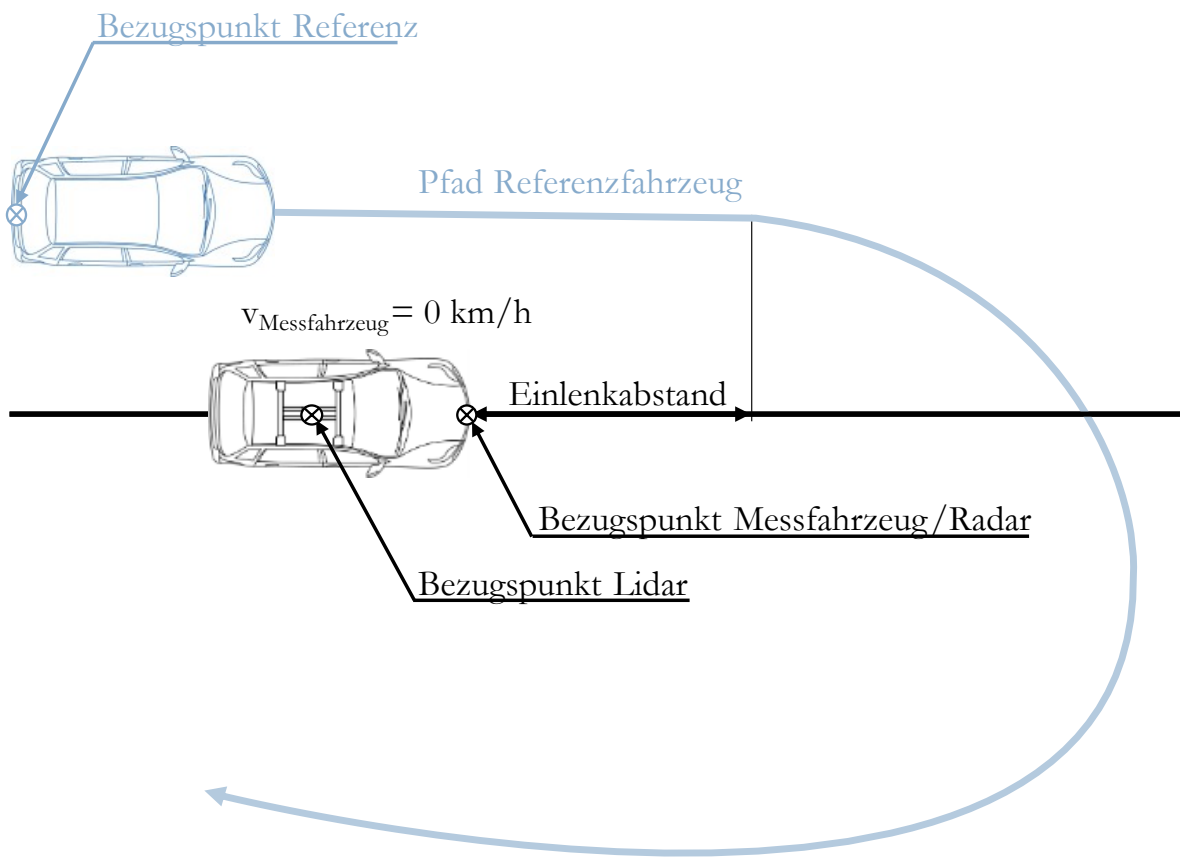


Abbildung 22: Schematische Darstellung der Testkonfiguration für das Abbieger-Szenario

Wie in Abbildung 21 und Abbildung 22 ersichtlich ist, sind die Bezugspunkte der einzelnen Sensoren und Fahrzeuge nicht kongruent zueinander, sondern wie folgt festgelegt:

- Der Bezugspunkt des Messfahrzeugs wird definiert als der Schnittpunkt zwischen der Längsachse des Fahrzeugs und der Ebene, die senkrecht zur Längsachse steht und den vordersten Punkt der Fahrzeuggeometrie berührt. Auf diesen Punkt beziehen sich alle Abstandsangaben. Gleichzeitig ist dies der Bezugspunkt des Radarsensors, da dieser deckungsgleich an der Fahrzeugfront positioniert wird. Da keine Messungen mit Höhenbezug vorgenommen werden, wird die Höhe des Bezugspunkts vernachlässigt.
- Der Bezugspunkt des Zielfahrzeugs ist analog dazu der Schnittpunkt zwischen der Längsachse des Fahrzeugs und der Ebene, die senkrecht zur Längsachse steht und den hintersten Punkt der Fahrzeuggeometrie berührt. Dieser Punkt repräsentiert gleichzeitig den geometrischen Bezugspunkt für die Erfassung und Interpretation der Radarmessdaten (Radar-Messpunkt).
- Der Lidarsensor selbst ist nahe der Fahrzeugmitte des Messfahrzeugs angebracht (Sensor-Verbaupunkt). Die Distanzangaben aus den Lidar-Messdaten beziehen sich immer auf den Mittelpunkt der Bounding Box, die ein erkanntes Objekt umreißt; demzufolge auf den Mittel-

punkt der Fahrzeuglängsachse (Lidarmesspunkt). Die aus den Lidar-Messungen resultierenden Werte werden durch Koordinatentransformationen so umgerechnet, dass sie sich auf die Bezugspunkte der beiden Fahrzeuge beziehen.

Die genauen Montagepositionen der Sensoren für die Genauigkeitstests können in den Metadaten im Anhang A.4 nachvollzogen werden.

5.3 Ergebnisse der Genauigkeitstests

Insgesamt werden vier Genauigkeitsmaße evaluiert. Diese ergeben sich aus der Kombination der beiden Sensortypen (Lidar und Radar) mit den zwei untersuchten Szenarien Einscherer und Abbieger.

5.3.1 Genauigkeit Einscherer-Szenario

Die Messgenauigkeit in der Einschersituation ist besonders bedeutsam, da genau diese Manöver für die Bewertung der Umgebungsverkehrsdaten analysiert werden sollen. Für die Evaluierung der Genauigkeit sind daher vor allem die Abweichungen der Messwerte vom Referenzwert in den jeweiligen Richtungskomponenten (längs und quer zur Fahrtrichtung) entscheidend: In Einschervorgängen bestimmen gerade diese Komponenten unmittelbar, ob Position, laterale Annäherung und Relativbewegung korrekt erfasst werden (z. B. seitlicher Versatz und Annäherungsrate beim Spurwechsel) und damit, ob das Manöver in seiner sicherheitsrelevanten Geometrie richtig beschrieben wird. Die entsprechenden Abweichungen sind für alle Messdurchläufe in Abbildung 23 dargestellt.

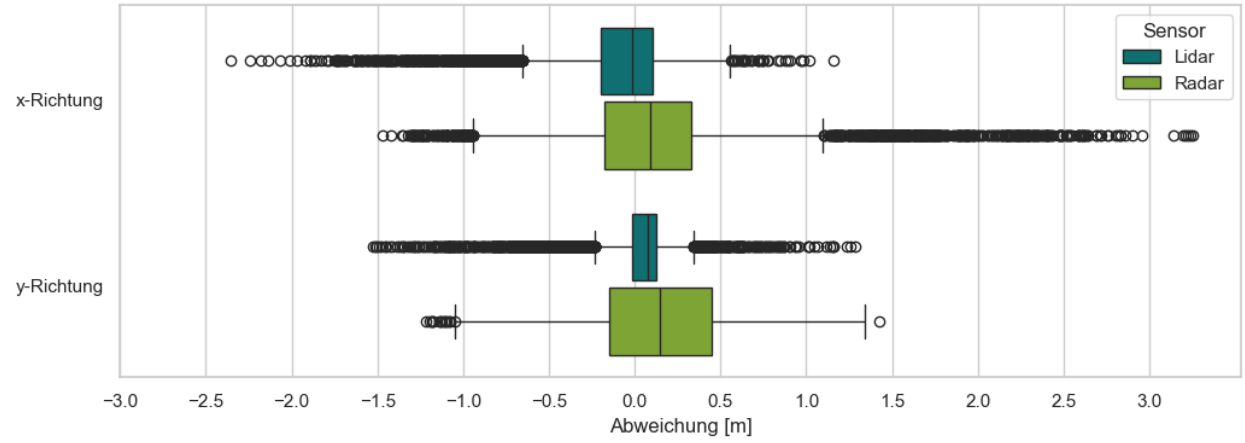


Abbildung 23: Positionsabweichung gestaffelt nach Koordinatenachsen für das Einscherer-Szenario

Die Auswertung zeigt eine durchschnittliche Positionsabweichung des Lidarsensors in x-Richtung von -0,09 m und in y-Richtung von 0,03 m. Die durchschnittliche Positionsabweichung des Radarsensors liegt analog dazu in x-Richtung bei 0,12 m und in y-Richtung bei 0,14 m. Die Messungen sind im Mittel also leicht nach links sowie entlang der Fahrzeuglängsachse des Zielfahrzeugs leicht nach hinten (Lidar) bzw. vorne (Radar) versetzt. Zudem lässt sich erkennen, dass der IQR des Lidarsensors in beiden Richtungskomponenten geringer ist als der des Radarsensors (0,3 m gegen 0,51 m für die x-

Komponente bzw. 0,14 m gegen 0,49 m für die y-Komponente). Der MAE liegt somit für die Einschersituation bei 0,29 m für den Lidarsensor und bei 0,54 m für den Radarsensor.

Abbildung 24 zeigt eine kombinierte Darstellung des Histogramms und der kumulativen Verteilungsfunktion (Cumulative Distribution Funktion, kurz: CDF) der gesamten Positionsabweichung für das Einscherer-Szenario.

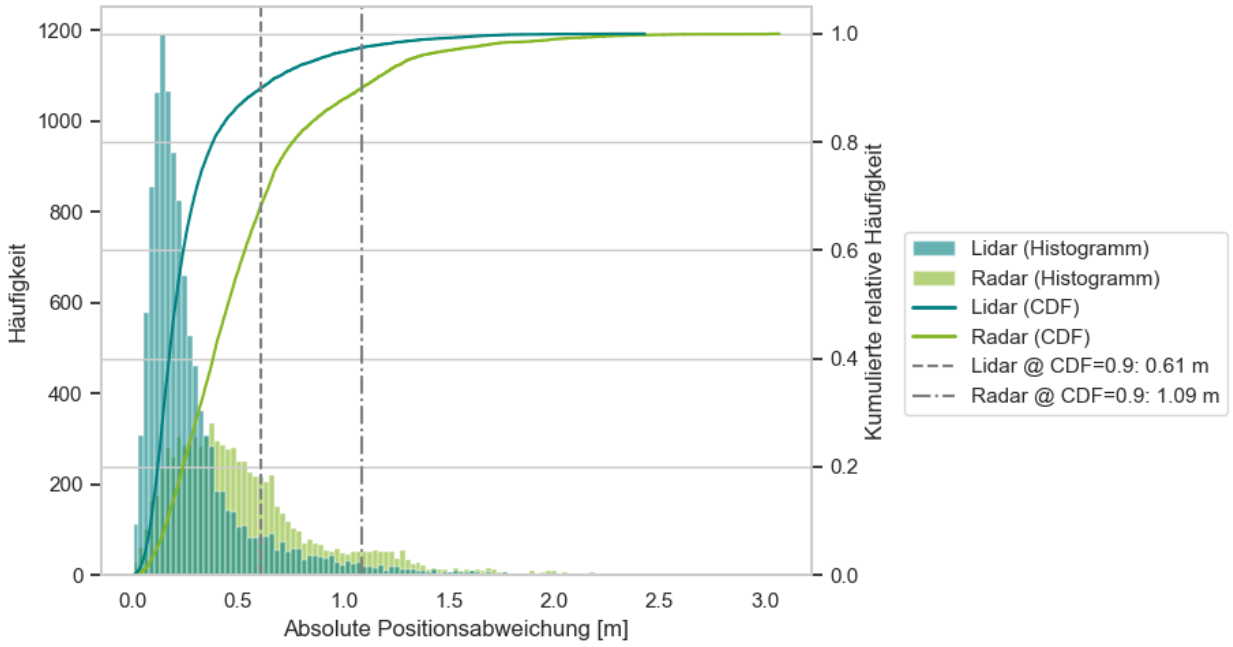


Abbildung 24: Histogramm und CDF der absoluten Positionsabweichung für das Einscherer-Szenario

Die Histogramme veranschaulichen die absolute Häufigkeit der Messabweichungen. Dabei zeigt der Lidarsensor (türkis) eine deutlich schmalere Verteilung mit einer Konzentration auf geringe Abweichungen, während der Radarsensor (hellgrün) eine breitere Verteilung mit vermehrtem Auftreten größerer Abweichungen aufweist. Die CDFs ergänzen diese Analyse um die kumulierte relative Häufigkeit, mit der bestimmte Abweichungswerte nicht überschritten werden. Der Vergleich der CDFs verdeutlicht die höhere Präzision des Lidarsensors: Bei einer kumulativen Wahrscheinlichkeit von 90 % liegt die Positionsabweichung des Lidarsensors bei 0,61 m, während der Radarsensor bei gleicher kumulierter Wahrscheinlichkeit eine Abweichung von 1,09 m aufweist.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass der Lidarsensor in diesem Szenario im Rahmen seines Erfassungsbereichs eine genauere Positionsbestimmung ermöglicht als der Radarsensor.

Ergänzend zur Analyse der Positionsabweichungen wurde im Einscherer-Szenario die Genauigkeit der Geschwindigkeitsschätzung beider Sensorsysteme evaluiert. Abbildung 25 zeigt hierzu die Verteilung der Differenzen zwischen den sensorseitig geschätzten Relativgeschwindigkeiten und den entsprechenden Referenzwerten. Die dargestellten Abweichungen basieren auf der in Abschnitt 4.3.2 beschriebenen, gemischten Geschwindigkeitsschätzung. Der Lidarsensor weist innerhalb des IQR

eine sehr kompakte Verteilung auf, was auf eine vergleichsweise hohe Präzision in Standard-Messsituationen hindeutet. Mit einem Median von 0,84 m/s zeigt das System jedoch eine systematische Tendenz zur leichten Überschätzung der Relativgeschwindigkeit. Besonders auffällig ist die ausgeprägte Flanke negativer Ausreißer, die Werte bis zu -13 m/s erreichen. Diese massiven Abweichungen lassen sich auf Ausreißer der Positionsmessung während des Einschervorgangs zurückführen, bei denen die algorithmische Ableitung der Geschwindigkeit aus der Positionsänderung kurzzeitig fehlerhafte Werte liefert. Im Gegensatz dazu zeigt der Radarsensor einen breiteren IQR und somit eine etwas höhere Varianz in der Schätzung. Mit einem Median von -0,34 m/s liegt seine Schätzung jedoch näher am Referenzwert, was eine höhere Richtigkeit im Vergleich zum Lidarsensor bedeutet. Da der Radarsensor die Relativgeschwindigkeit direkt physikalisch erfasst, ist er deutlich robuster gegenüber den beim Lidar beobachteten Ausreißern.

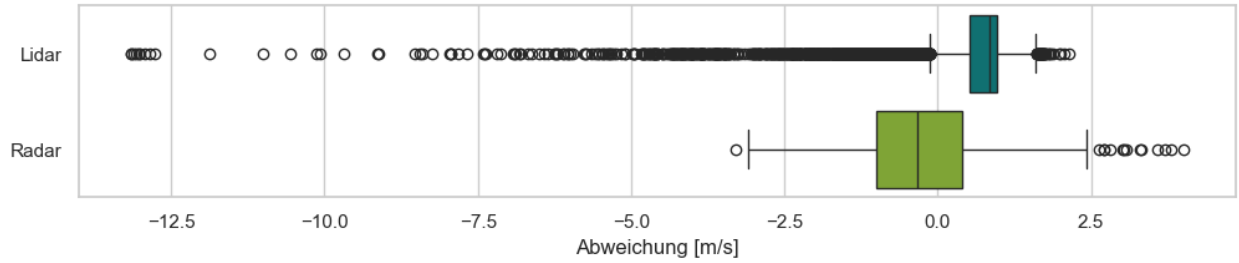


Abbildung 25: Geschwindigkeitsabweichung für das Einscherer-Szenario

Die numerische Auswertung der Messgenauigkeit für das Einscherer-Szenario ist in Tabelle 3 zusammengefasst. Es werden jeweils der MAE, der IQR sowie der RMSE für die Gesamtpositionsabweichung, die Abweichungen in x- und y-Richtung sowie die Geschwindigkeitsabweichung ausgewiesen. Insgesamt zeigt sich, dass der Lidarsensor eine höhere Genauigkeit in der Positionsbestimmung aufweist, während der Radarsensor bei der Geschwindigkeitsschätzung geringere Ausreißer, jedoch eine größere Streuung im IQR zeigt.

Tabelle 3: Zusammenfassung der Genauigkeitsmetriken für das Einscherer-Szenario

Abweichungsmaß	**Metrik**	**Lidar**	**Radar**
Positionsabweichung [m]	MAE	0,29	0,54
	IQR	0,20	0,40
	RMSE	0,39	0,67
Abweichung in x-Richtung [m]	MAE	0,22	0,42
	IQR	0,30	0,51
	RMSE	0,33	0,59
Abweichung in y-Richtung [m]	MAE	0,14	0,27
	IQR	0,14	0,49
	RMSE	0,21	0,33

Geschwindigkeits-abweichung [m/s]	MAE	0,93	0,74
	IQR	0,43	1,40
	RMSE	1,19	0,91

Zur weiterführenden Bewertung der Messgenauigkeit im Einscherer-Szenario wurde die mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit der zwei variierten Szenarioparameter analysiert: der Relativgeschwindigkeit beim Einscheren sowie des Einlenkabstands.

Abbildung 26 illustriert den Einfluss der Geschwindigkeit auf die mittlere Positionsabweichung. Bei beiden Sensoren ist mit steigender Geschwindigkeit eine Zunahme des Fehlers zu beobachten. Eine plausible Ursache für die zunehmende Ungenauigkeit bei höheren Geschwindigkeiten liegt in der Einregelphase des zur Zustandsschätzung eingesetzten UKF. Da der Geschwindigkeitszustand zu Szenariobeginn initial auf 0 km/h gesetzt ist, benötigt der Filter eine gewisse Konvergenzzeit, um sich an die reale Bewegungsdynamik anzupassen. Der Effekt fällt bei höheren Zielgeschwindigkeiten mathematisch stärker ins Gewicht, insbesondere dadurch, dass die Konvergenz nicht durch direkte Geschwindigkeitsmessungen beschleunigt wird. Zudem reduziert sich bei gleichbleibender räumlicher Länge des Szenarios die Anzahl der verfügbaren Messpunkte pro Distanzintervall mit steigender Geschwindigkeit, was die Schätzgüte zusätzlich beeinträchtigt.

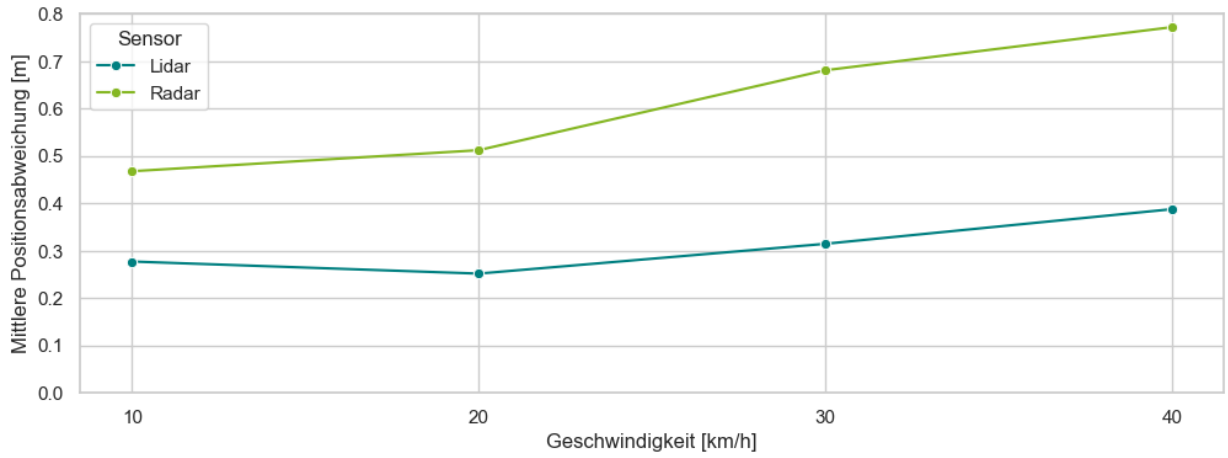


Abbildung 26: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit für das Einscherer-Szenario

In Abbildung 27 ist die mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit vom Einlenkabstand dargestellt. Während der Lidarsensor über alle Einlenkabstände hinweg eine weitgehend konstante mittlere Abweichung aufweist (zwischen ca. 0,27 m und 0,32 m), zeigt der Radarsensor insbesondere bei einem Einlenkabstand von 20 m eine auffällige Erhöhung auf etwa 0,72 m. Für diese Abweichung lässt sich auf Basis der vorliegenden Szenarien keine eindeutige Ursache identifizieren. Es ist daher anzunehmen, dass es sich um eine zufallsbedingte Häufung handelt. Außerhalb dieses Abstandswertes zeigt der Radar eine ähnliche Streuung wie bei der Aufschlüsselung nach Geschwindigkeitsabhängigkeit, mit insgesamt höheren mittleren Abweichungen im Vergleich zum Lidarsensor.

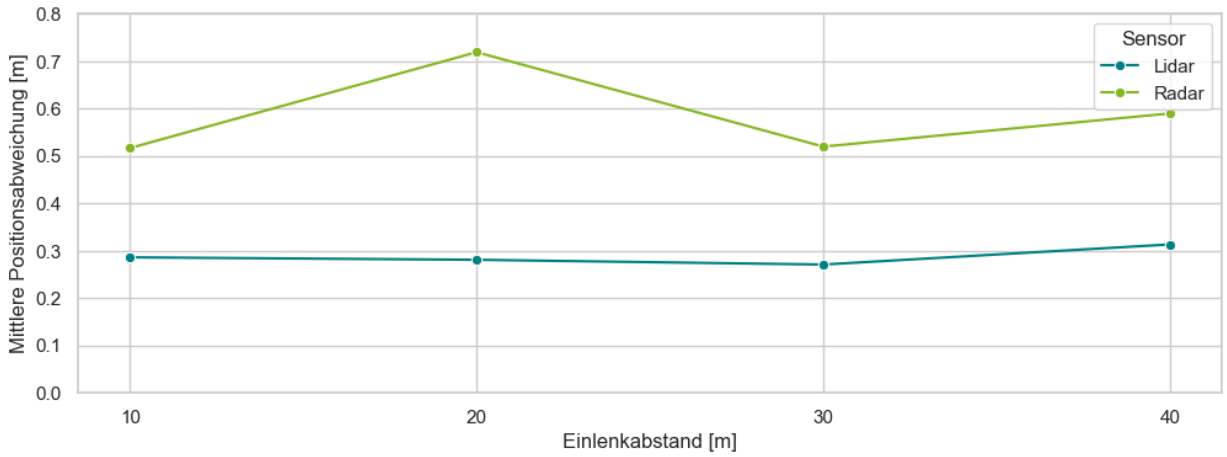


Abbildung 27: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit vom Einlenkabstand für das Einscherer-Szenario

5.3.2 Genauigkeit Abbieger-Szenario

Aus dem Abbieger-Szenario ergeben sich für das Tracking zwei Schwierigkeiten. Das sind zum einen die Umkehr des Geschwindigkeitsvektors beim Durchfahren des Kurvenscheitelpunkts und zum anderen Messartefakte, insbesondere beim Radarsensor.

Für die Bewertung der sich damit ergebenden Messabweichungen wird wie beim Einscherer-Szenario die Verteilung der Fehlerkomponenten wie in Abbildung 28 dargestellt herangezogen.

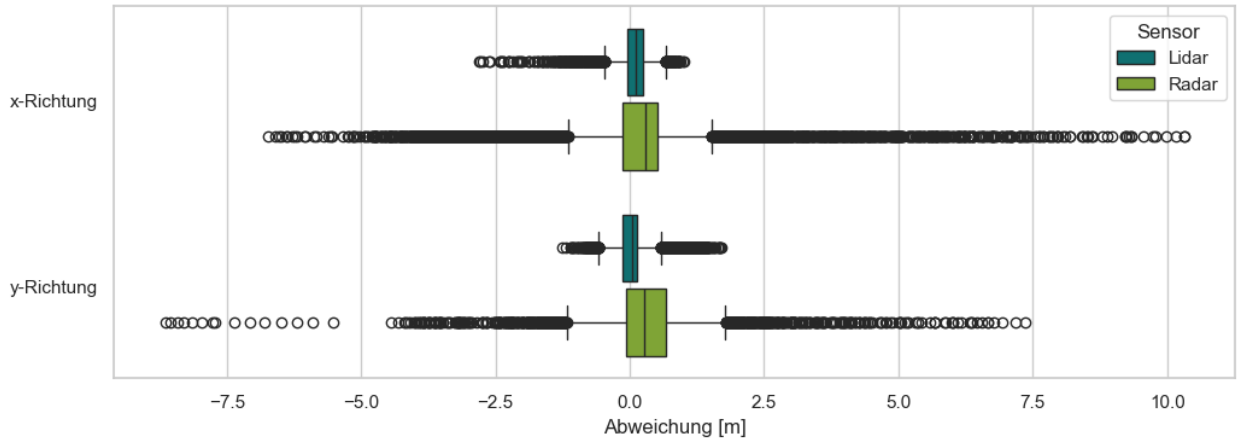


Abbildung 28: Positionsabweichung nach Koordinatenachsen für das Abbieger-Szenario

Die Boxplots weisen für den Lidarsensor eine Medianabweichung von 0,11 m in x- und 0,05 m in y-Richtung aus. Beim Radar betragen die entsprechenden Werte 0,03 m (x-Richtung) bzw. 0,26 m (y-Richtung). Während die Werte für den Lidarsensor keine nennenswerten Unterschiede im Vergleich zum Einscherer-Szenario aufweisen, zeigen sich beim Radar gehäuft starke Ausreißer sowie ein größerer Interquartilsabstand. Dies spiegelt sich vor allem im RMSE wider, der beim Radar in x-Richtung von 0,59 m (Einscherer) auf 1,83 m und in y-Richtung von 0,33 m auf 1,02 m angestiegen ist.

Die Analyse der Einzeltrajektorien zeigt, dass die radarbasierte Objektverfolgung das Zielfahrzeug häufig unmittelbar nach dem Passieren des Kurvenscheitels „verliert“. In diesem Zusammenhang ist unter dem Begriff „verlieren“ zu verstehen, dass sich der geschätzte Zustand des Trackers rasch von der tatsächlichen Trajektorie der Referenz entfernt.

Sobald sich das Zielfahrzeug in der Kurve zunehmend quer zum Ego-Fahrzeug ausrichtet, entstehen radarspezifische Messartefakte wie in Abbildung 29 dargestellt. Während der Kurveneinfahrt und in der Kurvenmitte liegen diese Artefakte noch innerhalb des Validation Gates des JPDA-Assoziierers. Obwohl sie dort nur eine geringe Gewichtung erfahren, werden sie dem bestehenden Track regelmäßig zugerechnet. Mit fortschreitender Kurvendurchfahrt verlassen diese Artefakte jedoch das Validation Gate und führen zur Initialisierung neuer, fehlerhafter Tracks.

Wie in Abschnitt 4.2.3 erläutert, bündelt der Radarsensor mehrere Reflexionen nach einer proprietären Logik und führt diese intern als eigenständigen Track. Bleiben in den Folgemessungen physikalische Bestätigungen durch neue Reflexionen aus, wird dieser Track über eine definierte Zeitspanne rein prognostisch (prädiktiv) fortgeführt. Da diese internen Vorhersagen ohne Korrektur durch reale Messpunkte erfolgen, weichen sie zunehmend von der realen Trajektorie ab. Problematisch ist hierbei, dass der Sensor diese rein prädiktiven Zustände weiterhin als reguläre „Messungen“ nach außen kommuniziert.

Da seitens des Sensors keine Meta-Informationen übermittelt werden, ob eine Beobachtung auf einer realen Messung basiert oder lediglich intern vorhergesagt wurde, interpretiert der Objekt-Tracker, der die Radarausgaben als Eingabe weiterverarbeitet, jede eingehende Radarspur als valide Beobachtung. Infolgedessen werden auch die abweichenden prädiktiven Artefakte weiterhin dem bestehenden Track zugeordnet. Es entsteht ein „weglaufender Track“, dessen Positionsfehler sukzessive anwächst und die hohen Abweichungen in der statistischen Auswertung verursacht.

Erst nach Überschreiten eines Schwellenwerts für ausbleibende Bestätigungen löscht das interne Track-Management den ausreißenden Track. Zeitgleich wird meist ein neuer Track initialisiert, welcher die reale Zielbewegung ab diesem Zeitpunkt wieder korrekt erfasst (Track-Split).

Für die vorliegende Genauigkeitsanalyse wird bewusst nur der ursprüngliche, zum Ende hin jedoch fehlerhafte Track betrachtet. Der nachfolgend erzeugte, korrekte Track bleibt unberücksichtigt. Diese Entscheidung begründet sich dadurch, dass in der Datenerhebung von Umgebungsverkehrsdaten, die ohne Referenzdaten auskommen muss, eine nachträgliche Zuordnung solcher Track-Splits nicht möglich wäre. Die dokumentierten Ergebnisse repräsentieren somit ein realitätsnahes Worst-Case-Szenario des radarbasierten Kurven-Trackings.

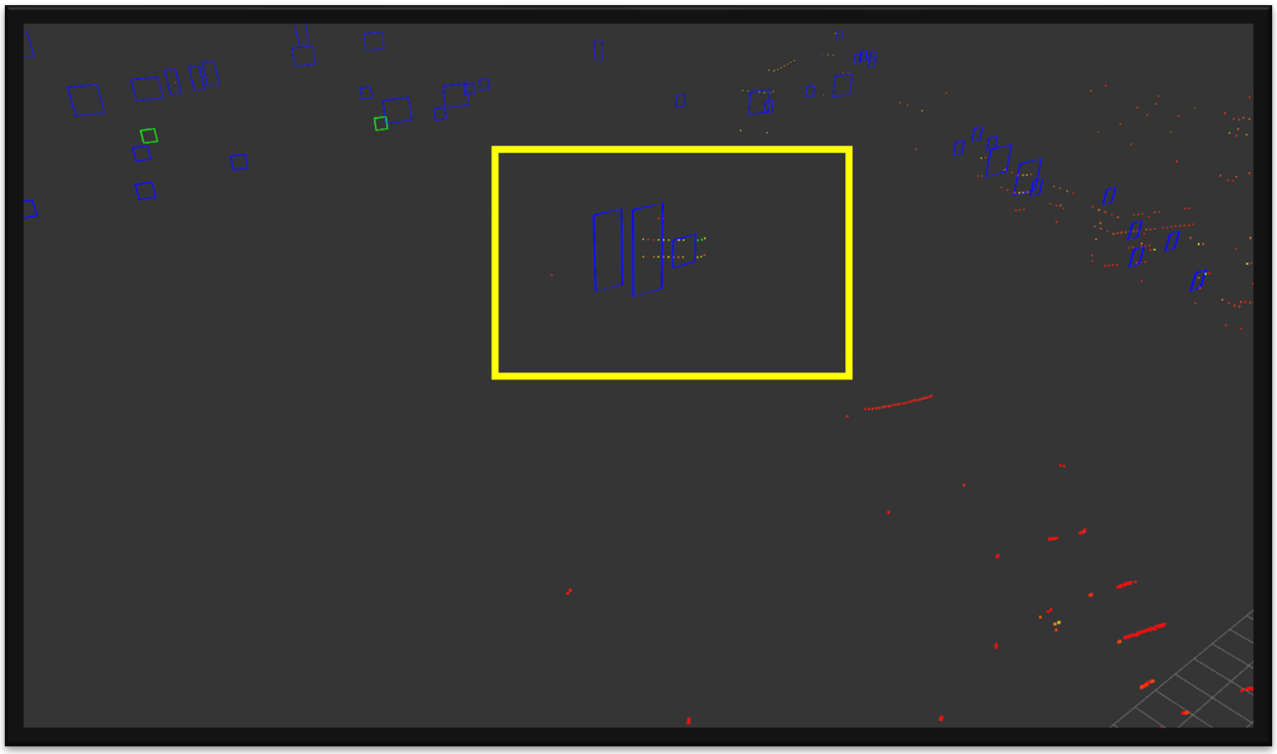


Abbildung 29: Mehrere Radarmessungen werden als sensorinterne Artefakte dem Fahrzeug zugeordnet. Der gelbe Rahmen kennzeichnet den Bereich, in dem für ein Fahrzeug drei Messungen des Radars resultieren. Die Fahrzeugform kann anhand der Lidarpunktwolke gedeutet werden. Durch die Umzäunung der FTVA sind im Hintergrund zudem viele Clutter-Messungen zu sehen

Die hohe Anzahl der Ausreißer zeigt sich auch noch einmal in der Verteilung des Positionsfehlers sowie dessen kumulierter Verteilungsfunktion, wie in Abbildung 30 dargestellt. Während die Verteilung beim Lidarsensor ähnlich zu der im Einscherer-Szenario ist, erreicht die Verteilungsfunktion beim Radar erst bei einer Abweichung von 3,44 m die 90-%-Schwelle.

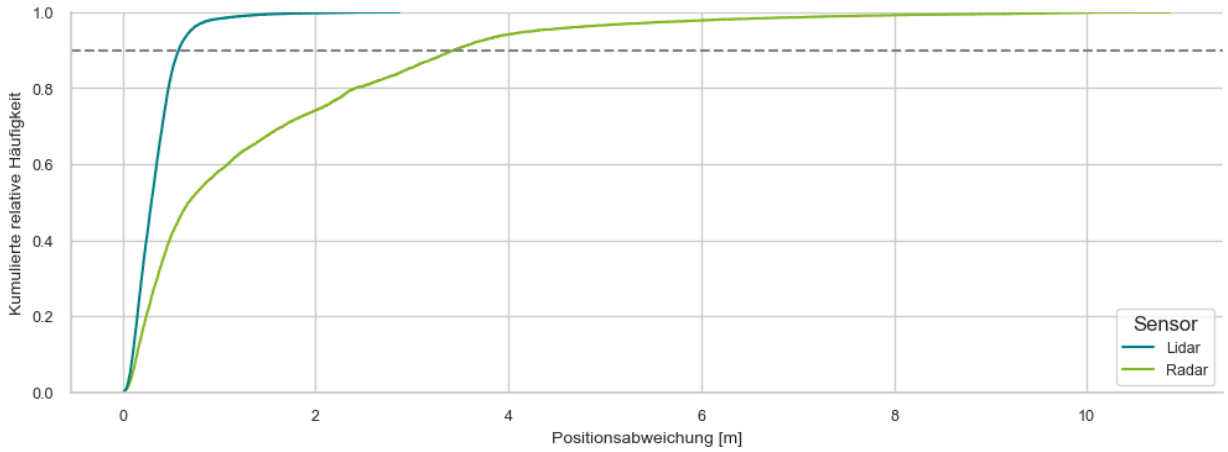


Abbildung 30: Kumulative Verteilungsfunktion der Positionsabweichung für das Abbieger-Szenario

Für die Geschwindigkeitsschätzung wurde derselbe gemischte Glättungsansatz wie im Einscherer-Szenario verwendet. Die resultierenden Abweichungen (Abbildung 31) zeigen jedoch eine geringere

Genauigkeit beider Sensoren als beim Einscheren. Insbesondere beim Radarsensor tragen die zuvor genannten Effekte dazu bei, dass die Anzahl der Ausreißer erheblich zugenommen hat.

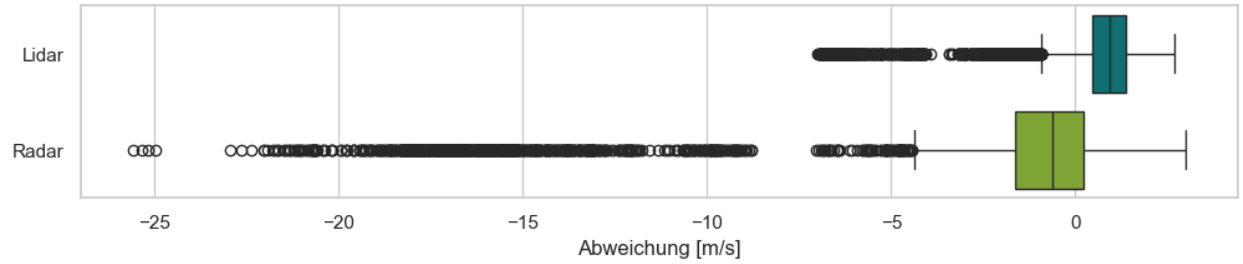


Abbildung 31: Geschwindigkeitsabweichung für das Abbieger-Szenario

Schlussendlich werden die Genauigkeiten für das Abbieger-Szenario nochmals in Tabelle 4 zusammengefasst:

Tabelle 4: Zusammenfassung der Genauigkeitsmetriken für das Abbieger-Szenario

Abweichungsmaß	Metrik	Lidar	Radar
Positionsabweichung [m]	MAE	0,34	1,38
	IQR	0,27	1,78
	RMSE	0,41	2,09
Abweichung in x-Richtung [m]	MAE	0,21	1,08
	IQR	0,28	0,66
	RMSE	0,29	1,83
Abweichung in y-Richtung [m]	MAE	0,21	0,63
	IQR	0,29	0,74
	RMSE	0,29	1,02
Geschwindigkeitsabweichung [m/s]	MAE	1,31	2,33
	IQR	0,92	1,85
	RMSE	1,78	4,99

Die Betrachtung des Geschwindigkeitseinflusses auf die Messgenauigkeit zeigt, dass die Geschwindigkeit einen deutlichen Einfluss auf die mittlere Positionsabweichung hat (vergleiche Abbildung 32). So erhöht sich diese beim Lidarsensor etwa von 0,3 m (Testgeschwindigkeit 10 km/h und 20 km/h) auf 0,44 m (bei 30 km/h). Stärker fällt zudem wieder die Abhängigkeit beim Radarsensor aus, dessen mittlere Positionsabweichung sich mit steigender Versuchsgeschwindigkeit von 0,94 m auf 1,94 m vergrößert.

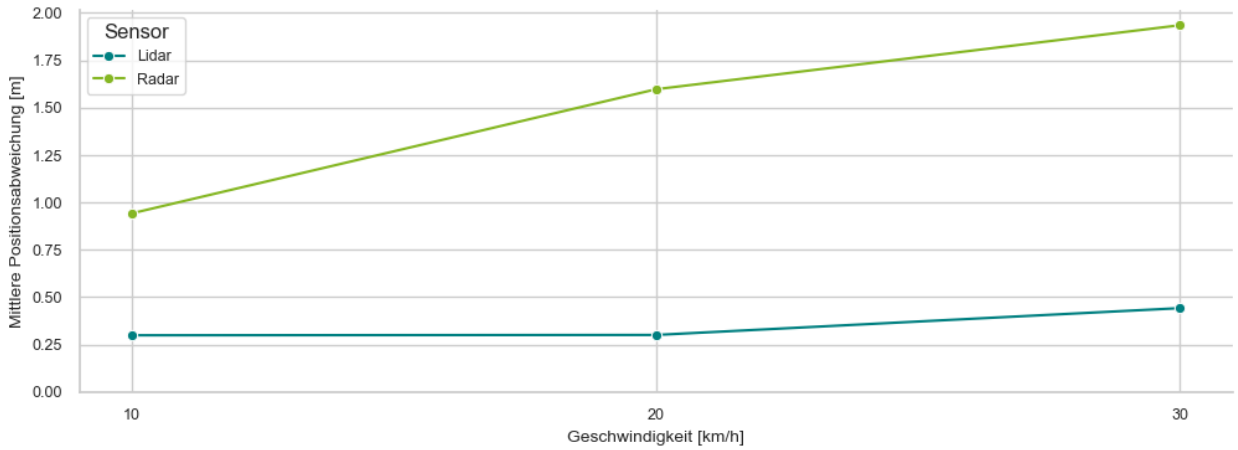


Abbildung 32: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit für das Abbieger-Szenario

Andersherum verhält es sich bei der Staffelung nach Einlenkabstand, wie in Abbildung 33 dargestellt. Während die Variation des Einlenkabstands beim Lidarsensor zu keinen nennenswerten Veränderungen in den Abweichungen führt, nimmt die Positionsabweichung ab 20 m Einlenkabstand beim Radarsensor deutlich ab. Erklärbar ist diese Beobachtung durch eine proportional zur Messdauer längere Zeit, die das Zielfahrzeug in der Geradeausfahrt vor dem Beginn des Abbiegens verbringt, in der der Radarsensor genauere Werte liefert und es zu weniger Messartefakten kommt.

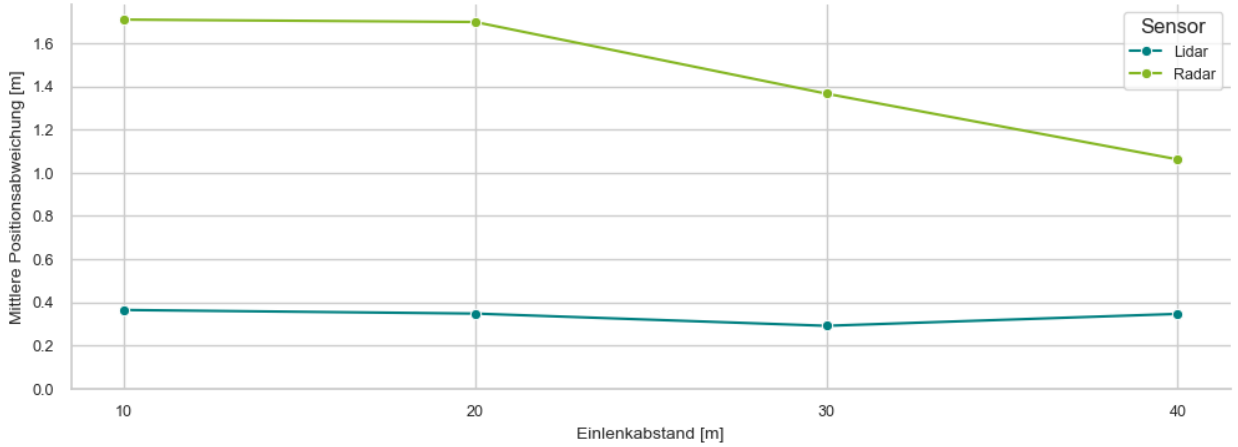


Abbildung 33: Mittlere Positionsabweichung in Abhängigkeit vom Einlenkabstand für das Abbieger-Szenario

5.4 Zwischenfazit

Die so abgeleiteten sensor- und szenarioabhängigen Fehlercharakteristika liefern den notwendigen Unsicherheitsrahmen, um die Aussagekraft der späteren Feldmessdaten quantitativ einordnen zu können. Insgesamt liegt damit ein quantifizierter, szenariospezifischer Fehlerrahmen für Position und Geschwindigkeit vor. Dieser beantwortet ***H₂*** noch nicht abschließend, erlaubt aber die zentrale Folgerung: Für autobahntypische, longitudinal dominierte Interaktionen ist die Messgüte grundsätzlich geeignet, um in einem nächsten Schritt zu prüfen, ob daraus robuste sicherheitsanalytische Kenngrößen

innerhalb regulatorischer Toleranzlogiken ableitbar sind. Die eigentliche regulatorische Einordnung folgt daher über die Fehlerfortpflanzung in abgeleiteten Kennzahlen im anschließenden Kapitel.

6 Exemplarische Erhebung und Analyse von Umgebungsverkehrsdaten

Für die exemplarische Erhebung und Analyse von Umgebungsverkehrsdaten am Beispiel von Einschersituationen auf Autobahnen wurden zwei Datenerhebungen durchgeführt. Die erste Datenerhebung fand im August und September 2022 statt, die zweite im Rahmen des EU-Forschungsprojekts MODI im März 2024 (Thelen et al. 2026). Die Messfahrten wurden jeweils mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Messfahrzeug durchgeführt.

6.1 Allgemeine Erhebungsinformationen

Abbildung 34 zeigt die Häufigkeit, mit der verschiedene Streckenabschnitte im Rahmen beider Datenerhebungen durchfahren wurden. Während im Erhebungszeitraum 2022 vor allem Autobahnabschnitte rund um die BASt, d. h. der Teil der A3 von Köln in Richtung Oberhausen, mehrmals durchfahren wurden (unterer Detailausschnitt in Abbildung 34), wurde im Jahr 2024 u. a. auch der TEN-T-Abschnitt von der niederländischen Grenze, beginnend bei Oldenzaal, über die A30 und A1 bis zum Fährterminal nach Fehmarn (Puttgarden) befahren (oberer Detailausschnitt in Abbildung 34).

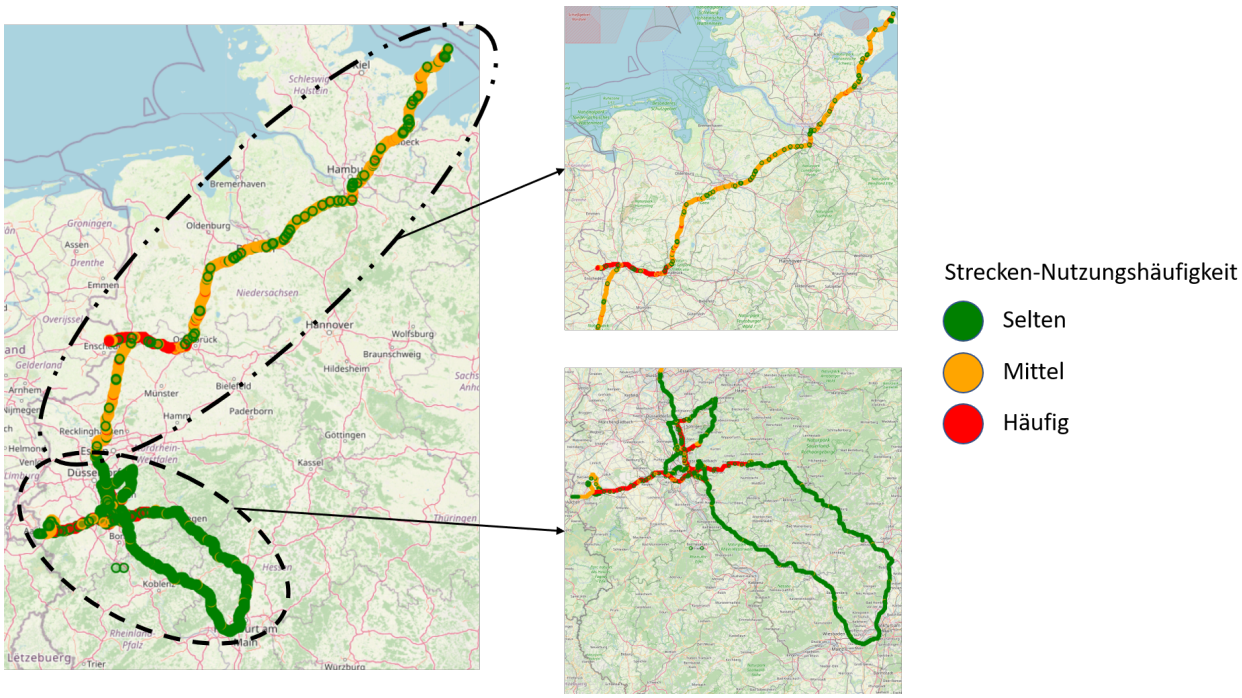


Abbildung 34: Im Rahmen der Datenerhebung durchfahrene Abschnitte des Autobahnnetzes. Kartengrundlage: © OpenStreetMap-Mitwirkende (ODbL)

In der ersten Datenerhebung wurde das Messfahrzeug innerhalb der jeweils zulässigen Geschwindigkeitsgrenzen betrieben. Dabei wurde bewusst darauf geachtet, Geschwindigkeiten oberhalb von

120 km/h zu vermeiden, um eine übermäßige mechanische Belastung der am Fahrzeugdach montierten Sensorik zu verhindern. Zudem wurde nach Möglichkeit auf Spurwechsel des Messfahrzeugs verzichtet, um den Aufwand bei der späteren Datenaufbereitung zu minimieren. Während der zweiten Datenerhebung wurde – soweit es die Verkehrssituation zuließ – eine Fahrweise gewählt, die dem typischen Fahrverhalten von Lastkraftwagen entspricht. Dies umfasste eine maximale Geschwindigkeit von 80 km/h beziehungsweise das Mitschwimmen im Kolonnenverkehr von Lkw sowie die konsequente Nutzung des rechten Fahrstreifens. Die Zeitpunkte der Datenerhebung wurden so gewählt, dass sowohl Messfahrten bei geringem als auch bei erhöhtem Verkehrsaufkommen durchgeführt werden konnten. Der überwiegende Teil der Aufzeichnungen erfolgte in Phasen mit erhöhter Verkehrsdichte, insbesondere während des abendlichen Berufsverkehrs gegen 16 Uhr (vgl. Abbildung 35).

In 24 Autobahnfahrten wurden insgesamt ca. 3.400 km zurückgelegt. Die ermittelten Durchschnittsgeschwindigkeiten liegen unter den für freie Autobahnfahrten typischen Werten (vgl. Pinkofsky et al. (2025)), was u. a. auf verhältnismäßig viele Stausituationen zurückzuführen ist. Die Aufstellung der Einzelfahrten kann Anhang A.5 entnommen werden.

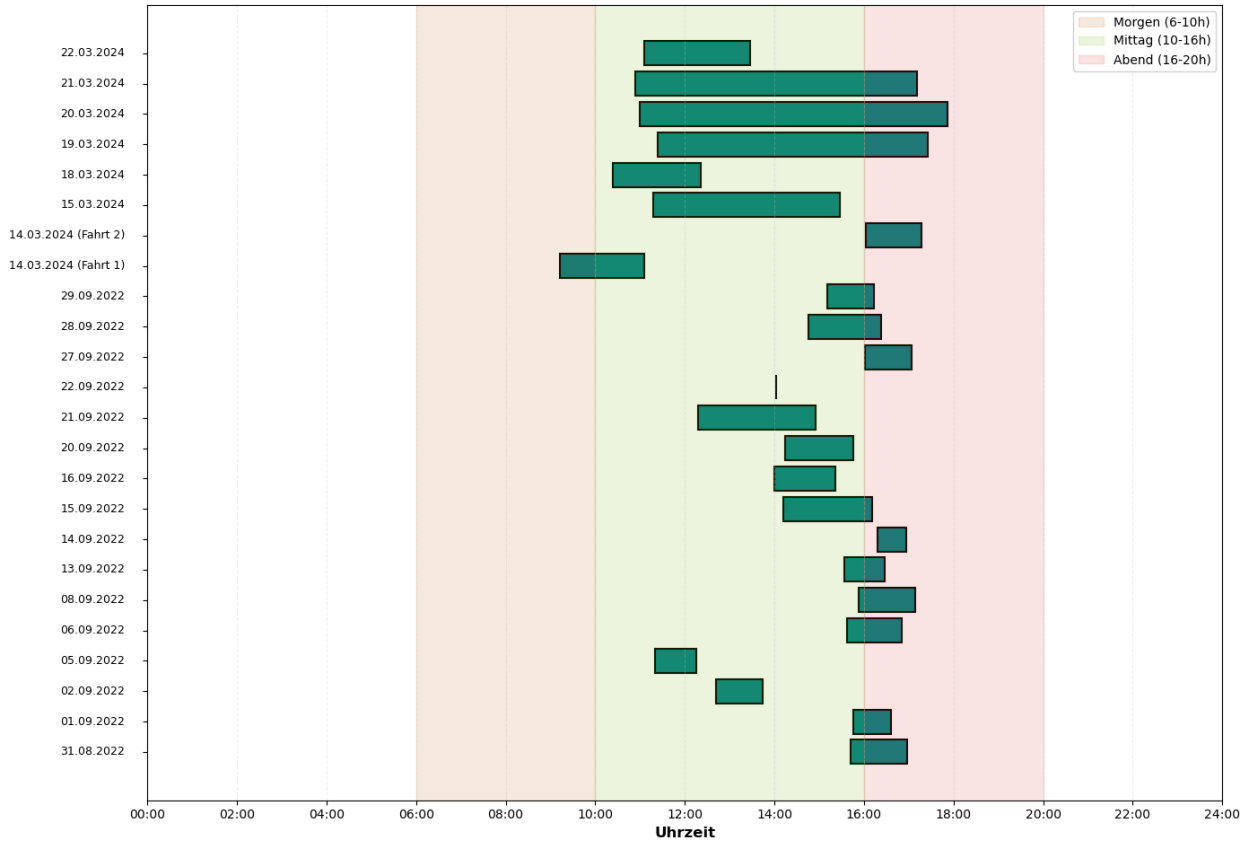


Abbildung 35: Tage und Uhrzeiten, an denen Daten erhoben wurden

Die Messfahrten wurden zudem unter unterschiedlichen, überwiegend jedoch günstigen Witterungsbedingungen durchgeführt. So lag in den Zeiträumen der jeweiligen Datenerhebung die Temperatur etwa zwischen 7 °C und 30 °C. Während die Fahrten im Spätsommer 2022 bei vergleichsweise hohen Temperaturen stattfanden, waren die Messungen im März 2024 durch etwas kühlere Bedingungen

geprägt. Insgesamt herrschten damit gemäßigte bis warme Temperaturen, die keinen wesentlichen Einfluss auf die Funktionsfähigkeit der Sensorik erwarten ließen. Zudem trat nur vereinzelt nennenswerter Niederschlag auf. Lediglich an wenigen Tagen wurden Regenmengen über 1 mm registriert, mit Spitzenwerten von bis zu 4,2 mm. Entsprechend variierte auch die Bewölkung: Sie reichte von nahezu wolkenlosem Himmel bis hin zu vollständig bedeckten Bedingungen. Insgesamt überwogen jedoch trockene und leicht bis mäßig bewölkte Tage. Die Windgeschwindigkeiten bewegten sich im Mittel zwischen 3 km/h und 19 km/h, mit einzelnen Maximalwerten von bis zu 22 km/h. Diese Werte liegen im Bereich moderater Windverhältnisse und sollten somit keinen Einfluss auf das Verkehrsgeschehen haben. Die genauen Werte pro Tag können den Abbildungen im Anhang A.6 entnommen werden.

6.2 Datensatzstruktur

Nach der in Abschnitt 4.3.2 beschriebenen Datennachverarbeitung verbleiben im Datensatz 17753 Trajektorien, von denen 11608 durch den Radarsensor und 6145 durch den Lidarsensor erfasst wurden. Abbildung 36 zeigt die Verteilung der erfassten y-Positionen (Spurversatz) aller nach der Datennachbereitung berücksichtigten Trajektorien relativ zum Messfahrzeug. Es lassen sich drei ausgeprägte Häufungen bei etwa -4 m, 0 m und 4 m erkennen, die jeweils einem Abstand von rund 3,5 m bis 4 m entsprechen. Diese Abstände korrespondieren mit der üblichen Fahrstreifenbreite und belegen, dass der überwiegende Anteil der erfassten Trajektorien entweder im Fahrstreifen des Messfahrzeugs oder in den unmittelbar angrenzenden Fahrstreifen detektiert wurde. In den seitlichen Bereichen jenseits von etwa ±8 m nimmt die Häufigkeit deutlich ab, was unter anderem auf die Anzahl der tatsächlich vorhandenen Fahrstreifen zurückzuführen ist.

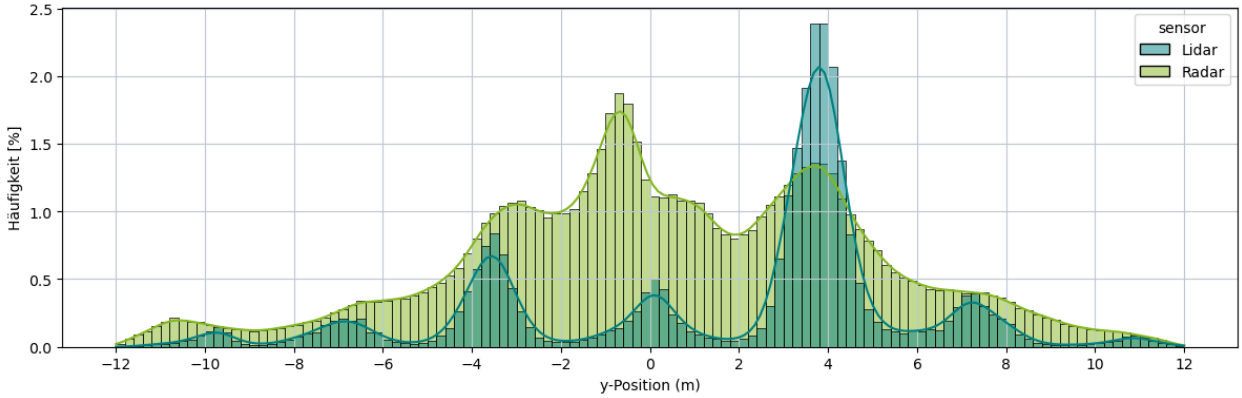


Abbildung 36: Verteilung der erfassten y-Positionen relativ zum Messfahrzeug

Analog dazu zeigt Abbildung 37 die Verteilung der erfassten x-Positionen für den Lidar- und Radardatensatz. Es wird noch einmal deutlich, dass sich die Reichweite der Objekterkennung des Lidars aufgrund der spärlicher werdenden Punktwolke auf etwa 50 m beschränkt. Der Radarsensor ist in seiner Reichweite durch den ROI-Filter auf 200 m beschränkt, wobei noch einmal anzumerken ist,

dass Trajektorien, die sich dauerhaft in einem Entfernungsbereich von mehr als 150 m befinden, aus dem Datensatz entfernt wurden.

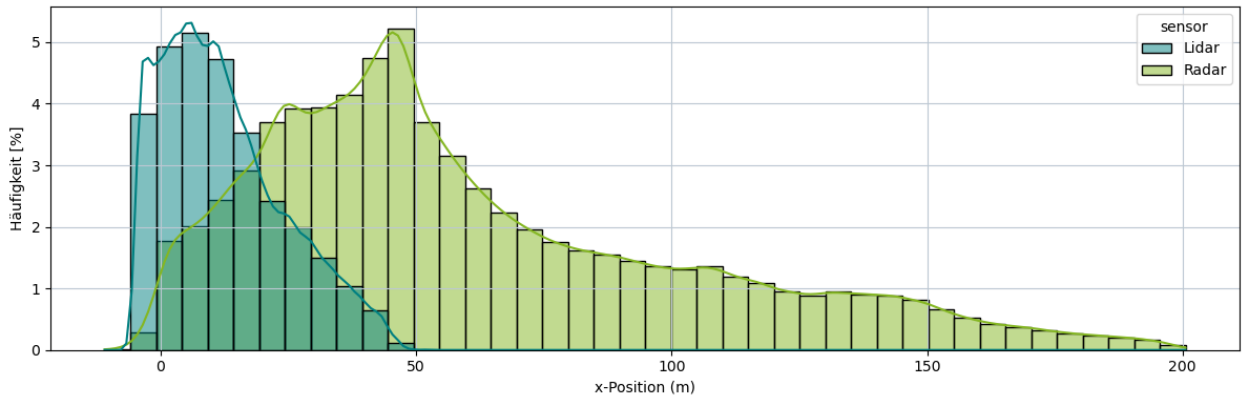


Abbildung 37: Verteilung der erfassten x-Positionen relativ zum Messfahrzeug gestaffelt nach Sensor

Insgesamt konnten 2794 Trajektorien identifiziert werden, bei denen ein oder mehrere Spurwechsel vollzogen wurden. Davon entfallen 371 Spurwechseltrajektorien auf den Lidar- und 2423 auf den Radarsensor. Innerhalb dieser Trajektorien wurden 391 Spurwechselvorgänge mittels Lidar- und 2923 mittels Radarsensor erkannt. Die höhere Anzahl an detektierten Spurwechseln durch den Radarsensor lässt sich im Wesentlichen auf zwei technische Eigenschaften zurückführen: Zum einen verfügt der Radarsensor über einen größeren Erfassungsbereich, wodurch ein größerer Teil des umgebenden Verkehrs erfasst werden kann. Zum anderen ermöglichen Mehrwegeausbreitungen durch Beugung und Streuung, dass auch Verkehrsteilnehmer erfasst werden können, die sich mitunter im Sensorschatten des Lidars befinden.

6.3 Charakterisierung von Einschermanövern

Im Datensatz kann zwischen zwei Arten von Einschermanövern unterschieden werden. Das sind zum einen diejenigen, bei denen ein anderes Fahrzeug direkt vor dem Messfahrzeug selbst einschert, und diejenigen, bei denen andere Fahrzeuge voreinander einscheren. Abbildung 38 zeigt die räumliche Verteilung von Einschermanövern relativ zum Messfahrzeug, dargestellt im messfahrzeugzentrierten Koordinatensystem. Die dargestellten Trajektorien beschreiben dabei nicht die absolute Bewegung der einscherenden Fahrzeuge in Weltkoordinaten, sondern deren Relativbewegung gegenüber dem Messfahrzeug. Entsprechend ergibt sich die beobachtete Trajektorienform aus der Überlagerung der Eigenbewegung des Messfahrzeugs sowie der tatsächlichen Bewegung des einscherenden Fahrzeugs.

Die Form der Trajektorien im x-y-Plot wird maßgeblich durch die relative Längsgeschwindigkeit bestimmt. Nahezu vertikale Pfadverläufe, wie sie im Nahbereich ($x < 20\,m$) häufiger zu beobachten sind, resultieren aus Situationen, in denen sich Messfahrzeug und Einscherer mit annähernd gleicher Geschwindigkeit bewegen. Hier findet der laterale Spurwechsel ohne deutliche Änderung des Längsabstandes statt.

Im Gegensatz dazu repräsentieren diagonal verlaufende Trajektorien Manöver mit hoher Relativgeschwindigkeit. Ein typisches Muster ist hierbei die Verkürzung des Längsabstands während der Querbewegung (negative Steigung im x-t-Verlauf, hier implizit als Annäherung im Raum sichtbar), was auf Situationen hindeutet, in denen das Messfahrzeug auf einen langsameren Einscherer aufläuft.

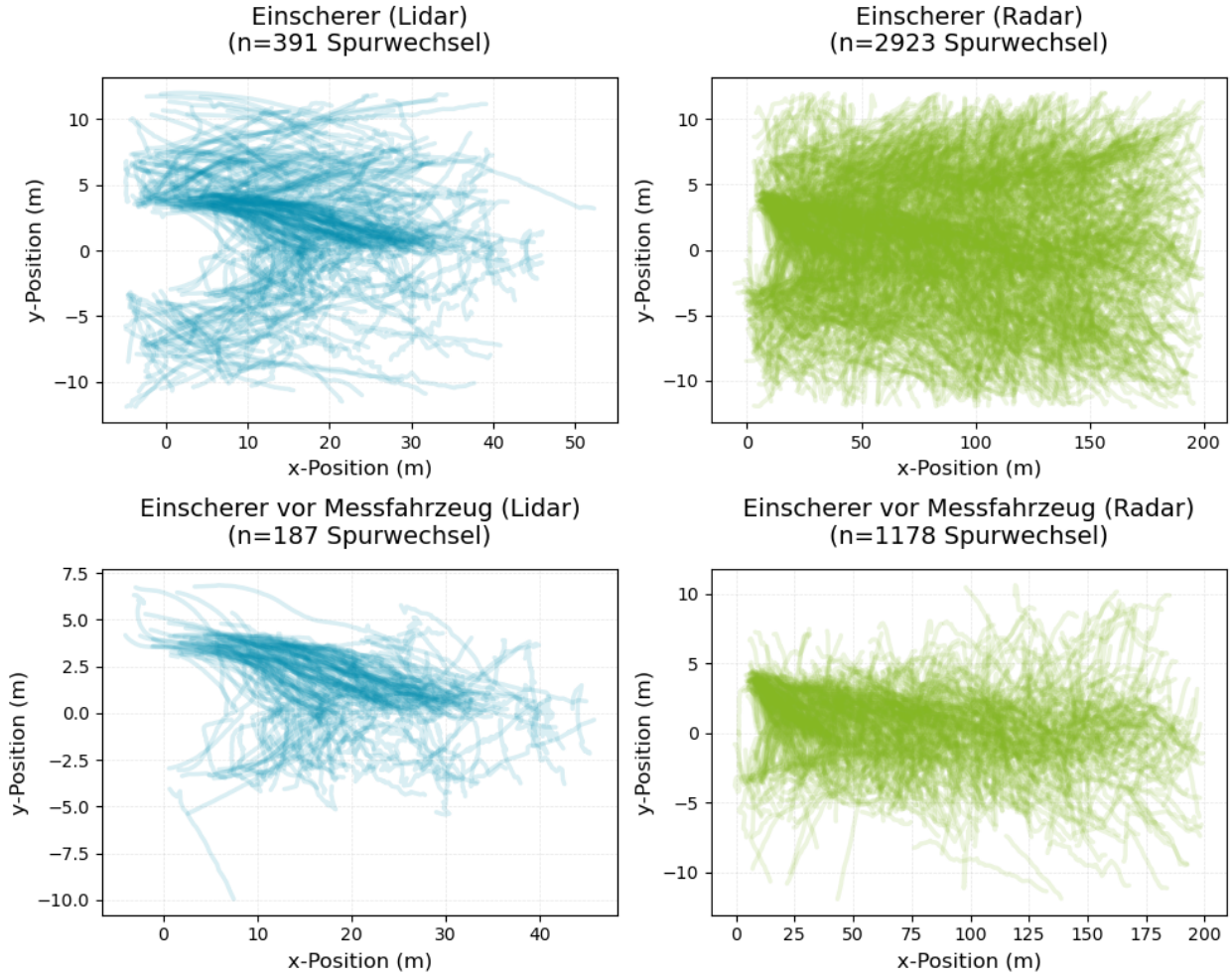


Abbildung 38: Darstellung aller Trajektorien, die ein Einschermanöver abbilden

Der Mehrwert von Umgebungsverkehrsdaten für die Ableitung fahrzeugtechnischer Vorschriften liegt weniger in der isolierten Betrachtung einzelner Trajektorien als vielmehr in der statistischen Aggregation von Interaktionen. Als solche Verteilungen lassen sich insbesondere die zuvor genannten SSM als sicherheitsanalytische Kennzahlen heranziehen. Ein zentrales Ergebnis der Aufbereitung der erhobenen Daten ist die Erkenntnis, dass für eine belastbare regulatorische Analyse auf Basis der exemplarisch erhobenen Umgebungsverkehrsdaten eine Fokussierung auf die Ego-Perspektive (Interaktionen mit dem Messfahrzeug) gegenüber einer allgemeinen Berücksichtigung aller Daten des Umgebungsverkehrs („Objekt-zu-Objekt“) vorzuziehen ist. Die Ursache liegt darin begründet, dass Interaktionen zwischen anderen Verkehrsteilnehmenden (Drittobjekten) im Umfeld des Messfahrzeugs schwieriger konsistent zu erfassen sind als Interaktionen, an denen das Messfahrzeug selbst beteiligt ist. Während SSM prinzipiell zwischen beliebigen Objektpaaren definiert werden können,

sind Verteilungen, die aus sämtlichen Paarungen im Umfeld berechnet werden, in den erhobenen Daten anfälliger für Artefakte der Wahrnehmung und Objektzuordnung als diejenigen zwischen dem Messfahrzeug und einem anderen Verkehrsteilnehmer. In den vorliegenden Daten zeigt sich dies beispielsweise anhand der TTC-Verteilung, die bei Berücksichtigung aller Objekte einen erhöhten Anteil sehr kleiner Werte nahe null enthält, die nicht in jedem Fall mit physikalisch plausiblen, tatsächlich kritischen Annäherungen korrespondieren. Wird die TTC-Berechnung dagegen auf das Messfahrzeug (bzw. den Fahrschlauch des Messfahrzeugs) beschränkt, nähern sich die resultierenden Verteilungen typischerweise eher den Vergleichswerten anderer Referenzdatensätze (z. B. highD) an (Siehe dazu Kapitel 7).

Eine Erklärung hierfür liegt in den spezifischen Fehlermechanismen von Objektdetektion und Tracking während der Messfahrten. Drittobjekt-Interaktionen können aufgrund von Sichtbeschränkungen, temporären Detektionsausfällen, ID-Wechseln im Tracking sowie längeren Phasen mit Prädiktionsschritten ohne Aktualisierung durch neue Messungen inkonsistent rekonstruiert werden. Da beispielsweise die TTC aus Abstand und Relativgeschwindigkeit abgeleitet wird, wirken sich bereits moderate Schätzfehler oder kurzfristige Inkonsistenzen deutlich aus und können zu sehr kleinen TTC-Werten führen, die die Gesamtverteilung verzerren. Weiterhin können spezifische Besonderheiten der Sensoren zu solchen Schätzfehlern führen. So enthalten, wie in Abschnitt 4.3.2 beschrieben, die Radardaten Konstellationen, in denen Zugfahrzeug und Sattelauflieger als zwei getrennte Objekte detektiert werden. Dadurch entstehen Objektpaare mit sehr geringem Abstand und ähnlicher Geschwindigkeit. Je nach Überlagerung von Distanz- und Geschwindigkeitsschätzfehlern können daraus unrealistisch kleine TTC-Werte resultieren, obwohl kein sicherheitskritisches Interaktionsgeschehen im Sinne einer tatsächlichen Annäherung vorliegt. Solche Effekte treten bei einer globalen TTC-Berechnung (über alle Objektpaarungen) deutlich stärker hervor, weil dabei auch Objektkonstellationen einfließen, deren geometrische und sensorische Beobachtbarkeit aus Sicht des Messfahrzeugs eingeschränkt ist.

Die ego-perspektivische Betrachtung reduziert diese Verzerrungen, da die relevanten Interaktionen auf denjenigen Bereich begrenzt werden, in dem das Messfahrzeug die Situation geometrisch am zuverlässigsten erfasst und in dem die Objektzuordnung typischerweise stabiler ist. Damit wird zwar die Anzahl möglicher Interaktionspaare reduziert (für den Lidarsensor beispielsweise von 391 auf 187 Spurwechseltrajektorien wie in Abbildung 38 dargestellt), zugleich steigt jedoch die Validität der resultierenden SSM-Verteilungen.

Abbildung 39 illustriert diese Effekte anhand der SSM-Verteilungen für Einschermanöver und zeigt, dass die ego-perspektivische Auswertung die SSM-Verteilungen nicht grundsätzlich „verschiebt“, sondern vor allem im besonders sensitiven Interpretationsbereich kleinerer SSM-Werte bereinigt.

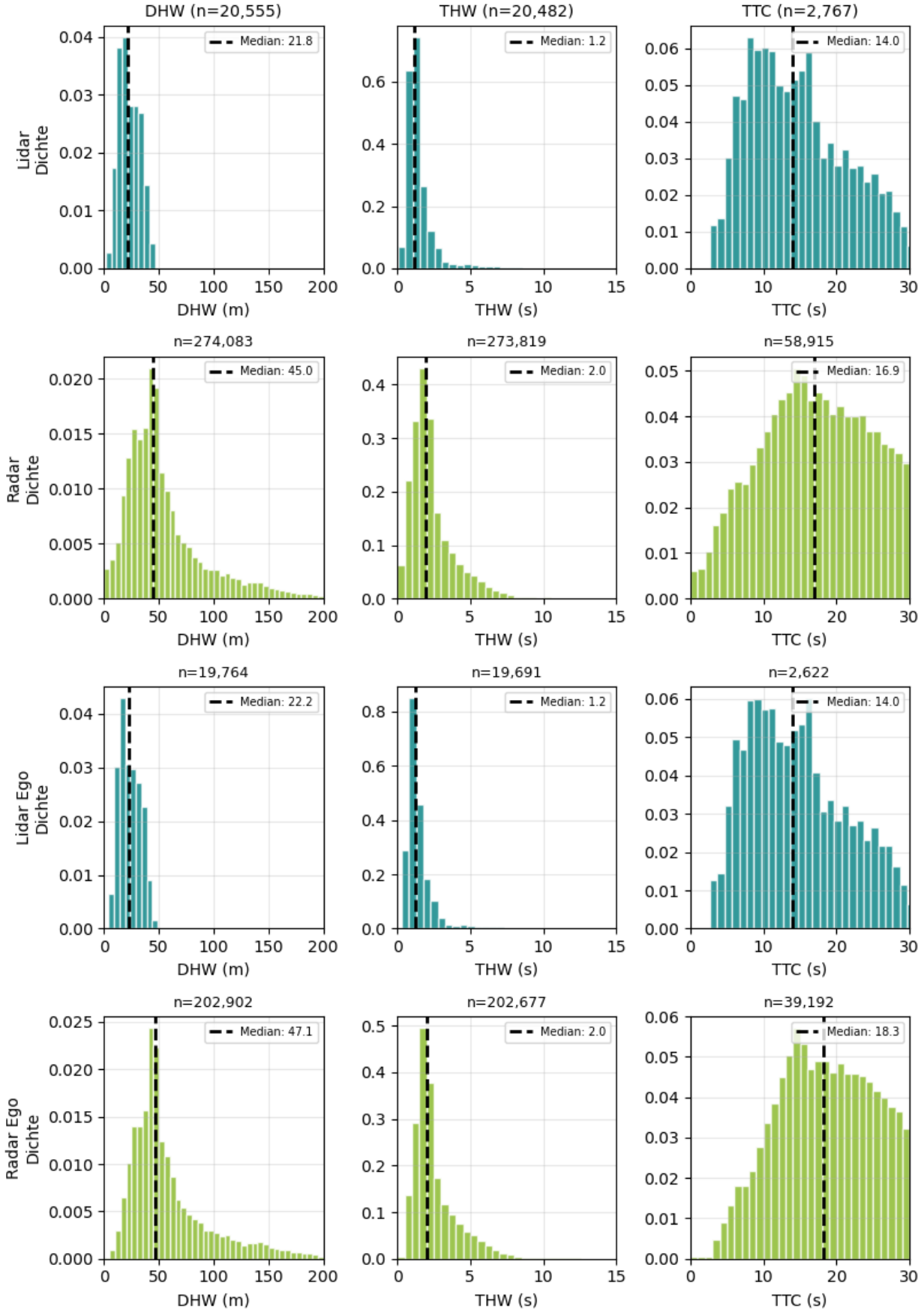


Abbildung 39: SSM-Verteilungen bei Einschermanövern

6.4 Einfluss der Messgenauigkeit auf die Verteilung von SSM

Die in Kapitel 5 dargestellte Genauigkeitsanalyse verdeutlicht, dass die sensorbasierte Erfassung von Verkehrsobjekten sowohl stochastischen Schwankungen (Präzision) als auch systematischen Abweichungen (Richtigkeit) unterliegt. Werden diese Messdaten deterministisch zur Berechnung von SSM genutzt, kann dies eine Scheingenauigkeit implizieren: Ein einzelner berechneter Kennzahlenwert repräsentiert lediglich eine Messrealisierung, nicht jedoch die Bandbreite plausibler Werte, die sich bei gleicher Verkehrssituation unter Berücksichtigung der Messunsicherheit ergeben kann. Besonders bei Einschermanövern kommt hinzu, dass die Sicherheitskennzahlen nicht nur von der Genauigkeit der longitudinalen Größen (Position, Geschwindigkeit), sondern auch von einer korrekten lateralen Zuordnung und damit der Topologie („Wer ist tatsächlich vorausfahrend?“) abhängen. In diesem Abschnitt wird daher mittels stochastischer Fehlerfortpflanzung am Beispiel der erhobenen Daten quantifiziert, wie stark Messunsicherheiten die abgeleiteten SSM und die daraus abgeleiteten Schlussfolgerungen beeinflussen können.

Zur Bewertung des Einflusses der Messunsicherheit wird eine Monte-Carlo-Simulation implementiert. Grundidee ist, dass die im Datensatz vorliegenden Messwerte pro Zeitstempel nicht als „wahre“ Zustände, sondern als Erwartungswerte eines Messprozesses interpretiert werden. Für jeden Zeitstempel und jedes Objekt werden stochastische Realisierungen erzeugt, indem die relevanten Messgrößen (longitudinale Position, laterale Position und relative Geschwindigkeit) mithilfe eines Fehlermodells variiert werden. Die Parametrierung des Modells erfolgt anhand der in Kapitel 5 aufgezeigten Messungenauigkeiten. Die Simulation dient damit der Propagation der Messunsicherheit durch die (teilweise nichtlinearen) SSM-Berechnungen.

Das Fehlermodell trennt explizit zwischen systematischem und stochastischem Fehleranteil:

- **Systematischer Anteil (Bias):** Als Bias wird der mittlere Fehler (Mean Error) der jeweiligen Messgröße angesetzt. Dieser Bias wird innerhalb eines Monte-Carlo-Laufs als konstant modelliert. Damit wird ein global wirkender systematischer Effekt (z. B. Kalibrier-/Offsetfehler) abgebildet, der nicht zwischen Realisierungen wechselt.
- **Stochastischer Anteil (residuales Rauschen):** Der verbleibende zufällige Anteil wird so skaliert, dass die Gesamtabweichung – gemeinsam mit dem Bias – die in Kapitel 5 beobachtete RMSE-Genauigkeit reproduziert. Ausgehend vom RMSE wird die Standardabweichung des residualen Rauschens für jede Messgröße nach Bias-Abzug bestimmt als $\sigma_{Rauschen} = \sqrt{RMSE^2 - Bias^2}$

Ist der Biasanteil (quadratisch) größer als der RMSE-Anteil, wird $\sigma_{Rauschen} = 0$ gesetzt, um inkonsistente Parametrisierung nicht in künstliches Rauschen zu überführen. Um seltene Ausreißer konservativ abzubilden, wird das residuale Rauschen nicht rein gaußförmig modelliert, sondern als kontami-

nierte Normalverteilung generiert: Mit Wahrscheinlichkeit $1 - p_{Ausreißer}$ wird Rauschen aus einer Basis-Normalverteilung $\mathcal{N}(0, \sigma_{Basis})$ gezogen, und mit Wahrscheinlichkeit $p_{Ausreißer}$ aus einer Ausreißer-Normalverteilung $\mathcal{N}(0, \sigma_{Ausreißer})$. In der Implementierung wird $p_{Ausreißer} = 0{,}025$ angesetzt, was auf Basis der Genauigkeitsdaten den Anteil an Messpunkten widerspiegelt, die außerhalb einer Abweichung von 3σ liegen. Analog dazu wird $\sigma_{Ausreißer} = 3\sigma_{Basis}$ angesetzt. Die Basisstreuung σ_{Basis} wird so berechnet, dass die resultierende Mischverteilung exakt die Zielvarianz $\sigma_{Rauschen}$ besitzt:

$$\sigma^2_{Rauschen} = (1 - p_{Ausreißer})\sigma^2_{Basis} + p_{Ausreißer}\sigma^2_{Ausreißer}$$
$$= (1 - p_{Ausreißer} + 9p_{Ausreißer})\sigma^2_{Basis}, \quad \sigma_{Basis} = \frac{\sigma_{Rauschen}}{\sqrt{1 - p_{Ausreißer} + 9p_{Ausreißer}}}.$$

Damit ist sichergestellt, dass die stochastische Variation der Messgrößen nach Bias-Abzug genau die im Kapitel 5 abgeleitete Streuung widerspiegelt.

Auf Basis der gestörten Zustände wird anschließend pro Realisierung die Topologie, d. h. die Beziehungen zwischen Objekten (Nachfolger, Vorausfahrer, etc.) dynamisch neu bestimmt. Dies ist für Einschermanöver entscheidend, weil bereits kleine laterale Messabweichungen dazu führen können, dass ein Objekt in einzelnen Realisierungen mit anderen Objekten als überlappend gilt (und somit ggf. als Vordermann relevant wird), während es in anderen Realisierungen noch der Nachbarspur zugeordnet wird. Entsprechend der in Abschnitt 4.3.2 dargelegten Berechnungsmethode werden für jeden Monte-Carlo-Durchlauf (d. h. eine Realisierung) die SSM pro Zeitschritt berechnet.

Die Unsicherheit der Kennzahlen wird pro Objekt und Zeitstempel aus der Monte-Carlo-Verteilung über Quantile zusammengefasst. Im speziellen Fall wird das 5. Perzentil p_{05} und das 95. Perzentil p_{95} verwendet. Dieses Quantilintervall ist als modellbasiertes Unsicherheitsband zu verstehen: Unter dem angenommenen Fehlermodell liegen für einen konkreten Zeitpunkt und ein konkretes Objekt etwa 90 % der simulierten Werte zwischen p_{05} und p_{95}, während jeweils etwa 5 % der Realisierungen unterhalb bzw. oberhalb liegen. Es handelt sich dabei ausdrücklich nicht um Konfidenzintervalle im inferenzstatistischen Sinn, sondern um Quantile einer propagierten Messfehlerverteilung.

Abbildung 40 visualisiert die resultierenden SSM-Verteilungen für Einschermanöver. Die Darstellung erfolgt als Histogramm und Kernel-Dichteschätzung (Kernel Density-Estimation, kurz: KDE), wodurch die Form der jeweiligen Verteilung (z. B. Schiefe, Mehrgipfligkeit) erkennbar wird. In jedem Panel werden drei Verteilungen gegenübergestellt:

1. **Ist-Verteilung (deterministisch aus Messdaten):** Diese Kurve entsteht, indem die SSM ohne Unsicherheitsmodell direkt aus den gemessenen Trajektorien berechnet werden. Sie repräsentiert somit die Kennzahlenverteilung, die daraus resultiert, wenn Messwerte als exakt betrachtet werden (d. h. analog zu Abbildung 39).
2. **p_{05}-Verteilung (pessimistisches Quantil):** Für jeden Zeitpunkt und jedes Objekt ergibt die Monte-Carlo-Simulation eine Verteilung möglicher Kennzahlenwerte. Aus dieser Verteilung

wird das 5-Perzentil p_{05} extrahiert, unterhalb dessen nur 5 % der simulierten Werte liegen. Die in der Abbildung gezeigte p_{05}-Kurve ist dann die Verteilung dieser p_{05}-Werte über alle Zeitpunkte/Objekte. Anschaulich bedeutet dies: Die p_{05}-Kurve zeigt, wie die Verteilung der jeweiligen Kennzahl aussähe, wenn sich die Messfehler immer ungünstig – im Sinne einer kritischeren Kennzahl – auf die Verteilung auswirken.

3. **p_{95} −Verteilung (optimistisches Quantil):** Analog zeigt die p_{95}-Kurve die Verteilung der 95-Perzentilwerte über alle Zeitpunkte/Objekte und bildet damit die Gegenseite der Unsicherheiten ab, d. h. die Messabweichungen haben sich im Sinne der Kritikalität positiv auf die Kennzahlenverteilung ausgewirkt.

Für die Interpretation relevant ist vor allem Folgendes: Zwischen p_{05} und p_{95} ist die Wahrscheinlichkeit nicht gleichverteilt**.** Das Quantilintervall p_{05}, p_{95} bedeutet nicht, dass jeder Wert in diesem Bereich gleich wahrscheinlich ist. Vielmehr hängt die Wahrscheinlichkeit innerhalb dieses Intervalls von der konkreten Form der Monte-Carlo-Verteilung ab. Diese kann abhängig von Metrik und Szenario verschiedenartig geprägt sein (z. B. schief, mehrgipflig oder durch eine große Masse an +∞-Werten, etwa bei der TTC-Berechnung, wenn es zwar einen Vorausfahrenden, aber keine Annäherung gibt). Die Aussagekraft von Abbildung 40 liegt daher nicht in einer „gleich wahrscheinlichen“ Lage irgendwo zwischen zwei Kurven, sondern in der sichtbaren Verschiebung und Spreizung der resultierenden Verteilungen.

Eine geringe Differenz zwischen Ist-, $p_{05,}$- und p_{95}-Kurve deutet auf eine robuste Kennzahl hin: Messunsicherheit verändert die Kennzahlenverteilung nur geringfügig. Dieses Verhalten ist bei abstands- und verhältnisbasierten Größen wie DHW und THW zu beobachten, da sich Positionsfehler in erster Näherung additiv fortpflanzen und durch hohe (und präzise durch DGPS gemessene) Eigengeschwindigkeiten im Nenner (bei THW) zusätzlich stabilisiert werden.

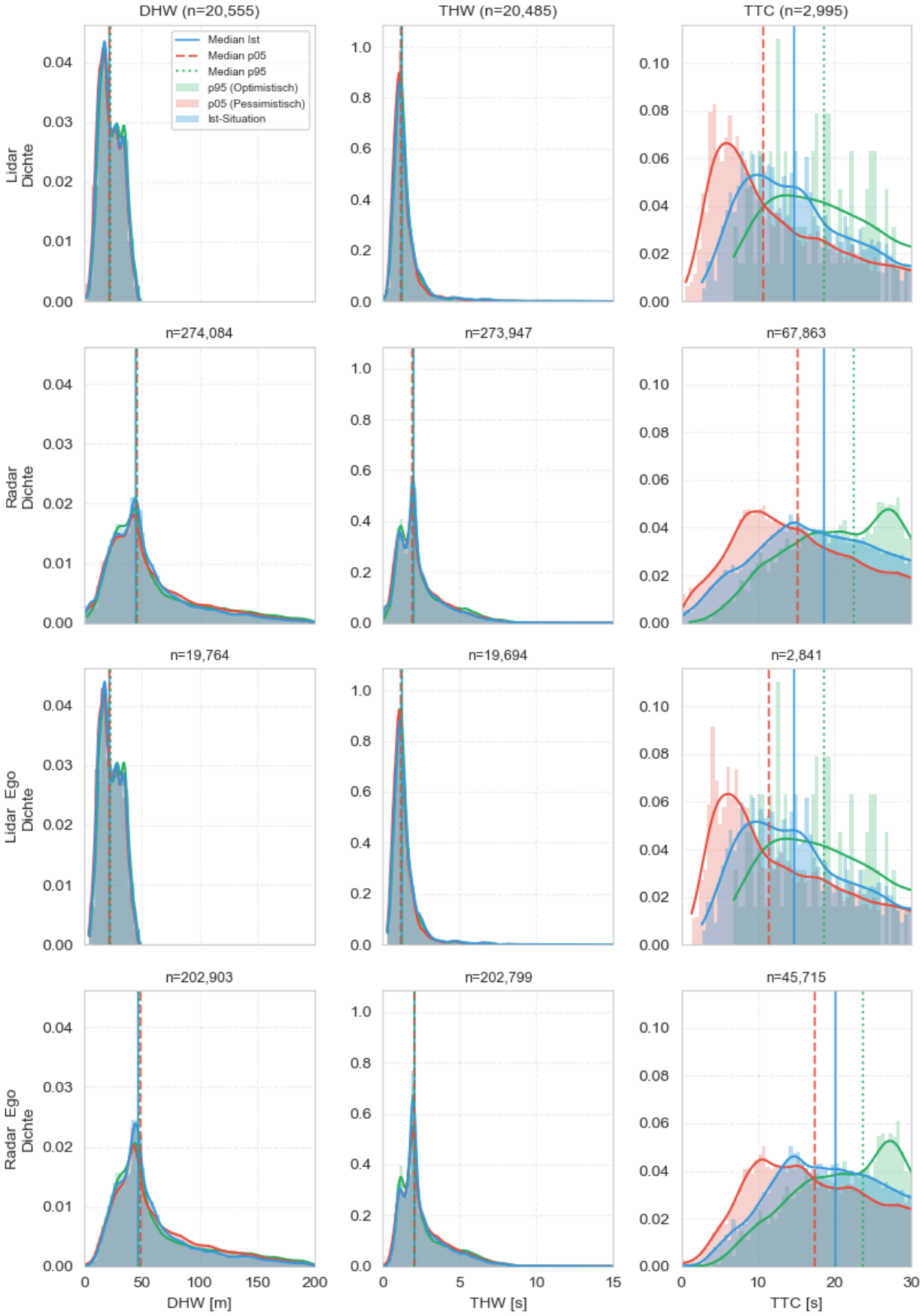


Abbildung 40: Verteilung der SSM mit möglichem Messfehlereinfluss

Für die TTC-Verteilung ist zwischen den Kurven eine deutliche Formänderung zu beobachten. Das ist zurückzuführen auf mehrere Effekte: Die TTC wird aus dem Abstand und der Annäherungsgeschwindigkeit der beiden Fahrzeuge berechnet. Damit ist sie abhängig von zwei Kennwerten und ihren jeweiligen Ungenauigkeiten, die sich zudem überlagern können. Dieser Effekt wird verstärkt, weil die Geschwindigkeit je nach Sensor und Filterkonfiguration nicht direkt gemessen, sondern aus Positionsmessungen bzw. Filterzuständen abgeleitet wird. Zusätzlich bedingt die dynamische Topologie, dass abhängig von der lateralen Realisierung (also wie die y-Position streut) das einscherende Fahrzeug mal früher oder mal später als vorausfahrend klassifiziert wird und damit relevant wird für die TTC-Berechnung.

Damit liefern die Kurven in Abbildung 40 eine Antwort auf die Frage dieses Abschnitts: Wie stark können sich die abgeleiteten Sicherheitskennzahlen allein aufgrund realistischer Messunsicherheit verändern, und wie stabil sind daraus abgeleitete Sicherheitsbewertungen? Während DHW und THW in Einschersituationen typischerweise relativ robuste Aussagen erlauben, sollte die TTC vorsichtig interpretiert werden, da diese durch die Überlagerung mehrerer Fehlerquellen und die Zuordnungsunsicherheit der Topologie verhältnismäßig große Unterschiede aufweisen kann. Für die evidenzbasierte Vorschriftenentwicklung ist diese Sensitivität insbesondere dann kritisch, wenn Grenzwerte direkt aus TTC-Nennwerten abgeleitet werden, ohne dass eine zusätzliche Betrachtung der Unsicherheiten erfolgt. Mitunter kann die TTC stärker von Mess- und Zuordnungsunsicherheiten als von der eigentlichen Verkehrssituation geprägt sein, was die Vergleichbarkeit zwischen Datensätzen und Auswertekonfigurationen reduziert. Entsprechend sollte TTC dort nicht als alleinige Entscheidungsgrundlage verwendet, sondern durch weniger sensitive Kennzahlen wie DHW und THW flankiert werden.

6.5 Auswirkungen sensorspezifischer Limitationen auf die Interpretation von Umgebungsverkehrsdaten

Neben der zuvor beschriebenen stochastischen Fehlerfortpflanzung beeinflusst noch eine qualitative Einflussgröße das Ableiten von Schlussfolgerungen auf Basis von Umgebungsverkehrsdaten: sensorspezifische Limitationen, die nicht primär zur „Streuung um den wahren Wert“, sondern zu systematischen Verzerrungen der beobachteten Grundgesamtheit führen. Solche Effekte sind für die Interpretation von Umgebungsverkehrsdaten im regulatorischen Kontext besonders relevant, da Vorschriftenentwicklung auf belastbaren Verteilungen und deren korrekter Deutung beruht. Gleichzeitig ist methodisch zu unterscheiden zwischen Limitationen, die aus dem konkreten Mess- und Auswerteaufbau dieser Arbeit resultieren, und Limitationen, die systemimmanent aus Umgebungsverkehrsdaten als Datenklasse entstehen; die hier dargestellten Befunde sind entsprechend als exemplarische Evidenz zur Identifikation und Einordnung potenziell generalisierbarer Mechanismen zu verstehen.

Ein Beispiel für die Relevanz solcher Limitationen ergibt sich aus der Interpretation von Abstandsverteilungen im Längsverkehr. Für ALKS nach UN-R 157 ist die Einhaltung eines geschwindigkeitsabhängigen Mindestfolgeabstands ein zentraler Sicherheitsaspekt, der auch in der Regelung explizit gefordert wird. Mit zunehmender Geschwindigkeit sieht die Regelung einen steigenden Mindestabstand (demnach äquivalent zum DHW) vor, um die Sicherheit bei Bremsmanövern des vorausfahrenden Fahrzeugs zu gewährleisten (die konkreten Werte sind in der Beschreibung der Regelung im Anhang A.2.3 zu finden). Abbildung 41 zeigt den DHW als Boxplots in Abhängigkeit von der gefahrenen Geschwindigkeit des Messfahrzeugs, getrennt nach Lidarsensor und Radarsensor, sowie jeweils in einer zusätzlichen ego-perspektivischen Auswertung. Die Datengrundlage beinhaltet alle erfassten Trajektorien, d. h. im Unterschied zu den vorangegangenen Abbildungen werden hier nicht nur die Trajektorien betrachtet, die einen Einschervorgang umfassen. Als Referenz ist zudem der nach UN-R 157 geforderte Mindestabstand dargestellt (dieser ist nur definiert bis zu einer Geschwindigkeit von 60 km/h).

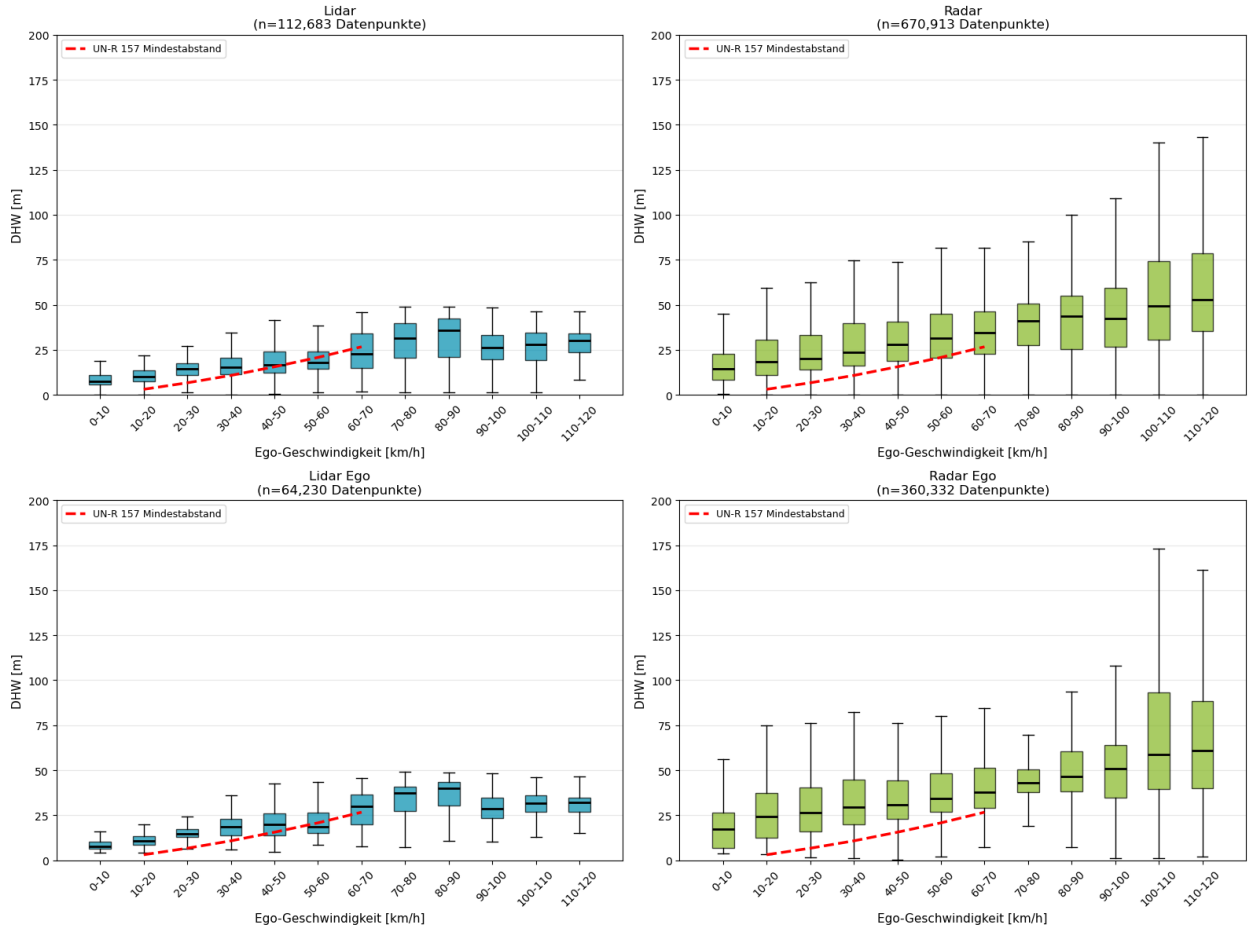


Abbildung 41: DHW-Verteilung der erhobenen Daten als Boxplot und Abstandsforderung nach UN-R 157 für ALKS. Der nach UN-R 157 geforderte Mindestabstand (explizit definiert bis 60 km/h) wird als rote gestrichelte Linie dargestellt

Die Abbildung illustriert, dass sich bei identischer Auswertelogik je nach Sensorik unterschiedliche Schlussfolgerungen ziehen lassen:

- **Lidarbasierte Auswertung:** In niedrigen Geschwindigkeitsbereichen liegen die beobachteten Abstände überwiegend oberhalb der Referenz; im höheren Geschwindigkeitsbereich nähert sich der Interquartilsbereich des Boxplots der Referenzlinie der UN-R 157 an bzw. liegt teilweise darunter. Gleichzeitig zeigt sich bei weiter steigender Geschwindigkeit eine Sättigung der beobachteten DHW-Werte und ab etwa 90 km/h sogar ein Rückgang.
- **Radarbasierte Auswertung:** Die Boxen liegen über den Geschwindigkeitsklassen hinweg konsistent oberhalb der UN-R-157-Referenzkurve; zudem steigt der DHW im Trend mit zunehmender Geschwindigkeit kontinuierlich an.

Würde bei einer kontrafaktischen Bewertung der UN-R ausschließlich die Lidarperspektive herangezogen, läge eine naheliegende (jedoch potenziell falsche) Interpretation darin, dass die beobachteten Abstände bei höheren Geschwindigkeiten „zu gering" ausfallen und die UN-R-157-Mindestanforderung in diesem Bereich ggf. restriktiver gestaltet werden müsste, während sie bei niedrigen Geschwindigkeiten im Sinne einer „Lockerung" übererfüllt sei. Eine solche Ableitung wäre im Kern ein Schluss von einer beobachteten Verteilung auf einen normativen Sollwert. Die Radardaten widersprechen dieser Interpretation jedoch: Sie stützen vielmehr die Sicht, dass die im Feld beobachteten Abstände im relevanten Bereich insgesamt knapp, aber stabil oberhalb der Mindestanforderungen liegen, und damit die Referenzlogik der UN-R-157-Vorgabe eher bestätigen. Die Differenz kann damit nicht primär als „Verhaltensunterschied im Verkehr" interpretiert werden, sondern als Beobachtungsunterschied, d. h. als Ergebnis sensorspezifischer Detektions- und Selektionsmechanismen.

Ein zentraler Mechanismus ist die messbereichsbedingte Zensierung der DHW-Verteilung des Lidarsensors. In der Datensatzbeschreibung wurde mit Abbildung 37 bereits gezeigt, dass die Reichweite der lidarbasierten Objekterkennung aufgrund der spärlicher werdenden Punktwolke auf etwa 50 m beschränkt ist, während der Radarsensor einen deutlich größeren Erfassungsbereich besitzt (etwa 200 m).

Für die Abstandsstatistik bedeutet dies, dass große Abstände im Lidardatensatz nicht nur selten, sondern systematisch schlechter beobachtbar sind, weil die zugehörigen vorausfahrenden Fahrzeuge bei großen Abständen außerhalb des wirksamen Erfassungsbereichs liegen. Dieser Effekt verstärkt sich gerade dort, wo größere Abstände wahrscheinlicher werden, also typischerweise bei höheren Geschwindigkeiten, und führt zu einer verzerrten Stichprobe: Enthalten bleiben überproportional oft Situationen, in denen ein vorausfahrendes Fahrzeug trotz hoher Geschwindigkeit des Messfahrzeugs innerhalb von ca. 50 m liegt (z. B. dichter Verkehr, Kolonnen, Annäherungs- oder Nachlaufphasen), während Situationen mit „komfortablen" großen Abständen schlicht nicht als gültige Vorausfahrer-Relation eingehen können.

Statistisch betrachtet ist damit die Annahme „fehlende Werte sind zufällig" (missing at random) verletzt. Stattdessen ist die Beobachtungswahrscheinlichkeit eine Funktion der interessierenden Zielgröße

(DHW) selbst. In der Praxis kann dies die unteren und mittleren Quantile (einschließlich des Interquartilsbereichs) nach unten ziehen und zugleich eine scheinbar geringe Zunahme der Abstände mit der Geschwindigkeit erzeugen. Dass der Radarsensor hingegen auch größere Abstände abbildet, ist konsistent mit seinem größeren Erfassungsbereich sowie der Fähigkeit, durch Beugung und Streuung auch Verkehrsteilnehmer zu detektieren, die beim Lidar im Sensorschatten liegen können.

Für regulatorische Interpretationen ist diese Beobachtung wesentlich: Aufgrund der begrenzten effektiven Erfassungsreichweite des Lidars gehen Situationen mit großen Folgeabständen – insbesondere bei höheren Geschwindigkeiten – seltener in die Auswertung ein. Dadurch entsteht eine systematische Verzerrung der DHW-Verteilungen. Eine unmittelbare Bewertung oder Ableitung geschwindigkeitsabhängiger Mindestabstandsanforderungen ist deshalb methodisch nicht zulässig, sofern diese Selektivität nicht explizit berücksichtigt wird.

Ein zweiter Mechanismus betrifft die Abdeckung von Objektklassen. Wie in Abschnitt 4.2.3 beschrieben, erfolgt für die Lidardaten die Objekterkennung für die drei Klassen Fahrzeuge, Fußgänger und Radfahrer. Demgegenüber zeigt die Radardatenverarbeitung, dass der Radarsensor bzw. die nachgelagerte Verarbeitung eine höhere Anzahl an Objektklassen unterscheiden kann, die zudem auch innerhalb der Betrachtungsdomäne Autobahn zu finden sind, so u. a. Motorräder und Lkw.

Für die Ableitung von SSM ist die Existenz einer validen Interaktion eine notwendige Voraussetzung, denn sie können nur dann berechnet werden, wenn ein vorausfahrender Verkehrsteilnehmer als führendes Objekt detektiert und korrekt zugeordnet wird. Eine sensorspezifische Limitation wie das Fehlen einer Objektklasse (oder eine Detektionspipeline, die bestimmte Klassen faktisch nicht erkennt) wirkt daher nicht lediglich als Klassifikationsfehler, sondern als Selektionsmechanismus auf Ereignisebene: Bestimmte real vorhandene Interaktionen werden überhaupt nicht in den Datensatz aufgenommen. Daraus ergeben sich mehrere, für die Interpretation unmittelbar relevante Verzerrungseffekte:

- **Untererfassung relevanter Szenen:** Interaktionen mit nicht erkannten Objektklassen (z. B. Lkw) fehlen systematisch. Dadurch werden mitunter solche Fahrzustände unterrepräsentiert, die in der Praxis für Regelungs- bzw. Sicherheitsbewertungen relevant sind.
- **Verzerrte Quantile und Lageparameter:** Weil komplette Interaktionsfälle fehlen, verschieben sich Median und Interquartilsbereich nicht aufgrund von Messstreuung, sondern aufgrund einer veränderten Stichprobenzusammensetzung. Die Verteilung kann dadurch im Vergleich zum tatsächlichen Verkehrsverhalten scheinbar „günstiger“ oder „ungünstiger“ wirken.
- **Geschwindigkeitsabhängige Verzerrung:** Objektklassen sind nicht gleichmäßig über bestimmte Merkmale (wie Geschwindigkeit) verteilt (z. B. treten Lkw-Interaktionen auf Autobahnen häufig in bestimmten Geschwindigkeitsbändern auf). Fehlen diese Interaktionen, kann eine scheinbare Abhängigkeit eines Merkmals entstehen oder verstärkt werden, die in Wahrheit ein Artefakt der Detektionsselektion ist.

Die dargestellten Effekte besitzen direkte Auswirkungen auf die Interpretation von Umgebungsverkehrsdaten als Evidenzbasis, insbesondere im Hinblick auf die Ableitung normativer Aussagen aus Verteilungen (z. B. „Anforderungen sollten erhöht oder gesenkt werden“).

- Beobachtungsgrenzen (Erfassungsreichweite, Sichtfeld, Abschattung) müssen als potenzielle Fehlerquelle für Verteilungen von SSM systematisch geprüft werden.
- Eine Einordnung, welche Verkehrsteilnehmenden und welche Situationen in den Daten tatsächlich enthalten sind, muss vorliegen, da ansonsten das Risiko besteht, aus sensorbedingt verzerrten Stichproben vermeintlich robuste regulatorische Schlussfolgerungen abzuleiten.

Als Schlussfolgerung lässt sich damit festhalten: Sensorspezifische Limitationen müssen zwingend in die Interpretation von Umgebungsverkehrsdaten einfließen, da ansonsten plausibel scheinende, aber falsche Ableitungen (z. B. zur Angemessenheit geschwindigkeitsabhängiger Mindestabstände) nahegelegt werden.

6.6 Zwischenfazit zu Genauigkeitsanforderungen an Umgebungsverkehrsdaten

Die Unterhypothese H_2 formuliert den Anspruch, dass Umgebungsverkehrsdaten eine hinreichende Genauigkeit aufweisen müssen, um sicherheitsanalytische Kenngrößen innerhalb der in der Typgenehmigung üblichen Toleranzbereiche abzuleiten. Auf Basis der Befunde aus Kapitel 5 (Messgüte) und Abschnitt 6.4 (Fehlerfortpflanzung in SSM) ergibt sich hierzu ein differenziertes, aber insgesamt überwiegend positives Bild für autobahnnahe Anwendungen.

Aus der Genauigkeitsanalyse in Kapitel 5 folgt erstens: Die erreichbare Messgüte ist sensor- und szenarioabhängig. In Einscherkonstellationen zeigen die Ergebnisse, dass die Positionsbestimmung des Lidarsensors stabiler ausfällt, während Radar bei der Relativgeschwindigkeit prinzipbedingt robust ist. Zugleich zeigt die Auswertung des Einlenkabstands, dass die Entfernung im Einscherer-Szenario keinen deutlichen Einfluss auf die Messgenauigkeit erkennen lässt; damit ist plausibel, dass auch bei größeren Distanzen im gleichen Messregime eine vergleichbare Genauigkeit erwartet werden kann, solange keine zusätzlichen Sicht- oder Auflösungsgrenzen greifen.

Zweitens verdeutlicht das Abbieger-Szenario, dass der Radar für innerstädtische, hochdynamische Bewegungen nur bedingt geeignet ist: Bei stark veränderter Zielausrichtung und hoher Querbewegung kommt es zu instabilem Kurven-Tracking bis hin zum „Verlieren“ des Zielfahrzeugs. Für Autobahnszenarien mit überwiegend longitudinal dominierter Interaktion ist dieser Effekt dagegen typischerweise weniger kritisch, was die Eignung von Radar dort grundsätzlich stützt.

Kapitel 6 zeigt drittens, dass für die Bewertung im regulatorischen Kontext nicht nur die Messgüte an sich, sondern vor allem die Sensitivität der abgeleiteten Kennzahlen gegenüber der Messunsicherheit entscheidend ist. Die implementierte Monte-Carlo-Propagierung macht deutlich, dass abstands- und

verhältnisbasierte Kenngrößen in Einschersituationen vergleichsweise robust bleiben, während TTC aufgrund der Überlagerung mehrerer Fehlerquellen und Topologie-/Zuordnungsunsicherheit deutlich stärker schwanken kann und deshalb vorsichtiger zu interpretieren ist.

Über stochastische Messfehler hinaus sind sensorspezifische Limitationen relevant, die nicht nur zu Streuung um den wahren Wert führen, sondern die beobachtete Grundgesamtheit systematisch verzerren können und damit unmittelbar die Deutung von Verteilungen im regulatorischen Kontext beeinflussen. Für die Formulierung von Grenz- und Toleranzwerten bedeutet dies: Genauigkeit ist nicht nur eine Frage numerischer Fehlermaße, sondern auch der sensor- und auswertelogikabhängigen Verzerrungsmechanismen (z. B. welche Interaktionen zuverlässig beobachtbar sind).

Aus den Untersuchungen ergibt sich eine bedingte Bestätigung von $\boldsymbol{H_2}$, wobei erneut zwischen den in dieser Arbeit konkret erhobenen Umgebungsverkehrsdaten und der grundsätzlichen Eignung von Umgebungsverkehrsdaten als Datenklasse zu unterscheiden ist. Speziell für die erhobenen Daten gilt:

- Für autobahntypische Interaktionen weisen die erhobenen Daten eine Genauigkeit auf, die grundsätzlich erlaubt, robuste SSM innerhalb praxisnaher regulatorischer Toleranzlogiken abzuleiten, insbesondere wenn Messunsicherheit explizit berücksichtigt wird.
- Für hochdynamische, innerstädtische Bewegungsabläufe (wie im Abbieger-Szenario) ist die Genauigkeit (speziell der Radarverfolgung) nicht durchgängig hinreichend, da Messartefakte, Track-Verluste und starke Ausreißer die Ableitung stabiler Kenngrößen und belastbarer Verteilungen einschränken können.

Allgemein lässt sich festhalten, dass die Ergebnisse eine Genauigkeit von Umgebungsverkehrsdaten nicht per se belegen, sondern dass deren Eignung kontextgebunden ist: Sie hängt von Szenariodynamik, Sensortyp, Objektzuordnung sowie der Kennzahlensensitivität ab.

Zusammengefasst: Die konkret in dieser Arbeit erhobenen Umgebungsverkehrsdaten erfüllen $\boldsymbol{H_2}$ für relevante Einschervorgänge und robuste Kenngrößen weitgehend. Für die Datenklasse insgesamt lässt sich daraus ableiten: Umgebungsverkehrsdaten können die Anforderungen aus $\boldsymbol{H_2}$ grundsätzlich erfüllen, sofern zum einen Sensorik und Szenario zueinander passen und zum anderen die Kennzahlenwahl und Auswerteverfahren in der Formulierung von Schlussfolgerungen berücksichtigt werden.

7 Validierung

Ziel dieses Kapitels ist die Beantwortung der Unterhypothese H_3: „Die aus Umgebungsverkehrsdaten extrahierten Parameterverteilungen sind hinreichend repräsentativ für das reale Verkehrsgeschehen."

Im Kontext dieser Arbeit ist „hinreichende Repräsentativität" eng mit der externen Validität, also der Übertragbarkeit der abgeleiteten Kennzahlen, verknüpft (vgl. Jipp und Schnieder (2020, S. 28–29)): Verteilungen von Parametern (insbesondere sicherheitsanalytischer Kenngrößen) sind nur dann sinnvoll als Grundlage für Schlussfolgerungen zum Verkehrsgeschehen nutzbar, wenn die zugrunde liegende Stichprobe die relevanten Eigenschaften der Zielpopulation zumindest plausibel abbildet. Dabei ist der Begriff der Repräsentativität statistisch uneindeutig, denn eine Stichprobe, wie sie beispielsweise Umgebungsverkehrsdaten darstellen, kann ausschließlich für gewisse Merkmale einer Grundgesamtheit repräsentativ sein und nicht für die Grundgesamtheit als solche (Bäumer et al. 2024).

Da die Grundgesamtheit des „realen Verkehrsgeschehens" zudem nicht vollumfänglich beobachtbar ist, kann Repräsentativität bzw. Validierung nicht als klassischer Test gegen eine bekannte Populationsverteilung betrachtet werden. Stattdessen wird Validierung hier als Plausibilisierung und Konsistenzprüfung verstanden: Wenn unabhängige Datensätze unter vergleichbaren Rahmenbedingungen ähnliche Verteilungen zeigen, erhöht dies die Plausibilität der erhobenen Daten. Systematische Abweichungen werden nicht zwangsläufig als „Fehler" gewertet, sondern als Hinweis auf Domänenunterschiede, mess- und algorithmusbedingte Selektionsmechanismen oder unterschiedliche Verkehrsbedingungen (z. B. Verkehrsdichte, Geschwindigkeitsniveau, Streckencharakteristika).

Zudem sind auch wieder zwei Ebenen im Hinblick auf die Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten und die nachfolgenden Untersuchungsergebnisse zu unterscheiden:

- **Beispielerhebung der Arbeit:** Hier ist zu prüfen, inwieweit die im Messbetrieb entstehenden Verteilungen durch Messgeometrie, Sensorcharakteristik, Verdeckungseffekte, Tracking-Artefakte und Fahrweise des Messfahrzeugs systematisch verzerrt werden. Die Frage der Repräsentativität ist damit zugleich eine Frage nach der Belastbarkeit der konkreten Erhebung und Verarbeitungskette.
- **Umgebungsverkehrsdaten als Datenklasse:** Selbst wenn eine konkrete Messkampagne plausible Verteilungen liefert, folgt daraus nicht automatisch, dass Umgebungsverkehrsdaten „im Allgemeinen" repräsentativ sind. Vielmehr hängt Repräsentativität stets davon ab, für welche Merkmale, unter welchen Randbedingungen und mit welcher Datenprozessierung die Stichprobe erzeugt wurde. Diese Einschränkung ist insbesondere für regulatorische Schlussfolgerungen relevant, da methodenimmanente Grenzen transparent gemacht und systematisch berücksichtigt werden müssen.

7.1 Validierungsmethode und Datengrundlage

Zur Validierung wird der Drohnendatensatz highD von Krajewski et al. (2018) als externe Referenz herangezogen. Dem gegenüber stehen die selbst erhobenen Messdaten mit den beiden Sensorausprägungen Lidar und Radar. Die Validierung fokussiert bewusst auf Verteilungsformen und nicht primär auf Signifikanztests, denn bei sehr großen Stichprobenumfängen sind p-Werte erwartungsgemäß nahezu immer „signifikant", auch wenn Unterschiede praktisch vernachlässigbar sind (Lin et al. 2013). Daher werden nachfolgend Effektstärken und Distanzmaße zur Interpretation herangezogen. Wichtig ist, welche Interaktionen in die Kennzahlenberechnung einfließen. In Abschnitt 6.3 wurde begründet, dass eine ego-perspektivische Auswertung (Interaktionen mit dem Messfahrzeug) gegenüber einer globalen „Objekt-zu-Objekt"-Auswertung vorzuziehen ist, da Drittobjekt-Interaktionen in den erhobenen Daten anfälliger für Detektionsausfälle, ID-Wechsel und inkonsistente Rekonstruktionen sind. Dementsprechend wird im statistischen Vergleich zum highD-Datensatz primär auf Messungen zurückgegriffen, die sich auf Interaktionen mit dem Messfahrzeug selbst beziehen.

7.2 Ergebnisse

Abbildung 42 stellt die Spurwechselrate der Datensätze gegenüber (alle identifizierten Spurwechsel pro Fahrzeug sowie normiert pro Kilometer). Für highD ergeben sich 13.949 Spurwechsel bei 110.516 Fahrzeugen, was einer Rate von 0,126 Spurwechseln pro Fahrzeug entspricht; bezogen auf die aggregierte Fahrleistung liegt die Rate bei 0,31 Spurwechseln pro Kilometer. In den selbst erhobenen Daten fallen deutliche Unterschiede auf: Im Lidar-Datensatz liegt die Spurwechselrate pro Fahrzeug mit 0,064 merklich unter dem highD-Wert, während der Radar-Datensatz mit 0,252 deutlich darüber liegt. In der kilometernormierten Darstellung, bezogen auf die von den erfassten Fahrzeugen zurückgelegte Strecke, ergibt sich ein anderes Bild (Lidar: 0,427; Radar: 0,849; highD: 0,314): Hier liegen beide Sensoren über dem highD-Wert. Diese Abweichungen sind als Hinweis zu interpretieren, dass die Erfassung von Spurwechseln in fahrzeugbasierten Umgebungsverkehrsdaten stark durch Beobachtungsgeometrie und Sensorverdeckung geprägt ist.

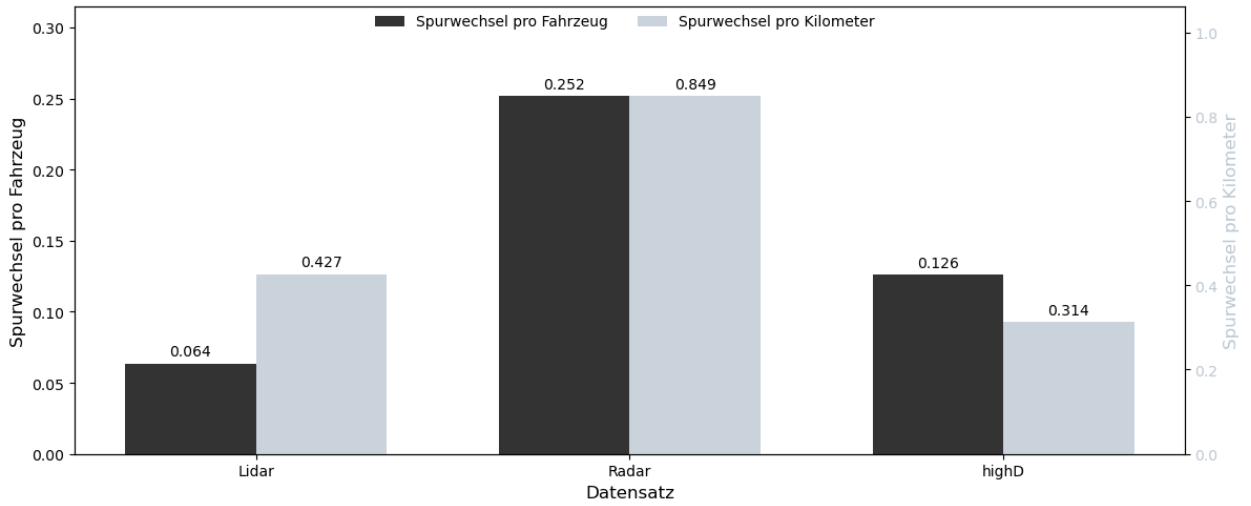


Abbildung 42: Vergleich der Spurwechselrate pro Fahrzeug und pro gefahrenem Kilometer für die Eigenerhebung (Lidar, Radar) und den highD-Referenzdatensatz

Analog dazu zeigt Abbildung 43 die Links-/Rechtsverteilung der Spurwechsel. Hier sind die Datensätze deutlich näher beieinander als bei den absoluten Häufigkeiten: Im highD-Datensatz verteilt sich das Spurwechselgeschehen nahezu symmetrisch (50,1 % links; 49,9 % rechts). In den selbst erhobenen Daten liegt der Anteil der Rechtsmanöver höher (Lidar: 54,0 %; Radar: 54,5 %).

Diese moderate Verschiebung ist gemäß dem Messprinzip „Mitfahrt im Verkehrsstrom“ plausibel, denn das Messfahrzeug wird typischerweise in einem begrenzten räumlichen Umfeld von anderen Fahrzeugen passiert und überholt. Im Zusammenhang mit Rechtsfahrgebot sowie dem Verbot von rechtsseitigem Überholen entstehen dabei häufig Sequenzen aus Ausscheren (nach links) und Wiedereinscheren (nach rechts). Je nachdem, wo sich das Messfahrzeug relativ zur Manöverkette befindet, kann die Wahrscheinlichkeit steigen, den zweiten Teil (Rückkehr nach rechts) im eigenen Beobachtungsfenster zu erfassen, insbesondere dann, wenn durch den Sensoraufbau sowie die Erhebungskampagne im Rahmen des MODI-Projekts mit vergleichsweise geringer Geschwindigkeit gefahren wurde.

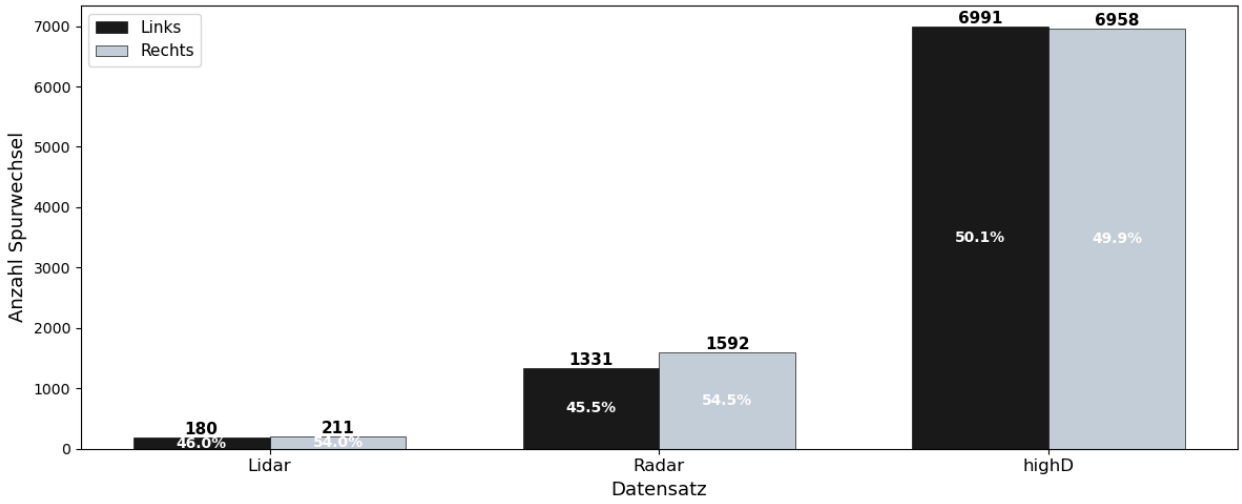


Abbildung 43: Anteile von Spurwechseln nach links und rechts in den Datensätzen

Abbildung 44 vergleicht die Verteilungen von DHW, THW und TTC zwischen Lidar, Radar und highD; für die selbst erhobenen Daten wird zusätzlich zwischen einer Auswertung über „alle Interaktionen" und einer ego-perspektivischen Teilmenge unterschieden. Die Darstellung bestätigt zunächst die in Abschnitt 6.3 notwendige Berücksichtigung der ego-perspektivischen Einschränkung: Globale Objektpaarungen können die Verteilungsform insbesondere bei TTC durch Artefakte der Wahrnehmungskette verzerren, während die ego-perspektivische Auswertung Verteilungen erzeugt, die typischerweise näher an Referenzwerten anderer Datensätze liegen. Für die ego-perspektivischen SSM ergeben sich im Median folgende Vergleichswerte:

- **THW:** Lidar-Ego liegt mit einem Median von 1,73 s sehr nahe am highD-Median von 1,61 s; Radar-Ego weist mit 2,03 s eine größere Zeitlücke auf.
- **TTC:** Radar-Ego (Median 25,61 s) und highD (Median 25,07 s) stimmen sehr gut überein; Lidar-Ego liegt mit 20,73 s sichtbar darunter.
- **DHW:** Radar-Ego (Median 45,48 m) ist nahe am highD-Median (41,67 m); Lidar-Ego liegt mit 25,19 m deutlich darunter.

Neben den Lageparametern ist die Form der Verteilungen für die Beantwortung H_3 zu berücksichtigen. Auffällig ist insbesondere bei der THW in den selbst erhobenen Daten, dass es zwei deutliche Peaks bei etwa 1,2 s und 2 s gibt. Eine plausible Erklärung ist, dass ein erheblicher Anteil der beobachteten Folgebeziehungen das Messfahrzeug betrifft und die Datenerhebung durch zwei Fahrende geprägt war, deren individuelle Abstands- und Zeitlückenpräferenzen die Verteilung beeinflussen können. Dieser Effekt ist insbesondere im Ego-Fokus relevant und wird als Limitation der Validierung verstanden.

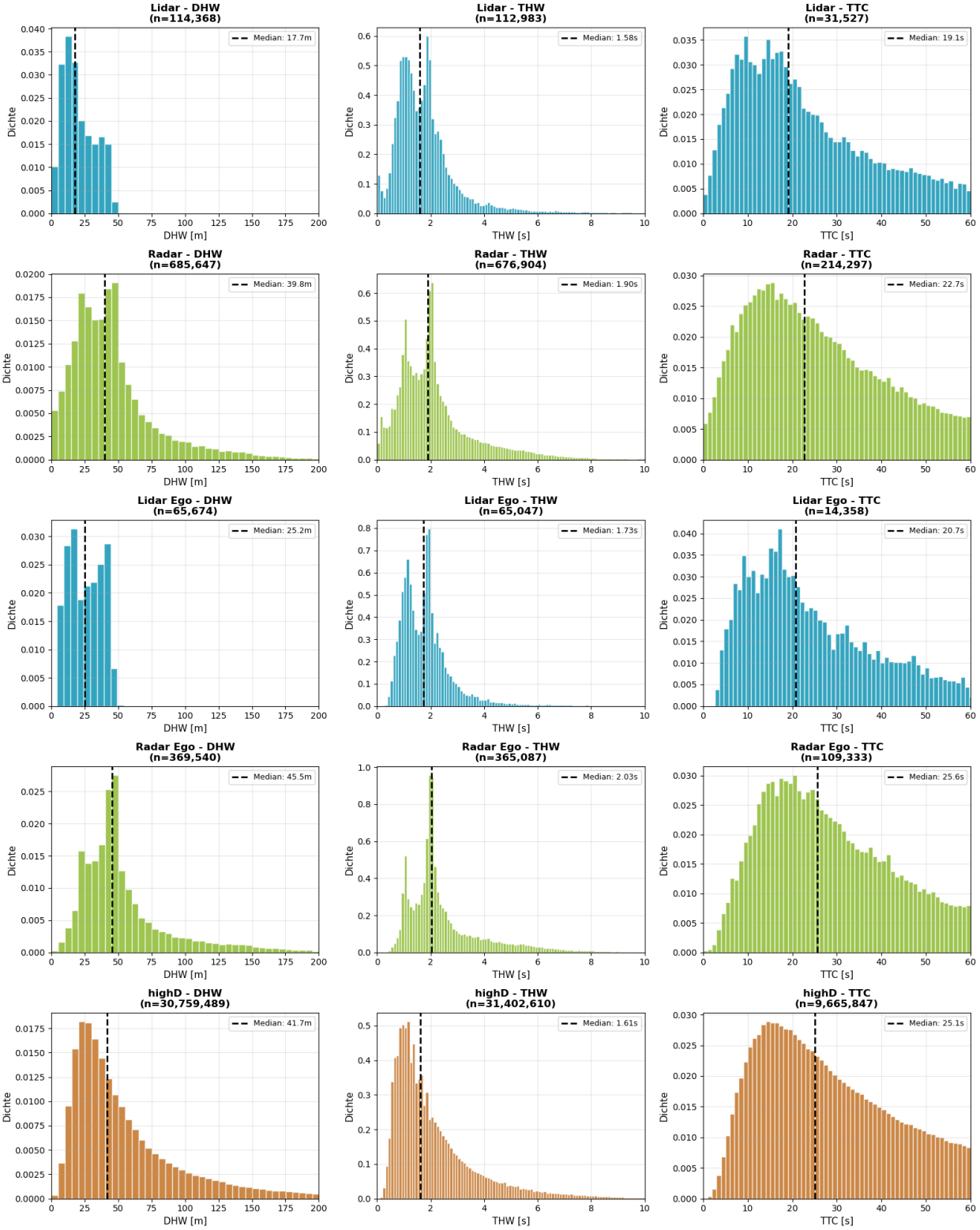


Abbildung 44: SSM-Verteilungen für DHW, THW und TTC gestaffelt nach den Datensätzen

Weiterhin werden die Verteilungen der Parameter DHW, THW und TTC detaillierter miteinander verglichen. Da die untersuchten Kenngrößen in der Regel keiner Normalverteilung folgen, häufig ausgeprägte Verteilungsenden aufweisen und zudem durch die Mess- und Erfassungsverfahren Aus-

reißer enthalten können, ist ein parametrischer Vergleich (z. B. ein t-Test der Mittelwerte) nicht belastbar (Wilcox 2017, S. 9). Stattdessen erfolgt die Analyse auf Basis der Verteilungsfunktionen unter Verwendung der folgenden paarweisen Vergleichskennzahlen:

1. **Kolmogorov-Smirnov-Distanz (KS-D)**: Die KS-Distanz ist die maximale vertikale Differenz zwischen zwei empirischen Verteilungsfunktionen. Sie liegt zwischen 0 und 1. Ein Wert nahe 0 bedeutet sehr ähnliche kumulative Verteilungen; größere Werte weisen auf Unterschiede in Lage und/oder Form hin (Guthrie 2020). Wesentlich ist: Die KS-Distanz ist ein Verteilungsmaß und bleibt auch bei sehr großen Stichprobenumfängen (n > 5000) interpretierbar, während der zugehörige p-Wert bei großen Umfängen nahezu immer „signifikant" wird.
2. **Wasserstein-Distanz (W):** Die Wasserstein-Distanz misst den „mittleren Verschiebungsaufwand", um eine Verteilung in die andere zu überführen. Sie wird in Originaleinheiten angegeben (Meter bei DHW, Sekunden bei THW/TTC) und ist daher vergleichsweise anschaulich (Levina und Bickel 2001): Eine Wasserstein-Distanz von 0,5 s zwischen zwei TTC-Verteilungen bedeutet, dass sich die Verteilungen im Sinne des optimalen Transports so unterscheiden, als wäre eine mittlere absolute Verschiebung der TTC-Werte um 0,5 s erforderlich, um die eine Verteilung in die andere zu überführen.
3. **Cliff's Delta (δ):** Cliff's Delta ist ein nichtparametrisches Effektmaß für zwei Gruppen und quantifiziert die Dominanz einer Verteilung gegenüber der anderen auf Basis aller Paarvergleiche. Formal gilt: $\delta = P(x_A > x_B) - P(x_B > x_A)$, wobei δ Werte zwischen −1 und +1 annehmen kann. Das Vorzeichen zeigt die Richtung (negativ: Gruppe A tendenziell kleiner), der Betrag die Stärke. Als praxisübliche Orientierung werden Schwellenwerte verwendet: $|\delta| < 0{,}147$ vernachlässigbar; < 0,33 klein; < 0,474 mittel; ≥ 0,474 groß. (Romano et al. 2006)

Abbildung 45, Abbildung 46 und Abbildung 47 zeigen zudem den Vergleich der jeweiligen SSM-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego anhand der empirischen kumulativen Verteilungsfunktionen (Empirical Cumulative Density Function, kurz: ECDF, Teil A), einer quantilspezifischen Shift-Funktion relativ zu highD (Teil B) sowie Q-Q-Plots der erhobenen Datensätze gegenüber dem highD-Datensatz (Teil C und D).

Dabei gilt: Teil A stellt die empirische kumulative Verteilungsfunktion dar und zeigt für jeden Kennzahlenwert x den Anteil der Beobachtungen mit $SSM \leq x$; so lassen sich Lage, Streuung und Randbereiche der Verteilungen direkt vergleichen. Teil B zeigt eine quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD, d. h. für jedes Quantil q wird die Differenz der Quantile $\Delta(q) = Q_{Datensatz}(q) - Q_{highD}(q)$ ausgewiesen, wodurch sichtbar wird, ob Abweichungen als nahezu konstanter Versatz auftreten oder quantilabhängig variieren. Die Q-Q-Plots setzen schließlich die Quantile der jeweiligen Datensätze den entsprechenden highD-Quantilen gegenüber; Punkte nahe der Diagonalen sprechen

für eine gute Übereinstimmung, systematische Abweichungen (z. B. Krümmung oder geänderte Steigung) weisen auf Unterschiede in Streuung, Schiefe oder Randverhalten hin.

DHW ist die Kenngröße mit den deutlichsten sensordominierten Unterschieden. Radar-Ego liegt sehr nahe an highD: Der Median beträgt 45,48 m gegenüber 41,67 m in highD, hat also eine Abweichung von +3,81 m. Die KS-Distanz von 0,133 ist moderat, das Cliff's δ von +0,070 ist vernachlässigbar, und die Wasserstein-Distanz liegt bei 6,88 m. Diese Kombination spricht für eine hohe Übereinstimmung sowohl in der Lage der zentralen Verteilung als auch in der Gesamtform, mit nur moderaten Unterschieden in Teilbereichen der kumulativen Verteilung. Demgegenüber weicht Lidar-Ego stark von highD ab. Der Median beträgt 25,19 m gegenüber 41,67 m in highD, also rund −16,48 m. Die KS-Distanz steigt auf 0,434, die Wasserstein-Distanz auf 28,39 m, und Cliff's δ liegt bei −0,501, was einem großen Effekt entspricht. Der Vergleich Lidar-Ego vs. Radar-Ego bestätigt diese starke Differenz ebenfalls (Median etwa −20,28 m, KS-D 0,496, Wasserstein 27,98 m, δ −0,654, großer Effekt). Inhaltlich bedeutet dies: Während Radar-Ego die Abstandsverteilung des Referenzdatensatzes sehr gut abbildet, liefert Lidar-Ego eine deutlich zu kleineren Abständen verschobene und zugleich in der Form abweichende Verteilung. Dies ist, wie in den vorherigen Kapiteln bereits genannt, auf die geringere Reichweite des Lidars zurückzuführen, was auch in der ECDF (Abbildung 45 (A)) noch einmal verdeutlicht wird. Die Shift-Funktion in Abbildung 45 (B) präzisiert diese Aussage, indem sie die Differenz der Quantile in Abhängigkeit vom Perzentil ausweist (ΔDHW = Ego-Quantil minus highD-Quantil). Für den Lidardatensatz ist die Shift-Funktion über praktisch den gesamten Perzentilbereich negativ. Das bedeutet, dass die Daten in jedem betrachteten Quantil kleinere Abstände liefern als highD und dass die Differenz zu höheren Perzentilen hin deutlich zunimmt. Gleichzeitig zeigt die Abbildung (und zusätzlich auch die Q-Q-Plot-Darstellung in Abbildung 45 (D)), dass die Radardaten recht nahe an denen des highD-Datensatzes liegen, was die recht gute Übereinstimmung durch die o. g. Kennzahlen noch einmal bestätigt.

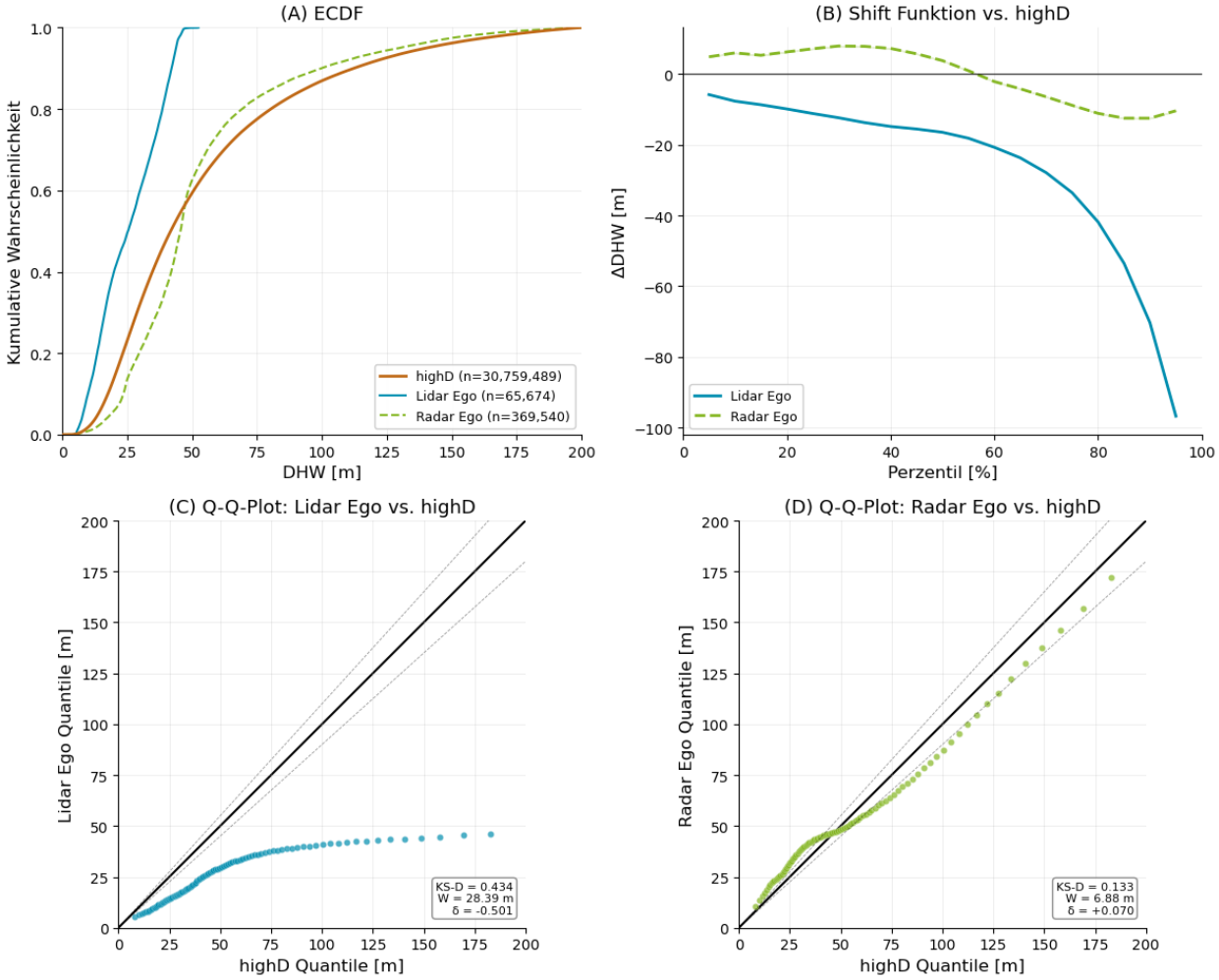


Abbildung 45: Vergleich der DHW-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung

Abbildung 46 zeigt analog den Vergleich der THW-Verteilungen. Anders als beim DHW treten keine sensorgeprägten Verschiebungen über den gesamten Wertebereich auf. Stattdessen sind verteilungsformbezogene Unterschiede zu verzeichnen, die insbesondere in höheren Quantilen deutlich werden und daher über quantilsensitive Darstellungen zu interpretieren sind.

Für Lidar-Ego liegt der Median bei 1,73 s gegenüber 1,61 s in highD (ΔMedian +0,12 s). Die globalen Verteilungsmaße weisen zugleich auf eine hohe Überlappung hin (KS-D = 0,128; Wasserstein-Distanz W = 0,43 s; Cliff's δ = −0,012, vernachlässigbar). Diese Kennzahlen sind jedoch nur im Zusammenhang mit der quantilspezifischen Analyse vollständig interpretierbar. Die Shift-Funktion (Abbildung 46 (B)) ist in unteren bis mittleren Perzentilen zunächst leicht positiv, wird ab etwa dem mittleren Perzentilbereich negativ und nimmt zu hohen Perzentilen hin deutlich ab. Damit liegen die THW-Quantile von Lidar-Ego in niedrigen bis mittleren Bereichen geringfügig über denen von highD, während sie in hohen Quantilen systematisch darunter liegen. Dieses Muster wird durch die ECDF (Abbildung 46 (A)) gestützt, die für größere THW-Werte eine schnellere Annäherung an 1 zeigt, sowie

durch den Q-Q-Plot (Abbildung 46 (C)), in dem die Quantile zunächst nahe der Diagonalen verlaufen und in höheren Quantilen zunehmend darunter liegen. Inhaltlich spricht dies dafür, dass sehr große Zeitlücken im Lidar-Ego-Datensatz seltener in die Auswertung eingehen als im highD-Datensatz, was ebenfalls durch die zuvor genannten Reichweiteneinschränkungen zu erklären ist.

Für Radar-Ego ergibt sich dagegen eine über weite Teile der Verteilung konsistente Verschiebung zu größeren Zeitlücken. Der Median beträgt 2,03 s und liegt damit um +0,42 s über dem highD-Median. Entsprechend liegen KS-D bei 0,258 und Cliff's δ bei +0,234 (kleiner Effekt), während die Wasserstein-Distanz mit W = 0,37 s eine moderate mittlere Abweichung anzeigt. Die Shift-Funktion ist für Radar-Ego über nahezu den gesamten Perzentilbereich positiv und der Q-Q-Plot (Abbildung 46 (D)) verläuft überwiegend oberhalb der Diagonalen. Damit handelt es sich nicht primär um eine Abweichung, die auf die oberen Quantile beschränkt wäre, sondern um eine breitflächige Lageverschiebung der THW-Verteilung. Als Ursachen kommen insbesondere Unterschiede in der Fahrstrategie und Fahrstreifenwahl des Messfahrzeugs sowie Unterschiede in der situationsbezogenen Auswahl der Interaktionen in der Ego-Perspektive in Betracht.

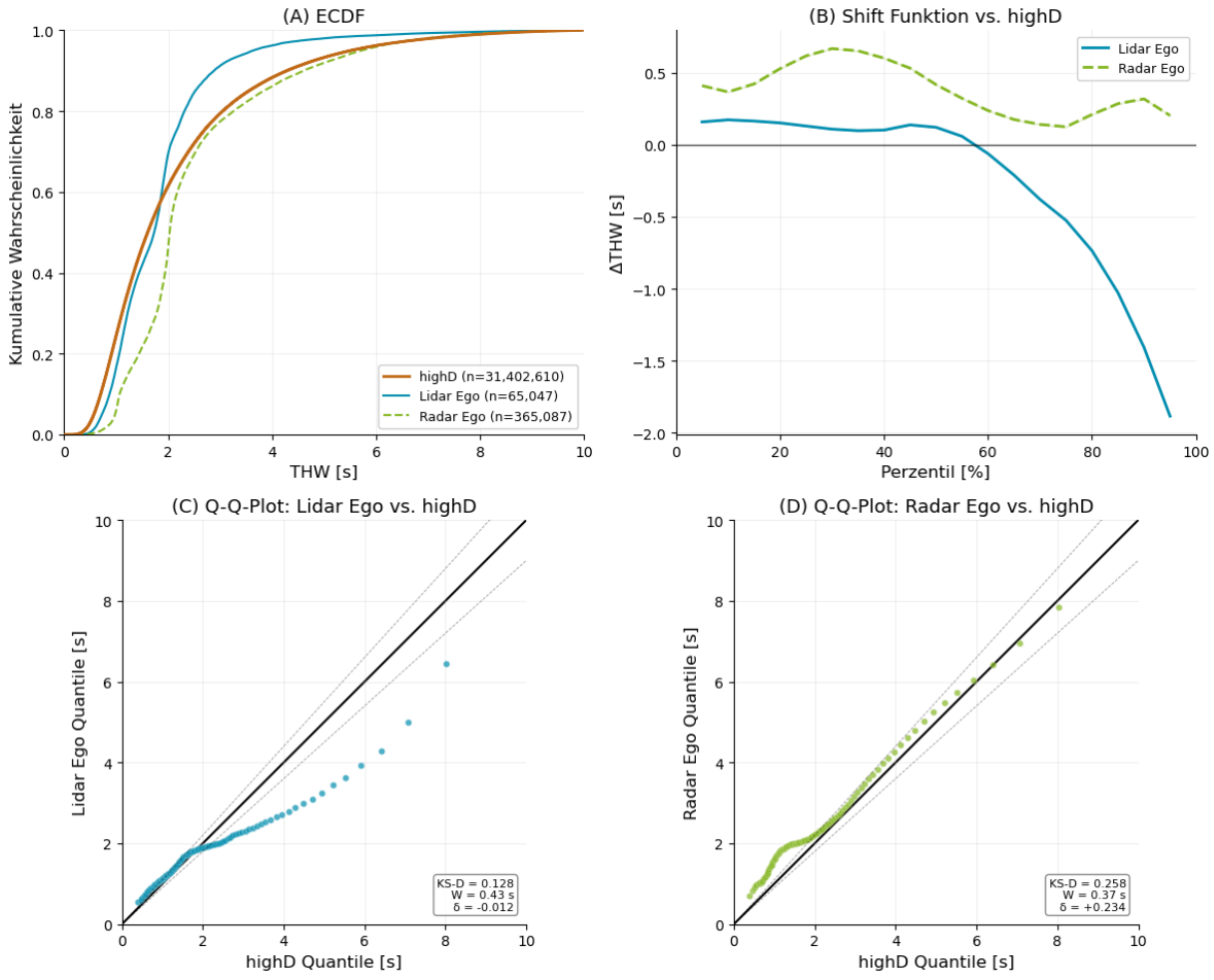


Abbildung 46: Vergleich der THW-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung

Zuletzt zeigt Abbildung 47 den analogen Vergleich für die TTC-Verteilung. Für Radar-Ego ergibt sich eine sehr hohe Übereinstimmung mit dem highD-Datensatz über nahezu den gesamten Wertebereich. Der Median beträgt 25,61 s gegenüber 25,07 s in highD, was einer geringen Medianabweichung von +0,54 s entspricht. Dieses Bild wird durch die Verteilungsmaße bestätigt: Die KS-Distanz liegt bei 0,031, die Wasserstein-Distanz bei 0,61 s und Cliff's δ bei +0,022 und ist damit vernachlässigbar. In der ECDF (Abbildung 47 (A)) verlaufen Radar-Ego und highD nahezu deckungsgleich. Auch die Shift-Funktion (Abbildung 47 (B)) liegt über weite Perzentilbereiche nahe bei null, was auf sehr geringe quantilspezifische Abweichungen hindeutet. Der Q-Q-Plot (Abbildung 47 (D)) verläuft entsprechend eng entlang der Diagonalen, sodass sich sowohl für zentrale als auch für hohe Quantile eine hohe Quantil-zu-Quantil-Übereinstimmung ergibt. Insgesamt sprechen diese Befunde dafür, dass die TTC-Verteilung des Radar-Ego-Datensatzes im untersuchten Setting die Referenzverteilung in Lage und Form sehr gut abbildet.

Für Lidar-Ego zeigt sich hingegen eine systematische Abweichung zu kleineren TTC-Werten. Der Median beträgt 20,73 s gegenüber 25,07 s in highD, sodass sich eine Medianverschiebung von −4,34 s ergibt. Die KS-Distanz liegt bei 0,112 und ist damit moderat, die Wasserstein-Distanz beträgt 3,25 s und signalisiert eine mittlere Abweichung, und Cliff's δ liegt bei −0,137 (vernachlässigbar, jedoch nahe an der gängigen Schwelle). Die ECDF in Abbildung 47 (A) zeigt, dass Lidar-Ego im Vergleich zu highD über große Teile des Wertebereichs höhere kumulative relative Häufigkeiten bei kleineren TTC-Werten erreicht, was einer Linksverschiebung der Verteilung entspricht. Diese Linksverschiebung wird durch die Shift-Funktion (Abbildung 47 (B)) präzisiert: Über den überwiegenden Perzentilbereich ist ΔTTC negativ und die Abweichung erreicht im mittleren bis höheren Perzentilbereich die größten Beträge. Das bedeutet, dass die Differenzen nicht auf einzelne Bereiche beschränkt sind, sondern TTC-Quantile von Lidar-Ego über weite Teile der Verteilung systematisch unterhalb der highD-Quantile liegen. Der Q-Q-Plot bestätigt dieses Muster durch einen Verlauf überwiegend unterhalb der Diagonalen, wobei die Abweichungen in mittleren Quantilen stärker ausgeprägt sind als in sehr niedrigen oder sehr hohen Quantilen.

Zusammenfassend zeigt der TTC-Verteilungsvergleich eine klare Differenzierung zwischen den Sensorausprägungen: Radar-Ego stimmt mit highD in Lage und Form nahezu vollständig überein, während Lidar-Ego eine konsistente Linksverschiebung der TTC-Verteilung aufweist, die sich über breite Quantilbereiche erstreckt.

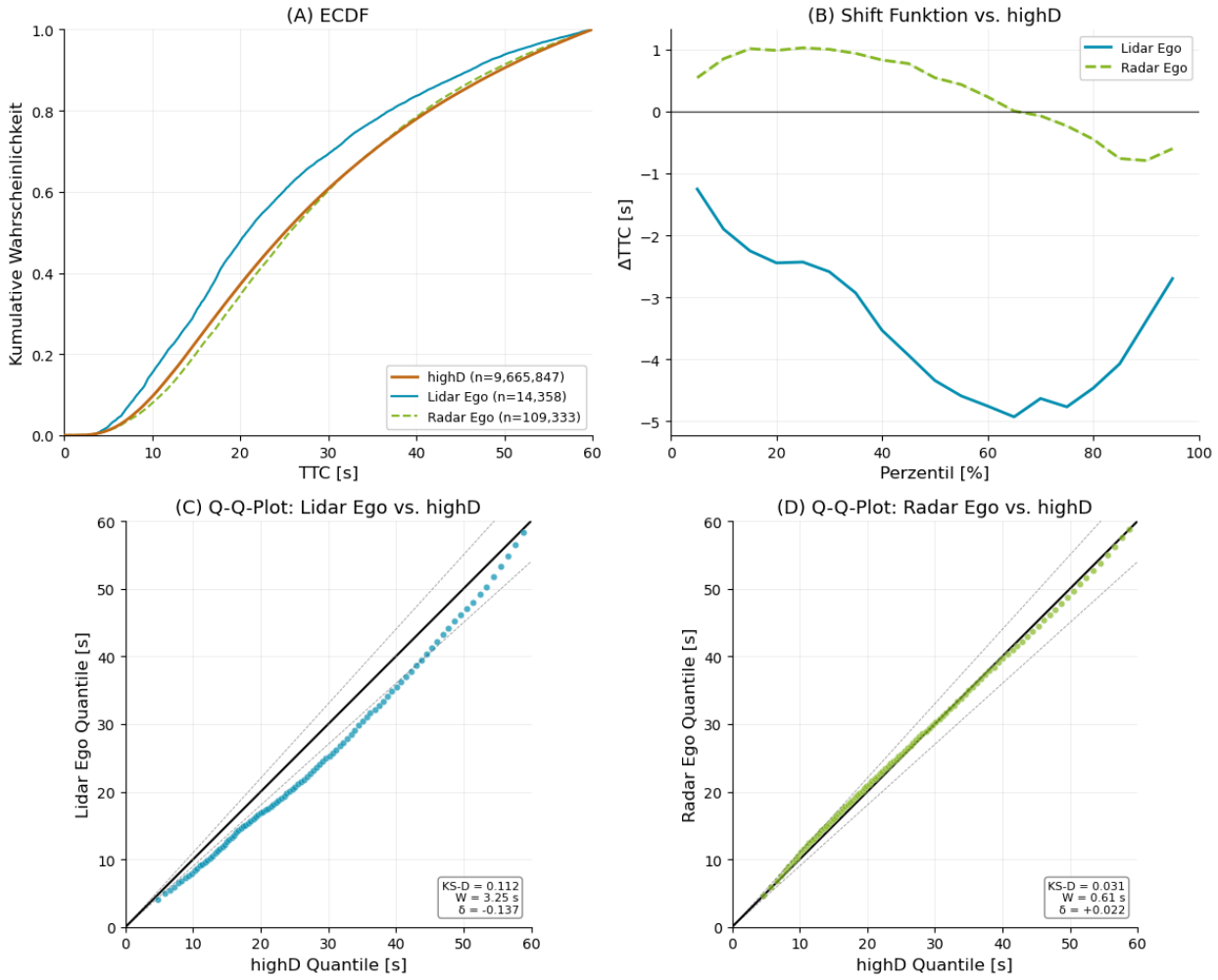


Abbildung 47: Vergleich der TTC-Verteilungen zwischen highD (Referenz), Lidar-Ego und Radar-Ego. (A) Empirische kumulative Verteilungsfunktionen der drei Datensätze mit jeweiliger Stichprobengröße. (B) Quantilspezifische Shift-Funktion relativ zu highD zur Darstellung quantilabhängiger Abweichungen. (C–D) Q-Q-Darstellungen für Lidar-Ego bzw. Radar-Ego gegenüber highD zur Beurteilung systematischer Unterschiede über die gesamte Verteilung

7.3 Zwischenfazit zur Repräsentativität

Zusammengefasst zeigt die Gegenüberstellung mit dem highD-Referenzdatensatz einerseits eine hohe externe Plausibilität für ausgewählte Interaktionskenngrößen, macht andererseits jedoch deutlich, dass beobachtete Verteilungen nicht ausschließlich das Verkehrsgeschehen abbilden, sondern in relevanter Weise auch durch die Erhebungs- und Verarbeitungskette sowie durch die Randbedingungen der Datengenerierung geprägt sind. Daraus folgt, dass ***H₃*** nicht als generelle Aussage „über Umgebungsverkehrsdaten an sich“ interpretiert werden darf, sondern als Aussage, deren Gültigkeit an konkrete Merkmale, Erfassungsbedingungen und Prozessierungsschritte gebunden ist.

Auf der Ereignisebene weisen die stark abweichenden Spurwechselraten zwischen Eigenerhebung und highD darauf hin, dass absolute Ereignishäufigkeiten in der vorliegenden Messkonfiguration besonders sensitiv gegenüber Messgeometrie, Sichtfeldbegrenzungen, Verdeckungseffekten, Trackingartefakten sowie der Fahrweise und Verkehrseinbindung des Messfahrzeugs sind. Die Validierung liefert

damit keinen belastbaren Befund, dass absolute Spurwechselraten aus der Beispielerhebung ohne zusätzliche Harmonisierung (Definitionen, Exposition) oder Stratifizierung (Dichte, Geschwindigkeit, Infrastrukturmerkmale) als repräsentative Häufigkeiten für die Referenzdomäne herangezogen werden können. Gleichzeitig deutet die vergleichsweise ähnliche Links-/Rechts-Verteilung der Spurwechsel darauf hin, dass relative Strukturmerkmale des Manövergeschehens robuster sein können als absolute Raten und daher eher als plausibilisierbare Deskriptoren geeignet sind.

Aussagekräftiger für die Bewertung von ***H₃*** sind die Verteilungsvergleiche der SSM in ego-perspektivischer Auswertung. Hier zeigt sich, dass insbesondere die zeitbasierten Maße THW und TTC vor allem in der radarbasierten Ego-Auswertung eine hohe Übereinstimmung mit highD aufweisen, was durch die Distanz- und Effektstärkemaße (KS-D, Wasserstein-Distanz, Cliff's Delta) belegt wird. Diese Befunde stützen die Plausibilität, dass Umgebungsverkehrsdaten unter den in dieser Arbeit implementierten Relationen- und Filterlogiken sowie unter der ego-fokussierten Betrachtung belastbare Verteilungsaussagen zu typischen Interaktionsmustern im Autobahnverkehr liefern können. Demgegenüber zeigt die DHW-Analyse, dass abstandsbasierte Verteilungen stark von sensor- und messkonfigurationsbedingten Selektionsmechanismen beeinflusst werden können: Während Radar-Ego gegenüber highD nur geringe Abweichungen aufweist, treten für Lidar-Ego große und strukturelle Unterschiede auf, die sich insbesondere in den oberen Quantilen manifestieren und mit einer messbereichs- bzw. reichweitenbedingten Zensierung großer Abstände erklärbar sind. Damit ist für die Beispielerhebung die Repräsentativität abstandsbasierter Kenngrößen im Lidar-Ego-Fall in der vorliegenden Konfiguration klar eingeschränkt.

Für Schlussfolgerungen im regulatorischen Kontext folgt daraus zwingend, dass Verteilungsaussagen aus Umgebungsverkehrsdaten stets mit einer transparenten Angabe der Randbedingungen (Messgeometrie, Sensorcharakteristik, Verdeckung, Trackinglogik, Filter und Ereignisdefinition) sowie des Gültigkeitsbereichs zu verbinden sind. Unter diesen Voraussetzungen kann ***H₃*** als bedingt bestätigt eingeordnet werden: nicht als generelle Zusicherung „repräsentativer Umgebungsverkehrsdaten", sondern als belegte Aussage, dass unter geeigneten Bedingungen plausible und in Teilen konsistente Verteilungsmuster gewonnen werden können, während methodenimmanente Grenzen systematisch zu berücksichtigen sind.

8 Fazit und Ausblick

Die Erreichung ambitionierter verkehrspolitischer Schutzziele, wie sie im Rahmen der „Vision Zero“ und der europäischen Strategien zur drastischen Reduktion von Unfallfolgen bis zur Mitte des Jahrhunderts formuliert sind (Europäische Kommission 2020), erfordert u. a. eine Weiterentwicklung der fahrzeugtechnischen Sicherheit. In diesem Kontext kommt der zunehmenden Automatisierung von Fahrfunktionen eine Schlüsselrolle zu, da diese das Potenzial besitzt, menschliches Fehlverhalten als Hauptunfallursache zu adressieren. Der Übergang von einfachen Fahrerassistenzsystemen hin zu automatisierten Fahrfunktionen ab SAE-Level 3 verändert dabei grundlegend die Anforderungen an die regulatorische Absicherung und die behördliche Typgenehmigung. Während klassische Prüfverfahren häufig auf idealisierten Einzelszenarien beruhten, erzwingt die Komplexität moderner Systeme den Übergang zu umfassenden Testmatrizen oder der Ableitung allgemeiner Grenzwerte sowie einer evidenzbasierten Vorschriftenentwicklung, die das reale Verkehrsgeschehen weitaus detaillierter abbilden muss, als es Unfalldaten und Fahrten auf dem Testgelände bislang können.

Die vorliegende Arbeit untersucht vor diesem Hintergrund das Potenzial von Umgebungsverkehrsdaten als neuartige Evidenzquelle für die Formulierung wirksamer Typgenehmigungsvorschriften. Im Zentrum stand dabei die Überprüfung der universellen Nullhypothese, wonach die Nutzung solcher Daten die Ableitung effektiver Anforderungen für Assistenzsysteme und automatisierte Funktionen nicht beeinträchtigt. Diese Bewertung erfolgte differenziert entlang der Dimensionen der Anwendbarkeit, der Messgenauigkeit und der Repräsentativität, wobei sowohl die spezifisch erhobenen Projektdaten als auch die Datenklasse der Umgebungsverkehrsdaten im Allgemeinen betrachtet wurden.

Über alle Analyseschritte hinweg zeigt sich ein konsistentes Muster: Umgebungsverkehrsdaten können regulatorisch wertvoll sein, ihr Wert ist jedoch nicht automatisch gegeben, sondern entsteht erst durch einen nachvollziehbaren Prozess aus Messdesign, Qualitätssicherung, transparenter Verarbeitung und angemessener Interpretation der abgeleiteten Kenngrößen.

Die Anwendbarkeit ist im Grundsatz gegeben, weil Umgebungsverkehrsdaten über unterschiedliche Erhebungsansätze (fahrzeug-, infrastrukturbasiert oder aus der Luft) in realen Verkehrsbedingungen gewonnen werden können. Gleichzeitig besteht kein Ansatz, der alle Anforderungen gleichermaßen erfüllt; vielmehr ergeben sich Zielkonflikte etwa zwischen Skalierbarkeit, Naturalistik oder auch der Flexibilität der Einsatzmöglichkeiten. Für die regulatorische Nutzung folgt daraus: Anwendbarkeit ist nicht als Eigenschaft „der Daten“ zu verstehen, sondern als Eigenschaft eines dokumentierten Erhebungs- und Verarbeitungsprozesses, der zum jeweiligen Prüfziel passt.

Die Genauigkeit erweist sich als sensor- und szenarioabhängig und ist daher nur in Verbindung mit dem betrachteten Kontext zu bewerten. Für die untersuchten Einschersituationen liefern die verwen-

deten Messketten grundsätzlich hinreichend konsistente Trajektorien, um daraus sicherheitsanalytische Kenngrößen abzuleiten; gleichzeitig wurde gezeigt, dass bestimmte Kenngrößen besonders sensitiv gegenüber Messunsicherheit, Zuordnungslogik und Ableitungen aus diskreten Trajektorien sind. Die in dieser Arbeit implementierte Unsicherheitsfortpflanzung verdeutlicht damit nicht nur die Streuung von Ergebnissen, sondern zeigt auch auf, dass es für die regulatorische Anwendung notwendig ist, die für den Regelungskontext bedeutsamen Kennzahlen immer auch im Zusammenhang mit ihrer jeweiligen Sensitivität zu betrachten.

Die Repräsentativität ist ein nur schwer zu fassender Begriff und wird ohne die Kenntnis einer entsprechenden Grundgesamtheit auch nur bedingt nachweisbar. Daher wurde im Rahmen der Arbeit die Repräsentativität als Plausibilisierung und Konsistenzprüfung gegenüber externen Referenzen operationalisiert. Dabei ergibt sich ein differenziertes Bild: Für ego-perspektivische Auswertungen zeigen sich je nach betrachteter Kenngröße plausible, teilweise konsistente Muster gegenüber der highD-Referenz; zugleich treten in abstandsbezogenen Auswertungen systematische Abweichungen auf, die sich durch methodenimmanente Zensierungseffekte erklären lassen.

Aus diesen Ergebnissen folgt die finale Bewertung der Nullhypothese in der notwendigen Zweiteilung – explizit für die erhobenen Daten und als Verallgemeinerung für die Datenklasse per se:

- **Abschließende Bewertung für die explizit in dieser Arbeit erhobenen Daten:** Im definierten Gültigkeitsbereich der Arbeit (Domäne Autobahn-Einschersituationen, dokumentierte Mess- und Filterlogik, plausibilisierte Kennzahlenwahl) wird die Nullhypothese nicht verworfen: Die erhobenen Umgebungsverkehrsdaten können als Evidenz genutzt werden, ohne die Ableitung wirksamer typgenehmigungsrelevanter Schlussfolgerungen grundsätzlich zu beeinträchtigen. Gleichzeitig ist diese Aussage explizit an die Bedingung geknüpft, dass die Grenzen der Messkette transparent gemacht und in der Interpretation berücksichtigt werden; insbesondere dürfen selektionsgetriebene Verzerrungen nicht implizit als „Verkehrsrealität" fehlinterpretiert werden.
- **Abschließende Bewertung für Umgebungsverkehrsdaten im Allgemeinen:** Als Datenklasse sind Umgebungsverkehrsdaten nicht per se geeignet oder ungeeignet; vielmehr ist ihre regulatorische Eignung konditional. Die Nullhypothese kann auf dieser allgemeinen Ebene nicht als pauschale Aussage verstanden werden, weil Messprinzipien, Erhebungsdesign und Verarbeitungsketten je nach Ausprägung systematische Verzerrungseffekte erzeugen können. Unter klar definierten Randbedingungen, insbesondere hinsichtlich Transparenz, Gültigkeitsbereich (bzw. Domäne), Unsicherheitsbehandlung und externer Plausibilisierung, kann die Nullhypothese jedoch im regulatorischen Sinn aufrechterhalten werden: Umgebungsverkehrsdaten können dann eine belastbare und anschlussfähige Evidenzbasis für die Entwicklung von Typgenehmigungsvorschriften darstellen.

Für die Typgenehmigung folgt aus der Arbeit vor allem, dass die Nutzung von Umgebungsverkehrsdaten für die Ableitung von Anforderungen im Rahmen der Typgenehmigung an ein Mindestmaß an Prozess- und Dokumentationsqualität gebunden werden sollte. Regulatorisch tragfähig sind Umgebungsverkehrsdaten dann, wenn sie nicht als absolute Wahrheit, sondern als Ergebnis einer kontrollierten Mess- und Interpretationskette behandelt werden. Praktisch bedeutet dies, dass Datensätze nur zusammen mit ihrem Gültigkeitsbereich, ihren Selektionsmechanismen und ihren statistischen Parametern bewertet werden dürfen.

Als komprimierte Leitplanken, ohne Anspruch auf Vollständigkeit, die sich direkt aus den Ergebnissen ableiten, sind insbesondere folgende Punkte relevant:

- Der Validitätsbereich (Domäne, Verkehrsbedingungen, Sensorik, Sichtfeld/Reichweite, Verdeckungen) muss explizit beschrieben und bei jeder normativen Ableitung mitgeführt werden.
- Die Ereignisdefinitionen sowie die Filter- und Trackinglogik müssen auditierbar dokumentiert sein, weil sie die beobachtete Grundgesamtheit mitbestimmen.
- Kenngrößen sollten auf Sensitivität gegenüber Unsicherheiten untersucht werden.
- Aussagen zu absoluten Häufigkeiten erfordern Expositionsmodelle und Harmonisierung; ohne diese Absicherung sind Vergleiche zwischen Datensätzen nur eingeschränkt belastbar.

Die Aussagekraft der Arbeit ist entlang ihres Designs einzuordnen. Der empirische Schwerpunkt liegt auf einer Autobahndomäne, wodurch die Ergebnisse nicht unmittelbar auf urbane und multimodale Szenarien und solche mit hoher Interaktionsdichte übertragbar sind. Zudem zeigt die Gegenüberstellung unterschiedlicher Szenariotypen, dass bestimmte Mess- und Trackingketten in stärker dynamischen und topologisch komplexen Situationen deutlich anfälliger werden können. Daraus ergibt sich eine klare Begrenzung der Generalisierbarkeit ohne zusätzliche Domänenstudien.

Weiterhin gilt, dass ein fahrzeugzentrierter Messansatz das beobachtete Interaktionsgeschehen strukturell mitprägt und damit potenziell die Verteilungen beeinflusst. Schließlich sind die aufgezeigten Verzerrungsmechanismen in ihrer konkreten Ausprägung konfigurationsgebunden; sie belegen Wirkprinzipien, ersetzen aber keine erneute Analyse, sollten sich Änderungen im Messaufbau ergeben.

Für Forschung und regulatorische Methodik ergeben sich daraus mehrere naheliegende Entwicklungslinien. Erstens sollte das in dieser Arbeit etablierte Bewertungsgerüst systematisch auf komplexere Domänen übertragen werden, insbesondere auf urbane Knotenpunkte und Mischverkehr, um die Bedingungen für belastbare Evidenz auch unter höherer Interaktionsdichte mit dynamischeren Manövern zu bestimmen. Zweitens bietet sich eine konsequente Mehrperspektivenstrategie an, bei der fahrzeug-, infrastrukturbasierte und luftgestützte Erhebungen, wo praktikabel, miteinander kombiniert werden, um Selektionsmechanismen besser zu kontrollieren und externe Plausibilisierungen zu stärken.

Drittens erscheint eine Standardisierung von Prozess- und Metadaten als Voraussetzung, um Umgebungsverkehrsdaten regulatorisch wiederverwendbar zu machen. Ein „regulatorisches Datenblatt“

mit Angaben zu Messgeometrie, Sensorcharakteristik, Objektklassenabdeckung, Tracking- und Filterlogik sowie bekannten Zensierungen würde die Vergleichbarkeit von Verteilungen und die Auditierbarkeit von Ableitungen deutlich erhöhen.

Viertens sollte die Unsicherheitsbehandlung als Bestandteil evidenzbasierter Grenzwert- und Szenarioableitung etabliert werden, damit sich robuste von fragilen Schlussfolgerungen trennen lassen.

Insgesamt zeigt die Arbeit damit: Umgebungsverkehrsdaten können im Rahmen der Typgenehmigung einen substanziellen Beitrag leisten, wenn sie als kontrolliertes Messprodukt verstanden und entsprechend transparent, unsicherheitsbewusst und domänenspezifisch interpretiert werden.

Literaturverzeichnis

Active Safety and Driver Support Systems Standards Committee (2015): Active Safety Systems Terms & Definitions. 400 Commonwealth Drive, Warrendale, PA, United States.

Akca, Alper; Efe, M. Önder (2019): Multiple Model Kalman and Particle Filters and Applications: A Survey. In: *IFAC-PapersOnLine* 52 (3), S. 73–78. DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.06.013.

Alkim, Tom P.; Bootsma, Gerben; Hoogendoorn, Serge P. (2007): Field Operational Test. The Assisted Driver. In: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007. Istanbul, Turkey, 6/13/2007 - 6/15/2007. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, S. 1198–1203.

Amelunxen, Hendrik; Berssenbrügge, Jan; Schmid, Christoph (2014): Driver-in-the-Loop-Simulation. In: *Automobil Elektronik* 2014 (3), S. 56–59.

Babisch, Stefan; Neurohr, Christian; Westhofen, Lukas; Schoenawa, Stefan; Liers, Henrik (2023): Leveraging the GIDAS Database for the Criticality Analysis of Automated Driving Systems. In: *Journal of Advanced Transportation* 2023, S. 1–25. DOI: 10.1155/2023/1349269.

Bagschik, Gerrit; Menzel, Till; Maurer, Markus (2018): Ontology based Scene Creation for the Development of Automated Vehicles. In: 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Changshu, 6/26/2018 - 6/30/2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 1813–1820.

Bärgman, J.; van Nes, N.; Christoph, M.; Jansen, R.; Heijne, V.; Carsten, O. et al. (2017): UDrive deliverable D41.1: The UDrive dataset and key analysis results. 1. Aufl.: UDRIVE Consortium.

Bar-Shalom, Y.; Daum, Fred (2009): The probabilistic data association filter. In: *IEEE Control Syst.* 29 (6), S. 82–100. DOI: 10.1109/MCS.2009.934469.

Bar-Shalom, Yaakov; Li, Xiao-Rong (1995): Multitarget-multisensor tracking. Principles and techniques. 3rd printing. Storrs, Conn.: YBS.

Bartels, Oliver; Gail, Jost Christian (2021): Typgenehmigungsanforderungen an Level-3-Autobahnsysteme: (Hintergrundbetrachtungen zu technischen Anforderungen für eine automatisierte Fahrfunktion): FAT Forschungsvereinigung Automobiltechnik (FAT-Schriftenreihe, 347).

Bäumer, Marcus; Hautzinger, Heinz; Pfeiffer, Manfred (2024): Statistischer und methodischer Ansatz zur Erhebung vertiefter Verkehrsunfalldaten. Bremen: Fachverlag NW in der Carl Ed. Schünemann KG (Heft 157).

Berg, Guy; Färber, Berthold (2015): Vehicle in the Loop. In: Hermann Winner, Stephan Hakuli, Felix Lotz und Christina Singer: Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3., überarb. und erg. Aufl. Hg. v. Hermann Winner. Wiesbaden: Springer Vieweg (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 155–163.

Betke, Margrit; Wu, Zheng (2017): Data association for multi-object visual tracking. San Rafael, California: Morgan & Claypool Publishers (Synthesis lectures on computer vision, #9).

Beuth, Thorsten; Parl, Christoph; Gotzig, Heinrich (2024): LiDAR. In: Hermann Winner, Klaus Dietmayer, Lutz Eckstein, Meike Jipp, Markus Maurer und Christoph Stiller (Hg.): Handbuch Assistiertes und Automatisiertes Fahren. Grundlagen, Komponenten und Systeme für assistiertes und automatisiertes Fahren. 4. Auflage 2024. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 357–377.

Bock, Julian; Krajewski, Robert; Moers, Tobias; Runde, Steffen; Vater, Lennart; Eckstein, Lutz (2020): The inD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Road User Trajectories at German Intersections. In: IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Las Vegas, NV, USA, 10/19/2020 - 11/13/2020: IEEE, S. 1929–1934.

Bock, Thomas; Maurer, Markus; Meel, Franciscus; Müller, Thomas (2008): Vehicle in the Loop. In: *ATZ Automobiltech Z* 110 (1), S. 10–16. DOI: 10.1007/BF03221943.

Borgeest, Kai (Hg.) (2014): Elektronik in der Fahrzeugtechnik. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.

Bruyninckx, Herman; Schutter, Joris de; Lefebvre, Tine (2005): Nonlinear Kalman Filtering for Force-Controlled Robot Tasks. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag GmbH (Springer Tracts in Advanced Robotics, 19).

Bundesministerium für Verkehr (2021): Verkehrssicherheitsprogramm der Bundesregierung 2021 bis 2030. Berlin.

Bundesministerium für Verkehr (2022): Verordnung zur Genehmigung und zum Betrieb von Kraftfahrzeugen mit autonomer Fahrfunktion in festgelegten Betriebsbereichen (Autonome-Fahrzeuge-Genehmigungs- und Betriebs-Verordnung - AFGBV), vom 24.06.2022.

Bundesministerium für Verkehr (2025): Internationale Harmonisierung der technischen Vorschriften für Kraftfahrzeuge. Online verfügbar unter https://bmdv.bund.de/SharedDocs/DE/Artikel/StV/Strassenverkehr/internationale-harmonisierung-der-technischen-vorschriften-fuer-kraftfahrzeuge.html, zuletzt geprüft am 15.03.2025.

Caesar, Holger; Bankiti, Varun; Lang, Alex H.; Vora, Sourabh; Liong, Venice Erin; Xu, Qiang et al. (2020): nuScenes: A Multimodal Dataset for Autonomous Driving. In: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), S. 11618–11628.

Cao, Yu; Griffon, Thibault; Fahrenkrog, Felix; Schneider, Moritz; Naujoks, Frederik; Tango, Fabio et al. (2021): L3Pilot - Code of Practice for the Development of Automated Driving Functions.

Challa, Subhash; Morelande, Mark R.; Musicki, Darko; Evans, Robin J. (Hg.) (2011a): Fundamentals of object tracking. Cambridge: Cambridge University Press.

Challa, Subhash; Morelande, Mark R.; Musicki, Darko; Evans, Robin J. (2011b): Introduction to object tracking. In: Subhash Challa, Mark R. Morelande, Darko Musicki und Robin J. Evans (Hg.): Fundamentals of object tracking. Cambridge: Cambridge University Press, S. 1–21.

Chui, Charles K.; Chen, Guanrong (2009): Kalman Filtering. With Real-Time Applications. 4. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Cordts, Marius; Omran, Mohamed; Ramos, Sebastian; Rehfeld, Timo; Enzweiler, Markus; Benenson, Rodrigo et al. (2016): The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding. In: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), S. 3213–3223.

Dietmayer, Klaus (2016): Predicting of Machine Perception for Automated Driving. In: Markus Maurer, Barbara Lenz, Hermann Winner und J. Christian Gerdes (Hg.): Autonomous Driving: Technical, Legal and Social Aspects. s.l.: Springer, S. 407–424.

Dollar, Piotr; Wojek, Christian; Schiele, Bernt; Perona, Pietro (2009): Pedestrian detection: A benchmark. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL, 6/20/2009 - 6/25/2009. Piscataway, NJ: IEEE, S. 304–311.

Eenink, Rob; Barnard, Yvonne; Baumann, Martin; Augros, Xavier; Utesch, Fabian (2014): UDRIVE: the European naturalistic driving study. In: Transport Research Arena. Paris.

Erdogan, Ahmetcan; Ugranli, Burak; Adali, Erkan; Sentas, Ali; Mungan, Eren; Kaplan, Emre; Leitner, Andrea (2019): Real-World Maneuver Extraction for Autonomous Vehicle Validation: A Comparative Study. In: 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Paris, France, 09.06.2019 - 12.06.2019: IEEE, S. 267–272.

Euro NCAP (2024a): Euro NCAP - Members and Test Facilities. Online verfügbar unter https://www.euroncap.com/en/about-euro-ncap/members-and-test-facilities/, zuletzt geprüft am 05.10.2024.

Euro NCAP (2024b): How To Read The Stars. Online verfügbar unter https://www.euroncap.com/en/about-euro-ncap/how-to-read-the-stars/, zuletzt geprüft am 06.10.2024.

Euro NCAP (2025a): Overall Assessment Protocol. Version 10.0. Online verfügbar unter https://www.euroncap.com/media/88128/euro-ncap-protocol-overall-assessment-v100.pdf, zuletzt geprüft am 03.11.2025.

Euro NCAP (2025b): Rescue & Extrication. Test and Assessment Protocol. Version 1.1. Online verfügbar unter https://www.euroncap.com/media/91774/euro-ncap-protocol-post-crash-v11.pdf, zuletzt geprüft am 03.11.2025.

Europäische Kommission (2020): Next steps towards 'Vision Zero'. EU Road Safety Policy Framework 2021-2030. Luxembourg: Publications Office of the European Union.

Europäische Kommission (06.07.2022): Neue Vorschriften zur Verbesserung der Straßenverkehrssicherheit und zur Verwirklichung des Konzepts vollständig fahrerloser Fahrzeuge in der EU. Gospodinova, Sonya.

Europäische Kommission (2023): Proposal for a council decision on the position to be taken on behalf of the European Union in the World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations of the United Nations Economic Commission for Europe on proposals for modifications to UN regulations Nos 13-H, 30, 48, 51, 53, 67, 78, 105, 110, 116, 117, 121, 125, 131, 138, 140, 148, 149, 150, 152, 157 and 164, and on a proposal for an amendment to R.E.5.

Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union (2016): Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung). DSGVO.

Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union (2018): Verordnung (EU) 2018/858 über die Genehmigung und die Marktüberwachung von Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern sowie von Systemen, Bauteilen und selbstständigen technischen Einheiten für diese Fahrzeuge, zur Änderung der Verordnungen (EG) Nr. 715/2007 und (EG) Nr. 595/2009 und zur Aufhebung der Richtlinie 2007/46/EG, vom 30.05.2018.

Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union (2019): Verordnung (EU) 2019/2144 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. November 2019 über die Typgenehmigung von Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern sowie von Systemen, Bauteilen und selbstständigen technischen Einheiten für diese Fahrzeuge im Hinblick auf ihre allgemeine Sicherheit und den Schutz der Fahrzeuginsassen und von ungeschützten Verkehrsteilnehmern, zur Änderung der Verordnung (EU) 2018/858 des Europäischen Parlaments und des Rates und zur Aufhebung der Verordnungen (EG) Nr. 78/2009, (EG) Nr. 79/2009 und (EG) Nr. 661/2009 des Europäischen Parlaments und des Rates sowie der Verordnungen (EG) Nr. 631/2009, (EU) Nr. 406/2010, (EU) Nr. 672/2010, (EU) Nr. 1003/2010, (EU) Nr. 1005/2010, (EU) Nr. 1008/2010, (EU) Nr. 1009/2010, (EU) Nr. 19/2011, (EU) Nr. 109/2011, (EU) Nr. 458/2011, (EU) Nr. 65/2012, (EU) Nr. 130/2012, (EU) Nr. 347/2012, (EU) Nr. 351/2012, (EU) Nr. 1230/2012 und (EU) 2015/166 der Kommission. (EU) 2019/2144, vom 27.11.2019.

Everingham, Mark; Eslami, S. M. Ali; van Gool, Luc; Williams, Christopher K. I.; Winn, John; Zisserman, Andrew (2015): The Pascal Visual Object Classes Challenge: A Retrospective. In: *Int J Comput Vis* 111 (1), S. 98–136. DOI: 10.1007/s11263-014-0733-5.

Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen (2008): Richtlinien für die Anlage von Autobahnen. RAA. Ausgabe 2008. Köln: FGSV-Verl. (FGSV R1 - Regelwerke, 202).

Galko, Clement; Rossi, Romain; Savatier, Xavier (2014): Vehicle-Hardware-In-The-Loop system for ADAS prototyping and validation. In: Carlo Galuzzi (Hg.): International Conference on Embedded Computer Systems: Architectures, Modeling and Simulation (SAMOS XIV). Agios Konstantinos, Samos, Greece, 7/14/2014 - 7/17/2014. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 329–334.

Gamba, Jonah (2020): Radar signal processing for autonomous driving. 1st ed. Singapore: Springer Singapore; Imprint Springer.

Garcia, Elmar (2014): Bayes–Filter zur Genauigkeitsverbesserung und Unsicherheitsermittlung von dynamischen Koordinatenmessungen. Dissertation. Friedrich–Alexander–Universität, Erlangen–Nürnberg.

Gasser, Tom Michael; Arzt, Clemens; Ayoubi, Mihiar; Bartels, Arne; Eier, Jana; Flemisch, Frank et al. (2012): Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung. Gemeinsamer Schlussbericht der Projektgruppe. Bremerhaven: Wirtschaftsverlag NW (Berichte der Bundesanstalt für Strassenwesen F, Fahrzeugtechnik, 83).

Gasser, Tom Michael; Frey, Alexander Thomas; Seeck, Andre; Auerswald, Rico (2017): Comprehensive Definitions for Automated Driving and ADAS. In: *25th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV)*, S. 1635–1640.

Gasser, Tom Michael; Seeck, Andre; Smith, Bryant Walker (2015): Rahmenbedingungen für die Fahrerassistenzentwicklung. In: Hermann Winner, Stephan Hakuli, Felix Lotz und Christina Singer: Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3., überarb. und erg. Aufl. Hg. v. Hermann Winner. Wiesbaden: Springer Vieweg (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 27–54.

Geiger, A.; Lenz, P.; Stiller, C.; Urtasun, R. (2013): Vision meets robotics: The KITTI dataset. In: *The International Journal of Robotics Research* 32 (11), S. 1231–1237. DOI: 10.1177/0278364913491297.

Gelau, Christhard; Gasser, Tom Michael; Seeck, Andre (2009): Fahrerassistenz und Verkehrssicherheit. In: Hermann Winner, Stephan Hakuli und Gabriele Wolf (Hg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Wiesbaden: Vieweg+Teubner (PRAXIS | ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 24–32.

GeneSys Elektronik GmbH: Datenblatt ADMA-G-ECO v35. Online verfügbar unter https://genesys-offenburg.de/wp-content/uploads/2025/02/GeneSys-Datasheet-ADMA-G-ECO-v35.pdf, zuletzt geprüft am 29.07.2025.

GeneSys Elektronik GmbH (2009): ADMA Technische Dokumentation. [nicht öffentlich zugänglich].

Gietelink, Olaf; Ploeg, Jeroen; Schutter, Bart de; Verhaegen, Michel (2006): Development of advanced driver assistance systems with vehicle hardware-in-the-loop simulations. In: *Vehicle System Dynamics* 44 (7), S. 569–590. DOI: 10.1080/00423110600563338.

Grabowski, Maximilian; Gasser, Tom Michael; Bourauel, Bryan; Sander, Daniel; Hellmann, Adrian; Seiniger, Patrick; Gail, Jost (2026): Entwicklung und Erprobung eines pragmatischen Prüfansatzes für die Fahrsicherheit automatisierten und autonomen Fahrens. Bremen: Fachverlag NW in der Carl Ed. Schünemann KG (Berichte der Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen, Reihe F: Fahrzeugtechnik, 174).

Gruschwitz, Dana; Hölscher, Jana (2020): Marktdurchdringung von Fahrzeugsicherheitssystemen in Pkw 2017. 1. Auflage. Bremen: Fachverlag NW in Carl Ed. Schünemann KG (Berichte der Bundesanstalt für Strassenwesen - Mensch und Sicherheit (M), 295).

Gruschwitz, Dana; Hölscher, Jana; Raudszus, Dominik; Zlocki, Adrian (2017): Marktdurchdringung von Fahrzeugsicherheitssystemen 2015. 1. Auflage. Bremen: Fachverlag NW (Heft M 272).

Gruschwitz, Dana; Hölscher, Jana; van Nek, Lea; Busch, Jean-Pierre; Woopen, Timo (2023): Marktdurchdringung von Fahrzeugsicherheitssystemen 2021. 1. Auflage. Bremen: Fachverlag NW in Carl Ed. Schünemann KG (Heft 339).

Guthrie, William F. (2020): NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods (NIST Handbook 151).

Haines, Eric (1994): Point in polygon strategies. In: Graphics Gems IV. USA: Academic Press Professional, Inc, S. 24–46.

Hwang, Inseok; Balakrishnan, Hamsa; Tomlin, Claire (2003): Performance analysis of hybrid estimation algorithms. In: 42nd IEEE International Conference on Decision and Control. Maui, HI, USA, 09-12.12.2003. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, S. 5353–5359.

Jacob, Bernard; Violette, Eric (2012): Vehicle Trajectory Analysis: An Advanced Tool for Road Safety. In: *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 48, S. 1805–1814. DOI: 10.1016/j.sbspro.2012.06.1155.

Jeong, Jinyong; Cho, Younggun; Shin, Young-Sik; Roh, Hyunchul; Kim, Ayoung (2019): Complex urban dataset with multi-level sensors from highly diverse urban environments. In: *The International Journal of Robotics Research* 38 (6), S. 642–657. DOI: 10.1177/0278364919843996.

Jipp, Meike; Schnieder, Lars (2020): Fahrtests unter Realbedingungen. Sicherheitsvalidierung nach ISO 26262. 1st ed. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.

Joseph, Lentin (2018): Robot Operating System for Absolute Beginners. Robotics Programming Made Easy. Berkeley, CA: Apress.

Julier, Simon J. (2002): The scaled unscented transformation. In: Proceedings of the 2002 American Control Conference. Anchorage, AK, USA, 08.-12.05.2002. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, 4555-4559 vol.6.

Julier, Simon J.; Uhlmann, Jeffrey K. (2004): Unscented Filtering and Nonlinear Estimation. In: *In: Proceedings of the IEEE 92 (3), S. 401–422* 92 (3), S. 401–422. DOI: 10.1109/JPROC.2003.823141.

Kalman, Rudolf Emil (1960): A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Journal of Basic Engineering* 82 (1), S. 35–45. DOI: 10.1115/1.3662552.

Kessler, Christoph; Etemad, Aria; Alessandretti, Giancarlo; Heinig, Karsten; Selpi; Brouwer, Rino et al. (2012): European Large-Scale Field Operational Tests on In-Vehicle Systems. Final Report. Deliverable D11.3.

Kloeker, Laurent; Kloeker, Amarin; Thomsen, Fabian; Erraji, Armin; Eckstein, Lutz (2020): Traffic Detection Using Modular Infrastructure Sensors as a Data Basis for Highly Automated and Connected Driving. In: 29. Aachen Colloquium Sustainable Mobility. Aachen, S. 1835–1843.

Knapp, Andreas; Neumann, Markus; Brockmann, Martin; Walz, Rainer; Winkle, Thomas (2009): ADAS Code of Practice (Code of Practice for the Design and Evaluation of ADAS). Hg. v. Preventive and Active Safety Applications Integrated Project.

Koppel, Christiaan; van Doornik, Jelle; Petermeijer, Bastiaan; Abbink, David (2019): Untersuchung des Spurwechselverhaltens in einem Fahrsimulator. In: *ATZ Automobiltech Z* 121 (12), S. 64–69. DOI: 10.1007/s35148-019-0163-3.

Kottath, Rahul; Poddar, Shashi; Das, Amitava; Kumar, Vipan (2015): Improving multiple model adaptive estimation by filter stripping. In: IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS). Trivandrum, Kerala, India, 12/10/2015 - 12/12/2015. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 11–16.

Krajewski, Robert; Bock, Julian; Kloeker, Laurent; Eckstein, Lutz (2018): The highD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Vehicle Trajectories on German Highways for Validation of

Highly Automated Driving Systems. In: 2018 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Maui, HI, 11/4/2018 - 11/7/2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 2118–2125.

Krajewski, Robert; Moers, Tobias; Bock, Julian; Vater, Lennart; Eckstein, Lutz (2020): The rounD Dataset: A Drone Dataset of Road User Trajectories at Roundabouts in Germany. In: IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Rhodes, Greece, 20.-23.09.2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, S. 1–6.

Krämmer, Annkathrin; Schöller, Christoph; Gulati, Dhiraj; Lakshminarasimhan, Venkatnarayanan; Kurz, Franz; Rosenbaum, Dominik et al. (2019): Providentia - A Large-Scale Sensor System for the Assistance of Autonomous Vehicles and Its Evaluation. Online verfügbar unter http://arxiv.org/pdf/1906.06789v4.

Levina, E.; Bickel, P. (2001): The Earth Mover's distance is the Mallows distance: some insights from statistics. In: Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. Vancouver, BC, Canada, 07-14.07.2001. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, S. 251–256.

Li, Shuang; Jiang, Xiuqiang; Liu, Yufei (2014): Innovative Mars entry integrated navigation using modified multiple model adaptive estimation. In: *Aerospace Science and Technology* 39, S. 403–413. DOI: 10.1016/j.ast.2014.04.009.

Li, X. Rong (1996): Hybrid Estimation Techniques. In: Cornelius T. Leondes (Hg.): Stochastic Digital Control System Techniques. Advances in Theory and Applications, Bd. 76. 1. Aufl. s.l.: Elsevier textbooks (Control and Dynamic Systems, v.v. 76), S. 213–287.

Li, X. Rong; Bar-Shalom, Y. (1996): Tracking in clutter with nearest neighbor filters: analysis and performance. In: *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 32 (3), S. 995–1010. DOI: 10.1109/7.532259.

Li, X. Rong; Jilkov, V. P. (2003): Survey of maneuvering target tracking. Part I: dynamic models. In: *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 39 (4), S. 1333–1364. DOI: 10.1109/TAES.2003.1261132.

Li, X. Rong; Jilkov, V. P. (2005): Survey of maneuvering target tracking. part v: multiple-model methods. In: *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 41 (4), S. 1255–1321. DOI: 10.1109/TAES.2005.1561886.

Li, You; Ibanez-Guzman, Javier (2020): Lidar for Autonomous Driving: The Principles, Challenges, and Trends for Automotive Lidar and Perception Systems. In: *IEEE Signal Process. Mag.* 37 (4), S. 50–61. DOI: 10.1109/MSP.2020.2973615.

Liebske, Roland (2017): Short Description ARS 404-21 (Entry) + ARS 408-21 (Premium) Long Range Radar Sensor 77 GHz. Technical Data - Version 1.06 en.

Liers, Henrik: Detailauswertung und Rekonstruktion von Verkehrsunfällen. Online verfügbar unter https://www.gidas.org/gidas-publikationen/, zuletzt geprüft am 30.08.2020.

Lin, Jau-Jr; Li, Yuan-Ping; Hsu, Wei-Chiang; Lee, Ta-Sung (2016): Design of an FMCW radar baseband signal processing system for automotive application. In: *SpringerPlus* 5, S. 42. DOI: 10.1186/s40064-015-1583-5.

Lin, Mingfeng; Lucas, Henry C.; Shmueli, Galit (2013): Too big to fail. Large samples and the p-value problem. In: *Information systems research*, 906-717.

Liu, Feng (2010): Objektverfolgung durch Fusion von Radar- und Monokameradaten auf Merkmalsebene für zukünftige Fahrerassistenzsysteme. Zugl.: Karlsruhe, Karlsruher Inst. für Technologie, Diss., 2009. Karlsruhe: KIT Scientific Publ.

Maddern, Will; Pascoe, Geoffrey; Linegar, Chris; Newman, Paul (2016): 1 year, 1000 km: The Oxford RobotCar dataset. In: *The International Journal of Robotics Research* 36 (1), S. 3–15. DOI: 10.1177/0278364916679498.

Mazor, E.; Averbuch, A.; Bar-Shalom, Y.; Dayan, J. (1998): Interacting multiple model methods in target tracking: a survey. In: *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 34 (1), S. 103–123. DOI: 10.1109/7.640267.

Molnár, Tamás G.; Upadhyay, Devesh; Hopka, Michael; van Nieuwstadt, Michiel; Orosz, Gábor (2021): Delayed Lagrangian continuum models for on-board traffic prediction. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 123, S. 102991. DOI: 10.1016/j.trc.2021.102991.

Munkres, James (1957): Algorithms for the Assignment and Transportation Problems. In: *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics* 5 (1), S. 32–38. DOI: 10.1137/0105003.

Needham, Chris J.; Boyle, Roger D. (2003): Performance Evaluation Metrics and Statistics for Positional Tracker Evaluation. In: Gerhard Goos, Juris Hartmanis, Jan van Leeuwen, James L. Crowley, Justus H. Piater, Markus Vincze und Lucas Paletta (Hg.): Computer Vision Systems, Bd. 2626. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 278–289.

OpenPCDet Development Team (2020): OpenPCDet: An Open-source Toolbox for 3D Object Detection from Point Clouds. Online verfügbar unter https://github.com/open-mmlab/OpenPCDet, zuletzt geprüft am 01.02.2026.

OpenStreetMap contributors (2025): OpenStreetMap data of Germany. Online verfügbar unter https://www.openstreetmap.org, zuletzt geprüft am 19.12.2025.

Parker, Michael (2017): Radar Basics. In: Digital Signal Processing 101: Elsevier, S. 231–240.

Pinkofsky, Lutz; Kollmus, Bernhard; Heuzeroth, Dirk; Fitschen, Anke; Fitschen, Arnd; Bloch, Alexander et al. (2025): Auswirkung einer generellen zulässigen Höchstgeschwindigkeit von 130 km/h auf Autobahnen auf die CO2-Emissionen. Eine Studie auf Basis des statistischen Dauerzählstellennetzes auf Bundesautobahnen. Bergisch Gladbach: Bundesanstalt für Straßen- und Verkehrswesen (BASt).

Priemer, Burkhard (2022): Unsicherheiten, aber sicher! Vom kompetenten Umgang mit ungenauen Daten. 1. Aufl. 2022. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

ProdHaftG § 1 (1990): Gesetz über die Haftung für fehlerhafte Produkte (Produkthaftungsgesetz - ProdHaftG), vom Zuletzt geändert durch Art. 5 G v. 17.07.2017 I 2421.

Qi, Charles R.; Su, Hao; Mo, Kaichun; Guibas, Leonidas J. (2017a): PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation. In: Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, S. 77–85.

Qi, Charles R.; Yi, Li; Su, Hao; Guibas, Leonidas J. (2017b): PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc (NIPS'17), S. 5105–5114.

Rauch, H. E.; Tung, F.; Striebel, C. T. (1965): Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems. In: *AIAA Journal* 3 (8), S. 1445–1450. DOI: 10.2514/3.3166.

Reuter, Ralf; Kramer, Florian (2023): Bewertung der Fahrzeugsicherheit. In: Rodolfo Schöneburg (Hg.): Integrale Sicherheit von Kraftfahrzeugen. Biomechanik - Unfallvermeidung - Insassenschutz - Sensorik - Sicherheit im Entwicklungsprozess. 5. Auflage. Wiesbaden: Springer Vieweg (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 167–222.

ISO/SAE 21434:2021, 2021: Road vehicles – Cybersecurity engineering.

ISO 26262-1:2018: Road vehicles — Functional safety.

Robicquet, Alexandre; Sadeghian, Amir; Alahi, Alexandre; Savarese, Silvio (2016): Learning Social Etiquette: Human Trajectory Understanding In Crowded Scenes. In: Bastian Leibe, Jiri Matas, Nicu Sebe und Max Welling (Hg.): Computer vision - ECCV 2016. 14th European conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016 : proceedings, Bd. 9912. Cham: Springer (Lecture Notes in Computer Science, 9912), S. 549–565.

Romano, Jeanine; Kromrey, Jeffrey D.; Coraggio, Janice; Skowronek, John (2006): Appropriate statistics for ordinal level data: Should we really be using t-test and Cohen's d for evaluating group differences on the NSSE and other surveys? In: Annual meeting of the Florida Association of Institutional Research (FAIR). Cocoa Beach, Florida, USA.

Sander, Daniel (2021): Accident Analysis. Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen. Online, 25.01.2021. Online verfügbar unter https://wiki.unece.org/download/attachments/117508160/AEBS-HDV-SP02-03%20%28D%29-Accident_Analysis_Germany.pdf?api=v2, zuletzt geprüft am 12.11.2025.

Schneider, Paul (2011): Sigma-Punkt Kalman-Filter mit Ungleichungsnebenbedingungen. Zugl.: Saarbrücken, Univ., Diss., 2011. Berlin: Logos-Verl.

Schnellbach, Adam; Griessnig, Gerhard (2019): Development of the ISO 21448. In: Alastair Walker, Rory V. O'Connor und Richard Messnarz (Hg.): Systems, Software and Services Process Improvement, Bd. 1060. Cham: Springer International Publishing (Communications in Computer and Information Science), S. 585–593.

Schnieder, Lars (2019): Leitfaden Safety of the Intended Functionality. Verfeinerung der Sicherheit der Sollfunktion Auf Dem Weg Zum Autonomen Fahren. Unter Mitarbeit von René Sebastian Hosse. Wiesbaden: Springer Vieweg. in Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH.

Schreier, Matthias (2016): Bayesian environment representation, prediction, and criticality assessment for driver assistance systems: Fortschritt-Berichte VDI (797).

Schubert, Robin; Richter, Eric; Wanielik, Gerd (2008): Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking. In: 11th International Conference on Information Fusion, 2008. June 30, 2008 - July 3, 2008, Cologne, Germany. Piscataway, NJ: IEEE, S. 1–6.

Seebacher, Siegfried; Datler, Bernd; Erhart, Jacqueline; Greiner, Gerhard; Harrer, Manfred; Hrassnig, Peter et al. (2019): Infrastructure data fusion for validation and future enhancements of autonomous vehicles' perception on Austrian motorways. In: IEEE International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE). Graz, Austria, 11/4/2019 - 11/8/2019. Piscataway, NJ: IEEE, S. 1–7.

Seeck, Andre; Shi, Elisabeth; Wiggerich, André (2019): Automated Driving – Misunderstandings About Level 3 and Euro NCAP's Activities in this Field. In: Torsten Bertram (Hg.): Fahrerassistenzsysteme 2018. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (Proceedings), S. 92–97.

Seiniger, Patrick (2017): AEB Car-Car and Pedestrian: Achievable Speed Reductions for Legislation 2020+. IWG on AEBS for M1/N1. Bergisch Gladbach, 20.11.2017. Online verfügbar unter https://wiki.unece.org/download/attachments/54428572/AEBS-02-11%20%28D%29%20AEB%20Car-Car%20and%20Pedestrian.pdf?api=v2, zuletzt geprüft am 12.11.2025.

Seiniger, Patrick (2018): AEB Car-Car and Pedestrian: Last Point To Steer For Various Cars and Speeds. Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen. Tokio, 16.05.2018.

Seiniger, Patrick (2022): Legal Requirements for Active Safety of Motor Vehicles. Carhs. Würzburg, 18.05.2022.

Shi, Shaoshuai; Guo, Chaoxu; Jiang, Li; Wang, Zhe; Shi, Jianping; Wang, Xiaogang; Li, Hongsheng (2020): PV-RCNN: Point-Voxel Feature Set Abstraction for 3D Object Detection. In: IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA, 6/13/2020 - 6/19/2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, S. 10526–10535.

Statistisches Bundesamt (2022): Verkehrsunfälle. Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik. Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Verkehrsunfaelle/Methoden/verkehrsunfaelle-grundbegriffe.pdf?__blob=publicationFile, zuletzt geprüft am 27.05.2025.

Statistisches Bundesamt (2023): Unfälle mit Personenschaden, Verunglückte: Deutschland, Jahre, Unfalltyp/Unfallart, Ortslage, Schwere der Verletzung [Tabelle 46241-0005]. GENESIS Online. Online verfügbar unter https://www-genesis.destatis.de/datenbank/online/statistic/46241/table/46241-0005, zuletzt geprüft am 22.11.2025.

Statistisches Bundesamt (2024): Unfallbilanz 2023: 42 Verkehrstote mehr als im Vorjahr. Pressemitteilung Nr. 072 vom 27. Februar 2024. Wiesbaden. Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/07/PD24_261_46241.html, zuletzt geprüft am 26.05.2025.

Steinke, Nicolai; Ulbrich, Fritz; Goehring, Daniel; Rojas, Raul (2018): Traffic Mapping for Autonomous Cars. In: 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Changshu, 6/26/2018 - 6/30/2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 689–694.

Strasser, Benedikt (2012): Vernetzung von Test- und Simulationsmethoden für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen. 1st ed. Göttingen: Cuvillier Verlag (Audi Dissertationsreihe, v.69).

Sun, Pei; Kretzschmar, Henrik; Dotiwalla, Xerxes; Chouard, Aurelien; Patnaik, Vijaysai; Tsui, Paul et al. (2020): Scalability in Perception for Autonomous Driving: Waymo Open Dataset. In: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA, 6/13/2020 - 6/19/2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers: IEEE, S. 2443–2451.

Sun, Yuan; Xu, Hao; Wu, Jianqing; Zheng, Jianying; Dietrich, Kurt M. (2018): 3-D Data Processing to Extract Vehicle Trajectories from Roadside LiDAR Data. In: *Transportation Research Record* 2672 (45), S. 14–22. DOI: 10.1177/0361198118775839.

Svensson, Daniel (2010): Target tracking in complex scenarios. Zugl.: Göteborg, Univ., Diss., 2010. Göteborg: Chalmers Univ. of Technology (Doktorsavhandlingar vid Chalmers Tekniska Högskola, N.S., 3117).

SAE J3016:JUN2018, 2018: Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles.

Thelen, Martin; Sander, Daniel; Briele, Ana Maria; Balasingam, Vinith; Bakke, Håvard; Solberg, Anders M. et al. (2026): D5.5 Assessment of CCAM-implementation along MODI-corridor. [Zum Zeitpunkt der Dissertation noch unveröffentlicht].

Thrun, Sebastian; Burgard, Wolfram; Fox, Dieter (2006): Probabilistic robotics. Cambridge, Massachusetts, London, England: MIT Press (Intelligent robotics and autonomous agents series).

U.S. Department of Transportation (2007): US Highway 101 Dataset. Federal Highway Administration Research and Technology. Online verfügbar unter https://www.fhwa.dot.gov/publications/research/operations/07030/index.cfm, zuletzt geprüft am 04.11.2021.

Ulbrich, Fritz; Rotter, Simon; Goehring, Daniel; Rojas, Raul (2016): Extracting path graphs from vehicle trajectories. In: IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). 2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Gothenburg, Sweden, 6/19/2016 - 6/22/2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers. Piscataway, NJ: IEEE, S. 1260–1264.

Unfallforschung der Versicherer (2016a): Bedeutung einer hochwertigen Unfallerfassung. Unterrichtsmaterialien. Berlin.

Unfallforschung der Versicherer (2016b): Unfalltypen-Katalog. Leitfaden zur Bestimmung des Unfalltyps. Berlin.

van der Merwe, Rudolph (2004): Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models. Dissertation. Oregon Health & Science University, Oregon. OGI School of Science & Engineering.

Velodyne Lidar Inc. (2018): Datenblatt Velodyne HDL-32E.

Verein Deutscher Ingenieure (2004): Entwicklungsmethodik für mechatronische Systeme. Düsseldorf: VDI-Verl. (VDI-Richtlinien, 2206).

Vereinte Nationen (2020): Resolution A/RES/74/299.

Wang, Peng; Huang, Xinyu; Cheng, Xinjing; Zhou, Dingfu; Geng, Qichuan; Yang, Ruigang (2019): The ApolloScape Open Dataset for Autonomous Driving and its Application. In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2926463.

Watzenig, Daniel; Horn, Martin (Hg.) (2017): Automated Driving. Safer and More Efficient Future Driving. Cham, s.l.: Springer International Publishing.

Weitzel, Dirk Alexander (2014): Absicherungsstrategien für Fahrerassistenzsysteme mit Umfeldwahrnehmung. Bremen: Fachverl. NW (Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen Fahrzeugtechnik, 98).

Wendel, Jan (2011): Integrierte Navigationssysteme. Sensordatenfusion, GPS und inertiale Navigation. 2., überarbeitete Auflage. München: Oldenbourg.

Wilcox, Rand R. (2017): Introduction to robust estimation and hypothesis testing. Fourth edition. Amsterdam: Academic Press.

Wilhelm, Ulf; Ebel, Susanne; Weitzel, Alexander (2015): Funktionale Sicherheit und ISO 26262. In: Hermann Winner, Stephan Hakuli, Felix Lotz und Christina Singer: Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3., überarb. und erg. Aufl. Hg. v. Hermann Winner. Wiesbaden: Springer Vieweg (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 85–103.

Winkle, Thomas (2015): Entwicklungs- und Freigabeprozess automatisierter Fahrzeuge: Berücksichtigung technischer, rechtlicher und ökonomischer Risiken. In: Barbara Lenz, Hermann Winner, J. Christian Gerdes und Markus Maurer (Hg.): Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte. s.l.: Springer, S. 611–635.

Winner, Hermann (2015): Radarsensorik. In: Hermann Winner, Stephan Hakuli, Felix Lotz und Christina Singer: Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort. 3., überarb. und erg. Aufl. Hg. v. Hermann Winner. Wiesbaden: Springer Vieweg (ATZ/MTZ-Fachbuch), S. 259–316.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2014): Regelung Nr. 131 der Wirtschaftskommission der Vereinten Nationen für Europa (UNECE) — Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung von Kraftfahrzeugen hinsichtlich des Notbremsassistenzsystems (AEBS). UN R 131 Rev. 01, vom 13.02.2014.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2017): Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung der Fahrzeuge hinsichtlich der Geschwindigkeitsmess- und Kilometerzähleinrichtung einschließlich ihres Einbaus. UN-R 39.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2018): Terms of Reference and Rules of Procedure of the World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations. ECE_TRANS_WP.29_690_Rev.1E. Genf.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2020): UN-Regelung Nr. 152 — Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung von Kraftfahrzeugen hinsichtlich des Notbremsassistenzsystems (AEBS) in Fahrzeugen der Klassen M1 und N1 [2020/1597], vom 30.10.2020.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2021): Uniform provisions concerning the approval of vehicles with regard to Automated Lane Keeping Systems. UN Regulation No. 157.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2022a): Proposal for the 01 series of amendments to UN Regulation No. 157 (Automated Lane Keeping Systems).

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2022b): World Forum for Harmonization of Vehicle Regulations (WP.29). How it works - How to Join it? (Revised Fourth Edition). Genf, Schweiz: United Nations Publications.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2023a): Uniform provisions concerning the approval of motor vehicles with regard to the Advanced Emergency Braking System (AEBS) for M2, M3, N2 and N3 vehicles, vom 2023-01-2023.

Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen (2023b): UN-Regelung Nr. 131 — Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung von Kraftfahrzeugen hinsichtlich des Notbremsassistenzsystems (AEBS) in Fahrzeugen der Klassen M2, M3, N2 und N3 [2025/1329]. UN R 131 Rev. 02, vom 23-09-24.

Wisch, M.; Gail, J.; Seeck, A.; Lich, T.; Düring, M.; Lewerenz, P.; Schäuble, A. (2023): Datengrundlage zur Beantwortung der Verkehrssicherheitsfragen von morgen – GIDAS 4.0. In: Fahrzeugsicherheit: VDI Verlag, S. 207–230.

Yan, Yan; Mao, Yuxing; Li, Bo (2018): SECOND: Sparsely Embedded Convolutional Detection. In: *Sensors (Basel, Switzerland)* 18 (10). DOI: 10.3390/s18103337.

Yan, Zhi; Sun, Li; Krajnik, Tomas; Ruichek, Yassine (2019): EU Long-term Dataset with Multiple Sensors for Autonomous Driving. Online verfügbar unter https://arxiv.org/pdf/1909.03330.

Yang, Dongfang; Li, Linhui; Redmill, Keith; Ozguner, Umit (2019): Top-view Trajectories: A Pedestrian Dataset of Vehicle-Crowd Interaction from Controlled Experiments and Crowded Campus. In: 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Paris, France, 09.06.2019 - 12.06.2019: IEEE, S. 899–904.

Ye, Hengchu (2025): Research on the Design of Signal Processing Algorithm Scheme for Vehicle-mounted Millimeter-wave Radar. In: *IJMEE* 6 (1), S. 20–29. DOI: 10.62051/ijmee.v6n1.04.

Yuan, Xianghui; Lian, Feng; Han, Chongzhao (2014): Models and Algorithms for Tracking Target with Coordinated Turn Motion. In: *Mathematical Problems in Engineering* 2014, S. 1–10. DOI: 10.1155/2014/649276.

Zhan, Wei; Sun, Liting; Wang, Di; Shi, Haojie; Clausse, Aubrey; Naumann, Maximilian et al. (2019): INTERACTION Dataset: An INTERnational, Adversarial and Cooperative moTION Dataset in

Interactive Driving Scenarios with Semantic Maps. Online verfügbar unter http://arxiv.org/pdf/1910.03088v1.

Zhang, Rongxi; Zhang, Yuanhui; Fu, Duo; Liu, Kang (2023): Scan Denoising and Normal Distribution Transform for Accurate Radar Odometry and Positioning. In: *IEEE Robot. Autom. Lett.* 8 (3), S. 1199–1206. DOI: 10.1109/LRA.2023.3236570.

Zhang, Weicun; Wang, Sufang; Zhang, Yuzhen (2018): Multiple-Model Adaptive Estimation with A New Weighting Algorithm. In: *Complexity* 2018, S. 1–11. DOI: 10.1155/2018/4789142.

Zhou, Yin; Tuzel, Oncel (2017): VoxelNet: End-to-End Learning for Point Cloud Based 3D Object Detection. Online verfügbar unter https://arxiv.org/pdf/1711.06396.

Anhang

A.1 Auswertung Verkehrsunfalldaten

Grundlegende Begriffe zur Verkehrsunfallstatistik können dem Dokument „Verkehrsunfälle – Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik“ des Statistischen Bundesamts entnommen werden (Statistisches Bundesamt 2022).

Die Auswertung der vertieften Verkehrsunfalldaten basiert auf dem Abzug der GIDAS-Datenbank zum Stand Dezember 2024. Die Datenverarbeitung und statistische Analyse erfolgten in der Programmiersprache Python. Um die relevante Stichprobe für Einscherer-Situationen zu generieren, wurden folgende Filterkriterien auf den Gesamtdatensatz angewendet:

- Unfalljahr: Es wurden Unfälle aus dem Zeitraum von 2005 bis einschließlich 2024 berücksichtigt (JAHR > 2004)
- Rekonstruktionsstatus: In die Analyse flossen ausschließlich vollständig rekonstruierte Unfälle ein (STATUS == 4)
- Die Betrachtung beschränkt sich auf Unfälle auf Bundesautobahnen sowie außerorts (ORTSL == 4 | ORTSL == 5)
- Zur Identifikation von Einscherer-Situationen wurde nach den spezifischen dreistelligen Unterkategorien des Unfalltyps „Unfall im Längsverkehr“ (Typ 6) gefiltert: 631, 632, 633, 634, 635 für das Einscheren nach links, 641, 642, 643, 644, 645, 646 für das Einscheren nach rechts.

Die in der GIDAS-Stichprobe ermittelten Fallzahlen wurden auf das Bundesgebiet hochgerechnet. Hierfür wurde ein Extrapolationsfaktor verwendet, der auf der amtlichen Unfallstatistik (Destatis) für das Referenzjahr 2023 basiert. Die Extrapolation erfolgte anhand der Merkmale Verletzungsschwere und Unfalltyp. Zur Bestimmung der statistischen Unsicherheit der hochgerechneten Fallzahlen wurde ein Bootstrapping-Verfahren angewendet.

- Methode: Ziehen von Stichproben mit Zurücklegen.
- Umfang: Es wurden 10000 Iterationen durchgeführt.
- Konfidenzintervalle: Aus der Verteilung der Bootstrap-Stichproben wurden die 95-%-Konfidenzintervalle (2,5. bis 97,5. Perzentil) für die Anzahl der Leichtverletzten, Schwerverletzten und Getöteten sowie für die Gesamtzahl der Unfälle berechnet.

A.2 Strategien zur Wahrung der Fahrzeugsicherheit

Der Anhang ergänzt die in Kapitel 2 aufgezeigten Methoden zur Sicherstellung der Fahrzeugsicherheit durch einige Beispiele und vertiefte Ausführungen.

A.2.1 Methoden zur herstellerinternen Absicherung

Nachfolgend werden die in Abschnitt 2.3 genannten Methoden der herstellerinternen Absicherung detaillierter beschrieben.

Software in the Loop

Da physische Prototypen in einem frühen Produktentwicklungsstadium häufig noch nicht vorliegen, bietet es sich an, Testreihen mittels SIL durchzuführen. Dabei werden Fahrzeugsysteme simuliert, indem Softwarecode in einer speziellen Entwicklungsumgebung ausgeführt wird. Umwelt-, Fahrer- und Fahrzeugmodelle dienen dem Testprozess als Eingangsgrößen. Sie lassen sich in Abhängigkeit des Testziels in ihrem Komplexitätsgrad variieren und stellen somit eine Steuerungsgröße des zu bewältigenden Testaufwands dar. Da SIL ausschließlich softwaregestützt ist, lässt sich der Einsatz der Methode zeitlich flexibel gestalten und auch schon in frühe Entwicklungsstadien einbinden. (Borgeest 2014; Strasser 2012)

Hardware in the Loop

Um Prototypen – insbesondere die von Steuergeräten – zu testen, wird in frühen Entwicklungsstadien häufig auf HIL zurückgegriffen. Bei HIL-Tests interagieren reale und simulierte Komponenten miteinander. Damit die Tests realitätsnahe Bedingungen abbilden, werden die Ausgangssignale von simulierten Komponenten in das zu testende Gerät eingespeist und die elektrischen Ausgangssignale des Testobjekts in digitalisierter Form in das Simulationsmodell zurückgeführt. So sind realitätsnahe Tests, ebenso wie Tests von Extremsituationen, die in der Realität nur selten auftreten, bereits in frühen Entwicklungsstadien möglich. Mehrere HIL-Simulatoren können miteinander verbunden werden, um Wechselwirkungen zwischen Komponenten zu untersuchen. Zudem besteht die Möglichkeit, Testfälle automatisiert abzuarbeiten. Einsatzmöglichkeiten sind vor allem Komponenten-, Modul- und Verbundtests, aber auch Analysen von Diagnose-, Netzwerk- und Kommunikationsverhalten. (Borgeest 2014, S. 270–274; Strasser 2012)

Vehicle Hardware in the Loop

Einen Übergang von HIL zu VIL stellen Testprozeduren nach dem VeHIL-Konzept dar. Bei diesem Konzept wird das zu testende Fahrzeug auf einem Rollenprüfstand betrieben und abhängig von der Testsituation werden Objekte wie Fahrzeuge oder Verkehrszeichen relativ zum Testfahrzeug auf mobilen Plattformen bewegt. Der gesamte Testaufbau wird in einer großen Funktionshalle betrieben, um

Einflussparameter wie Temperatur, Wind, Feuchtigkeit oder Licht der Testsituation anzupassen. VeHIL wird je nach Entwicklungsstadium als Entwicklungswerkzeug, aber auch als Verifizierungs- und Validierungsinstrument für ADAS genutzt (Gietelink et al. 2006). Galko et al. (2014) nutzten beispielsweise den VeHIL-Ansatz, um die kamerabasierten ADAS-Funktionen einer Kollisions- und Spurverlassenswarnung zu triggern.

Vehicle in the Loop

Die Verbindung von einem realen Testfahrzeug mit einer virtuellen Verkehrsumgebung wird als VIL bezeichnet. Bei diesem Ansatz wird ein Fahrer mit einem Visualisierungsmedium (z. B. Display oder VR-Brille) ausgestattet, während er sich auf einer abgesperrten Teststrecke bewegt. Die Position des Fahrzeugs wird kontinuierlich durch ein hochgenaues Positionierungssystem erfasst. Über das Visualisierungsmedium werden dem Fahrer virtuelle Verkehrsteilnehmer in einer Position relativ zum Testfahrzeug dargestellt. Gleichzeitig wird an Stelle der fahrzeugeigenen Sensoren ein digitales Sensormodell verwendet, das die realen Sensorfunktionen in die virtuelle Umgebung abbildet. Sowohl Fahrer als auch Fahrzeug nehmen auf diese Weise die virtuellen Verkehrsteilnehmer wahr und interagieren mit ihnen, indem eine Rückkopplung mit der Dynamik des Versuchsfahrzeugs stattfindet. Erkennt das Fahrzeug beispielsweise durch das Sensormodell ein konkretes Kollisionsrisiko mit einem virtuellen Fahrzeug, so führt es in der realen Welt eine automatische Notbremsung aus. Da sich mit dem VIL beliebig komplexe Szenarien erzeugen lassen, ohne dass ein realer Testaufbau erfolgen muss, wird es häufig für die Validierung von FAS genutzt. (Bock et al. 2008; Berg und Färber 2015)

Driver in the Loop

DIL bindet die Interaktion zwischen Fahrzeug und Fahrenden und damit die menschliche Subjektivbeurteilung von ADAS/ADS in den Absicherungsprozess ein (Amelunxen et al. 2014). Das kennzeichnende Werkzeug von DIL sind Fahrsimulatoren, die den Fahrenden durch Interaktionselemente wie Gaspedal und Lenkrad immersiv in eine virtuelle Testumgebung integrieren. Der Komplexitätsgrad solcher Aufbauten reicht dabei von einem einfachen Bildschirm mit Pedal- und Lenkeinheit bis zu großen Bewegungsplattformen mit detailgetreuer Integration eines Fahrzeugcockpits. DIL wird vornehmlich zur Untersuchung des Fahrerverhaltens, der Beanspruchung und der Kundenakzeptanz eingesetzt. (Strasser 2012)

Koppel et al. (2019) nutzten beispielsweise DIL zur Untersuchung der Inter- und Intravariabilität von Spurwechselvorgängen anhand zweier Szenarien. Die Ergebnisse solcher Untersuchungen bieten z. B. die Möglichkeit, Spurwechseltrajektorien an das menschliche Steuerungsverhalten anzupassen, was die Akzeptanz von Systemen, die einen Spurwechselvorgang automatisieren, erhöhen soll.

Naturalistic Driving Studies und Field Operational Tests

Eine Naturalistic Driving Study (NDS) gewährt zumeist über längere Beobachtungszeiträume (Monate oder Jahre) Einblicke in das natürliche Fahrverhalten von Fahrzeugführenden bei alltäglichen

Fahrten. Über im Fahrzeug verbaute Sensoren werden Daten vom Fahrer (z. B. Blick- und Lenkmanöver), vom Fahrzeug (z. B. Beschleunigung, Geschwindigkeit, Position) und von der Umgebung (z. B. Steigungen, Witterungseinflüsse) erfasst. Die Sensoren werden möglichst unauffällig verbaut, um die Fahrenden nicht unbewusst zu beeinflussen und somit ein natürliches Verhalten in kritischen und unkritischen Situationen dokumentieren zu können. (Eenink et al. 2014)

Field Operational Tests (FOT) sind sehr ähnlich aufgebaut und finden ebenso über einen längeren Beobachtungszeitraum statt. Sie verfolgen jedoch das Ziel, den Einfluss von ausgewählten Systemen (z. B. ACC, AEB) im Realverkehr zu beobachten. (Alkim et al. 2007)

Checklisten

Checklisten, auch Codes of Practice (CoP) genannt, sind praxisorientierte Leitfäden, die bewährte Vorgehensweisen für die Entwicklung von ADAS und ADS zusammenstellen. Ein Beispiel dafür ist der Code of Practice for the Design and Evaluation of ADAS (CoP-ADAS) aus dem RESPONSE3/PReVENT-Kontext. Er stellt dabei einen Leitfaden für die sicherheitsgerechte Spezifikation, Entwicklung und Bewertung von Fahrerassistenzsystemen bereit. Darin bündelt er Best Practices, stellt Checklisten und Verfahren für Risikoanalyse und Kontrollierbarkeit zur Verfügung und ordnet diese entlang eines generischen Entwicklungsprozesses (von Definition bis Validierung/Sign-off). Ziel ist der nachvollziehbare Nachweis eines dem Stand der Technik entsprechenden Entwicklungswegs. (Knapp et al. 2009)

Analog dazu adressiert der Code of Practice for the Development of Automated Driving Functions (CoP-ADF) aus dem EU-Projekt L3Pilot die Entwicklung automatisierter Fahrfunktionen (Schwerpunkt SAE L3/L4, v. a. für die Domänen Autobahn und Parken). Der CoP-ADF strukturiert 155 checklistenartige Überprüfungsfragen in fünf Kategorien und 22 Themenfeldern (u. a. Betriebsdomäne, Absicherung, SOTIF, Cybersecurity) und verknüpft sie mit den im Projekt festgelegten fünf Entwicklungsphasen (Definitionsphase bis Produktionsphase). Die Fragekarten dienen als Leitplanken: Sie geben keine technischen Lösungen vor, sichern aber die systematische Behandlung und Dokumentation aller relevanten Aspekte. Der CoP-ADF verweist bei verschiedenen Fragen explizit auf den CoP-ADAS als wesentliche Grundlage. (Cao et al. 2021)

A.2.2 Euro NCAP

Die Verbraucherschutzorganisation Euro NCAP nutzt eigene Testprozeduren und Bewertungsschemata, um die Sicherheit eines Fahrzeugs in Form einer Sternebewertung widerzuspiegeln. Die Anzahl der Sterne ist Ausdruck der Fahrzeugleistung in den durchgeführten Tests und reicht von null bis fünf, wobei jedes mit einem Stern bewertete Fahrzeug die gesetzlichen Mindestanforderungen übersteigt (Euro NCAP 2024b). Euro NCAP ist ein Konsortium aus verschiedenen Regierungsinstitutionen,

Automobilclubs, dem Dachverband der europäischen Verbraucherschutzorganisationen, Expertenorganisationen sowie der Versicherungswirtschaft (Euro NCAP 2024a). Hinzu kommen mehrere Testlaboratorien. Die Testprozeduren und Bewertungsschemata werden von Vertretern dieser Institutionen erarbeitet und kontinuierlich an die technischen Fortschritte in der Fahrzeugsicherheit angepasst.

Mit dem Protokollwechsel zu Beginn 2026 wird die Fahrzeugsicherheit in vier Kategorien bewertet:

- Sicheres Fahren
- Unfallvermeidung
- Insassenschutz
- Sicherheit nach dem Unfall

Für jede der vier Kategorien werden für die Leistung in verschiedenen Tests Punkte vergeben. Die Anzahl der Punkte ist abhängig von dem graduellen Erfüllungsgrad der bestandenen Tests und damit in direkter Korrelation zur Systemleistung oder wird nach einem Pass/Fail-Verfahren anhand bestimmter Kriterien vergeben (z. B. für die funktionale Erfüllung grundlegender Systemanforderungen wie beim eCall oder die bloße Verfügbarkeit bestimmter sicherheitsrelevanter Ausstattungsmerkmale wie z. B. der Multikollisionsbremse) (Euro NCAP 2025b).

Die in den Einzeltests einer Kategorie gesammelten Punkte werden aufsummiert und in einen prozentualen Erfüllungsgrad überführt, der die Leistung in Relation zur maximal erreichbaren Punktzahl der jeweiligen Kategorie setzt. Für die Ermittlung der finalen Sternebewertung wird dann das Prinzip des schwächsten Glieds angewendet; um eine bestimmte Gesamtbewertung (z. B. fünf Sterne) zu erzielen, muss das Fahrzeug definierte prozentuale Mindestschwellenwerte in allen vier Kategorien überschreiten. Eine nicht erreichte Schwellenpunktzahl in nur einer der vier Kategorien limitiert demnach die maximal erreichbare Gesamt-Sternebewertung. (Euro NCAP 2025a)

A.2.3 Beispiele für Regelungen der UNECE

Die nachfolgend dargestellten drei Beispiele für Regelungen, die im Rahmen der UNECE erlassen wurden, demonstrieren, wie Anforderungen an Fahrzeugsysteme aussehen. Spezifiziert werden neben konkreten Leistungsanforderungen (z. B. ein AEBS darf eine bestimmte maximale Kollisionsgeschwindigkeit in Abhängigkeit einer gewissen Relativgeschwindigkeit zulassen) auch Toleranzen, die bei der Konformitätsprüfung im Rahmen der Typgenehmigung einzuhalten sind (z. B. eine Geschwindigkeit darf im Test um eine bestimmte Toleranz abweichen).

UN-R 39 – Geschwindigkeitsmesseinrichtung

In Regelung 39 der UNECE sind Anforderungen an die Genauigkeit der Geschwindigkeitsmessvorrichtung (Tachometer) eines Fahrzeugs definiert. Sie schreibt u. a. vor, dass die vom Fahrzeug angezeigte Geschwindigkeit (V1) niemals unter der tatsächlichen, von einer Prüfeinrichtung gemessenen

Geschwindigkeit (V2) liegen darf. Zudem müssen die beiden Geschwindigkeiten in folgender Beziehung zueinanderstehen: $0 \leq V1 - V2 \leq 0{,}1V2 + 4\ km/h$. Es ist somit möglich, dass das Fahrzeug seine Geschwindigkeit um 4 km/h + 10 % der tatsächlichen Geschwindigkeit zu hoch einschätzt. Ein Fahrzeug, dessen Tachometer 60 km/h anzeigt, darf demnach auch mit einer tatsächlichen Geschwindigkeit von 51 km/h fahren (Toleranzen des Prüfgeräts nicht miteingeschlossen). (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2017)

UN-R 152 – AEBS für die Fahrzeugklassen M1/N1

Die Regelung legt spezifische Leistungskriterien und Testprozeduren für AEBS von M1- und N1-Fahrzeugen fest, wobei die Anforderungen je nach Konfliktszenario variieren (z. B. Fahrzeug–Fahrzeug, Fahrzeug–Fußgänger). Das AEBS muss im Geschwindigkeitsbereich zwischen 10 km/h und 60 km/h aktiv sein (sofern keine zulässige manuelle Deaktivierung vorliegt). Das Hauptkriterium ist die maximal zulässige Aufprallgeschwindigkeit. Ohne Fahrereingriff muss das System für den Anwendungsfall M1-Fahrzeug gegen einen anderen Pkw, die Geschwindigkeit so weit reduzieren, dass die in Tabelle 5 angegebenen Grenzwerte für die Aufprallgeschwindigkeit nicht überschritten werden. (Wirtschaftskommission für Europa der Vereinten Nationen 2020)

Tabelle 5: Maximale Aufprallgeschwindigkeit für das Pkw-Pkw-Szenario nach UN-R 152

Relative Geschwindigkeit [km/h]	**Max. zulässige Aufprallgeschwindigkeit [km/h]**
10-40	0
42	10
45	15
50	25
55	30
60	35

Um die Reproduzierbarkeit der Prüfung durch die Technischen Dienste zu gewährleisten, sind in der UN-R 152 Toleranzen für die Testdurchführung festgelegt:

- **Stationäres Ziel:** Das Prüffahrzeug muss die Zielgeschwindigkeit mit einer Toleranz von $+0/-2$ km/h anfahren.
- **Dynamisches Ziel (Pkw-Pkw):** Sowohl das Prüf- als auch das Zielfahrzeug müssen die Geschwindigkeitstoleranz von $+0/-2$ km/h einhalten.
- **Fahrzeug–Fußgänger:** Während für das Prüffahrzeug weiterhin die oben genannte Toleranz gilt, ist die Geschwindigkeit des Fußgänger-Dummys mit einer Präzision von $\pm 0{,}2$ km/h einzuhalten.

UN-R 157: Automated Lane Keeping Systems (ALKS)

Die UN-R 157 definiert die Anforderungen an Systeme, die die längs- und querführende Fahraufgabe ohne dauerhafte Fahrerüberwachung übernehmen. In der aktuellen Fassung (01-Serie) wurde der Anwendungsbereich von 60 km/h auf bis zu 130 km/h erweitert und um die Fähigkeit zum Spurwechsel ergänzt. Das ALKS darf nur aktiviert werden, wenn:

- Fußgänger und Radfahrer verboten sind (z. B. Autobahnen/Schnellstraßen),
- eine physische Trennung zum Gegenverkehr besteht,
- das System die Spurführung innerhalb der Markierungen sicherstellt.

Dabei muss das System in der Lage sein, den Abstand zu vorausfahrenden Fahrzeugen zu regeln und auf unvorhersehbare Ereignisse, wie das Einscheren dritter Fahrzeuge, sicher zu reagieren. Ein wesentlicher Aspekt der Längsführung ist die Einhaltung eines geschwindigkeitsabhängigen Mindestfolgeabstands. Die Regelung operationalisiert diesen über eine geforderte Zeitlücke, die mit steigender Geschwindigkeit zunimmt, um die Systemsicherheit bei Bremsmanövern des vorausfahrenden Fahrzeugs zu gewährleisten. Für den Geschwindigkeitsbereich bis 60 km/h sind für M1/N1-Fahrzeuge folgende Werte spezifiziert:

Tabelle 6: Zeitlücke und Mindestfolgeabstand für ALKS-Systeme nach UN-R 157

Geschwindigkeit [km/h]	**Zeitlücke t [s]**	**Mindest-Folgeabstand [m]**
7,2	1,0	2,0
10	1,1	3,1
20	1,2	6,7
30	1,3	10,8
40	1,4	15,6
50	1,5	20,8
60	1,6	26,7

Weiterhin adressiert die UN-R 157 explizit auch das dynamische Verhalten bei Einschermanövern anderer Verkehrsteilnehmer. Die Regelung operationalisiert dabei, unter welchen Bedingungen das aktivierte System eine Kollision mit einem einscherenden Fahrzeug vermeiden muss. Maßgebend ist eine als TTCLaneIntrusion bezeichnete Zeit der Spurinvasion als Referenzgröße für die Kritikalität des Manövers.

TTCLaneIntrusion ist der TTC-Wert für den Zeitpunkt, wenn der Außenpunkt des Reifens des der Fahrstreifenmarkierung nächstgelegenen Vorderrads des intrudierenden Fahrzeugs eine Linie überschreitet, die 0,3 m außerhalb der äußeren Kante der sichtbaren Fahrstreifenmarkierung liegt, zu der das Fahrzeug hinüberdriftet.

Das System muss dann eine Kollision mit einem einscherenden Fahrzeug vermeiden, wenn die folgenden Bedingungen allesamt erfüllt sind:

- Das einscherende Fahrzeug hält seine Längsgeschwindigkeit konstant und diese ist niedriger als die Längsgeschwindigkeit des ALKS-Fahrzeugs.
- Die laterale Bewegung des einscherenden Fahrzeugs war mindestens 0,72 s sichtbar, bevor der Referenzpunkt TTCLaneIntrusion erreicht wird.
- Zum Referenzzeitpunkt (TTCLaneIntrusion) ist die TTC größer als eine Referenz, die wie folgt berechnet wird: $TTCLaneIntrusion > \frac{v_{rel}}{(2 \cdot 6m/s^2)} + 0{,}35\ s$

Dabei ist v_{rel} die Relativgeschwindigkeit zwischen beiden Fahrzeugen; v_{rel} ist positiv, wenn das ALKS-Fahrzeug schneller ist als das einscherende Fahrzeug.

A.3 Theoretische Hintergründe des Objekttrackings

Die nachfolgenden Abschnitte liefern die theoretischen Hintergründe zu dem in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen Tracking-Verfahren.

A.3.1 Bayes-Filter

Das Bayes-Theorem gilt sowohl für einzelne Wahrscheinlichkeiten als auch für Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Dies ist entscheidend, da sich im Bereich des Objekttrackings sowohl der Systemzustand als auch die Messungen als Zufallsvariablen modellieren lassen. Sensormessdaten, wie sie beispielsweise von einem Lidar- oder Radarsensor ausgegeben werden, sind niemals genau, sondern stets mit einem gewissen Rauschen durchsetzt. Dabei wird angenommen, dass die Zufallsvariablen zur Beschreibung des Objektzustands und der Messungen stetig und normalverteilt sind (Thrun et al. 2006, S. 10).

Die Notation x^k bezeichnet eine gemeinsame Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion zu einem diskreten Zeitpunkt. Das gesammelte probabilistische Wissen über x^k lässt sich mit der vereinten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(x^k) = p(x_k, x_{k-1}, \dots, x_0)$ beschreiben (Challa et al. 2011a, S. 12). Ist darüber hinaus $z^k = (z_1, z_2, \dots, z_k)$ eine Messung, die in einer physikalischen Beziehung zu x^k steht, lässt sich der Objektzustand mit dem Bayes-Theorem wie folgt darstellen:

$$p(x^k|z^k) = \frac{p(z^k|x^k)p(x^k)}{p(z^k)} \tag{11}$$

Die Berechnung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion eines A-posteriori Systemzustands $p(x^k|z^k)$ lässt sich zum Zeitschritt k durch die Stapelverarbeitung aller vorangegangenen Messungen realisieren. Filterprobleme im Bereich des Objekttrackings sind jedoch häufig auf eine Echtzeitverarbeitung der sequenziell eintreffenden Messungen angewiesen. Dies erfordert eine iterative Aktualisierung der Zustandsschätzung, was sich als rekursive bayessche Schätzung umsetzen lässt (Garcia 2014). Kann die

Markov-Eigenschaft als erfüllt angesehen werden, sodass somit die Wahrscheinlichkeit für den nächsten Zustand nur vom unmittelbar vorausgehenden Zustand abhängig ist, so ergibt sich die rekursive Form des Bayes-Theorems zu:

$$p(x^k|z^k) = \frac{p(z_k|x_k)}{p(z_k|z^{k-1})} p(x_k|x_{k-1}) p(x^{k-1}|z^{k-1}) \tag{12}$$

Im Objekttracking sind vor allem die Anzahl als auch die Reihenfolge von Objekten mit ihren jeweiligen Zuständen zu einem bestimmten Zeitpunkt k von Bedeutung.

Die meisten Algorithmen berechnen oder approximieren daher die A-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte eines Zustands x_k, die durch die aktuelle Messung z_k bedingt wird, anhand der Chapman–Kolmogorov-Gleichung. (Challa et al. 2011a, S. 24)

Die Gleichung zur Berechnung der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(x_k|z^k)$ lautet somit:

$$p(x_k|z^k) = \frac{p(z_k|x_k)}{p(z_k|z^{k-1})} \int_{x_{k-1}} p(x_k|x_{k-1}) p(x_{k-1}|z^{k-1}) d\, x_{k-1} \tag{13}$$

Das Lösen der rekursiven Beziehung zwischen Objektzustand und Messung stellt den Kerngedanken von Objekttracking mittels bayesscher Statistik dar. Die Umsetzung erfolgt anhand zweier Prozessschritte: Prädiktion und Korrektur. Die beiden Schritte werden nach jeder eintreffenden Messung alternierend durchlaufen. Der Vorgang ist in Abbildung 48 dargestellt.

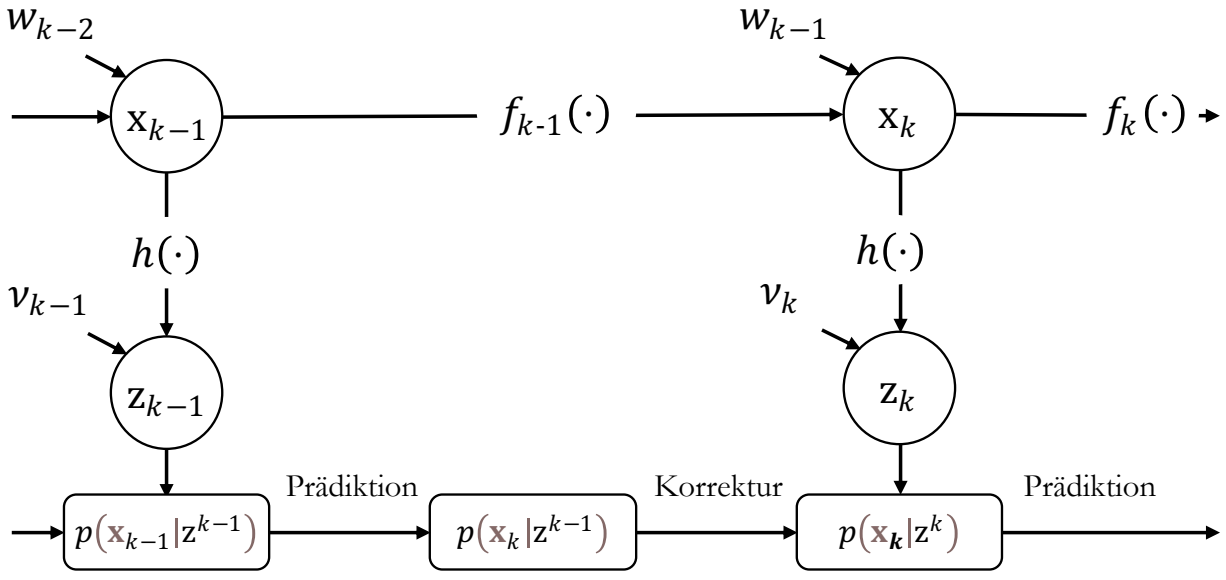


Abbildung 48: Objekttracking als Filterproblem anhand des Bayes-Theorems. Ausgehend von einer vorhergehenden A-posteriori-Zustandsdichte wird eine aktuelle A-priori-Zustandsdichte prognostiziert und nach dem Eintreffen der Messung zu einer neuen A-posteriori-Zustandsdichte korrigiert

Im Prädiktionsschritt wird ausgehend von einem Zeitpunkt $k-1$ eine aktuelle Zustandsdichte $p(x_k|z^{k-1})$ durch Nutzung der letzten A-posteriori-Zustandsdichte $p(x_{k-1}|z^{k-1})$ und der Systemfunktion f_k vorhergesagt. Die aktuelle Zustandsdichte $p(x_k|z^{k-1})$ wird durch den Chapman–Kolmogorov-Gleichungsteil aus Gleichung (13) berechnet und ergibt sich somit zu:

$$p(x_k|z^{k-1}) = \int_{x_{k-1}} p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|z^{k-1})d\,x_{k-1} \tag{14}$$

Nach dem Eintreffen der Messung z_k wird die vorhergesagte A-priori-Zustandsdichte aus Gleichung (14) mit der Likelihood-Dichte von z_k gemäß dem ersten Gleichungsteil aus Gleichung (13) korrigiert zu:

$$p(x_k|z^k) = \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|z^{k-1})}{p(z_k|z^{k-1})} \tag{15}$$

A.3.2 Kalman-Filter

Ein Kalman-Filter ist ein im Sinne der kleinsten Fehlerquadrate optimaler Schätzer für lineare dynamische Systeme (Schneider 2011). Er stellt einen Spezialfall der zuvor beschriebenen Bayes-Filtermethode dar und findet breite Anwendung in industriellen Einsatzbereichen wie Video- und Lasertracking, Navigation und Wehrtechnik (Chui und Chen 2009, S. 7). Das ursprüngliche Filter nach Kalman (1960) dient der Schätzung eines stetig zufallsverteilten Zustands $\mathbf{x}$ mit einer linearen System- und Messfunktion sowie einem additiven weißen gaußschen Rauschen (Bruyninckx et al. 2005, S. 51). Das Systemmodell $\mathbf{x_k}$ beschreibt, wie sich der Zustand des Systems von einem Zeitpunkt $k-1$ zum nächsten Zeitpunkt k verändert. Es wird zu einem Zeitpunkt k formal beschrieben als:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \tag{16}$$

Hierbei repräsentiert A die Systemmatrix, welche die zeitliche Entwicklung des Systemzustands ohne äußere Einflüsse beschreibt. Die Steuermatrix $\mathbf{B}$ modelliert in Kombination mit dem Steuervektor $\mathbf{u_{k-1}}$ den Einfluss bekannter externer Eingriffe (z. B. Beschleunigungs- oder Lenkbefehle). Der Prozessrauschvektor $\mathbf{w}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, Q)$ berücksichtigt dabei unmodellierte Störungen, wobei $\mathbf{Q}$ die Prozessrauschkovarianzmatrix ist.

Analog dazu wird das Messmodell z_k beschrieben mit der Beobachtungsgleichung

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \boldsymbol{\nu}_k \tag{17}$$

Sie beschreibt die physikalische Beziehung zwischen dem aktuellen Systemzustand $\mathbf{x_k}$ und den durch die Sensorik erfassten Messdaten. Hierbei stellt $\mathbf{H}$ die Beobachtungsmatrix dar. Das Messrauschen wird ausgedrückt durch $\boldsymbol{\nu}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R})$, mit der Messrauschkovarianzmatrix $\mathbf{R}$.

Das Kalman-Filter folgt als Spezialfall dem Prinzip des zuvor beschriebenen Bayes-Filters, indem ein Prädiktions- und Korrekturschritt alternierend durchlaufen werden. Im Prädiktionsschritt wird basierend auf dem Systemmodell der Zustand des Systems zum nächsten Zeitpunkt vorhergesagt:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} \tag{18}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^{\mathbf{T}} + \mathbf{Q} \tag{19}$$

Dabei seien $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ und $\mathbf{P}_{k|k-1}$ die Prädiktion des Zustands und der Kovarianzmatrix zum Zeitpunkt k. Im Korrekturschritt wird die Vorhersage anhand der neuen Messung aktualisiert. Wie stark die Messung den prädizierten Zustand korrigiert, wird durch den Kalman-Gain $\mathbf{K}_k$ bestimmt. Er beziffert das Verhältnis zwischen der Unsicherheit in der Vorhersage und der Unsicherheit in der Messung und wird formal beschrieben durch:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^{\mathbf{T}}(\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^{\mathbf{T}} + \mathbf{R})^{-\mathbf{1}} \tag{20}$$

Der aktualisierte Zustand $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ sowie aktualisierte Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|k}$ werden durch die Kombination des vorhergesagten Zustands $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ und der neuen Messung $\mathbf{z}_k$ unter Berücksichtigung des Kalman-Gains berechnet:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_{\boldsymbol{k}}\left(\mathbf{z}_{\boldsymbol{k}} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}\right) \tag{21}$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{\boldsymbol{k}}\mathbf{H})\mathbf{P}_{k|k-1} \tag{22}$$

Durch kontinuierliches Alternieren der beiden Schritte wird die Schätzung des aktuellen Zustands $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ und der Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|k}$ fortlaufend aktualisiert.

A.3.3 Unscented Kalman-Filter

Die Bewegungen von Verkehrsbeteiligten gleichen nur selten linearen Modellen und sind mitunter erratisch. Sie lassen sich somit nicht mit einem Kalman-Filter nachverfolgen, da dieser ausschließlich mit linearen Modellen funktioniert. Für das Vorhaben wird daher auf eine Erweiterung des Kalman-Filters zurückgegriffen, die auch nichtlineare Bewegungsmuster verarbeiten kann. Zu den bekanntesten Varianten für nichtlineare Problemstellungen zählen das Extended Kalman-Filter (EKF) und das Unscented Kalman Filter (UKF).

Beim Extended Kalman-Filter werden die nichtlinearen Funktionen von System- und Messmodell durch eine Taylor-Reihe um die Mittelwerte des aktuellen Zustandsvektors linearisiert und die Reihenentwicklung nach dem linearen Glied abgebrochen. (Wendel 2011, S. 143–146) Das EKF ist ein suboptimaler Schätzalgorithmus, der bei geringen Nichtlinearitäten effizient eingesetzt werden kann, bei zu großen Nichtlinearitäten jedoch divergiert oder stark abweichende Ergebnisse hervorbringt.

Zudem müssen die nichtlinearen Funktionen differenzierbar sein, was jedoch nicht für jeden Anwendungsfall gegeben ist.

Beim UKF wird der gaußverteilte Objektzustand durch einen Satz von deterministisch bestimmten Punkten repräsentiert. Diese sogenannten Sigma-Punkte werden so ausgewählt und gewichtet, dass ihnen zuvor festgelegte Eigenschaften wie z. B. der Mittelwert und die Kovarianz der Ursprungsverteilung inhärent sind (siehe z. B. Julier (2002) und van der Merwe (2004)). Im Anschluss werden die Sigma-Punkte durch die nichtlineare Funktion in einen geänderten Satz von Punkten transformiert, aus dessen Mittelwert und Kovarianz die neue Zustandsschätzung gebildet wird.

Da die neue Zustandsschätzung somit ebenfalls approximiert ist, handelt es sich beim UKF genauso wie beim EKF um keinen optimalen Filter. Im Vergleich zum EKF lassen sich jedoch im Falle einer starken Nichtlinearität genauere Ergebnisse erwarten (Julier und Uhlmann 2004).

Nachfolgend wird der Prozess des UKF beschrieben, wobei die Bestimmung der Sigma-Punkte nach der scaled unscented transformation aus van der Merwe (2004) erfolgt.

Ausgehend von der aktuellen Schätzung $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ und der zugehörigen Kovarianz $\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}$ wird zunächst ein Satz Sigma-Punkte und dazugehörige Gewichte erzeugt. Die Berechnung wird nachfolgend generisch für einen Zustand $\mathbf{x}$ und dessen Kovarianzmatrix P_x beschrieben, erfolgt in der praktischen Umsetzung jedoch üblicherweise für die zuvor genannte aktuelle Zustandsschätzung. Der genannte Satz $S = \{w_i, \boldsymbol{\chi_i}; i = 0, \dots, 2L\}$ aus $2L + 1$ Sigma-Punkten $\boldsymbol{\chi_i}$ mit der Dimension L wird anhand der Gleichung (23) definiert, die zugehörigen Gewichtungen w_i mittels Gleichung (24) bestimmt.

$$\boldsymbol{\chi_i} = \begin{cases} \boldsymbol{\chi_0} = \hat{\mathbf{x}} & \\ \boldsymbol{\chi_i} = \hat{\mathbf{x}} + \left(\sqrt{(L+\lambda)\mathbf{P}_x}\right)_i & i = 1, \dots, L \\ \boldsymbol{\chi_i} = \hat{\mathbf{x}} - \left(\sqrt{(L+\lambda)\mathbf{P}_x}\right)_i & i = L+1, \dots, 2L \end{cases} \tag{23}$$

$$\begin{aligned} w_0^{(m)} &= \frac{\lambda}{L+\lambda} \\ w_0^{(c)} &= \frac{\lambda}{L+\lambda} + (1 - {\alpha_{UKF}}^2 + \beta_{UKF}) \\ w_i^{(m)} &= w_i^{(c)} = \frac{1}{2(L+\lambda)} \qquad i = 1, \dots, 2L \end{aligned} \tag{24}$$

Der Berechnungsvorgang sieht zunächst vor, die Parameter κ_{UKF}, α_{UKF} und β_{UKF} festzulegen und damit den kombinierten Parameter $\lambda = {\alpha_{UKF}}^2(L + \kappa_{UKF}) - L$ für die Auswahl und Skalierung der Sigma-Punkte zu berechnen. Anhaltswerte für die Festlegung der genannten Parameter sind nach van der Merwe (2004) folgende:

$$\kappa_{UKF} = 0 \tag{25}$$

$$0 < \alpha_{UKF} \leq 1 \tag{26}$$

$$\beta_{UKF} = 2 \tag{27}$$

Der zentrale Sigma-Punkt χ_0 und die ihn umgebenden Punkte χ_i sowie die zugehörigen Gewichtungen für Mittelwert ($w_0^{(m)}, w_i^{(m)}$) und Kovarianz ($w_0^{(c)}, w_i^{(c)}$) werden anschließend anhand Gleichung (23) und Gleichung (24) berechnet. Die Notation i beziffert für den Ausdruck $\left(\sqrt{(L+\lambda)\mathbf{P}_x}\right)_i$ den Reihenvektor der gewichteten Quadratwurzel der Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_x$.

Der UKF alterniert, wie zuvor für das Kalman-Filter beschrieben, den Prädiktions- und Korrekturschritt. Für die Prädiktion werden zunächst die Sigma-Punkte einer Transformation durch die nichtlineare Systemfunktion f unterworfen:

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} = f\left(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1|k-1}\right) \; mit \; i = 0, \ldots, 2L \tag{28}$$

Durch Gleichung (29) und Gleichung (30) werden die transformierten Sigma-Punkte zu einem neuen A-priori-Zustandserwartungswert $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ aggregiert und die prädizierte Fehlerkovarianz $\mathbf{P}_{xx,k|k-1}$ durch die gewichteten Abweichungen der Sigma-Punkte vom Mittelwert sowie durch das Prozessrauschen bestimmt:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \, \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \tag{29}$$

$$\mathbf{P}_{xx,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}\right)\left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}\right)^T + \mathbf{Q}_{k-1|k-1} \tag{30}$$

Wie zuvor beim Kalman-Filter erfolgt nun die Korrekturphase, in der die Vorhersage basierend auf den neuen Beobachtungen (Messungen) $\mathbf{z}_k$ angepasst wird. Dafür werden zunächst die vorhergesagten Sigma-Punkte $\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}$ durch das nichtlineare Beobachtungsmodell h transformiert.

$$\boldsymbol{z}_{i,k} = h\left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}\right) \tag{31}$$

Ähnlich wie bei der Zustandsvorhersage werden der erwartete Beobachtungswert $\hat{\mathbf{z}}_k$ und die zugehörige Kovarianz $\mathbf{P}_{zz,k}$ durch die gewichtete Aggregation der transformierten Sigma-Punkte bestimmt:

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(m)} \, \boldsymbol{z}_{i,k} \tag{32}$$

$$\mathbf{P}_{zz,k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left(\boldsymbol{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_k\right)\left(\boldsymbol{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_k\right)^T + \mathbf{R}_{k|k-1} \tag{33}$$

Im nächsten Schritt wird die Kreuzkovarianz $\mathbf{P}_{xz,k}$ zwischen dem prädizierten Zustandsvektor und der prädizierter Beobachtungen berechnet, um die Korrelation zwischen beiden zu erfassen:

$$\mathbf{P}_{xz,k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}\right)\left(\boldsymbol{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_k\right)^T \tag{34}$$

Somit lässt sich nun der Kalman-Gain $\mathbf{K}_k$ gemäß Gleichung (35) und auf Basis der zuvor berechneten Größen bestimmen:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz,k}\mathbf{P}_{zz,k}^{-1} \tag{35}$$

Die korrigierten Werte für den Status $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ und die Kovarianz $\mathbf{P}_{k|k}$ ergeben sich somit zu:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\boldsymbol{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k) \tag{36}$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{xx,k|k-1} - \mathbf{K}_k\mathbf{P}_{zz,k}{\mathbf{K}_k}^T \tag{37}$$

A.3.4 Bewegungsmodelle

Beim Tracking von Verkehrsteilnehmern sind Bewegungsmodelle essenziell für die zuverlässige Vorhersage des zukünftigen Zustands von Objekten. Sie dienen als Systemfunktionen in Kalman-Filtern und ermöglichen es, das dynamische Verhalten dieser Objekte über einen zeitlichen Verlauf mathematisch zu beschreiben. Durch die Einbindung geeigneter Bewegungsmodelle kann die Genauigkeit der Positions- und Geschwindigkeitsbestimmung erheblich gesteigert werden (Li und Jilkov 2003).

Bewegungsmodelle basieren auf physikalischen Annahmen über das Bewegungsverhalten von Objekten im Straßenverkehr. Typische Annahmen umfassen eine konstante Geschwindigkeit, eine konstante Beschleunigung oder eine konstante Gierrate. Die Auswahl des passenden Modells hängt dabei stark von der aktuellen Verkehrssituation und dem beobachteten Objekt ab. Beispielsweise eignet sich ein Modell mit konstanter Geschwindigkeit gut für Fahrzeuge auf geraden Streckenabschnitten, während ein Modell mit konstanter Gierrate besser für Kurvenfahrten geeignet ist.

Die genaue Kenntnis des Bewegungsverhaltens ist jedoch oft eingeschränkt, da Verkehrsteilnehmer ihr Verhalten abrupt ändern können, etwa durch Bremsen, Beschleunigen oder Ausweichmanöver. Daher ist es wichtig, Bewegungsmodelle zu verwenden, die einerseits einfach genug sind, um effizient berechnet zu werden, und andererseits flexibel genug, um unterschiedliche Bewegungsmuster abzubilden. Zudem können, wie im späteren Abschnitt A.3.5 beschrieben wird, durch hybride Filtertechniken mehrere Bewegungsmodelle adaptiv miteinander kombiniert werden.

Im Folgenden werden die gängigsten Bewegungsmodelle vorgestellt und deren Systemfunktionen erläutert:

Modell mit konstanter Geschwindigkeit

Das Bewegungsmodell mit einer konstanten Geschwindigkeit (Constant Velocity Model, kurz: CV) beschreibt die Bewegung eines Objekts, das sich mit nahezu konstanter Geschwindigkeit und ohne Gierrate in eine Richtung fortbewegt (Li und Jilkov 2003). Einer solchen Bewegung unterliegen z. B. Fahrzeuge, wenn sie durchgehend auf einer Fahrspur auf Bundesautobahnen oder Schnellstraßen unterwegs sind. Die Systemfunktion zu einem Zeitschritt k mit der Abtastzeit Δt lautet für das CV-Modell ohne die Betrachtung von zusätzlichem Rauschen:

$$f_{CV_k} = \begin{bmatrix} x_k + v_k \Delta t cos(\psi_k) \\ y_k + v_k \Delta t sin(\psi_k) \\ \psi_k \\ v_k \\ 0 \end{bmatrix} \tag{38}$$

Modell mit konstanter Kurvenrate

Das Bewegungsmodell mit konstanter Kurvenrate (Constant Turn Model, kurz: CT) ist das Äquivalent zum CV-Modell und eignet sich für den Fall, dass sich das beobachtete Objekt in einer Kreisbahn bewegt (Yuan et al. 2014). Das Modell geht davon aus, dass das Fahrzeug eine konstante Kurvenrate, also einen konstanten Wendekreis, beibehält. Die Systemfunktion für das CT-Modell lautet:

$$f_{CT_k} = \begin{bmatrix} x_k + \frac{v_k}{\dot{\psi}_k}\left(\sin\left(\Delta t\, \dot{\psi}_k + \psi_k\right) - \sin(\psi_k)\right) \\ y_k - \frac{v_k}{\dot{\psi}_k}\left(\cos\left(\Delta t \dot{\psi}_k + \psi_k\right) - \cos(\psi_k)\right) \\ \psi_k + \Delta t\, \dot{\psi}_k \\ v_k \\ \dot{\psi}_k \end{bmatrix} \tag{39}$$

Modell mit konstanter Gierrate und konstanter Geschwindigkeit

Das Bewegungsmodell mit konstanter Gierrate und konstanter Geschwindigkeit (Constant Turn-Rate Velocity Model, kurz: CTRV) wird bei Vorgängen eingesetzt, in denen das Objekt seine Ausrichtung ändert. Zu beachten ist die Annahme für das Modell, dass zwischen der Gierrate und der Geschwindigkeit keine Korrelation vorliegt; mit der Folge, dass auch bei bewegungslosen Fahrzeugen eine Gierwinkeländerung erfolgen kann, sofern ungenaue Messungen der Gierrate vorliegen (Schubert et al. 2008). Die Systemfunktion für Vorgänge mit einer Giergeschwindigkeit $\dot{\psi}_k \neq 0$ lautet:

$$f_{CTRV_k} = \begin{bmatrix} x_k + \frac{v_k}{\dot{\psi}_k}\left(\sin\left(\Delta t\dot{\psi}_k + \psi_k\right) - \sin(\psi_k)\right) \\ y_k + \frac{v_k}{\dot{\psi}_k}\left(\cos(\psi_k) - \cos\left(\Delta t\dot{\psi}_k + \psi_k\right)\right) \\ \psi_k + \Delta t\ \dot{\psi}_k \\ v_k \\ \dot{\psi}_k \end{bmatrix} \tag{40}$$

Random-Walk-Modell

Das Random-Walk-Modell beschreibt eine Bewegung, bei der die zukünftige Position eines Objekts ausschließlich durch zufällige Einflüsse bestimmt wird und keine deterministische Dynamik besitzt. Dieses Modell wird verwendet, wenn keine oder nur sehr geringe Informationen über das Bewegungsverhalten des Objekts vorliegen. In solchen Fällen wird der Zustand in jedem Zeitschritt um eine zufällige Größe verändert, um die Unsicherheiten in der Bewegungsprognose zu berücksichtigen. Das RW-Modell kann beispielsweise für Fußgänger verwendet werden, deren Bewegungsmuster stark variieren und weniger vorhersehbar sind als die von Fahrzeugen. Es liefert eine Grundlage, wenn die Bewegung durch komplexe Wechselwirkungen mit der Umgebung beeinflusst wird, da dieses Modell keine Annahmen über die Bewegungsrichtung oder -geschwindigkeit macht.

Die Systemgleichung für das Random-Walk-Modell setzt sich zusammen aus dem Zustandsvektor und Zufallsgrößen zu:

$$f_{RW_k} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \psi_k \\ v_k \\ \dot{\psi}_k \end{bmatrix} + \mathbf{w}_k \tag{41}$$

A.3.5 Hybride Filter

Ein Objekt mit einem dynamischen Bewegungsverhalten befindet sich zu einem bestimmten Zeitpunkt in einem Bewegungsmodus, der idealerweise möglichst genau durch eines der vorgestellten Systemmodelle beschrieben werden kann. Wechselt das Objekt seinen Bewegungsmodus, durchfährt also beispielsweise nach einer längeren Geraden eine Kurve, so ergeben sich beim Einsatz eines einzelnen Kalman-Filters mit nur einem spezifischen Bewegungsmodell zwei Probleme: Dies ist zum einen die Ungenauigkeit der Statusschätzung und zum anderen die Gefahr von fehlerhaften Zuordnungen in der Datenassoziation beim Tracking vieler Objekte (Schreier 2016).

Aushelfen kann an dieser Stelle die Nutzung mehrerer Filter mit unterschiedlichen Bewegungsmodellen. Die Statusschätzung eines Objekts, dessen dynamisches Bewegungsverhalten durch mehrere Bewegungsmodelle beschrieben wird, ist somit eine hybride Schätzung (Li und Jilkov 2005). Sie bezieht

sowohl kontinuierliche als auch diskrete Größen ein (Li 1996). Beim Objekttracking ist der Objektzustand demnach nicht allein durch die kontinuierlichen Unsicherheiten von Prozess und Messung, sondern auch durch die diskrete Unsicherheit, in welchem Modus sich das System befindet, geprägt.

Der wohl geläufigste Ansatz zum Umgang mit hybriden Schätzproblemen ist die Nutzung von mehreren parallel ablaufenden Filtervorgängen, bei denen jedem Filter ein Bewegungsmodell inhärent ist, mit dem sich bestimmte Bewegungsverhalten besonders treffend beschreiben lassen (Multiple Model (MM)-Ansatz). Die Statusschätzung der einzelnen Filter wird dabei zu einer gemeinsamen Statusschätzung kombiniert. Häufig eingesetzte Verfahren sind Multiple Model Adaptive Estimation (MMAE) und IMM (Akca und Efe 2019). Der Vorteil des MM-Ansatzes ist, dass ein einziges Bewegungsmodell einen komplexen Bewegungsablauf oft nicht ausreichend abbilden kann, die Nutzung mehrerer, kombinierter Modelle hingegen das Potenzial hat, das tatsächliche Verhalten detailgetreuer zu charakterisieren (Mazor et al. 1998).

Beim MMAE laufen die Filter zu jedem Zeitschritt unabhängig voneinander und der kombinierte Status wird aus den gewichteten Zustandsschätzungen der einzelnen Filter berechnet. Die Gewichtung ist abhängig von der Likelihood der einzelnen Filter sowie der Gewichtung aus dem vorhergehenden Zeitschritt. Erreicht in diesem rekursiven Prozess eine Gewichtung den Wert eins und somit die anderen den Wert null, so ist der gesamte MMAE-Prozess zu dem einzelnen Filter mit der höchsten Likelihood konvergiert (Zhang et al. 2018). Der Prozess passt sich in diesem Fall einem geänderten Bewegungsverhalten nicht mehr an, wodurch zuvor genannte Fehler auftreten können. Li et al. (2014), Kottath et al. (2015) und Zhang et al. (2018) beschreiben jedoch mögliche Anpassungen des MMAE, um die Filterperformance zu verbessern und ein Konvergieren zu einem einzelnen Filter zu vermeiden. Eine direkte Alternative stellt das IMM-Filter dar. Es hat eine ähnliche Struktur wie ein MMAE-Filter, dem Prädiktionsschritt der einzelnen Filter ist jedoch ein Prozedere vorangestellt, in dem die initialen Systemzustände und Kovarianzen für jedes Filter anhand einer Gewichtung angepasst werden. Die Performance eines IMM ist im Vergleich zum MMAE im Sinne einer schnelleren Adaption an wechselnde Modi sowie einer genaueren Zustandsschätzung besser. (Hwang et al. 2003)

Ein IMM-Filter besteht aus r verschiedenen Kalman-Filtern, die gleichzeitig betrieben werden und zusammen den Modellsatz $\mathcal{M} = \{M_j\}_{j=1}^{r}$ bilden.

Die System- und Messgleichungen für ein spezifisches Modell M_j folgen der bekannten Struktur aus den vorangegangenen Kapiteln, wobei der Index j die Zugehörigkeit zum jeweiligen Bewegungsmodell innerhalb des Modellsatzes markiert:

$$\mathbf{x_k} = f_j(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{j,k-1} \tag{42}$$

$$\mathbf{z}_k = h_j(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_{j,k} \tag{43}$$

Der Übergang zwischen den Filtermodellen aus $\mathcal{M}$ wird durch die zeitinvariante Markov-Kette erster Ordnung Π modelliert.

$$\mathbf{\Pi} = \begin{pmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & \cdots & p_{rr} \end{pmatrix} \tag{44}$$

Die Einträge p_{ij} bezeichnen die Wahrscheinlichkeit, dass ein Übergang von Modell M_i zum Modell M_j erfolgt (Modell-Übergangswahrscheinlichkeit). Der Übergang von Modell M_i zu Model M_i (es findet kein Modellwechsel statt) wird durch die Diagonalelemente p_{ii} von $\mathbf{\Pi}$ gekennzeichnet.

Der Zyklus des IMM-Algorithmus gliedert sich in vier Phasen und wird nach Mazor et al. (1998) wie folgt beschrieben:

Im ersten Schritt (Interaktion/Mischung) werden gemäß Gleichung (45) und Gleichung (46) aus den a-posteriori Systemzuständen $\hat{\mathbf{x}}_{i,k-1|k-1}$ und Kovarianzen $\mathbf{P}_{i,k-1|k-1}$ aller Quellfilter i gemischte Startwerte $\hat{\mathbf{x}}_{0j,k-1|k-1}$ und $\mathbf{P}_{0j,k-1|k-1}$ für jeden Zielfilter j berechnet.

$$\hat{\mathbf{x}}_{0j,k-1|k-1} = \sum_{i=1}^{r} \mu_{i|j,k-1|k-1} \hat{x}_{i,k-1|k-1} \tag{45}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{0j,k-1|k-1} = \sum_{i=1}^{r} \mu_{i|j,k-1|k-1} \Big(& P_{i,k-1|k-1} \\ & + \big(\hat{x}_{i,k-1|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{0j,k-1|k-1}\big)\big(\hat{x}_{i,k-1|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{0j,k-1|k-1}\big)^T \Big) \end{aligned} \tag{46}$$

Die Berechnung stellt einen Mischvorgang mithilfe der Wahrscheinlichkeit für die Modellmischung $\mu_{i|j,k-1|k-1}$ dar, die gemäß Gleichung (47) berechnet wird.

$$\mu_{i|j,k-1|k-1} = \frac{p_{ij}\mu_{i,k-1|k-1}}{\sum_{i=1}^{r} p_{ij}\mu_{i,k-1|k-1}} \tag{47}$$

Im zweiten Schritt erfolgt die bereits beschriebene Prädiktion der einzelnen Filter auf Basis der gemischten Startwerte $\hat{\mathbf{x}}_{0j,k-1|k-1}$ und $\mathbf{P}_{0j,k-1|k-1}$ individuell und gemäß ihrer jeweils inhärenten Bewegungsmodelle. Das Ergebnis dieses Schritts sind zum einen also die prädizierten Zustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k-1}$ sowie Kovarianzen $\mathbf{P}_{j,k|k-1}$ und zum anderen die Likelihood $\Lambda_{j,k}$ des Modells j, anhand des Residuums (Innovationsvektor $\boldsymbol{\nu}_{j,k} = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{j,k|k-1}$) und der Innovationskovarianz $\mathbf{S}_{j,k}$ berechnet wird und angibt wie gut das Modell M_j durch die Messwerte bestätigt wird (Liu 2010):

$$\Lambda_{j,k} = \mathcal{N}\big(\boldsymbol{\nu}_{j,k}; \mathbf{0}, \boldsymbol{S}_{j,k}\big) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{n_z}\big|\boldsymbol{S}_{j,k}\big|}} e^{\left(-\frac{1}{2}\boldsymbol{\nu}_{j,k}^T \boldsymbol{S}_{j,k}^{-1} \boldsymbol{\nu}_{j,k}\right)} \tag{48}$$

Dabei gibt n_z die Dimension des Messvektors an.

Analog dazu erfolgt im dritten Schritt die individuelle Aktualisierung der Filter durch die Messung $\mathbf{z}_k$ zu den Zuständen $\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k}$ und der Kovarianz $\mathbf{P}_{j,k|k}$. Zusätzlich wird auch die Modellwahrscheinlichkeit mithilfe der Likelihood zur A-posteriori-Modellwahrscheinlichkeit aktualisiert:

$$\mu_{j,k|k} = \frac{\Lambda_{j,k}\mu_{j,k|k-1}}{\sum_{i=1}^{r}\Lambda_{i,k}\,\mu_{i,k|k-1}} \tag{49}$$

Im vierten und letzten Schritt werden die Status und Kovarianzen der einzelnen Filter mithilfe der aktualisierten Modellwahrscheinlichkeit zu einer gemeinsamen Schätzung kombiniert.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \sum_{j=1}^{r}\mu_{j,k|k}\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k} \tag{50}$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \sum_{\mathrm{j=1}}^{\mathrm{r}}\mu_{\mathrm{j,k|k}}\left(\mathbf{P}_{\mathrm{j,k|k}} + \left[\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}\right]\left[\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}\right]^{T}\right) \tag{51}$$

Dieser letzte Schritt liefert das finale Output-Ergebnis des IMM für den Zeitschritt k, bevor der Zyklus für $k+1$ erneut bei Schritt 1 beginnt.

A.3.6 Messdatenassoziation beim Objekttracking

Damit die Zustandsschätzung mittels Kalman-Filtern oder deren Erweiterungen zuverlässig funktioniert, muss im Korrekturschritt jedem getrackten Objekt die zugehörige Messung zugeordnet werden. In Umgebungen mit hoher Stördatendichte (Clutter), bei dicht beieinanderliegenden Messungen sowie beim gleichzeitigen Tracken mehrerer Objekte ergeben sich bei der Datenassoziation häufig Mehrdeutigkeiten: So können mehrere Tracks als Kandidaten für dieselbe Messung in Frage kommen oder umgekehrt mehrere Messungen für dasselbe Objekt. In solchen Fällen muss sorgfältig bewertet werden, welche Messungen tatsächlich zu welchem Track gehören, um eine konsistente und präzise Zustandsschätzung aufrechtzuerhalten.

Gating

Welcher Algorithmus für die Datenassoziation verwendet wird, hängt davon ab, ob die Zielstellung das Tracking eines Objekts oder mehrerer Objekte vorsieht, ob die Zuweisung einer Messung deterministisch oder probabilistisch erfolgen soll oder ob Zuordnungshypothesen anhand eines oder mehrerer Messdurchläufe gebildet werden. Ein Konzept, das in der Regel jedoch allen Methoden zugrunde liegt, ist das Gating.

Beim Gating wird geprüft, ob eine Messung in einen objektnahen Bereich fällt und sie somit potenziell als durch das getrackte Objekt hervorgerufen angesehen werden kann. Es geht also darum, eine Region zu definieren, in die nur Messwerte fallen, die als valide für die Zuordnung zu einem getrackten Objekt angesehen werden können. Auf diese Weise lässt sich die Anzahl der in Frage kommenden Messungen und somit der Berechnungsaufwand in der Datenassoziation reduzieren.

Eine Messung kann dann dem Satz validierter Messwerte zugeteilt werden, wenn sie innerhalb eines statistisch bestimmten Bereichs liegt, der als Validation Gate bezeichnet wird.

Das Validation Gate stellt den Bereich im Messraum dar, in dem sich Messungen mit hoher Wahrscheinlichkeit befinden, wenn sie von dem getrackten Objekt stammen. Genutzt wird in diesem Kontext üblicherweise die Mahalanobis-Distanz, die die Differenz zwischen der tatsächlichen Messung $\mathbf{z}$ und der vorhergesagten Messung $\hat{\mathbf{z}}$ unter Berücksichtigung der Innovationskovarianzmatrix $\mathbf{S}$ quantifiziert (Betke und Wu 2017).

Eine Messung wird als potenziell zugehörig klassifiziert, wenn die statistische Distanz ${d_m}^2$ zwischen ihr und der vorhergesagten Messung einen vorgegebenen Schwellenwert γ nicht überschreitet (Challa et al. 2011a, S. 276). Diese Bedingung wird durch die Beziehung in Gleichung (52) ausgedrückt. Die Messung gilt dann als validiert und wird in den Satz der möglichen Zuordnungen aufgenommen.

$$ {d_m}^2 = (\mathbf{z} - \hat{\mathbf{z}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{z} - \hat{\mathbf{z}}) \leq \gamma \tag{52} $$

Der Schwellenwert γ wird in Abhängigkeit von der gewünschten Gate-Wahrscheinlichkeit P_G gewählt. Diese gibt an, wie wahrscheinlich es ist, dass die wahre Messung (also diejenige, die tatsächlich vom Ziel stammt und nicht von Clutter oder Rauschen) innerhalb des Gates enthalten ist (Bar-Shalom und Daum 2009). Dabei wird der Schwellenwert typischerweise über eine Chi-Quadrat-Verteilung mit n_z Freiheitsgraden bestimmt, wobei n_z hier ebenso der Dimension des Messvektors entspricht. Das Konfidenzniveau α (z. B. 95 % oder 99 %) legt fest, welcher Anteil der Verteilungsmasse von γ abgedeckt wird. Mathematisch wird dies durch Gleichung (52) beschrieben und bedeutet, γ so zu wählen, dass ein bestimmter Anteil (z. B. $\alpha = 95\,\%$) der Wahrscheinlichkeitsmasse innerhalb des Validation Gates liegt.

$$ P_G\left({d_m}^2 \leq \gamma\right) = \alpha \tag{53} $$

Das Validation Gate entspricht dabei einem Hyperellipsoid, dessen Form, Orientierung und Volumen durch die Unsicherheiten des Systems (repräsentiert durch Innovationskovarianz) und das Konfidenzniveau bestimmt werden. Ein kleinerer Schwellenwert γ reduziert die Wahrscheinlichkeit von Fehlassoziationen durch Clutter, erhöht jedoch das Risiko, valide Messungen auszuschließen. Ein größerer Wert weitet das Gate und erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass relevante Messungen erfasst werden, geht jedoch mit einer höheren Anfälligkeit für Fehlassoziationen einher. Die Wahl des Schwellenwerts

ist somit eine zentrale Komponente für die Balance zwischen Sensitivität und Robustheit des Tracking-Systems. (Challa et al. 2011a, S. 276)

Messwerte, die innerhalb eines Messvorgangs in keines der Validation Gates fallen, qualifizieren sich zudem als potenzielle neu erkannte Objekte.

Zuordnungstypen

Abhängig von der Zielstellung ist es entweder beabsichtigt, nur ein einzelnes Objekt oder mehrere Objekte gleichzeitig nachzuverfolgen. Das Einzieltracking stellt dabei die einfachste Variante dar, denn die Messungen müssen nur einem einzigen Objekt zugeordnet werden. Schwierigkeiten entstehen vorwiegend dann, wenn beispielsweise aufgrund von Clutter mehrere Messungen resultieren, von denen die zutreffendste dem nachverfolgten Objekt zugeordnet werden soll.

Analog dazu zielen Algorithmen beim Mehrzieltracking darauf ab, die Bewegungen mehrerer Objekte gleichzeitig nachzuverfolgen. Aus der Menge eintreffender Messungen gilt es demnach, jedem Objekt die möglichst „richtige" Messung zuzuordnen. Für die Definition, was als „richtig" angesehen werden kann ist dabei ferner zu unterscheiden, ob eine deterministische oder probabilistische Zuordnung erfolgen soll:

- **Deterministische Zuordnung:** Verfahren mit einer deterministischen oder auch harten Zuordnung entscheiden eindeutig, welche Messung zu welchem Track gehört. Sobald eine solche Zuordnung feststeht, werden entsprechende Aktualisierungen für die Tracks auf Basis dieser einen Messung vorgenommen. Der Vorteil ist die geringere Rechenkomplexität und einfache Implementierung bei gleichzeitig guten Ergebnissen in Situationen ohne starke Mehrdeutigkeiten. In hochgradig mehrdeutigen Situationen kann es jedoch zu Fehlzuordnungen kommen, die sich nachfolgend negativ auf die gesamte Schätzung auswirken.
- **Probabilistische Zuordnung:** Im Gegensatz dazu verwenden probabilistische Verfahren eine Verteilungsannahme über alle möglichen Zuordnungen. Jede Messung besitzt eine gewisse Wahrscheinlichkeit, zu einem bestimmten Track zu gehören. Anhand dieser Wahrscheinlichkeiten werden die Objektzustände jeweils anhand mehrerer gewichteter Messungen aktualisiert. Probabilistische Verfahren haben eine höhere Robustheit in Mehrdeutigkeits- oder Konfliktsituationen, da keine harte Entscheidung erzwungen wird. Dies wirkt sich allerdings auf die Komplexität und Rechenzeit aus, insbesondere dann, wenn viele Ziele und Messungen vorhanden sind.

Eines der geläufigsten Filter zur deterministischen Datenassoziation bei nur einem getrackten Objekt ist das Nearest Neighbour" (NN)-Filter. Dieses assoziiert einem getrackten Objekt die Messung mit der geringsten Distanz, wobei die verbleibenden Messungen verworfen werden (Li und Bar-Shalom 1996). Mögliche Distanzmetriken stellen beispielsweise die euklidische Distanz oder auch die Mahalanobis-Distanz dar.

Ein probabilistisch arbeitendes Filter für die Einzieldatenassoziation ist beispielsweise das Probabilistic Data Association Filter (PDAF). Dieses berechnet die Zuordnungswahrscheinlichkeit für jede Messung innerhalb des Validation Gates für einen Zeitschritt. Diese Zuordnungswahrscheinlichkeiten werden dann als Gewichtung für die Berechnung einer kombinierten Innovation verwendet (Bar-Shalom und Daum 2009). Es findet im Gegensatz zum deterministisch arbeitenden Filter also eine weiche Zuordnung statt, die Werte mehrerer potenzieller Messungen einbezieht.

Mehrzieltracking

Die Erfassung und Nachverfolgung des Umgebungsverkehrs erfordert die Nutzung eines Mehrzieltrackingsystems, da sich zu jedem Zeitschritt mehrere Fahrzeuge potenziell im Erfassungsbereich befinden können. Mehrzielerweiterungen des NN- und des PDAF-Filters stellen der Global-Nearest-Neighbour (GNN, deterministisch) bzw. der Joint Probabilistic Data Association Filter (JPDA, probabilistisch) dar.

Im Gegensatz zum Einziel-Fall wird hier nicht nur die Zuordnung einer Messung zu einem einzelnen Objekt bestimmt, sondern eine globale Zuordnungsentscheidung über alle vorhandenen Objekte und Messungen getroffen.

Beim GNN ist das Ziel, eine eindeutige Assoziation zwischen der Menge der geschätzten Tracks und der Menge der eingehenden Messungen zu finden, die die Gesamtkosten der Zuordnung minimiert (Svensson 2010).

Das heißt für die Menge der prädizierten Zustände N nachverfolgter Objekte $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ sowie der Menge der zum jeweiligen Zeitpunkt beobachteten M Messungen $\mathcal{Z} = \{z_1, z_2, \dots, z_M\}$ soll eine injektive Zuordnung $\theta\colon \{1, \dots, N\} \rightarrow \{0, 1, \dots, M\}$ bestimmt werden. Dabei bedeutet $\theta(i) = 0$, dass dem Track i keine Messung zugeordnet wird (z. B. bei Okklusion oder Ausfall).

Für die Menge aller möglichen Zuordnungen kann eine Kostenmatrix $\mathbf{C} = \left[c_{ij}\right]$ mit den Kosten c_{ij} der Assoziation zwischen Track i und Messung j definiert werden. Typischerweise werden Distanzmaße zwischen der Messung und der vorhergesagten Position des Tracks als Kosten gewählt, ein größerer Abstand weist somit beispielsweise höhere Kosten auf als ein kleinerer.

Die global optimale Zuordnung ergibt sich dann als diejenige Zuordnung θ^*, die die Summe der Zuordnungskosten minimiert:

$$\theta^* = \arg\min_{\theta \in \Theta} \sum_{i=1}^{N} c_{i,\theta(i)} \tag{54}$$

wobei Θ die Menge aller zulässigen (eineindeutigen) Zuordnungen beschreibt. Zur Lösung des Optimierungsproblems werden dann Verfahren wie der Munkres-Algorithmus herangezogen (Munkres 1957).

Sobald die optimale Zuordnung bestimmt wurde, kann für jeden Track i die zugehörige Messung $\mathbf{z}_{\theta^*(i)}$ zur Filteraktualisierung verwendet werden. Für Tracks ohne zugeordnete Messung $(\theta^*(i) = 0)$ erfolgt die reine Prädiktion ohne Zustandsaktualisierung, typischerweise ergänzt durch ein Lebenszeit- oder Existenzmodell, um die Track-Verwaltung zu steuern.

Der GNN-Ansatz bietet somit eine deterministische und konsistente Lösung der Mehrziel-Zuordnungsaufgabe, bleibt jedoch empfindlich gegenüber Fehlmessungen und Clutter, da nur eine einzige globale Hypothese berücksichtigt wird (Svensson 2010).

Für Szenarien mit hoher Messunsicherheit oder starker Mehrdeutigkeit bieten probabilistische Verfahren für das Mehrzieltracking wie der Joint Probabilistic Data Association Filter (JPDAF) eine robustere Alternative.

Während der GNN-Ansatz eine eindeutige globale Zuordnung zwischen Tracks und Messungen bestimmt, basiert das Kernkonzept des JPDA auf der probabilistischen Evaluierung aller zulässigen gemeinsamen Assoziationsereignisse (joint association events). Die genaue Herleitung des JPDAF als Erweiterung des PDA-Filters wird von Bar-Shalom und Li (1995, S. 310–333) beschrieben und wird nachfolgend zusammengefasst.

Ein Assoziationsereignis θ repräsentiert eine vollständige, global konsistente Hypothese (ein Szenario), die jede der m empfangenen Messungen j genau einer Quelle t_j (einem der N_T Ziele oder Clutter) zuordnet. Ein Ereignis θ ist definiert als die Schnittmenge der einzelnen Zuordnungsereignisse θ_{jt_j}:

$$\theta = \bigcap_{j=1}^{m} \theta_{jt_j} \tag{55}$$

Hierbei bezeichnet:

- m die Anzahl der zum betrachteten Zeitpunkt empfangenen Messungen,
- θ_{jt_j} das Ereignis, dass die Messung j vom Ziel mit Index t_j stammt,
- $t_j \in \{0,1, \dots, N_T\}$ den Index des Ziels, dem Messung j in der betrachteten Assoziationshypothese zugeordnet wird, wobei $t_j = 0$ eine Fehlmessung (Clutter) repräsentiert,
- N_T die bekannte Anzahl der verfolgten Ziele.

Die Anzahl potenzieller Assoziationsereignisse θ wächst kombinatorisch mit m und N_T. Um den Hypothesenraum auf plausible Szenarien zu beschränken, wird das zuvor beschriebene Gating-Verfahren angewendet. Es werden also nur Messungen, die sich innerhalb des Validation Gates einer Zielprädiktion befinden, als valide Kandidaten für dieses Ziel betrachtet. Diese binäre Plausibilitätsprüfung wird in der Validierungsmatrix $\mathbf{\Omega} = [\omega_{jt}]$ erfasst:

$$\omega_{jt} = \begin{cases} 1, & \text{falls Messung } j \text{ im Validation Gate vom Ziel } t \text{ liegt} \\ 0, & \text{andernfalls} \end{cases} \tag{56}$$

Dabei repräsentiert der Index $t = 0$ explizit die Hypothese, dass eine Messung keinem der verfolgten Ziele entstammt, sondern eine Fehlmessung (Clutter) darstellt. Diese Hypothese wird typischerweise immer als valide angenommen ($\omega_{j0} = 1$ für alle j).

Aufbauend auf der Validierungsmatrix $\mathbf{\Omega}$ werden alle zulässigen (feasible) Assoziationsereignisse θ generiert. Jedes dieser Ereignisse θ kann durch eine Ereignismatrix $\bar{\mathbf{\Omega}}(\theta) = \left[\bar{\omega}_{jt}(\theta)\right]$ eindeutig repräsentiert werden, die angibt, welche spezifische Zuordnung θ_{jt} im Szenario θ enthalten ist:

$$\bar{\omega}_{jt}(\theta) = \begin{cases} 1, & \text{falls } \theta_{jt} \in \theta \\ 0, & \text{andernfalls} \end{cases} \tag{57}$$

Ein Assoziationsereignis ist nur dann "zulässig", wenn es die Einträge der Validierungsmatrix ($\bar{\omega}_{jt}(\theta) \leq \omega_{jt}$) respektiert und zwei logische Konsistenzbedingungen erfüllt:

Bedingung 1: Jede Messung j muss exakt einer Quelle (entweder einem der N_T Ziele oder Clutter, ($t = 0$)) zugeordnet werden:

$$\sum_{t=0}^{N_T} \bar{\omega}_{jt}(\theta) = 1 \quad \forall j \in \{1, \dots, m\} \tag{58}$$

Bedingung 2: Von jedem Ziel (ausgenommen Clutter $t = 0$) kann pro Zeitschritt höchstens eine Messung stammen:

$$\delta_t(\theta) \triangleq \sum_{j=1}^{m} \bar{\omega}_{jt}(\theta) \leq 1 \quad \forall t \in \{1, \dots, N_T\} \tag{59}$$

Die Variable $\delta_t(\theta)$ wird als Zielentdeckungsindikator bezeichnet und nimmt den Wert 1 an, falls Ziel t im Ereignis θ detektiert wird, andernfalls den Wert 0. Zur kompakten Formulierung der nachfolgenden Assoziationswahrscheinlichkeiten werden zwei weitere Indikatorvariablen eingeführt:

Der Messungsassoziationsindikator $\tau_j(\theta)$ gibt an, ob Messung j einem realen Ziel zugeordnet ist:

$$\tau_j(\theta) \triangleq \sum_{t=1}^{N_T} \bar{\omega}_{jt}(\theta) \in \{0,1\} \tag{60}$$

Hieraus ergibt sich die Anzahl der Fehlmessungen $\phi(\theta)$ im Ereignis θ als:

$$\phi(\theta) = \sum_{j=1}^{m} \left[1 - \tau_j(\theta)\right] = m - \sum_{j=1}^{m} \tau_j(\theta) \tag{61}$$

In dieser Arbeit wird der nichtparametrische JPDA verwendet, der keine Annahme über die Anzahl der Fehlmessungen voraussetzt. Die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit $P\{\theta(k) \mid Z^k\}$ eines zulässigen

Ereignisses θ zum Zeitpunkt k, gegeben die Messhistorie Z^k, ergibt sich unter Anwendung der Bayes-Regel (bis auf eine Normalisierungskonstante c) als Produkt dreier Komponenten:

$$P(\theta(k) \mid Z^k) = \frac{1}{c} \underbrace{\left[\frac{\phi(\theta)!}{V^{\phi(\theta)}}\right]}_{\text{Clutter-Term}} \underbrace{\left[\prod_{j:\tau_j(\theta)=1} V \cdot f_{t_j}[\mathbf{z}_{j,k}]\right]}_{\text{Likelihood-Term}} \underbrace{\left[\prod_{t=1}^{N_T} (P_D^t)^{\delta_t(\theta)} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t(\theta)}\right]}_{\text{Detektions-Term}} \tag{62}$$

Die Terme können wie folgt interpretiert werden:

- Clutter-Term: Der Term $\phi!/V^{\phi}$ basiert auf einer uniformen Clutter-Dichte-Annahme im Volumen V und repräsentiert die Wahrscheinlichkeit von ϕ Fehlmessungen.
- Detektions-Term: Dieser Term gewichtet das Ereignis mit den A-priori-Detektionswahrscheinlichkeiten P_D^t, abhängig davon, ob Ziel t detektiert ($\delta_t = 1$) oder nicht detektiert ($\delta_t = 0$) wurde.
- Likelihood-Term: $f_{t_j}[\mathbf{z}_{j,k}]$ ist die Likelihood-Funktion, welche zum Zeitschritt k die Plausibilität der Zuordnung von Messung $\mathbf{z}_{j,k}$ zu Ziel t_j quantifiziert.

Das Konzept der Likelihood-Funktion ist dasselbe wie bereits beim IMM beschrieben, nur dass anstelle der Modellplausibilität hier die Plausibilität der Zuordnung einer Messung zu einem der möglichen Ziele in der aktuellen Filteriteration untersucht wird. Zur Eindeutigkeit der Notationen wird daher hier noch einmal die Berechnung der Likelihood unter Berücksichtigung der Mahalanobis-Distanz aufgeführt:

$$f_t[\mathbf{z}_{j,k}] = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{n_z} \det(S_{t,k})}} e^{-\frac{1}{2} d_{m\,jt,k}^2} \tag{63}$$

Nachdem die Wahrscheinlichkeiten $P\{\theta \mid Z^k\}$ für alle zulässigen θ berechnet und normalisiert wurden (sodass $\sum_\theta P\{\theta \mid Z^k\} = 1$), erfolgt die Aktualisierung der einzelnen Zielzustände.

Für die Arbeit wird die entkoppelte Version des JPDAF genutzt, d. h. es wird angenommen, dass die vergangenen Beobachtungen voneinander unabhängig sind. Dies wird durch Marginalisierung der gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten erreicht. Die marginale Assoziationswahrscheinlichkeit $\beta_{jt,k}$ ist die Gesamtwahrscheinlichkeit, dass Messung j von Ziel t stammt. Sie wird durch Summation über alle Ereignisse θ berechnet, in denen diese spezifische Zuordnung θ_{jt} enthalten ist:

$$\beta_{jt,k} \triangleq P\{\theta_{jt} \mid Z^k\} = \sum_{\substack{\theta\ zulässig: \\ \theta_{jt} \in \theta}} P\{\theta \mid Z^k\} \tag{64}$$

(Es wird ebenfalls $\beta_{0t,k}$ berechnet, also die Wahrscheinlichkeit, dass keine Messung von Ziel t stammt, d. h. $\delta_t(\theta) = 0$.) Die Aktualisierung des Zustandsschätzers $\hat{\mathbf{x}}_t$ für Ziel t erfolgt analog zum Standard-Kalman-Filter:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t,k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{t,k|k-1} + \mathbf{K}_{t,k}\mathbf{v}_{t,k} \tag{65}$$

Die probabilistische Komponente in der Zustandsaktualisierung ist die kombinierte Innovation $\mathbf{v}_{t,k}$, die als gewichtete Summe aller validen Einzelinnovationen $\mathbf{v}_{jt,k} = \mathbf{z}_{j,k} - \hat{\mathbf{z}}_{t,k}$ gebildet wird, wobei die Assoziationswahrscheinlichkeiten $\beta_{jt,k}$ als Gewichte dienen:

$$\mathbf{v}_{t,k} = \sum_{j=1}^{m} \beta_{jt,k}\, \mathbf{v}_{jt,k} \tag{66}$$

Die Kovarianzaktualisierung erfolgt dazu analog:

$$\mathbf{P}_{t,k|k} = \beta_{0t,k}\mathbf{P}_{t,k|k-1} + \big(1 - \beta_{0t,k}\big)\mathbf{P}_{t,c,k} + \widetilde{\mathbf{P}}_{t,k} \tag{67}$$

wobei $\mathbf{P}_{t,c,k}$ die Kovarianz bei korrekter Messung und der Term $\widetilde{\mathbf{P}}_{t,k}$ die Streuung der Innovationen quantifiziert (siehe Bar-Shalom und Daum (2009).

Zusammengefasst berechnet JPDA zunächst die Wahrscheinlichkeiten zulässiger gemeinsamer Zuordnungen, gewinnt daraus konsistente marginale Assoziationsgewichte und führt je Ziel eine weiche Zustandsaktualisierung durch. Dadurch werden harte Fehlentscheidungen vermieden und nahe Ziele bleiben auch bei Ambiguität zumeist getrennt. Die während der Datenverarbeitung genutzten Filterparameter der im Abschnitt genannten Gleichungen werden in Anhang A.4 aufgelistet.

A.4 Parameter des Messaufbaus

Die nachfolgenden Tabellen unten zeigen die jeweiligen Parameter des Messaufbaus sowohl für die Erhebung des Datensatzes für die Genauigkeitstests (Tabelle 7) als auch für die Umgebungsverkehrsdaten auf der Autobahn (Tabelle 8).

Tabelle 7: Instrumentierung des Fahrzeugs für die Genauigkeitstests

Parameter	**Lidar**	**Radar**
Fahrzeugsensorik & Koordinaten		
Koordinatensystem / Fahrzeugbezug	DIN ISO 8855; Ursprung: Fahrzeugvorderkante/Mitte	DIN ISO 8855; Ursprung: Fahrzeugvorderkante/Mitte
Sensor	Velodyne HDL-32E	Continental ARS 408-21
Messfahrzeug Positionssensor	GeneSys ADMA-G	
Sensor-Montage		
Position (x,y,z) [m]	(-3,05; 0,00; 2,20)	(-0,02; 0,00; 0,20)

ADMA Position (x,y,z) [m]	(-3,11; 0,50; 1,20)	
Orientierung (roll,pitch,yaw) [rad]	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)
Tracking		
Zeitschritt [s]	0,05	0,05
Zustandsvektor x	[x, y, ψ, v, ψ̇]	[x, y, ψ, v, ψ̇]
Messvektor z (genutzt)	[x, y, ψ]	[x, y]
Messrauschen R (Diagonal)	diag([0,3 0,3 2π])	diag([0,12 0,12])
Prozessrauschen Q (Diagonal)	diag([0,05 0,05 0,00015 0,04 0,01])	diag([0,05 0,05 0,00015 0,04 0,01])
Filterstruktur	IMM-UKF	IMM-UKF
IMM-Modelle	CTRV, CV, CT	CTRV, CV, CT
IMM-Startwahrscheinlichkeiten μ	[0,7 0,2 0,1]	[0,7 0,2 0,1]
IMM Übergangsmatrix Π	[[0,8 0,15 0,05], [0,25 0,7 0,05], [0,45 0,45 0,1]]	[[0,8 0,15 0,05], [0,25 0,7 0,05], [0,45 0,45 0,1]]
Assoziation & Track-Management		
Datenassoziation	GNN	JPDA
Validation-Gate Metrik	(x,y) Mahalanobis	(x,y) Mahalanobis
Gating / Schwellenwert	Mahalanobis-Distanz ≤ 4 (Zuordnung)	α=0,99, df=2 (JPDA-Gate)
Clutter-Rate	—	1e-4
Detektionswahrscheinlichkeit	—	0,95
Track-Initiierung	jede unassoziierte Detektion → neuer Track	
Anzahl Detektionen bis Track-Validierung	5	10
Track-Löschung: max. verpasste Aktualisierungen	12 Zeitschritte	12 Zeitschritte
Track-Löschung: Positionsunsicherheit	—	—
Vorfilter / Preprocessing		

Detektions-Vorfilter (ROI)	—	ROI: x∈[-10,60] m, y∈[-25,30] m; Radar-Status ∈{1,2,3,5}
Detektions-Vorfilter (Geschwindigkeit)	—	—

Tabelle 8: Instrumentierung des Fahrzeugs für die Autobahnfahrten

Parameter	**Lidar**	**Radar**
Fahrzeugsensorik & Koordinaten		
Koordinatensystem / Fahrzeugbezug	DIN ISO 8855; Ursprung: Fahrzeugvorderkante/Mitte	DIN ISO 8855; Ursprung: Fahrzeugvorderkante/Mitte
Sensor	Velodyne HDL-32E	Continental ARS 408-21
Messfahrzeug Positions-sensor	GeneSys ADMA-G	
Sensor-Montage		
Position (x,y,z) [m]	(-3,03; 0,00; 1,98)	(-0,03; 0,00; 0,36)
ADMA Position (x,y,z) [m]	(-2,95; -0,06; 1,20)	
Orientierung (roll,pitch,yaw) [rad]	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)
Tracking		
Zeitschritt [s] /Rotationsfrequenz Lidar	0,05 / 20 Hz	0,05
Zustandsvektor x	[x, y, ψ, v, ψ̇]	[x, y, ψ, v, ψ̇]
Messvektor z (genutzt)	[x, y, ψ]	[x, y]
Messrauschen R (Diago-nal)	diag([0,3 0,3 2π])	diag([0,3, 0,3])
Prozessrauschen Q (Diagonal)	diag([0,05 0,05 0,015 0,04 0,01])	diag([0,05 0,05 0,015 0,04 0,01])
Filterstruktur	IMM-UKF	IMM-UKF
IMM-Modelle	CV, CTRV, RW	CV, CTRV, CT
IMM-Startwahrscheinlichkeiten μ	[0,7 0,2 0,1]	[0,7 0,2 0,1]
IMM Übergangsmatrix Π	[[0,8 0,15 0,05], [0,25 0,7 0,05], [0,45 0,45 0,1]]	[[0,8 0,15 0,05], [0,25 0,7 0,05], [0,45 0,45 0,1]]
Assoziation & Track-Management		
Datenassoziation	JPDA	JPDA

Validation-Gate Metrik	(x,y) Mahalanobis	(x,y) Mahalanobis
Gating / Schwellenwert	α=0,85, df=2 (JPDA-Gate)	α=0,95, df=2 (JPDA-Gate)
Clutter-Rate	1e-4	1e-4
Detektionswahrscheinlich-keit	0,9	0,95
Track-Initiierung	jede unassoziierte Detektion → neuer Track	
Anzahl Detektionen bis Track-Validierung	10	10
Track-Löschung: max. ver-passte Aktualisierungen	10 Zeitschritte	10 Zeitschritte
Track-Löschung: Positi-onsunsicherheit	tr(P_xy) > 9 m²	tr(P_xy) > 10 m²
Vorfilter / Preprocessing		
Detektions-Vorfilter (ROI)	—	ROI: x∈[-10,200] m, y ∈ [-12,5 12,5] m
Detektions-Vorfilter (Ge-schwindigkeit)	—	Relativgeschwindigkeit ≥ 10 % der Ego-Geschwindig-keit (nur wenn v_ego > −1 m/s)

A.5 Fahrtenübersicht

Tabelle 9: Übersicht über die durchgeführten Messfahrten

Datum	**Start-zeit**	**End-zeit**	**Fahrtdauer [Minuten]**	**Distanz [km]**	**Durchschnitts-geschwindigkeit [km/h]**
Mittwoch, 31. August 2022	15:39	16:58	79	56,32	42,8
Donnerstag, 1. September 2022	15:43	16:38	55	49,42	53,9
Freitag, 2. September 2022	12:39	13:46	67	75,86	67,9
Montag, 5. September 2022	11:00	12:16	76	62,16	49,1
Dienstag, 6. September 2022	15:33	16:53	80	91,91	68,9
Donnerstag, 8. September 2022	15:52	17:10	78	77,25	59,4
Dienstag, 13. September 2022	15:28	16:27	59	76,51	77,8
Mittwoch, 14. September 2022	16:16	16:56	40	16,61	24,9
Donnerstag, 15. September 2022	14:08	16:11	123	81,07	39,5
Freitag, 16. September 2022	13:55	15:24	89	77,71	52,4
Dienstag, 20. September 2022	14:09	15:47	98	46,29	28,3
Mittwoch, 21. September 2022	12:14	14:57	163	142,22	52,3
Donnerstag, 22. September 2022	13:59	15:15	76	2	1,6
Dienstag, 27. September 2022	16:00	17:06	66	77,01	70
Mittwoch, 28. September 2022	14:42	16:25	103	129,25	75,3
Donnerstag, 29. September 2022	15:08	16:13	65	73,77	68,1
Donnerstag, 14. März 2024	09:08	11:33	145	85,8	35,5
Donnerstag, 14. März 2024	15:59	17:19	80	83,96	63
Freitag, 15. März 2024	11:13	15:29	256	390,13	91,4
Montag, 18. März 2024	10:20	12:21	121	178,59	88,6
Dienstag, 19. März 2024	11:19	17:28	369	417,92	68
Mittwoch, 20. März 2024	10:58	17:52	414	423,21	61,3
Donnerstag, 21. März 2024	10:53	18:32	459	549,61	71,8
Freitag, 22. März 2024	10:59	13:28	149	151,4	61
Gesamt / Durchschnitt			3310	3415,98	61,9

A.6 Umgebungsbedingungen der Datenerhebung

Nachfolgende Abbildungen veranschaulichen die in Abschnitt 6.1 beschriebenen Witterungsbedingungen, die zum Zeitpunkt der Datenerhebung vorgeherrscht haben.

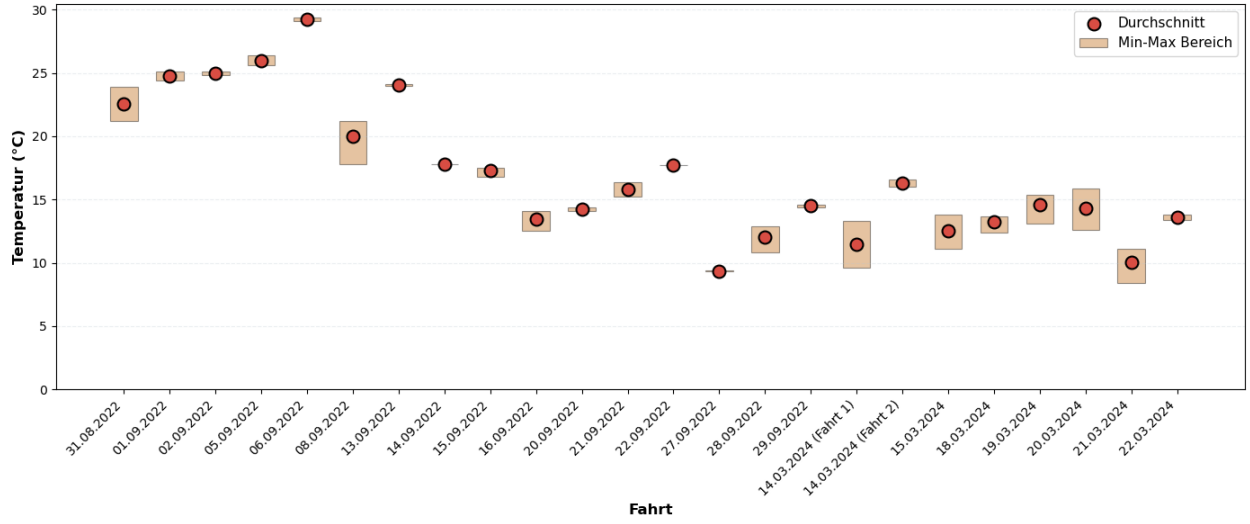


Abbildung 49: Temperatur während der Datenerhebung

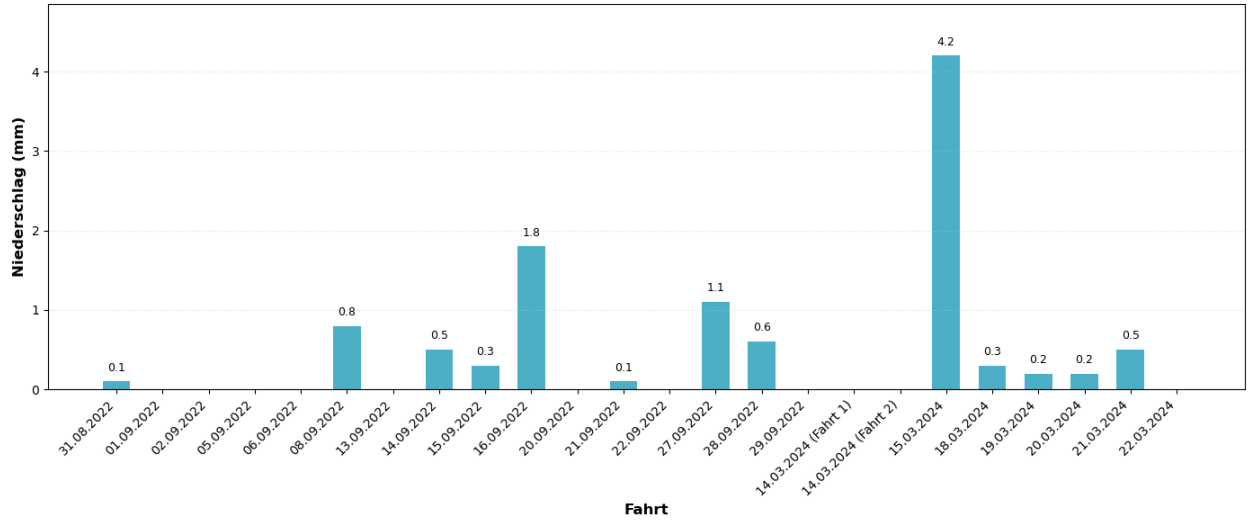


Abbildung 50: Niederschlag während der Datenerhebung

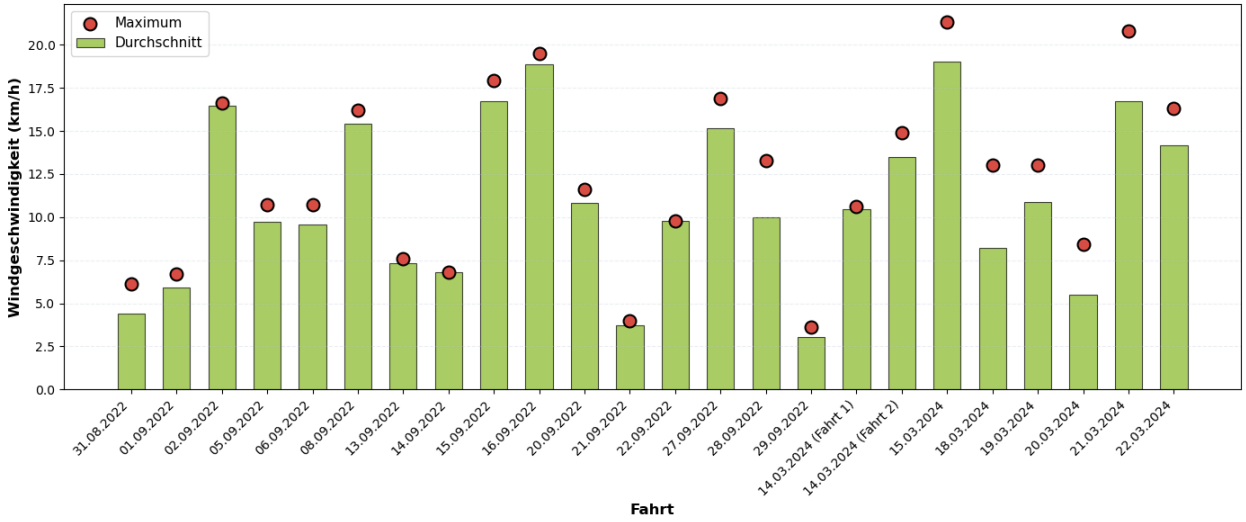


Abbildung 51: Windgeschwindigkeit während der Datenerhebung

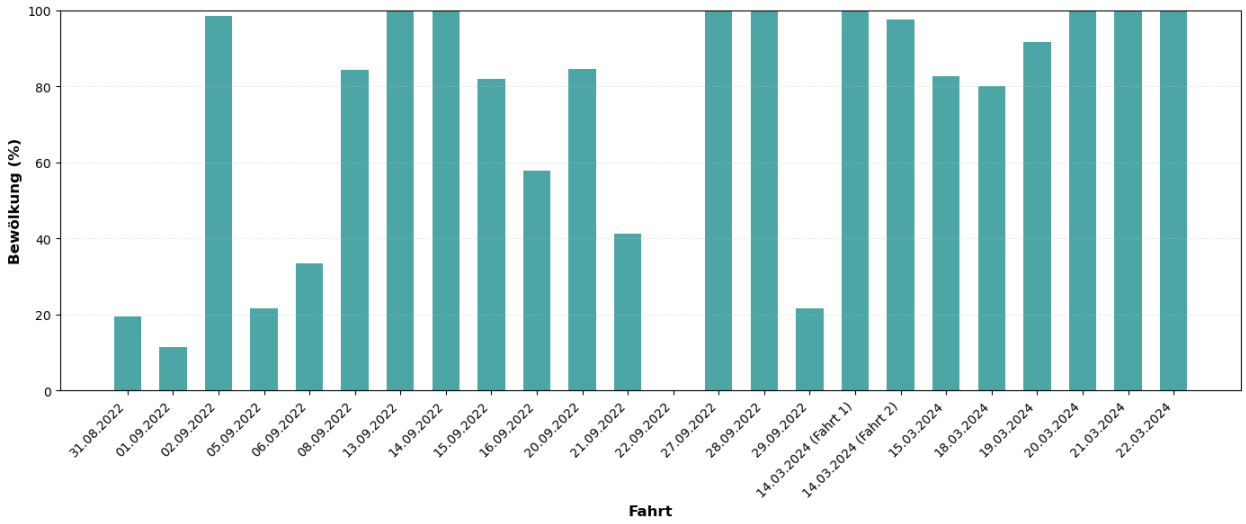
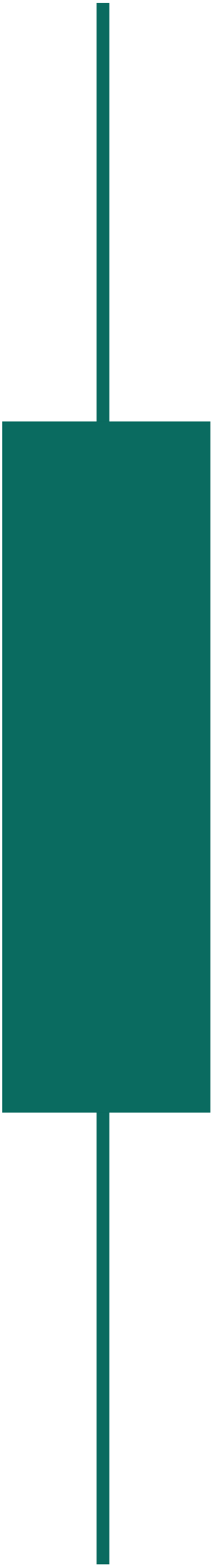


Abbildung 52: Bewölkung während der Datenerhebung

Lebenslauf

Aus Datenschutzgründen ist der Lebenslauf in der veröffentlichten Version nicht enthalten.



PRODUKT
SICHERHEIT
QUALITÄT

BERGISCHE
UNIVERSITÄT
WUPPERTAL