

Entwicklung eines Verfahrens zur Kalibrierung der Ionisationsstrommessung in Gas-Brennwertgeräten

der Fakultät für Elektrotechnik, Informationstechnik und Medientechnik
der Bergischen Universität Wuppertal
vorgelegte

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
eines Doktors der Ingenieurwissenschaften

von
Julian Sonnenschein M. Sc.
aus
Essen

Wuppertal 2023

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis	iii
Abbildungsverzeichnis	iv
Abkürzungsverzeichnis	vii
1 Einleitung	1
2 Grundlagen	5
2.1 Technische Verbrennung	5
2.2 Plasmaphysik	12
2.3 Rapid Control Prototyping	18
2.4 Hammerstein Modelle	21
2.5 Neuronale Netze	23
2.6 Regelungstechnische Grundlagen	28
2.7 Funktionsweise eines Gas-Brennwertgeräts	31
3 Aktuelle Kalibrierverfahren	40
3.1 Notwendigkeit der Kalibrierung	41
3.2 Überprüfung der aktuellen Luftzahl	43
3.3 Maximalpunktverfahren	46
3.4 Gradientenverfahren	49
4 Neues Verfahren zur Kalibrierung	53
4.1 Grundidee	53
4.2 Funktionsweise	55

4.3	Kalibrierkonzept	57
4.4	Einbindung in einen Prototypen	59
4.5	Einordnung in die vorhandenen Verfahren	60
5	Modellierung des Systems	63
5.1	Hammerstein Modelle	64
5.2	Rekurrente neuronale Netze	73
5.3	Modellvergleich	80
5.4	VADA Simulationsmodell	84
6	Entwicklung des Verfahrens	88
6.1	Simulation und Parameterauslegung	88
6.2	Überprüfung im Labor	96
6.3	Vergleich mit ADA	98
6.4	Weiterentwicklung	99
7	Fazit	110
	Literaturverzeichnis	114
A	Anhang	124

Tabellenverzeichnis

3.1	Elektrischer Widerstand von Aluminiumoxid (Al_2O_3) in Abhängigkeit von der Temperatur [83]	41
4.1	Beispielwerte für R_{soll} , R_{test} und ΔR des Laborprototypen bei 15 kW	57
4.2	Vor- und Nachteil der Kalibrierung über ein Strommaximum oder den Stromgradienten	61
5.1	Konfigurationen der verschiedenen Modellansätze	68
5.2	Modellgenauigkeiten zu den Trainingsdaten in %	71
5.3	Modellgenauigkeiten für die Verifizierungsdaten in %	72
5.4	Struktur des verwendeten rekurrenten neuronalen Netzes	76
5.5	Modellgenauigkeit für zwei Parametersätze des RNN für verschiedene Datensätze bewertet anhand des NRMSE	80
5.6	Abweichung der Messdaten von ihrem Mittelwert angegeben als NRMSE	82
6.1	Ergebnisse für den „optimalen“ Parametersatz aus der Brute-Force Abfrage der Simulationsdaten	93
6.2	Ergebnisse für den „optimalen“ Parametersatz aus der Brute-Force Abfrage der Simulationsdaten für einen I-Regler	94
6.3	Variationskoeffizienten der Messungen mit verschiedenen Messdauern für VADA in %	102
A.1	Elektrodentemperatur in $^{\circ}\text{C}$ in Abhängigkeit von der Luftzahl und der Lüfterdrehzahl	124

Abbildungsverzeichnis

1.1	Schematische Darstellung der Ionisationselektrode im Brennraum eines Gas-Brennwertgeräts [55]	3
2.1	Grundsätzliches Schema einer Verbrennung mit ihren Ein- und Ausgängen [7]	6
2.2	Integrale Reaktionsfluss-Analyse in einer vorgemischten stöchiometrischen CH ₄ -Luft-Flamme [99]	8
2.3	Schematischer Reaktionsfluss der Kationen in einer armen Methan-Sauerstoff Flamme [74]	11
2.4	Zustandsgrenzen und Einteilung vorkommender Plasmen nach Elektronendichte (n_e) und Elektronentemperatur (T_e) [89]	12
2.5	Debye-Abschirmung des Coulomb-Potentials der Ladung q_0 durch ein Plasma [89]	14
2.6	Typischer Verlauf einer Strom-Spannungs-Kennlinie einer Langmuir-Sonde [64]	17
2.7	Interdisziplinäre Anforderungen für Rapid Control Prototyping [2]	19
2.8	Rapid Control Prototyping Strukturen [2]	21
2.9	Hammerstein Modellstruktur	22
2.10	Grundaufbau eines einfachen, vollvernetzten neuronalen Netzes	24
2.11	Grundlegende Rekurrenz in neuronalen Netzen in zeitlicher Darstellung	26
2.12	Struktureller Aufbau eines LSTM Blocks [81]	26
2.13	Grundstruktur des Regelkreises [66]	28
2.14	Regelkreis mit Vorsteuerung [66]	30

2.15	Funktionsschema eines Vaillant Gas-Brennwertgeräts mit Ionisationselektrode [96]	32
2.16	Verhalten des Wirkungsgrades, des Ionisationsstroms und der CO Konzentration in Abhängigkeit der Luftzahl	35
2.17	Kennfelder, die den Zusammenhang von Leistung, Luftzahl und Ionisationsstrom (oben) bzw. CO-Konzentration im Abgas (unten) zeigen	37
2.18	Schematische Darstellung des geschlossenen Regelkreises der Verbrennungsregelung [4]	38
3.1	Vereinfachtes elektrisches Schaltbild der Messschaltung des Ionisationsstroms	42
3.2	Zusammenhang von Widerstand und Luftzahl bei Alterung der Elektrode	43
3.3	Verlauf von Gasventilposition (schwarz) und Ionisationsstrom (grün) für eine Verbrennung bei Soll-Luftzahl (links) und eine zu fette Verbrennung (rechts)	45
3.4	Signalverläufe bei der Messung zur Kalibrierung	48
4.1	Widerstand der Flamme in Abhängigkeit von der elektrischen Spannung und der Luftzahl	54
4.2	Zusammenhang von elektrischer Spannung und Widerstand bei Alterung der Elektrode	56
4.3	Regelkreis mit dem neuen Kalibrieralgorithmus	58
4.4	Luftzahl nach dem jeweiligen Kalibrierschritt mit VADA	60
5.1	Block-Diagramme der verschiedenen Modellierungsansätze	65
5.2	Arbeitsbereich des Gas-Brennwertgeräts innerhalb der Luftzahl-grenzen von 1,1 und 1,6	66
5.3	Messdaten der Gasventilstellung (u1), Lüfterdrehzahl (u2) und des Ionisationsstroms (y1) für ein angeregtes Gas-Brennwertgerät bei einem Arbeitspunkt von 4300 rpm und 219 Schritten	68
5.4	Gemessener Ionisationsstrom und simulierter Ionisationsstrom der drei Modellansätze	70
5.5	Gemessener Ionisationsstrom und simulierter Ionisationsstrom der drei Modellansätze für ein dem Modell unbekanntes Datensatz	72
5.6	Zeitliche Abfolge der Sequenzen zum Training des rekurrenten neuronalen Netzes	74

5.7	Trainingsfehler (grün) und Validierungsfehler (schwarz) für die einzelnen Epochen des Trainings des Netzes	77
5.8	Vergleiche zwischen dem Ausgang des neuronalen Netzes (grün) und den echten Messdaten (schwarz)	79
5.9	An verschiedenen Tagen gemessener Ionisationsstrom für die gleiche Testsequenz	81
5.10	Aufbau des gesamten Simulationsmodells	85
6.1	Simulationsergebnisse der Ionisationsstrom-Regelung mit (schwarz) und ohne (grün) zusätzlichen Widerstand im System	89
6.2	Allgemeine Parameterstudie der Verstärkungsfaktoren des PI-Reglers von VADA für verschiedene Drehzahlen	90
6.3	Detaillierte Parameterstudie der Verstärkungsfaktoren des PI-Reglers von VADA zur Identifikation des Minimums der Gütefunktion	92
6.4	Parameterstudie des Verstärkungsfaktors bei Verwendung eines I-Reglers anstatt eines PI-Reglers	94
6.5	Luftzahlverläufe der Simulation von 10 Iterationen von VADA mit den vorher bestimmten „optimalen“ Parametern (grün = PI-Regler, schwarz = I-Regler)	95
6.6	Ergebnisse für die Luftzahl nach mehreren Iterationen VADA für verschiedene thermische Leistungen	96
6.7	Vergleich der Luftzahlen nach der gleichen Anzahl von Iterationen von VADA (schwarz) und ADA (blau)	99
6.8	Verlauf des Ionisationsstroms für eine Iteration von VADA	100
6.9	Boxplots zu den Messzeiten bei vier verschiedenen Belastungen	101
6.10	Messung der Widerstandsdifferenz nach einem Leistungssprung	104
6.11	Kalibrierungsergebnisse nach einem Leistungssprung von 8 auf 22 kW im Vergleich zu einer statischen Messung bei 22 kW	105
6.12	Langzeit Messungen von VADA	106
6.13	Luftzahl in Abhängigkeit von der Leistung während verschiedener Modulationsrampen	108
A.1	Kalibrierergebnisse für G20 (links) und G21 (rechts)	125

Abkürzungsverzeichnis

LNG Liquefied Natural Gas

RCP Rapid Control Prototyping

RNN Rekurrentes Neuronales Netz

ADA Automatic Drift Adaption

VADA Voltage Automatic Drift Adaption

MSP Modulation Set Point

rpm Revolutions Per Minute

NRMSE Normalized Root Mean Squared Error

Adam Adaptive Momentum Estimation

KAPITEL 1

Einleitung

Gas ist die größte Energiequelle im europäischen Heizungsmarkt. In Deutschland beträgt im Gebäudebestand der Anteil von Gas-Heizwert- und Gas-Brennwertgeräten mehr als 60 % [9]. Gas-Heizwert- und Gas-Brennwertgeräte sind mit einem Marktanteil von 61 % die am meisten verkauften Heizungen im Jahre 2022 [10]. Durch den steigenden Anteil von Wärmepumpen werden diese Zahlen in der Zukunft sinken, dennoch zeigen sie, welche elementare Rolle Gas-Brennwertgeräte nach wie vor auf dem deutschen Heizungsmarkt spielen. Dabei hat das Heizen mit Gas im letzten Jahr eine starke Veränderung erlebt. Durch den völkerrechtswidrigen Angriff von Russland auf die Ukraine im Februar 2022 änderte sich die Erdgas Versorgung von Deutschland grundsätzlich. Belief sich der Anteil von russischem Erdgas an der Gesamtversorgung von Deutschland im Januar 2022 noch auf über 50 %, wird seit September 2022 kein Erdgas mehr aus Russland nach Deutschland geliefert [8]. Aktuelle Hauptversorger von Deutschland mit Erdgas sind Norwegen, Belgien und die Niederlande. Bei den letzten beiden ist das Gas jedoch häufig nicht direkt aus den Ländern selbst, sondern wird über LNG (Liquefied Natural Gas = verflüssigtes Erdgas) Terminals per Schiff aus anderen Ländern wie den USA oder Katar importiert. Dabei ist Erdgas nicht gleich Erdgas. Der Hauptbestandteil von Erdgas ist immer Methan, jedoch ist je nach Herkunftsland beziehungsweise Herkunftsgasfeld die restliche Zusammensetzung des Gases immer unterschiedlich. Es wird zwischen L-Gas und H-Gas unterschieden. L-Gas (eng. low calorific gas) besteht zu einem geringeren Anteil aus Methan als H-Gas (eng. high calorific gas) und hat damit einen geringeren

Brennwert. L-Gas wird typischerweise aus Gasfeldern in den Niederlanden oder Deutschland gewonnen. Gas aus Russland oder Norwegen ist üblicherweise H-Gas. Ein Beispiel dafür, welchen Einfluss die Gasqualität haben kann, ist die Umstellung von L-Gas auf H-Gas in Nordwestdeutschland. Da die Förderung von L-Gas aus Deutschland und den Niederlanden stark rückläufig ist, wird in den bisherigen L-Gas Gebieten bis 2029 nach und nach auf H-Gas umgestellt. Dazu müssen alle alten Gas-Brennwertgeräte durch handwerkliches Fachpersonal manuell auf die neue Gasart umgestellt werden [18]. Insgesamt müssen fünf bis sechs Millionen Endgeräte angepasst werden. Damit verbunden ist ein enormer zeitlicher Aufwand und hohe Kosten.

Ein weiterer Einschnitt in die aktuelle Lage des Marktes für Gasheizungen in Deutschland ist die, von der Ampelkoalition geplante, Änderung des Gebäudeenergiegesetzes. Diese sieht vor, dass ab dem 01. Januar 2024 jede neu eingebaute Heizung mit 65 % erneuerbaren Energien betrieben werden soll [70]. Damit werden bis auf wenige Ausnahmen Gas-Brennwertgeräte als alleinige Quelle von Wärme in einem Gebäude ausgeschlossen. Zu diesen Ausnahmen zählen Gas-Brennwertgeräte, die mit CO₂ neutralen Gasen betrieben werden können. Mögliche Beispiele dafür sind aktuell Biomethan, biogenes Flüssiggas oder Wasserstoff. Für diese Gase gibt es ebenfalls Pläne sie in das allgemeine Erdgasnetz einzuspeisen [29], wodurch die Bandbreite der Gasqualität, mit der ein Gas-Brennwertgerät funktionieren muss, weiter steigt. Zusätzlich wird die Bedeutung von Gas-Brennwertgeräten in sogenannten Hybridheizungen steigen. Nicht jedes Gebäude eignet sich gleich gut zur Verwendung einer Wärmepumpe oder anderer erneuerbarer Energiequellen zum Heizen und zur Warmwasserbereitstellung. Zum Beispiel an sehr kalten Wintertagen, in schlecht isolierten Häusern oder wenn alle Bewohner und Bewohnerinnen eines Mehrfamilienhauses gleichzeitig duschen wollen, kann eine Wärmepumpe gegebenenfalls nicht die benötigten Wasser-Vorlauftemperaturen zum Heizen des Gebäudes erzeugen. An solchen Tagen können Gas-Brennwertgeräte als Backup Variante die zusätzlich benötigt Energie bereitstellen.

Da Gas-Brennwertgeräte auch in der mittelfristigen Zukunft, besonders in Hybridsystemen, eine Rolle spielen werden, müssen diese gasadaptiv sein, das bedeutet, dass sie in der Lage sind Schwankungen in der Gasqualität über die Regelung auszugleichen. Aus diesem Grund verfügen moderne Gas-Brennwertgeräte über einen elektronischen Gas-Luft Verbund. Bei diesem wird das Verhältnis zwischen Gas und Luft bei der Verbrennung über zwei elektronische Stellgrößen geregelt. Das sind üblicherweise ein Radiallüfter und

ein über einen Schrittmotor elektronisch verstellbares Gasventil. Die Überwachung der Verbrennung erfolgt mit einer sogenannten Ionisationselektrode. Ein solches Ionisationssystem ist schematisch in Abbildung 1.1 dargestellt.

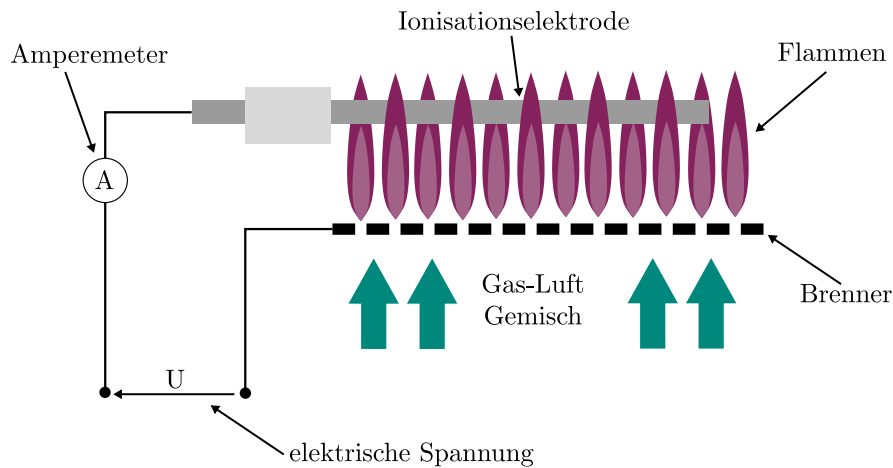


Abbildung 1.1: Schematische Darstellung der Ionisationselektrode im Brennraum eines Gas-Brennwertgeräts [55]

Die Ionisationselektrode ist so im Brennraum des Geräts platziert, dass sie innerhalb der Flammen liegt. Zwischen der Elektrode und dem Brenner wird eine elektrische Spannung angelegt. Flammen sind eine Art von Plasma. Daher kann zwischen Brenner und Elektrode ein Strom fließen. Dieser elektrische Strom wird gemessen und anhand der Höhe dieses Stroms kann das Verhältnis zwischen der Luft und dem Gas bestimmt werden. Dieses ist die entscheidende Größe für die Qualität der Verbrennung. Das Gas-Luft-Verhältnis entscheidet maßgeblich über die Stabilität und die Emissionen der Verbrennung innerhalb des Gas-Brennwertgeräts. Da sich die Elektrode direkt innerhalb der Flammen befindet, unterliegt sie einem relativ starken Alterungsprozess. Mit steigender Betriebsdauer des Gas-Brennwertgeräts wird dadurch die Messung des Ionisationsstroms verfälscht. Daher ist es notwendig, diese Messung in regelmäßigen Abständen zu kalibrieren. Die aktuell etablierten Verfahren zur Kalibrierung der Messung besitzen unterschiedliche Schwächen hinsichtlich der Emissionen, die sie erzeugen oder ihrer Robustheit, da sie in den aktuellen Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts eingreifen müssen. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit ein neues Verfahren zur Kalibrierung der Ionisationsstrom-Messung entwickelt. Dieses wählt einen grundsätzlich anderen Ansatz als die bisherigen Verfahren und bietet dadurch eine neue

Möglichkeit Emissionen einzusparen und die Robustheit und Funktionalität der Gas-Brennwertgeräte zu erhöhen.

Zur Vorstellung des Verfahrens werden zuerst in Kapitel 2 die benötigten physikalischen, chemischen und technischen Eigenschaften erläutert, die notwendig sind um das Ionisationssystem zu verstehen und neue Funktionalitäten für dieses zu entwickeln. In Kapitel 3 werden die aktuell in modernen Gas-Brennwertgeräten eingesetzten Kalibrierverfahren auf Basis ihrer zugrundeliegenden Patente erläutert. Anschließend wird das neue Kalibrierverfahren, welches entwickelt wurde, in Kapitel 4 vorgestellt. Dazu wird zuerst der theoretische Hintergrund des Verfahrens erläutert und dann die erste Implementierung in einen Prototypen im Labor vorgestellt. Daraufhin wird das neue Verfahren mit den bereits etablierten Verfahren verglichen. Zu einer vollständigen Funktionsentwicklung ist es sinnvoll, ein Simulationsmodell des betrachteten Systems zu besitzen. Daher werden in Kapitel 5 zwei verschiedene Ansätze zur Simulation des Ionisationsstroms (Hammerstein Modelle und rekurrente neuronale Netze) vorgestellt und miteinander verglichen. Mit dem aufgebauten Simulationsmodell wird dann in Kapitel 6 die neue Kalibrierfunktion mittels Simulation parametrisiert um dann die Funktion im Labor zu testen. Dabei wird ihre grundsätzliche Funktionalität nachgewiesen und sie wird mit dem aktuellen Kalibrieralgorithmus der Firma Vaillant verglichen. Anschließend wird der neue Kalibrieralgorithmus noch unter verschiedenen Grenzbedingungen untersucht. Dies soll dazu dienen, eine etwaige Entwicklung der Kalibrierfunktion für die Serie möglichst gut vorzubereiten. Abschließend werden in Kapitel 7 die Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst und bewertet.

Durchgeführt wurde diese Arbeit im Rahmen eines Promotionsstipendiums der Firma Vaillant aus Remscheid, einem der führenden Hersteller im Bereich Heiz-, Lüftungs- und Klimatechnik. Zu den Produkten von Vaillant zählen neben wandhängenden Gas-Brennwertgeräten auch Wärmepumpen und elektrische Durchlauferhitzer.

In diesem Kapitel werden die technischen, physikalischen und chemischen Grundlagen, die zu dem Verständnis dieser Arbeit notwendig sind, erklärt. Dazu werden zuerst die Chemie und die Bildung von Ionen bei der Verbrennung von Gasen auf der Basis von Kohlenstoff erläutert. Anschließend wird auf die Grundlagen der Plasmaphysik eingegangen, da Flammen aufgrund der bei der Verbrennung entstehenden Ionen als Plasma beschrieben werden können und dadurch die Entstehung des Ionisationsstroms erklärt werden kann. Hierbei sei angemerkt, dass dem Autor dieser Arbeit bewusst ist, dass die Bezeichnungen „Ionisationsstrom“ und „Ionisationselektrode“ aus physikalischer Sicht falsch sind, da weder etwas ionisiert, noch ein Strom von Ionen gemessen wird. Allerdings werden beide Begriffe in der Industrie flächendeckend bei allen Herstellern verwendet. Daher werden sie auch in dieser Arbeit genutzt. Es werden die Grundlagen von Hammerstein Modellen und neuronalen Netzen dargestellt, da diese zur Modellierung des Ionisationsstroms genutzt werden. Zusätzlich wird die modellbasierte Funktionsentwicklung beschrieben, da diese die Werkzeuge und das Vorgehen bei der Entwicklung der neuen Kalibrierfunktion beinhaltet. Zuletzt wird die Funktionsweise eines wandhängenden Gas-Brennwertgeräts der Firma Vaillant erläutert.

2.1 Technische Verbrennung

Verbrennung ist eine der ältesten Techniken der Menschheit. Heutzutage basieren etwa 90 % der weltweiten Energieversorgung in Verkehr, Stromerzeu-

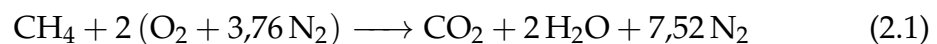
gung und Heizung auf Verbrennungsvorgängen [98]. Verbrennung ist eine schnelle, sich selbst erhaltende Oxidation von Brennstoffen unter der Abgabe von Wärme und Licht. Der Bereich, in dem diese Reaktion schwerpunktmäßig abläuft, wird als Flamme bezeichnet [51]. Als Oxidation wurde ursprünglich eine Reaktion mit Sauerstoff bezeichnet. Heutzutage wird damit allgemeiner eine Reaktion benannt, bei der ein Stoff Elektronen an ein Oxidationsmittel abgibt [61]. Verbrennungsprozesse sind dementsprechend chemische Reaktionen verschiedener Stoffe. In den meisten Fällen oxidiert Kohlenstoff oder Wasserstoff mit Sauerstoff beziehungsweise Luft, die einen molaren Sauerstoffgehalt von etwa 21 % besitzt [7]. Die theoretische Betrachtung von Verbrennungen ist aufgrund der komplexen inneren Vorgänge sehr aufwendig, daher werden häufig nur Teilaspekte wie die Emission von Schadstoffen oder die Wärmefreisetzung untersucht. Dabei war man sich immer im Klaren, dass ein Verständnis der Verbrennungsschemie nur dann möglich ist, wenn man die einzelnen molekularen Vorgänge, die dafür verantwortlich sind, identifiziert und weiß, wie schnell diese Vorgänge ablaufen [35].

Betrachtet man eine Flamme von außen nur anhand ihrer Reaktionsteilnehmer und Reaktionsprodukte, lassen sich vier verschiedene Stoffe unterscheiden. Dazu gehören der Brennstoff, die Verbrennungsluft, das Abgas und die Asche beziehungsweise nicht verbrannte oder nicht brennbare Bestandteile eines Feststoffs. In Abbildung 2.1 ist das Schema einer technischen Verbrennung dargestellt. Eine Verbrennung wird als vollständig bezeichnet, wenn alle Bestandteile des Brennstoffs vollständig zu nicht brennbaren Stoffen, wie zum Beispiel CO_2 oder H_2O oxidieren. Bei unvollständigen Verbrennungen bleiben brennbare Stoffe, wie zum Beispiel CO , im Abgas übrig. Unvollständige Verbrennungen sollen im Allgemeinen vermieden werden, da so chemische Energie des Brennstoffs ungenutzt bleibt und gefährliche Zustände mit brennbarem Abgas, wie zum Beispiel ein Kaminbrand, erzeugt werden können [7].

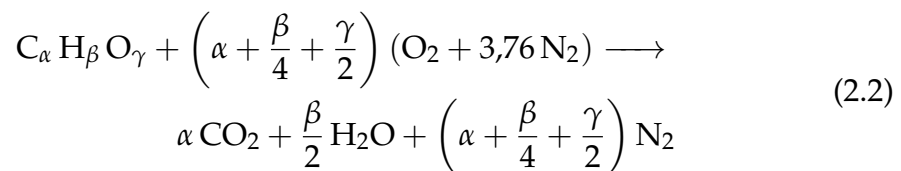


Abbildung 2.1: Grundsätzliches Schema einer Verbrennung mit ihren Ein- und Ausgängen [7]

Zum kompletten Verständnis der Verbrennung reicht es jedoch nicht aus, nur von außen auf die Flamme mit ihren Teilnehmern und Reaktionsprodukten zu schauen, sondern es müssen auch die inneren Vorgänge, die chemischen Reaktionen betrachtet werden. Diese sind der Grund, warum es möglich ist, ein Messsignal mit der Ionisationselektrode zu erzeugen. Zunächst sollen die kompletten chemischen Reaktionen bei der Verbrennung von Methan erläutert werden. Methan bildet den Hauptbestandteil von Erdgas und ist somit einer der wichtigsten Brennstoffe auf der Erde. Die vollständige stöchiometrische Verbrennung von Methan an der Luft wird über [67]



berechnet. Bei der optimalen stöchiometrischen Verbrennung von Methan entsteht Kohlendioxid und Wasser. Der den Großteil der Luft ausmachende Stickstoff ist an der Verbrennung weitestgehend unbeteiligt. Erdgas ist jedoch kein reines Methan, sondern je nach Herkunft des Erdgases sind in diesem noch weitere Kohlenwasserstoffe wie Ethan oder Propan oder andere Gase enthalten. Deswegen kann die Berechnung der Verbrennung von Kohlenwasserstoffen über die Formel [67]



verallgemeinert werden. Beide Reaktionsgleichungen geben nur einen zusammengefassten und stark vereinfachten Reaktionsablauf wieder, dem in der Realität sehr umfangreiche Reaktionsmechanismen zugrunde liegen. Zum Teil sind mehrere tausend Elementarreaktionen am Gesamtgeschehen beteiligt [99]. Dadurch, dass weder eine perfekte Durchmischung noch beliebig viel Zeit vorhanden ist, findet in realen Flammen keine perfekte stöchiometrische Verbrennung statt und neben Kohlendioxid (CO_2) und Wasser entstehen weitere Reaktionsprodukte. Dazu gehören Kohlenmonoxid (CO) und verschiedene NO_x -Verbindungen, da auch Teile des in der Luft vorhandenen Stickstoffs in der Flamme mit dem Sauerstoff reagieren und dadurch mit verbrannt werden [57]. Diese Stickoxide sind umweltschädlich und sollten während der Verbrennung möglichst minimiert werden.

Eine Beschreibung aller Elementarreaktionen der Verbrennung von Methan ist im Rahmen dieser Arbeit zu umfangreich und nicht zielführend. Beispielhaft

ist in Abbildung 2.2 eine Reaktionsfluss-Analyse gezeigt, die einen Einblick in die komplexe Chemie der Methanverbrennung gibt. Die Dicke der Pfeile ist proportional zu den Reaktionsraten der jeweiligen Reaktion. Sie zeigen, dass unter stöchiometrischen Bedingungen ein Großteil des Methans direkt oxidiert wird. Im Unterschied dazu werden zum Beispiel bei unterstöchiometrischen Bedingungen Methylyradikale zu Ethan (C_2H_6) rekombiniert, welches dann oxidiert [99].

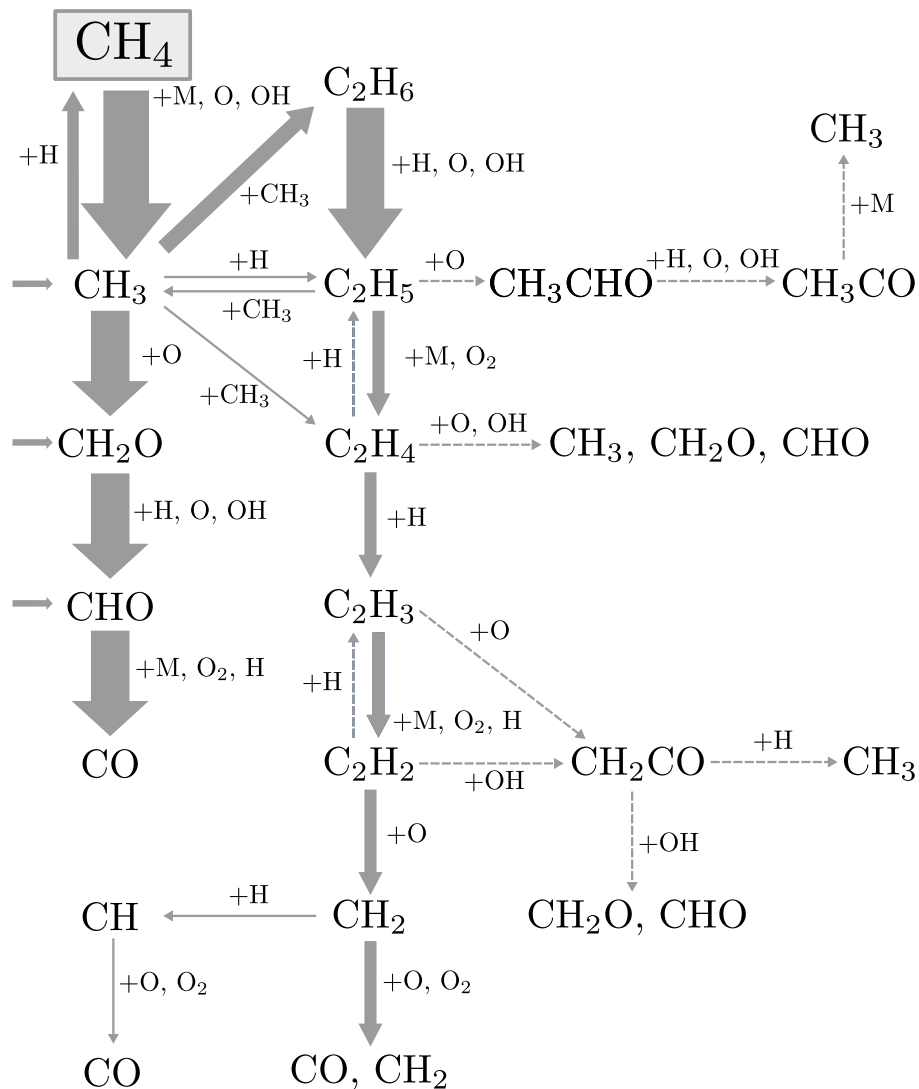


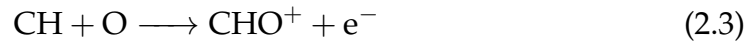
Abbildung 2.2: Integrale Reaktionsfluss-Analyse in einer vorgemischten stöchiometrischen CH_4 -Luft-Flamme [99]

Auf die elektrischen Eigenschaften von Flammen haben die gezeigten Reaktionen jedoch nur einen relativ kleinen Einfluss. Der Grund, warum Flammen Strom leiten, sind die in ihnen vorkommenden Ionen und Elektronen, wel-

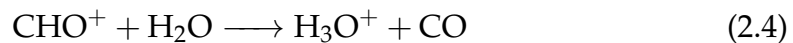
che durch die während der Verbrennung stattfindenden Ionisationsprozesse erzeugt werden. Diese können in Bezug auf Verbrennungsprozesse in natürliche und additive Ionisation unterteilt werden [90]. Natürliche Ionisation ist das Ergebnis der Verbrennung des Ionisationsstoffes (z. B. die Verbrennung von Kohlenwasserstoffen). Additive Ionisation wird durch das Hinzufügen eines nicht brennbaren Ionisationsstoffes in die Flamme erreicht (z. B. Hinzufügen von Alkalisalzen in die Verbrennung) [14]. Bezogen auf ihren zeitlichen Ablauf können Ionisationsprozesse in Flammen in primäre Ionisation, Ladungstransfers und Rekombinationsprozesse unterteilt werden. Dabei ist primäre Ionisation der Prozess, bei dem aus neutralen Molekülen Ionen und freie Elektronen gebildet werden. Dieser kann wiederum in Thermo-Ionisation und Chemi-Ionisation unterteilt werden [20]. Thermo-Ionisation findet statt, wenn die Temperatur der Moleküle oberhalb der sogenannten Ionisationsschwelle liegt. Dann ist die Energie der Moleküle größer als ihre Bindungsenergie und sie zerfallen zu Ionen und Elektronen. Die Ionenkonzentration in Flammen ist jedoch so hoch, dass Thermo-Ionisation nicht die einzige Quelle zur Bildung von Ionen sein kann [21]. Ionen werden in Flammen zusätzlich durch chemische Reaktionen erzeugt, die sogenannte Chemi-Ionisation. Bei dieser reagieren zwei neutrale Teilchen exotherm miteinander und führen zur Ionisation eines der Teilchen. Diese Reaktion findet unterhalb der Temperaturschwelle der Thermo-Ionisation und dementsprechend vor dieser statt [73]. Dabei läuft die Chemi-Ionisation nur innerhalb der Reaktionszone, einem kleinen Teil innerhalb der Flamme, ab [50]. Ladungstransfers sind Prozesse, bei denen ein Ion mit einem ungeladenen Teilchen reagiert, während die Ladung unverändert bleibt. Diese Art der Reaktion ist zu Beginn der Ionisation die häufigste. Der umgekehrte Prozess der Ionisation ist die Rekombination, die wiederum in direkte und indirekte Rekombination aufgeteilt werden kann [36]. Bei der direkten Rekombination reagiert ein positives Ion mit einem Elektron zu einem neutralen Teilchen. Für die indirekte Rekombination laufen zwei Reaktionen ab, zuerst reagiert ein Elektron mit einem neutralen Molekül zur Bildung eines negativen Ions, welches anschließend mit einem positiven Ion zu einem neutralen Teilchen reagiert.

Für Kohlenwasserstoff-Flammen ist besonders die Chemi-Ionisation charakteristisch [28]. Durch Massenspektroskopie konnte eine Vielzahl von Ionen in den Flammen nachgewiesen werden [82]. Sie hat gezeigt, dass die Ionisationsprozesse besonders in dem Bereich der Flamme stattfinden, in dem die Konzentration des CH-Radikals sehr hoch ist. Der Mechanismus zur Bildung des CH-Radikals ist trotz der unterschiedlichen Dynamik bei der Verbren-

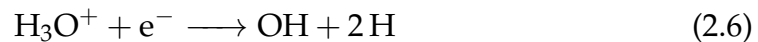
nung für Methan und andere gesättigte Kohlenwasserstoffe der gleiche [88]. Dadurch wird deutlich, dass das CH-Radikal auch bei Gemischen von Kohlenwasserstoffen der Vorstoff für die primäre Ionisation ist. Dieses reagiert über [19]



zu CHO^+ . Diese Reaktion ist der Hauptprozess zur Bildung von CHO^+ . Jedoch gibt es neben diesem eine Vielzahl von weiteren Reaktionen, welche CHO^+ erzeugen [41]. Das CH-Radikal ist dabei jedoch die nahezu einzige Quelle für die Ionisation [14]. Daher ist das CHO^+ Ion die erste Ionenspezies, die entsteht. Es ist aber nicht das dominante Ion, da es über



sehr schnell zu H_3O^+ reagiert [82]. Das gebildete H_3O^+ Ion ist das dominante Ion in Kohlenwasserstoff-Flammen [6]. Durch die folgenden Rekombinationsprozesse bilden sich aus den Ionen wieder ungeladene Teilchen [82].



Zusätzlich zu den Rekombinationsprozessen werden aus dem H_3O^+ weitere positive Ionen gebildet. Dazu gehören CH_5O^+ und $\text{C}_2\text{H}_3\text{O}^+$. Diese werden über die Protonierung (Anlagerung eines Protons an eine chemische Verbindung) von Methanol und Ketenen gebildet [6] und bilden mit CHO^+ und H_3O^+ die vier wichtigsten positiven Ionen in den Verbrennungsprozessen von Methan. Neben diesen gibt es eine Vielzahl von weiteren positiven Ionen, die jedoch nur in sehr kleinen Konzentrationen auftreten [40]. In Abbildung 2.3 ist der Reaktionsfluss der positiven Ionen dargestellt. Die Summenformeln neben den Pfeilen geben die jeweiligen Reaktionspartner an. Die Zahlen neben den Ionen geben den jeweiligen Prozentsatz der Produktion beziehungsweise des Verbrauchs des entsprechenden Ions an.

Neben den positiven Ionen bilden sich während der Verbrennung auch Elektronen und negative Ionen. Die durch die Chemi-Ionisation freigesetzten Elektronen diffundieren in der Flamme und können mithilfe eines Moleküls M über die Reaktionsgleichung



durch Anlagerung an O_2 Moleküle das Ion O_2^{-} bilden [40].

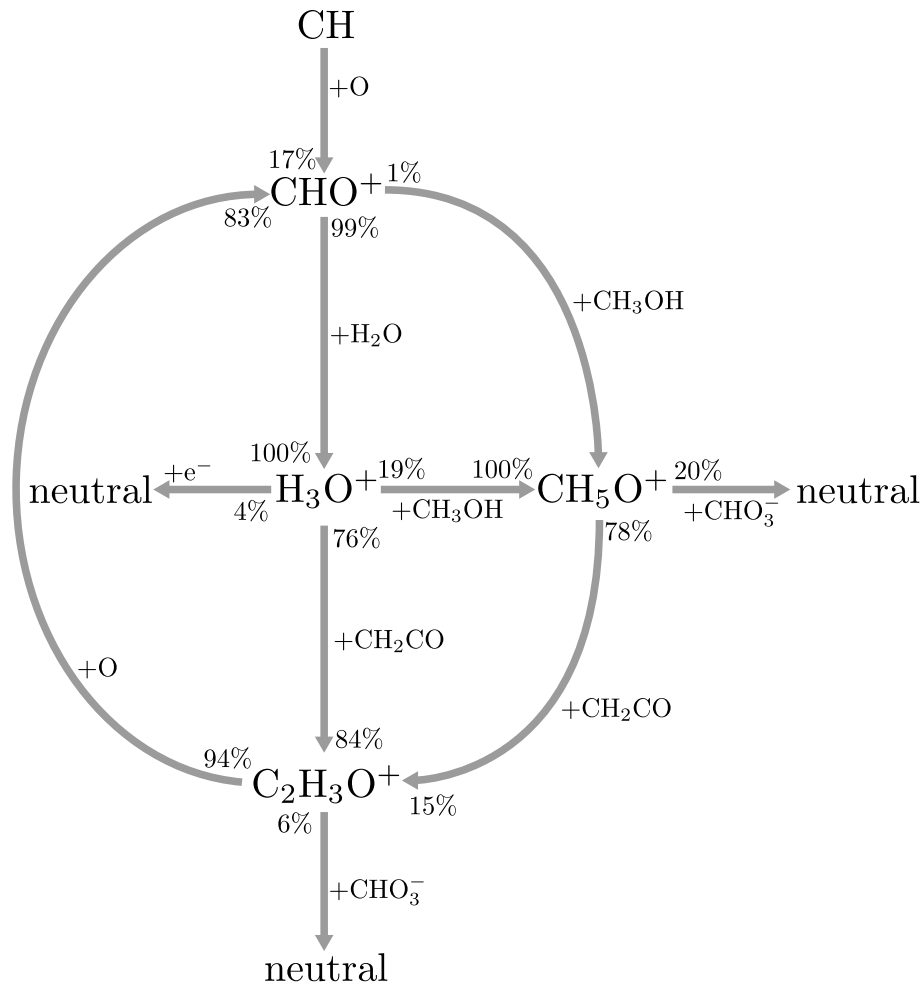


Abbildung 2.3: Schematischer Reaktionsfluss der Kationen in einer armen Methan-Sauerstoff Flamme [74]

Das O_2^{-} Ion ist das dominante Ion und bildet den Ausgangsstoff für die Bildung von weiteren negativen Ionen. Dazu gehören unter anderem OH^{-} , CHO_2^{-} und CO_3^{-} . Jedoch ist die Konzentration der negativen Ionen um ein vielfaches kleiner als die Konzentration der Elektronen und H_3O^+ Ionen [73]. Für unterstöchiometrische Verbrennungen verändern sich die Reaktionswege und das $C_3H_3^+$ Ion wird zum dominierenden Ion, aber auch bei diesen Reaktionswegen ist die Quelle der Ionen das CHO^+ Ion [71].

Die sich während der Verbrennung bildenden Ionen und Elektronen sind entscheidend für die elektrischen Eigenschaften von Flammen. Sie sind der

Grund, warum Flammen Strom leiten können und machen es möglich, Flammen als Plasma zu beschreiben. Im nächsten Kapitel werden einige der grundlegenden Konzepte der Plasmaphysik erläutert.

2.2 Plasmaphysik

Durch die Verbrennung entstehen freie Ladungsträger in einem Gasgemisch. Es bildet sich ein ionisiertes Gas [44]. Ein Plasma ist ein ionisiertes Gas mit neutralen und geladenen Molekülen [23]. Neben der Chemi-Ionisation bei der Verbrennung von Kohlenwasserstoffen werden Plasmen durch das Erhitzen eines Gases erzeugt. In dem durch die Energie die Bindungen in den Molekülen aufgebrochen werden bilden sich freie Ionen und Elektronen. Typischerweise werden Plasmen nicht durch simples thermische Erhitzen eines Gases erzeugt, sondern durch ein angelegtes elektrisches Feld oder Radiowellen. In Abbildung 2.4 sind die verschiedenen Arten von Plasmen nach Temperatur und Dichte sortiert aufgetragen. Es wird deutlich, welchen weiten Parameter-raum Plasmen abdecken.

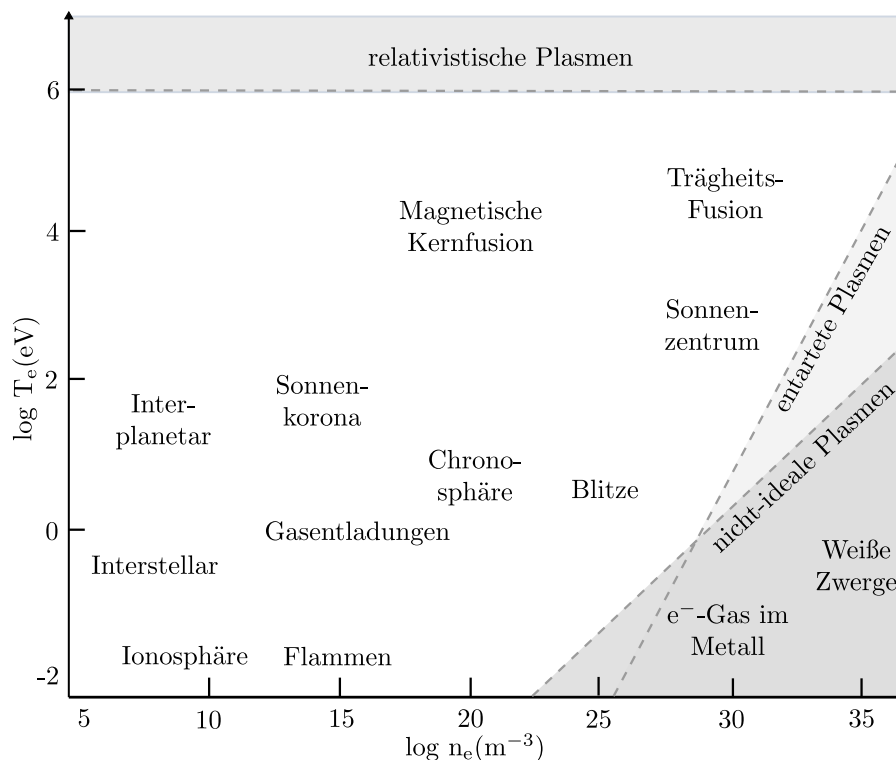


Abbildung 2.4: Zustandsgrenzen und Einteilung vorkommender Plasmen nach Elektronendichte (n_e) und Elektronentemperatur (T_e) [89]

Ein Plasma hat einzigartige Eigenschaften. Die freien Ladungsträger erzeugen langreichweitige elektromagnetische Felder, die wiederum auf die Ladungsträger Kräfte ausüben und dadurch die Eigenschaften des Gases maßgeblich verändern. Daher spricht man bei einem Plasma auch vom vierten Aggregatzustand der Materie [39].

Wie in Abbildung 2.4 zu erkennen ist, gehören auch Flammen zu den Plasmen. Im vorherigen Kapitel wurde dargestellt, wie während des Verbrennungsprozesses freie Ionen und Elektronen gebildet werden. Flammen verfügen im Verhältnis zu anderen Plasmen über eine geringe Temperatur und Dichte. Daher werden sie auch schwach ionisierte Niedertemperaturplasmen genannt. Im Folgenden sollen kurz die grundlegenden Eigenschaften von Plasmen erklärt werden.

Quasineutralität

Die Quasineutralität ist eine der markantesten Eigenschaften von Plasmen. Obwohl in Plasmen eine sehr große Zahl von freien Ionen und Elektronen existieren, sind die Zahlen positiver und negativer Ladungsträger nicht nur global, sondern auch lokal bis auf winzige Abweichungen ausbalanciert. Diese kleinen Abweichungen resultieren aus dem Transport der Ladungsträger und den Amplituden von zufälligen statistischen Fluktuationen. Folglich ist ein Plasma nicht perfekt neutral, aber doch in sehr guter Näherung (eben „quasi“). Als Folge aus der Quasineutralität kann bei Berechnungen angenommen werden, dass die Dichten der Elektronen n_e und der Ionen n_i gleich groß sind. Ausgenommen von dieser Annahme sind die Berechnungen von Potentialen, da bereits winzige Unterschiede in den Dichten hohe elektrostatische Potentiale hervorrufen können [89]. Ebenfalls davon ausgenommen sind die Grenzen des Plasmas. Dort werden die Eigenschaften des Plasmas durch die dort stattfindenden Prozesse bestimmt [86]. Auf diese Prozesse wird im Unterpunkt Randschichten weiter eingegangen.

Debye-Abschirmung

Die Debye-Länge λ_D ist ein wichtiger physikalischer Parameter für die Beschreibung eines Plasmas. Sie bietet ein Maß für die Distanz, über welche der Einfluss eines elektrischen Feldes auf ein geladenes Teilchen (oder eine Oberfläche mit einem Potential ungleich null) von anderen geladenen Teilchen bemerkt wird. Die Teilchen verteilen sich so, dass sie über die Distanz der Debye-Länge effektiv elektrische Felder abschirmen. Diese Abschir-

mung resultiert aus den kollektiven Effekten der Plasma Partikel. Die Berechnung der Länge dieser Abschirmung wurde zum ersten Mal vom Physiker und Chemiker Peter Debye für ein Elektrolyt durchgeführt, daher besitzt sie auch ihren Namen [13]. Zur Herleitung der Debye-Länge wird der Fall einer positiven elektrischen Ladung q_0 , die von einem Plasma umgeben ist, betrachtet. Durch diese werden negative Ladungsträger angezogen, sodass sich diese um die positive Ladung verdichten und durch die erhöhte negative Raumladung die positive Ladung abschirmen. Positive Ladungen werden dementsprechend abgestoßen. Dadurch wird die Fernwirkung des Coulomb-Potentials auf einen engen Raum beschränkt [89]. In Abbildung 2.5 ist die Wirkung der Debye-Abschirmung dargestellt.

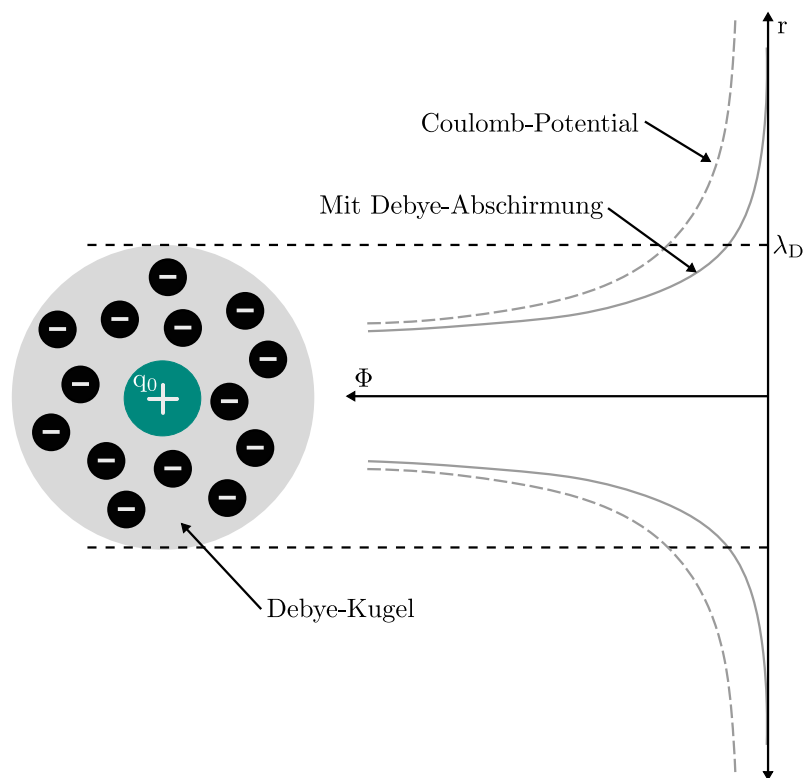


Abbildung 2.5: Debye-Abschirmung des Coulomb-Potentials der Ladung q_0 durch ein Plasma [89]

Die sich bildende Debye-Kugel hat den Radius λ_D . Das Potential fällt innerhalb der Debye-Länge um $1/e$ ($e =$ Eulersche Zahl) ab. Außerhalb der Kugel ist die Ladung effektiv abgeschirmt. Der Radius der Kugel wird durch die Formel

$$\lambda_D = \sqrt{\frac{\epsilon_0 T_e}{e^2 n_0}} \quad (2.8)$$

definiert [89]. Dabei ist ϵ_0 die Dielektrizitätskonstante, T_e die Elektronentemperatur, e die Elementarladung und n_0 die Ladungsdichte im Plasma. Mit steigender Dichte sinkt die Debye-Länge, ein dichtes Plasma schirmt also eine Ladung besser ab, als ein weniger dichtes Plasma. Wenn eine Grenzfläche in ein Plasma eingeführt wird, erstreckt sich die Störung nur bis zu einer Entfernung in der Größenordnung von λ_D von der Oberfläche [13]. Ein Stoff kann erst als Plasma bezeichnet werden, wenn seine räumliche Abmessung wesentlich größer als die Debye-Länge ist. Erst dann können die kollektiven Eigenschaften eines Plasmas in Erscheinung treten [89].

Plasma Randschicht

An den Außenwänden eines Plasmas, an denen es Kontakt zu Festkörpern hat, bildet sich eine Randschicht, auch Raumladungsschicht genannt [64]. Die Kontaktfläche nimmt geladene Teilchen aus dem Plasma auf. Aufgrund ihrer kleineren Masse gegenüber den Ionen bewegen sich die Elektronen schneller als die Ionen, wodurch mehr Elektronen als Ionen auf die Kontaktfläche treffen und das Potential der Kontaktfläche sinkt. Durch diesen Überschuss an Elektronen wird die Kontaktfläche negativ geladen, stößt Elektronen ab und zieht positive Ionen an, wodurch das Potential der Kontaktfläche wieder steigt. Im Endeffekt stellt sich das Potential der Kontaktfläche so ein, dass die Ströme von Ionen und Elektronen gleich sind und sich gegenseitig ausgleichen. Die Bildung dieses Gleichgewichts erfolgt im Prinzip sofort [102]. Das sich einstellende Potential an der Kontaktfläche ist das sogenannte Floating Potential. Zwischen der Kontaktfläche und dem Plasma bildet sich eine Randschicht, in der die Dichte der geladenen Teilchen kleiner ist als die Dichte des restlichen Plasmas. Zusätzlich ist die Dichte der positiven Ionen deutlich größer als die Dichte der Elektronen.

Bisher wurde die Kontaktfläche weder geerdet noch an eine externe Spannungsquelle angeschlossen. Eine Ionisationselektrode ist ein Festkörper, der in das Plasma eingeführt wird, an dem eine Wechselspannung angelegt wird. Dadurch verändert sich ebenfalls die Randschicht. Eine positive Spannung verringert den Randschicht Effekt und führt zu einer dünneren Randschicht. Eine negative Spannung bewirkt das umgekehrte Verhalten, sie verstärkt den Effekt der Randschicht und vergrößert deren Durchmesser. Simulationen von

1D Flammen haben gezeigt, dass die Randschicht einer Flamme an eine positiven Elektrode wenige Mikrometer dick ist, während sie an einer negative Elektrode bis zu mehreren Zentimetern betragen kann [102].

Langmuir-Sonden Kennlinie

Mit einer Langmuir-Sonde kann man einfach die Elektronendichte, die Elektronenenergieverteilungsfunktion und das Potential eines Plasmas messen [1]. Die Sonde wurde 1925 von Mott-Smith und Langmuir entwickelt. Langmuir-Sonden sind kleine zusätzliche Elektroden, die in ein Plasma eingeführt werden und an die eine elektrische Vorspannung angelegt wird. Einfache zylindrische Langmuir-Sonden zählen aktuell zu den wichtigsten Diagnosewerkzeugen zum Messen der Plasmaparameter von schwach ionisierten Niederdruckplasmen [38]. Sie werden zur Messung der Plasmadichte, der Elektronentemperatur und des Plasmapotentials genutzt [68]. Die Auswertung von Messungen mit Langmuir-Sonden ist nicht so einfach, wie ihr Grundprinzip vermuten lassen würde. Es gibt eine Vielzahl von Fehlerquellen, welche die Messergebnisse verfälschen können, dazu gehören die Größe der Sonde, der elektrische Widerstand der Messschaltung, das Oszillieren des Plasmas und Effekte auf der Oberfläche der Sonde [32] [24]. Die in den Gasbrennwertgeräten verbauten Ionisationselektrode ist von ihrem Grundprinzip ebenfalls eine Langmuir-Sonde. Aufgrund der oben aufgelisteten Fehlerquellen ist es nicht möglich die Plasmaparameter der Flammen exakt zu bestimmen. Dennoch zeigt sich auch an der Ionisationselektrode die für eine Langmuir-Sonde typische Kennlinie. In Abbildung 2.6 ist eine solche Sondenkennlinie schematisch dargestellt.

Die Sondenkennlinie lässt sich in drei verschiedene Bereiche unterteilen:

1. Das angelegte Potential ist höher als das Plasmapotential. Es bildet sich keine Randschicht zwischen Plasma und Elektrode. Der Strom wird durch Elektronen erzeugt, die durch das elektrische Feld von der Elektrode angezogen werden. Es fließt nur Elektronenstrom. Durch eine Verringerung des angelegten Potentials wird der Bereich, aus dem Elektronen angezogen werden, kleiner. Ist das angelegte Potential gleich dem Plasmapotential, verschwindet dieser Bereich komplett und der fließende Strom wird allein durch die thermische Bewegung der Elektronen erzeugt [31]. Da die Beweglichkeit von Elektronen deutlich höher ist als die von Ionen, fließt am Plasmapotential hauptsächlich Elektronenstrom.

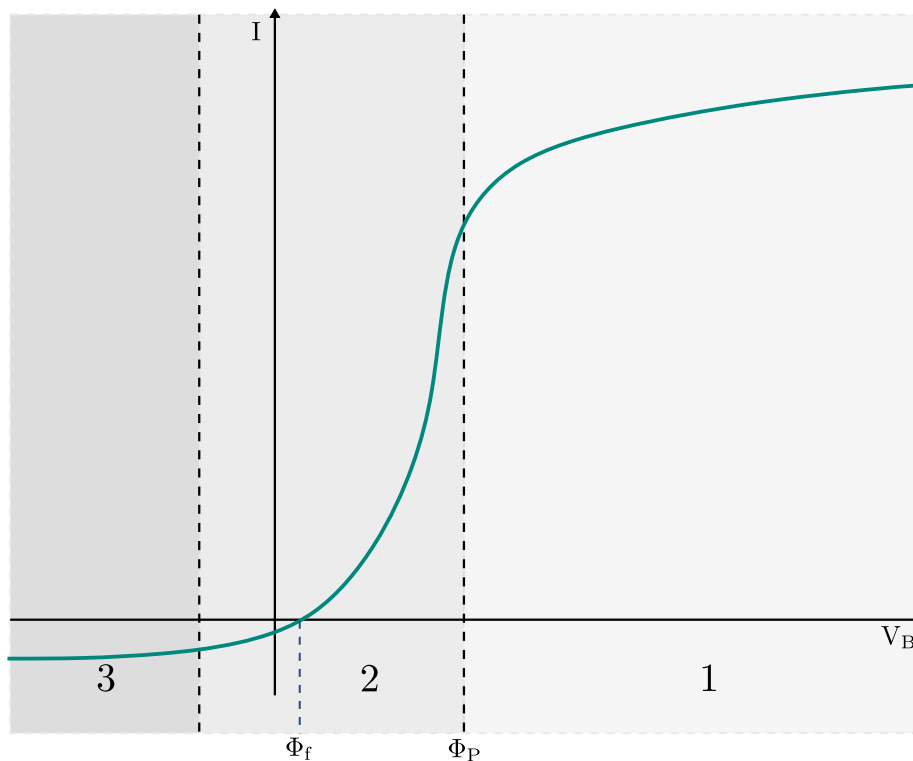


Abbildung 2.6: Typischer Verlauf einer Strom-Spannungs-Kennlinie einer Langmuir-Sonde [64]

2. Das angelegte Potential liegt zwischen dem Plasmapotential und dem Floating Potential. Dieser Bereich wird auch Elektronenanlaufbereich genannt. Elektronen werden leicht abgestoßen und Ionen werden leicht angezogen. Je größer die Potentialdifferenz zwischen Sonde und Plasma ist, desto geringer wird der Elektronenstrom. Der Elektronenstrom verringert sich mit sinkendem Potential exponentiell [72]. Gleichzeitig erhöht sich der Ionenstrom. Erreicht das angelegte Potential das Floating Potential, sind der Ionen- und Elektronenstrom gleich. Daraus ergibt sich, dass insgesamt kein Strom fließt. Ist bei einer halblogarithmischen Darstellung der Elektronenanlaufbereich eine Gerade, kann anhand der Steigung die Elektronentemperatur bestimmt werden. Untersuchungen bei Vaillant haben gezeigt, dass es über diese Verfahren mit der Ionisationselektrode möglich ist die Elektronentemperatur zu bestimmen [76]. Die berechnete Temperatur von 4164 K deckt sich dabei mit bekannten Ergebnissen aus der Literatur [48]. Das Plasmapotential kann über den Hochpunkt der zweiten Ableitung beim Übergang vom Elektronenanlaufbereich in den Sättigungsbereich bestimmt werden [89].

3. Das angelegte Potential ist deutlich kleiner als das Floating Potential. Alle Elektronen werden abgestoßen. Es fließt nur noch Ionenstrom. Dieser wird durch die thermische Bewegung der Ionen, die auf die Elektrode treffen, erzeugt. Der Ionenstrom ist aufgrund der geringeren Beweglichkeit und höheren Masse der Ionen gegenüber den Elektronen deutlich kleiner als der Elektronenstrom. Dieser Strom ist der Ionensättigungsstrom.

Die geometrische Form der Langmuir-Sonde hat einen entscheidenden Einfluss auf den Elektronensättigungsstrom und damit auf die Form der Strom-Spannungskurve. Ist die Sonde ein glattes Blech, erreicht der Strom seinen maximalen Wert kurz nach dem Plasmapotential und verändert sich mit höheren Spannungen nicht mehr. Bei Zylinder- oder Kugel-Sonden erhöht sich der Strom mit steigender Spannung immer weiter. Das liegt an der Ausbreitung der Schicht, aus der Elektronen eingefangen werden. Bei Zylinder- und Kugel-Sonden erhöht sich mit einer höheren Dicke der Schicht auch die Außenfläche und dadurch werden mehr Elektronen eingefangen [64]. Bei einer Sonde aus einem glatten Blech ist die Außenfläche der Randschicht unabhängig von der Dicke der Randschicht, dadurch bleibt die Menge der Elektronen konstant.

2.3 Rapid Control Prototyping

Viele Systeme, die ursprünglich aus klassischen Maschinenbau Ingenieurdisziplinen mit mechanischen oder thermischen Prozessen stammen, werden heutzutage um elektrische Anteile ergänzt, wodurch eine Reihe von Innovationen möglich wurden [2]. Ein klassisches Beispiel dafür ist die Weiterentwicklung des pneumatischen Gas-Luft Verbunds in Gas-Brennwertgeräten zu einem elektrischen Verbund. Früher wurde das Verhältnis von Gas und Luft über eine Membran, ein klassisches mechanische Bauteil, eingestellt. In modernen elektrischen Verbänden wird ein elektrisches Gasventil über die Software mittels eines Sensors geregelt. Es wurde also die mechanische Lösung für eine Funktion durch eine elektrische ersetzt und die Funktionalität erweitert [47]. Aus dieser Verschmelzung von mechanischen und elektrischen Disziplinen ist ein neues Fachgebiet, die sogenannte Mechatronik entstanden. Die Möglichkeiten von mechatronischen Systemen haben die Funktionsvielfalt innerhalb einzelner Systeme drastisch erhöht und zu einer Stärkung der Regelungstechnik und Automatisierungstechnik geführt [2]. Gleichzeitig haben sich auch neue Methoden zum Entwurf von Steuerungs- und Regelungs-

systemen entwickelt, mit denen der Interdisziplinarität der neuen Systeme Rechnung getragen werden soll. Eine dieser Methoden ist das „Rapid Control Prototyping“, kurz RCP. So wird eine Methodik und Entwicklungsumgebung genannt, mit welcher schnell und kostengünstig Regelungssysteme entwickelt werden können [27]. In Abbildung 2.7 wird die Verknüpfung von RCP zu den einzelnen ingenieurwissenschaftlichen Bereichen dargestellt. Diese unterscheiden sich im Hinblick auf ihre theoretischen Hintergründe (Abstraktion) und ihre praktische Realisierbarkeit (Anwendungsnahe).

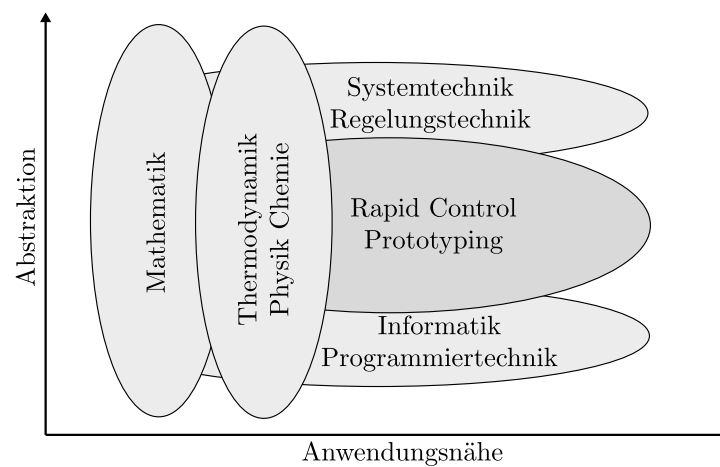


Abbildung 2.7: Interdisziplinäre Anforderungen für Rapid Control Prototyping [2]

RCP bietet die Möglichkeit den klassischen Software-Entwicklungsprozess über das V-Modell [46] zu erweitern, beziehungsweise anzupassen. Dieses Modell beschreibt den Entwicklungspfad einer Software entlang von zwei Ästen in der Form des Buchstaben V. Begonnen wird oben links, mit absteigender Richtung wird der Detailgrad der Entwicklung weiter erhöht bis in der unteren Ecke die Software implementiert wird. Anschließend wird über den rechten Ast aufsteigend mit sinkendem Detailgrad die Software getestet, bis schließlich am oberen Ende des Buchstaben V die fertige Software steht. Je nach Anzahl und Schwere der Fehler, die während der Tests gefunden werden, wird dieser Prozess in Iterationsschleifen wiederholt, bis das gewünschte Ergebnis erreicht wird.

Die Entwicklung einer neuen Funktion anhand des V-Modells kann exemplarisch in die folgenden Schritte aufgeteilt werden [2]:

- Formulierung der Aufgabenstellung und Erstellung von Lasten- und

Pflichtenheft

- Analyse und Modellbildung des zu entwickelnden Systems
- Simulation von Prozess und Automatisierungslösungen zur Entwicklung und Erprobung geeigneter Funktionalitäten
- Codierung und Implementierung der Algorithmen auf der Zielhardware
- Test der programmierten Funktion in einzelnen Komponenten und je nach Anforderung und Komplexität in immer größeren Teilsystemen
- Inbetriebnahme und Test der Funktion am realen Prozess/System

Die Idee des RCPs ist es, den klassischen Entwicklungsprozess aufzubrechen und durch Integration und Kombination der genannten Methoden eine neues Vorgehen zu etablieren. Durch entsprechende Entwicklungswerkzeuge wird es möglich, im V-Modell horizontale Iterationsschleifen durchzuführen. Zum Beispiel kann eine Funktion im Entwurfswerkzeug sofort mit zur Verfügung stehenden Komponenten getestet werden, ohne dass die finale Hardware für das Steuergerät ausgewählt sein muss [52]. Durch die gewonnenen Erkenntnisse könnten sich dann neue Anforderungen an das Steuergerät ergeben. Zusätzlich werden Fehler deutlich früher im Entwicklungsprozess gefunden, wodurch sie mit geringerem Kostenaufwand behoben werden können [17]. Zur Durchführung des neuen Vorgehens ist eine entsprechende integrierte Entwicklungsumgebung notwendig. Die Struktur einer solchen Umgebung ist in Abbildung 2.8 dargestellt. Von Software-in-the-loop spricht man, wenn die entwickelte Funktion auf einem Entwicklungsrechner ausgeführt wird und mit realen Komponenten verbunden ist. Hardware-in-the-loop beschreibt den umgekehrten Prozess, wenn die Funktion bereits auf der Zielhardware implementiert wurde und anhand eines Simulationsmodell des realen Prozesses getestet wird. Beide Methoden bieten die Möglichkeit, Teile der Software zu testen, ohne dass das komplette System/Produkt zur Verfügung stehen muss. Bei Vaillant wird als eine solche integrierte Entwicklungsumgebung Matlab Simulink sowohl für die Modellbildung des Systems, als auch für den Entwurf der Funktionen verwendet. Dadurch, dass sowohl die Softwaremodule als auch die Simulationsmodelle des Gas-Brennwertgeräts in Simulink vorliegen, können neue Funktionen direkt innerhalb von Simulink simuliert und entwickelt werden. Die automatische Codegenerierung von Simulink ermöglicht es, die Funktionen direkt über Software-in-the-loop Tests im Labor bereits in frühen Entwicklungsstadien zu testen. Als elektrische Hardware wird

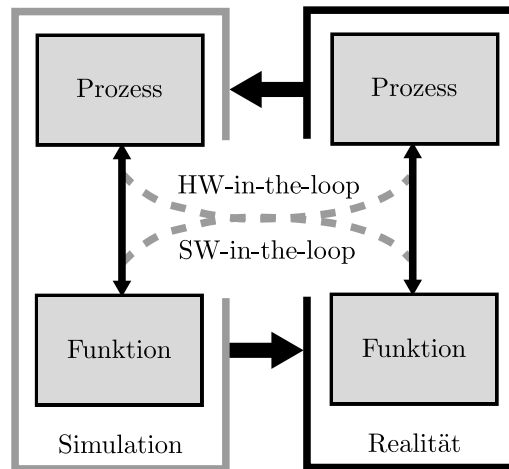


Abbildung 2.8: Rapid Control Prototyping Strukturen [2]

dabei die MicroLabBox der Firma dSpace verwendet. Diese ist ein All-in-one Entwicklungssystem für das Labor, das kompakte Größe und geringe Systemkosten mit hoher Leistungsfähigkeit und Vielseitigkeit vereint [69]. Die Simulationsmodelle des Gas-Brennwertgeräts können neben der vollständigen Systemsimulation ebenfalls für Hardware-in-the-loop Tests verwendet werden.

2.4 Hammerstein Modelle

Die Identifikation von Systemen kann in zwei verschiedene Teilbereiche aufgespalten werden. White-Box Modelle nutzen dabei chemische und physikalische Grundsätze wie die Newton-/Maxwell-Gleichungen oder die Grundsätze der Thermodynamik um das System zu beschreiben [33]. Dabei wird das System über seine realen Wirkzusammenhänge dargestellt. Dem gegenüber stehen Black-Box Modelle. Diese beschreiben den Zusammenhang von Ein- und Ausgängen eines Systems ohne dessen genaue Wirkzusammenhänge nachzubilden. [85] Sie werden häufig genutzt, wenn das Erstellen eines White-Box Modells zu aufwändig oder nicht möglich ist. Dabei werden die Modelle durch Messdaten von Prüfständen oder Ähnlichem an das reale Objekt angepasst, um dieses möglichst genau nachzubilden ohne seine exakte Funktionsweise zu verstehen. Grey-Box Modelle bilden einen Mittelweg aus White- und Black-Box Modellen, bei denen beide Techniken miteinander kombiniert werden, um ein möglichst genaues Modell zu erstellen [54].

Hammerstein Modelle sind von ihrem Ansatz her Black-Box Modelle. Sie approximieren ein komplexes System über eine statische nichtlineare Transferfunktion, gefolgt von einer linearen dynamischen Transferfunktion. Sie sind weit verbreitete Modelle in der Regelungstechnik und werden für eine Vielzahl von verschiedenen nichtlinearen physikalischen und chemischen Systemen genutzt, bei denen White-Box Modelle zu komplex oder unmöglich sind. Vincent et al. [97] zum Beispiel nutzen ein Hammerstein Modell um einen reaktiven Ionenätzer zur Herstellung von elektrischen Bauteilen zu modellieren und zu regeln. Zhang et al. [104] modellieren einen Aktor aus einer Formgedächtnislegierung und zeigen die Vorteile des Hammerstein Modells gegenüber dem mechanischen Modell. Shi und Zhang [84] bilden einen pneumatischen Muskel mit einem Hammerstein Modell nach.

Die typische diskrete Hammerstein Modell Struktur ist in Abbildung 2.9 dargestellt.

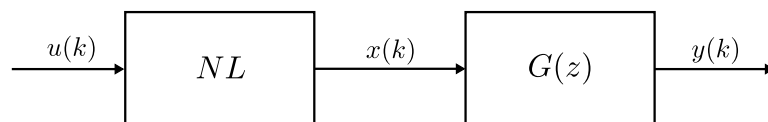


Abbildung 2.9: Hammerstein Modellstruktur

Der Eingang $u(k)$ wird skaliert und durch die statische Nichtlinearität NL zu $x(k)$ transformiert. Diese ist der Eingang für die lineare Übertragungsfunktion $G(z)$, die die Dynamik des System darstellt. Deren Ausgang $y(k)$ ist gleichzeitig auch der Ausgang des Gesamtmodells. Dabei können alle drei Signale sowohl eindimensional als auch mehrdimensional sein. Die Ein-/Ausgänge $u(k)$ und $y(k)$ können gemessen werden, während die Zwischenvariable $x(k)$ nicht messbar ist. Die Nichtlinearität kann eine beliebige Funktion sein und ihre Parameter können mit Blackbox-Techniken identifiziert oder sie kann aus dem Wissen über das System bestimmt werden [103]. Die lineare Übertragungsfunktion ist der Quotient aus den beiden Polynomen B und F . Für den Multiple-Input-Single-Output (MISO) Fall wird das komplette Hammerstein Modell durch die Funktion

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \frac{B_i(q)}{F_i(q)} f(u_i(k)) \quad (2.9)$$

beschrieben. Dabei ist q der Vorwärtsverschiebungsoperator, f die statische

Nichtlinearität und B_i sowie F_i die Einträge des Übertragungsvektors mit $i = 1, \dots, n$, wobei n die Anzahl der Eingänge ist. Die Parameter des Modells lassen sich dann mit linearen Standard Identifikationsverfahren, wie Gradienten- oder Newton-Verfahren, mit den Messdaten von $u(k)$ und $y(k)$ bestimmen [97]. Weiterführende Informationen über Hammerstein Modelle finden sich in [12], [30] und [80].

2.5 Neuronale Netze

Künstliche Intelligenz ist durch die Veröffentlichung von ChatGPT aktuell in aller Munde. Dabei ist KI ein heterogenes Feld mit vielen verschiedenen Anwendungsgebieten mit einer Vielzahl von verschiedenen Ansätzen und Definitionen. Diese vereint jedoch alle ein zentraler Aspekt, nämlich ein System zu entwickeln, welches eigenständig komplexe Probleme bearbeiten kann. Der aktuelle KI-Boom beruht dabei im Wesentlichen auf dem tiefen Lernen mit künstlichen neuronalen Netzen [100]. Diese gehören zum maschinellen Lernen, was wiederum ein Teilbereich von künstlicher Intelligenz ist. Neuronale Netze haben das maschinelle Lernen in den letzten Jahren in vielen Bereichen revolutioniert [5].

Neuronale Netze bestehen nicht aus Logikgattern und komplizierten Algorithmen, sondern zeichnen sich durch einfache, in mehreren Schichten verbundene Neuronen aus [3]. Sie sind in jüngster Zeit zu einem beliebten und hilfreichen Modell für die Klassifizierung, Clustering, Mustererkennung und Vorhersage in vielen Disziplinen geworden, da sie im Hinblick auf ihren Nutzen relativ konkurrenzfähig zu konventionellen Regressions- und statistischen Modellen geworden sind [26]. Sie bilden ähnlich wie Hammerstein Modelle Black-Box Modelle, da ihre interne Struktur weder physikalische noch kontextbezogene Größen des zu betrachteten Systems beinhaltet. Der grundsätzliche Aufbau eines neuronalen Netzes ist in Abbildung 2.10 dargestellt.

Ein neuronales Netz besteht aus Neuronen, die Informationen von anderen Neuronen oder von außen aufnehmen, verarbeiten und weitergeben. Dabei besteht ein Netz aus einer Eingabe- und Ausgabeschicht, welche die Ein- und Ausgänge des Netzes bilden und einer beliebigen Anzahl von verdeckten Schichten zwischen Ein- und Ausgabe. Die Anzahl der Ein- und Ausgänge bestimmt die Anzahl der Neuronen dieser äußeren Schichten. Die Anzahl der Neuronen in den verdeckten Schichten ist beliebig wählbar. Mit steigender Anzahl von Neuronen und Schichten erhöht sich die Fähigkeit, komplexe Verhaltensmuster abzubilden [34]. Ein Neuron erhält die über die Verbindun-

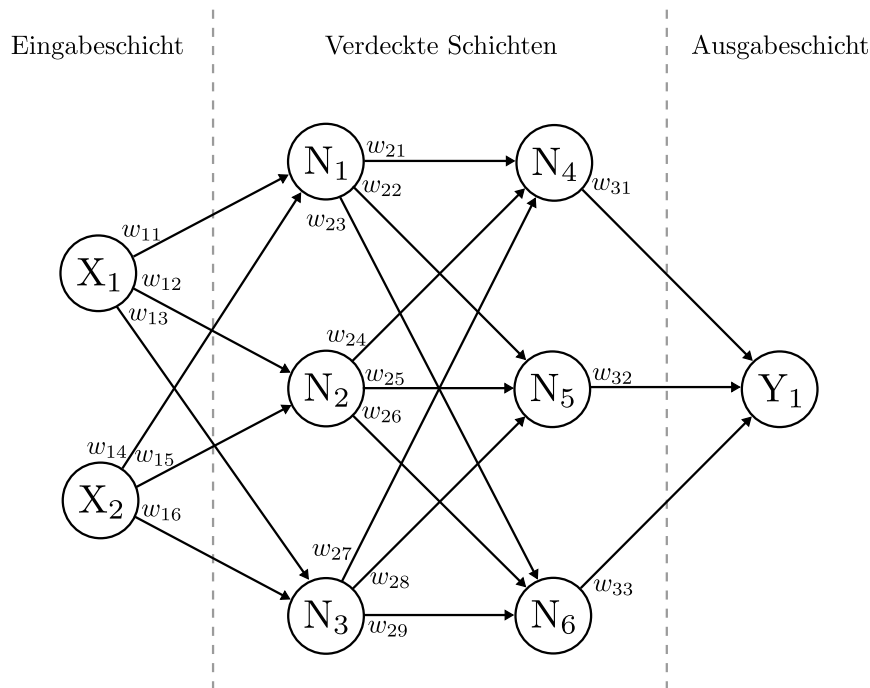


Abbildung 2.10: Grundaufbau eines einfachen, vollvernetzten neuronalen Netzes

gen gewichteten Informationen der vorherigen Neuronen, addiert diese auf und verrechnet sie über eine Aktivierungsfunktion. Insgesamt lässt sich die Ausgabe eines Neurons N_m durch

$$N_m = f\left(\sum_{i=1}^n w_{1i} \cdot N_i\right) + b_m \quad (2.10)$$

beschreiben. Dabei sind N_i die Ausgaben der vorherigen, mit diesem Neuron verbundenen, Neuronen, w_{1i} die Gewichtung der Ausgaben über die Verbindungskanten und b_m ein zusätzlicher Bias-Wert mit dem das Verhalten des Neurons genauer eingestellt werden kann. Die Aktivierungsfunktion f des Neurons kann an sich eine beliebige Funktion sein. Häufig verwendet werden Schwellwertfunktionen, ReLU (Rectified Linear Unit) Funktionen, Sigmoid- oder Tangens hyperbolicus Funktionen [60].

Das Training eines neuronalen Netzes ist ein iterativer Prozess. Zu Beginn werden die Kanten und Bias-Werte der Neuronen mit zufälligen Werten gefüllt. Anschließend wird anhand der Eingänge X der Ausgangswert Y^* des neuronalen Netzes bestimmt. Dieser wird mit dem zu erwartenden Zielwert Y verglichen. Die über eine Verlustfunktion bestimmte Abweichung E wird anschließend rückwärts durch das Netz propagiert. Über ein Gradientenab-

stiegsverfahren werden dann die Werte der Kanten und des Bias verändert. Anschließend wird wieder das Ergebnis Y^* von dem neuen angepassten Netz berechnet.

Die Anzahl der Iterationsschritte für diesen Prozess hängt stark von der Komplexität des zu lösenden Problems ab. In der Anwendung hat sich eine Wiederholungsanzahl von 300 bis 2000 Epochen als wirkungsvoll erwiesen. Eine Gefahr bei dem Training von neuronalen Netzen ist das sogenannte Overfitting. Bei diesem wird das neuronale Netz zu stark an die Trainingsdaten angelernet, sodass es nicht allgemeingültig auf weitere Daten aus dem gleichen Problem reagieren kann. Um das zu verhindern, wird das neuronale Netz nach jeder Trainingsepoche mit einem, dem Modell unbekanntem, Validierungsdatensatz getestet. Findet ein Overfitting statt, wird die Genauigkeit des Netzes mit den Validierungsdaten mit jedem Iterationsschritt schlechter. Dadurch kann das Overfitting erkannt und das Training des Netzes abgebrochen werden [34].

Rekurrente neuronale Netze

Standardmäßige nach vorne gerichtete neuronale Netze sind nicht in der Lage zeitliche Abhängigkeiten zwischen den Ein- und Ausgangsdaten zu identifizieren. Um das dynamische Verhalten eines Systems abzubilden ist dies jedoch notwendig. Hier kommen die sogenannten rekurrenten neuronalen Netze (RNN) ins Spiel. In diesen sind neben den nach vorne gerichteten Verbindungen zwischen den Neuronen auch Verbindungen innerhalb einer Schicht und in vorherige Schichten erlaubt. Dadurch wird es möglich, auch Sequenzen, Zeitreihen oder zeitlich abhängige Daten zu verarbeiten [81]. Der grundlegende Aufbau eines rekurrenten neuronalen Netzes mit einem Neuron und sein zeitlicher Ablauf sind in Abbildung 2.11 dargestellt.

Durch die Rückverbindung des Neurons zu sich selbst erhält das Neuron neben den Eingangsdaten auch die Informationen aus dem vorherigen Schritt und damit eine Art Gedächtnis und die Fähigkeit zeitabhängige Ein- und Ausgangsdaten abzubilden [79].

Die Anwendung von solchen rekurrenten Netzen hat gezeigt, dass durch die hohe Anzahl an Multiplikationen Probleme bei dem Lösen der Netze über das Gradientenabstiegsverfahren entstehen, da die Gradienten entweder sehr groß oder sehr klein werden und dadurch die Gewichtsänderungen und die Verarbeitung innerhalb des Netzes nicht mehr funktioniert. Zur Lösung dieses Problems wurde 1997 von Sepp Hochreiter und Jürgen Schmidhuber ein

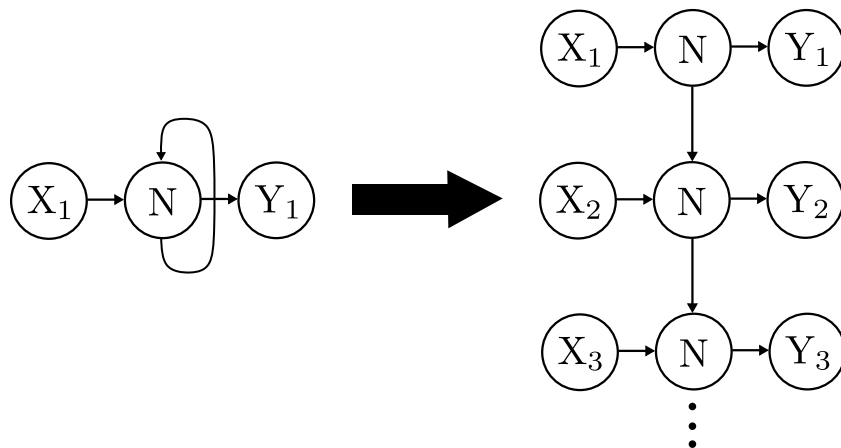


Abbildung 2.11: Grundlegende Rekurrenz in neuronalen Netzen in zeitlicher Darstellung

spezielles rekurrentes neuronales Netz mit dem Namen „Long Short-Term Memory“ (kurz LSTM) entwickelt [45]. 1999 wurde diese Struktur um einen „Reset“ Baustein erweitert, der ein unendliches Wachstum der internen Zustände, was zu einem Zusammenbruch des Netzes führen könnte, verhindern soll [37]. Die Besonderheit der LSTM Blöcke ist ihre interne Struktur, welche in Abbildung 2.12 dargestellt ist. Eine LSTM-Schicht in einem neuronalen Netz besteht aus einer Kette von diesen Blöcken.

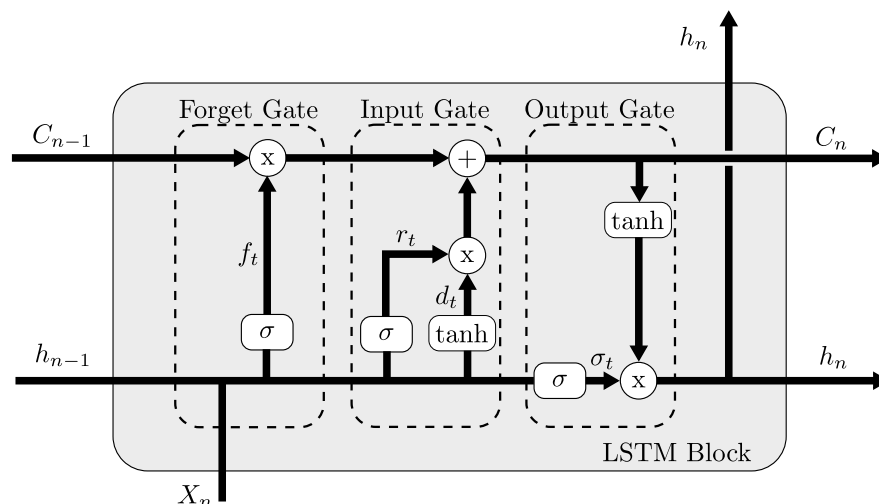


Abbildung 2.12: Struktureller Aufbau eines LSTM Blocks [81]

Ein solcher LSTM-Block besteht aus drei inneren Toren (eng. „Gates“), die den

Informationsfluss durch den Block steuern. Das „Input Gate“ regelt den Informationsfluss in die Zelle, das „Output Gate“ den Informationsfluss aus der Zelle heraus und das „Forget Gate“ steuert welche Information behalten oder vergessen werden sollen [78]. Der Block erhält neben den Eingabedaten X_n , die Ausgabedaten seines vorherigen Blocks h_{n-1} und den sogenannten Cell-State seines Vorgängers C_{n-1} (falls der Block nicht der erste Block der Kette ist). Dieser Cell-State dient als eine Art Gedächtnis in das von jedem Block Informationen hinzugefügt oder gelöscht werden können. Dabei bestimmt die Anzahl der Neuronen der jeweiligen Schicht die Anzahl der Gedächtniszellen im Cell-State.

Im ersten Schritt wird bestimmt, welche Informationen im Cell-State gelöscht oder behalten werden sollen. Dazu wird der zusammengefügte Vektor aus den Eingabe- und den Ausgabeinformationen des vorherigen LSTM-Blocks über die Sigmoid Funktion verarbeitet. Diese Funktion liefert einen Vektor von kontinuierlichen Werten zwischen null und eins, welcher anschließend mit dem Cell-State multipliziert wird, wobei null bedeutet, dass alle Informationen vergessen werden und eins, dass alle Informationen behalten werden. Unter Berücksichtigung der Gewichtswerte W_f und der Biaswerte b_f ergibt sich für das Forget-Gate

$$f_t = \sigma \cdot (W_f \cdot [h_{n-1}, X_n] + b_f) \quad (2.11)$$

als Berechnungsformel für das Zwischenergebnis f_t . Im Input Gate wird im nächsten Schritt ein Vektor von Kandidaten erstellt, die dem Cell-State hinzugefügt werden sollen. Dazu wird wieder über eine Sigmoid Funktion entschieden, welche Daten gespeichert werden sollen, während über den Tangens hyperbolicus die Informationen im Bereich von -1 bis 1 normalisiert werden. Die beiden Zwischenergebnisse werden wieder mit Gewichts- und Biaswerten über

$$r_t = \sigma \cdot (W_t \cdot [h_{n-1}, X_n] + b_t) \quad (2.12)$$

und

$$d_t = \tanh \cdot (W_d \cdot [h_{n-1}, X_n] + b_d) \quad (2.13)$$

verarbeitet und anschließend wird das Produkt der beiden Zwischenwerte r_t und d_t mit dem über das Forget Gate korrigierten Cell-State addiert. Im letzten Schritt, dem Output Gate, wird die Ausgabe des LSTM-Blocks erzeugt. Dazu werden nochmal die Eingabedaten über einen Sigmoid bewertet und

anschließend mit dem über den Tangens hyperbolicus normalisierten Cell-State multipliziert. Über die Gewichts- und Biaswerte wird die Ausgabe des LSTM Blocks h_n dementsprechend über

$$h_n = (\sigma \cdot (W_o \cdot [h_{n-1}, X_n] + b_o)) \cdot \tanh \cdot C_n \quad (2.14)$$

beschrieben. Die Ausgabe wird zum einen an die nächste Schicht im neuronalen Netz übergeben und zum anderen an den nächsten LSTM-Block in der aktuellen Schicht. Der Cell-State wird im Output Gate nicht mehr verändert und ebenfalls an den nächsten LSTM-Block übergeben. Die Anpassung der Gewichts- und Biaswerte erfolgt über den Optimierer [81] [5].

2.6 Regelungstechnische Grundlagen

In einem Gas-Brennwertgerät werden verschiedene Regler verwendet, die gleichzeitig aktiv sind und über unterschiedliche Schnittstellen miteinander verbunden sind. Der erste Regler ist der Heizungsregler, dieser regelt anhand der Wassertemperaturen welche thermische Leistung in diesem Moment benötigt wird. Diese Leistungsanforderung wird an die Verbrennungsregelung übergeben. Welche nach dem in Kapitel 2.7 vorgestellten Prinzip arbeitet. Ein weiterer Regler ist zum Beispiel der Lüfterregler, welcher die Lüfterdrehzahl auf den vorgegebenen Sollwert regelt oder ein Regler für den Luftmassenstrom, welcher anhand des aktuellen Luftmassenstroms einen Sollwert für die Lüfterdrehzahl an den Lüfterregler übergibt. Grundsätzlich funktionieren diese Regler nach dem gleichen Grundprinzip, welches in Abbildung 2.13 in Form des kontinuierlichen Standardregelkreises dargestellt ist.

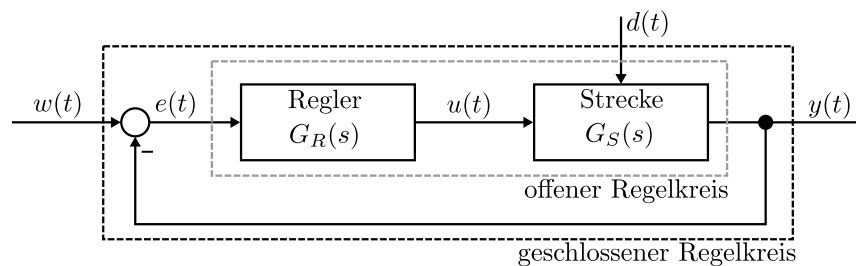


Abbildung 2.13: Grundstruktur des Regelkreises [66]

Die Aufgabe des Reglers $G_R(s)$ ist es ein System, genannt Strecke $G_S(s)$, so

zu steuern, dass die Regelgröße $y(t)$ der Führungsgröße $w(t)$ entspricht. Dazu werden die Stellgrößen $u(t)$ der Strecke von dem Regler vorgegeben. Die Strecke selbst kann durch zusätzliche Störgrößen $d(t)$ beeinflusst werden, welche durch den Regler ausgeglichen werden sollen. Ziel des Reglers ist es, dass die durch die Rückführung der Regelgröße berechnete Regelabweichung $e(t) = w(t) - y(t)$ verschwindet. Die Rückführung ermöglicht dem Regler die Reaktion auf Störeffekte und Änderungen der Führungsgröße.

Bei der Betrachtung des Systems wird zwischen offenem und geschlossenem Regelkreis unterschieden. Der offene Regelkreis

$$G_0(s) = G_S(s) \cdot G_R(s) \quad (2.15)$$

beschreibt das grundsätzliche dynamische Verhalten der Kombination aus Regler und Regelstrecke. Er wird zum Beispiel zur Überprüfung der Stabilität der Regelung verwendet [11]. Durch die Rückführung der Regelgröße über

$$G(s) = \frac{G_0(s)}{G_0(s) + 1} \quad (2.16)$$

wird der geschlossene Regelkreis beschrieben, welcher das Verhalten des Gesamtsystems darstellt.

Ein Regler kann sowohl analog als auch digital umgesetzt werden. Analoge Regelung wird durch Hardware-Schaltungen umgesetzt, welche die Struktur des Reglers fest vorgibt. Im Gegensatz dazu werden digitale Regler in Mikrocontrollern über Software realisiert. Dadurch bieten sie gegenüber analogen Reglern viele Vorteile, zum Beispiel ihre Flexibilität, und haben sich deswegen mittlerweile flächendeckend durchgesetzt [16]. Alle im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Regler sind digitale Regler, welche über Software auf einem Steuergerät genutzt werden.

Vorsteuerung

Eine reine Steuerung ohne Rückführung hat gegenüber einer Regelung den Vorteil, dass sie ein System schneller auf den Sollwert bringen kann. Jedoch muss für eine Steuerung im Gegensatz zur Regelung das dynamische Verhalten eines Systems vollständig bekannt sein und es dürfen keine Störungen das System verstimmen, da eine Steuerung durch die fehlende Rückführung keine Informationen von dem gesteuerten System erhält. Um dennoch die Vorteile einer Steuerung verwenden zu können wird die Regelung häufig um

eine Vorsteuerung erweitert. Dadurch besitzt das System die Vorteile der Regelung im Hinblick auf Störungen und Modellunbestimmtheiten und kann dennoch schnell umgesteuert werden [66]. Ein um die Vorsteuerung erweiterter Regelkreis ist in Abbildung 2.14 dargestellt.

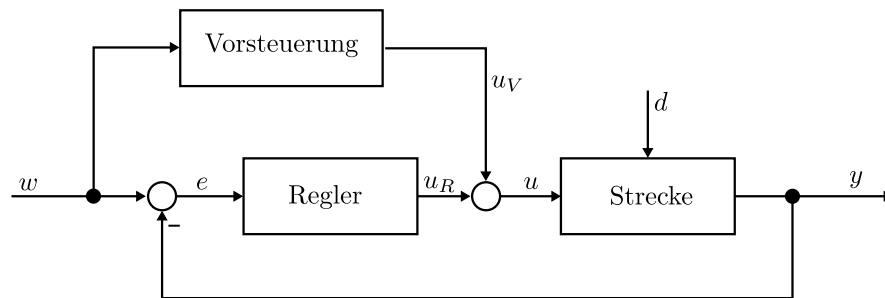


Abbildung 2.14: Regelkreis mit Vorsteuerung [66]

Mit der Vorsteuerung setzt sich die Stellgröße u aus dem Anteil der Regelung u_R und dem Anteil der Vorsteuerung u_V zusammen. Die Vorsteuerung wird so gewählt, dass sie die Strecke möglichst schnell der Führungsgröße w nachführt, während die Regelung die Auswirkung der Störung d ausgleicht.

PI-Regler

Die Struktur eines Reglers kann verschiedene Formen aufweisen, die einfachste Implementierung eines digitalen Reglers besteht darin, die Funktion eines konventionellen PID-Reglers in einen Prozessrechner zu übertragen [95]. Da in der Praxis häufig der D-Anteil des Reglers nicht benötigt wird, sind die am häufigsten verwendeten Regler digitale PI-Regler [43]. Alle in dieser Arbeit erwähnten Regler innerhalb eines Gas-Brennwertgeräts basieren auf einem PI-Regler, daher werden nur diese weiter betrachtet. Sie bestehen aus einer Kombination von einem P- und einem I-Glied. Dabei vereinen sie die Vorteile von beiden. Ein digitaler P-Regler wird über

$$Y_P = K_P \cdot e_k \quad (2.17)$$

beschrieben. Dieser verfügt über eine starre Verbindung zwischen Regelabweichung e_k und Stellgröße. Dadurch entsteht bei einem reinen P-Regler immer eine unerwünschte bleibende Regeldifferenz [43]. Diese kann durch die

Erweiterung des Reglers um einen von der Stellgrößengeschwindigkeit abhängigen Anteil, einem I-Anteil, vermieden werden. I-Regler haben den Nachteil, dass sie eine größere Schwingungsneigung haben, da das I-Glied eine zusätzliche Verzögerung in den Regelkreis einbringt. Der analoge I-Regler wird über das Integral der Regelabweichung berechnet, für die digitale Darstellung des Reglers in der Form

$$Y_{I,k} = K_I \cdot T_a \cdot \sum_{i=0}^k e_i \quad (2.18)$$

wird über die Abtastrate T_a aus dem Integral eine Summe gebildet. Der Nachteil der Summenbildung ist, dass der Regler dadurch unendlich viel Speicherplatz benötigt. Deswegen wird eine Differenzenbetrachtung zwischen zwei Abtastschritten durchgeführt, wodurch sich

$$Y_{I,k} = Y_{I,k-1} + K_I \cdot T_a \cdot e_k \quad (2.19)$$

ergibt. Bei dieser Darstellung des Reglers muss nur der vorherige Wert der Regelgröße gespeichert werden, keine unendlich wachsende Summe [11]. Durch die Kombination von P- und I-Anteil entsteht über

$$y_k = Y_P + Y_I = K_P \cdot e_k + Y_{I,k-1} + K_I \cdot T_a \cdot e_k \quad (2.20)$$

die Formel für einen digitalen PI-Regler. Dieser verfügt über das schnelle Ansprechverhalten eines P-Reglers und hat wegen des I-Anteils dennoch keine bleibende Regelabweichung. Gleichzeitig verfügt er nur über zwei einstellbare Parameter, wodurch er vergleichsweise leicht zu parametrieren ist. Diese Kombination von Eigenschaften macht ihn zu so einem weit verbreiteten Regler [11].

2.7 Funktionsweise eines Gas-Brennwertgeräts

Gas-Brennwertgeräte gehören immer noch zu den wichtigsten Wärmeerzeugern in deutschen Haushalten. Beinahe die Hälfte des Jahresbedarfs an Erdgas in Deutschland wird von Ein- und Zweifamilienhäusern sowie Geschosswohnungen für die Raumbeheizung und die Erwärmung von Trinkwasser genutzt [29]. Die Firma Vaillant stellt eine Vielzahl von Gas-Brennwertgeräten mit unterschiedlichen Funktionen, Sensoren und Leistungsstufen her. In diesem Kapitel wird die Funktionsweise eines Gas-Brennwertgeräts exemplarisch dargestellt. Es wird allerdings nicht auf die Details und Besonderheiten verschiede-

ner Typen Gas-Brennwertgeräte eingegangen. Abbildung 2.15 zeigt das Funktionsschema eines Gas-Brennwertgeräts der neusten Generation. Dieses ist ein wandhängender Gasboiler zur Erzeugung von warmem Wasser für den Heizkreis und den Frischwasserkreis.

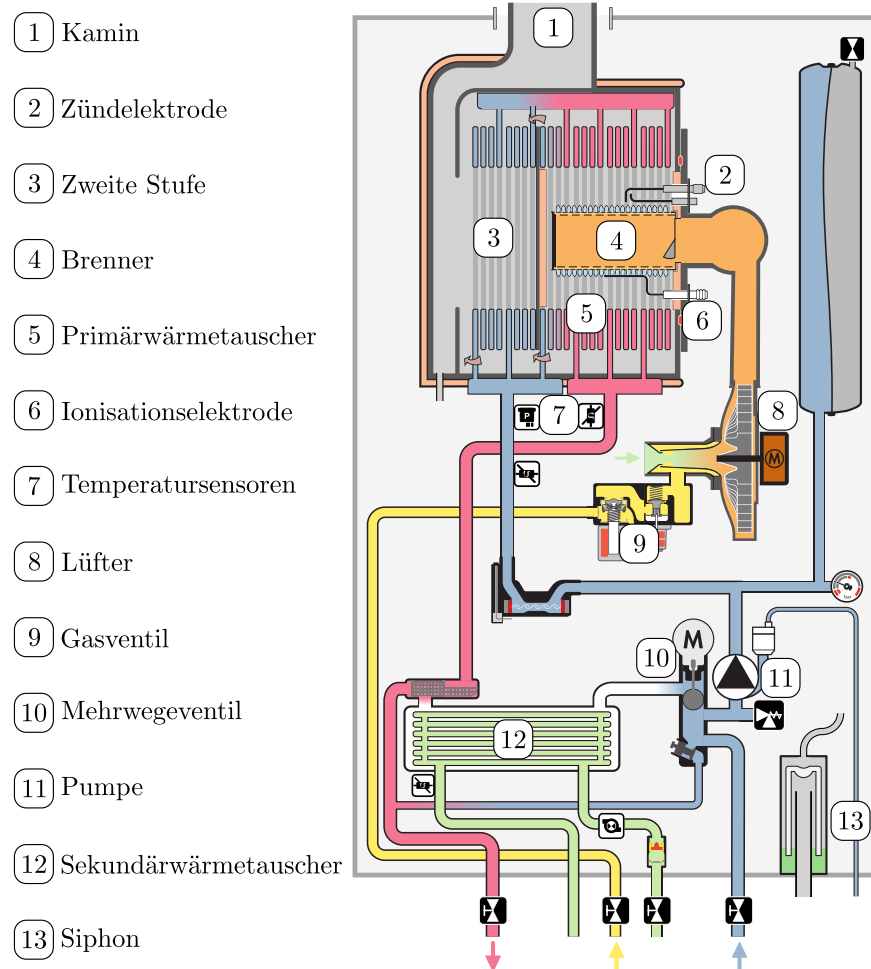


Abbildung 2.15: Funktionsschema eines Vaillant Gas-Brennwertgeräts mit Ionisationselektrode [96]

Das Gas-Brennwertgerät startet den Betrieb, wenn von außen über einen Regler Wärme angefordert wird. Dazu öffnet sich zuerst das Gasventil (9). Über dieses fließt das Gas in den Lüfter (8), in dem die durch den Lüfter angesaugte Luft und das Gas miteinander vermischt werden. Anschließend wird das Gas-Luft Gemisch mithilfe des Lüfters über den Mischarm in den Brennraum mit dem Primärwärmetauscher (5) gefördert. Dort wird das Gemisch mittels der Zündelektrode (2) entzündet. Das entzündete Gas-Luft Gemisch brennt außerhalb des zylinderförmigen Brenners (4) und erhitzt das Wasser inner-

halb der Rohre des Primärwärmetauschers. Über eine Hocheffizienzpumpe (11) wird das kalte Wasser in den Wärmetauscher und das warme Wasser in den Heizkörper gepumpt. NTC-Temperaturfühler am Ein- und Ausgang des Wärmetauschers (7) überprüfen die Temperatur des Wassers, um zu überwachen, ob die gewünschten Temperaturwerte erreicht werden. Die Überwachung der Verbrennung erfolgt über die Ionisationselektrode (6). Diese wird in allen modernen Gas-Brennwertgeräten zur Regelung der Verbrennung genutzt. Ein Schrittmotor im Gasventil ermöglicht eine Steuerung der zugeführten Gasmenge. Durch die Einstellung der Drehzahl des Lüfters kann die Menge an Luft, die in das Gerät strömt, gesteuert werden. Dadurch ist es möglich, eine flexible Kombination aus verschiedenen Mengen Gas und Luft miteinander zu mischen, um damit die Zusammensetzung des Gas-Luft Gemisches und daraus resultierend die Eigenschaften der Verbrennung zu regeln. Diese Art der Gas-Luft Gemisch Zufuhr wird elektronischer Gas-Luft Verbund genannt. Das Abgas strömt aus dem Brennraum an den Wasserrohren des Primärwärmetauschers von innen nach außen vorbei. Anschließend strömt es in ein zweite Kammer mit weiteren Wasserrohren innerhalb des Wärmetauschers (3), über diese gibt das noch sehr heiße Abgas seine Wärme nahezu vollständig unter Nutzung der Kondensationsenthalpie an das Wasser in den Rohren ab. Das kondensierte Wasser aus dem Abgas wird über einen Siphon (13) in einen Abfluss geführt. Das kalte trockene Abgas entweicht durch den Kamin (1) nach draußen. Über ein elektrisches Mehrwegeventil (10) kann das erhitzte Wasser entweder in den Sekundärwärmetauscher (12) zum Erhitzen von Frischwasser geleitet werden oder direkt in den Heizkreis eingespeist werden, um zum Beispiel einen Heizkörper zu erhitzen.

Ältere Gas-Brennwertgeräte verfügen nicht über eine elektronische Steuerung des Gas-Luft Gemisches. In diesen wird das Verhältnis von Gas zu Luft mittels einer Druckmembran innerhalb des Gasventils gesteuert. Dieses Verhältnis muss bei der Installation des Geräts von Hand mittels einer Stellschraube eingestellt werden. Über dieses feste Druckverhältnis ist das Verhältnis von Gas zu Luft auch an verschiedenen Belastungspunkten konstant, wodurch eine sichere Verbrennung mechanisch gewährleistet wird. Diese Steuerung des Gasgemisches wird pneumatischer Gas-Luft Verbund genannt. Der Nachteil dieser pneumatischen Steuerung ist, dass diese fest auf eine Gasart eingestellt werden muss. Dadurch können Schwankungen in der Gasqualität oder eine komplette Änderung der Gasart nicht erkannt werden und das Gerät läuft Gefahr, ineffizient oder im giftigen Bereich (erhöhte Erzeugung von CO) betrieben zu werden oder die Flamme erlischt komplett. Solche Geräte sind

immer noch viel im Einsatz. Diese müssen zum Beispiel bei der Umstellung von L-Gas auf H-Gas in Deutschland manuell an die neue Gasart angepasst werden. Für die neueren Gas-Brennwertgeräte mit einem elektrischen Gas-Luft Verbund ist diese manuelle Umstellung nicht notwendig, diese regeln die geänderte Gasqualität automatisch.

Verbrennungsluftverhältnis

Einen großen Einfluss auf die Entstehung von CO als Produkt aus der Verbrennung hat das sogenannte Verbrennungsluftverhältnis λ (im Weiteren Luftzahl genannt). Sie gibt das Massenverhältnis zwischen der Luft und dem Gas an und wird über die Formel

$$\lambda = \frac{m_L}{m_{L\text{-stöch}}} \quad (2.21)$$

berechnet [51]. m_L ist die tatsächlich für die Verbrennung zur Verfügung stehende Luftmasse. $m_{L\text{-stöch}}$ die notwendige stöchiometrische Luftmasse, die für eine vollständige Verbrennung des Gases benötigt wird. Diese ergibt sich aus der Zusammensetzung des Gases und kann über die stöchiometrischen Reaktionsgleichungen berechnet werden. Für Methan ergibt sich zum Beispiel eine notwendige stöchiometrische Luftmenge von $9,52 \text{ m}^3$ pro Kubikmeter Brennstoff [22].

Ist $\lambda = 1$, dann gilt das Verhältnis als stöchiometrisches Verbrennungsluftverhältnis. Es werden alle Komponenten vollständig verbrannt, ohne dass Sauerstoff oder Brennstoff übrig bleibt. Bei $\lambda < 1$ herrscht ein Luftmangel, man spricht von einem fetten oder unterstöchiometrischen Gemisch. Bei diesem kann das Gas nicht komplett verbrannt werden, da ein Teil der benötigten Luft fehlt. Bei $\lambda > 1$ herrscht Luftüberschuss, man spricht von einem mageren oder überstöchiometrischen Gemisch, bei welchem das Gas komplett verbrennen kann. In der Theorie ist eine Luftzahl von 1 optimal, da bei dieser alle Komponenten vollständig verbrannt werden. Jedoch ist es technisch schwierig zu realisieren, dass sich Brennstoff und Luft perfekt vermischen, so dass an jedem Punkt in der Flamme ein stöchiometrisches Verhältnis vorliegt. Um die CO-Emissionen möglichst gering zu halten, sollte verhindert werden, dass es Orte in der Flamme gibt, an denen $\lambda < 1$ ist. Daher liegt das Luftverhältnis bei den meisten technischen Verbrennungen im Bereich $1,1 < \lambda < 1,3$ [7]. In den Gas-Brennwertgeräten der Firma Vaillant wird eine Luftzahl in diesem Bereich angestrebt. Diese bildet einen Kompromiss aus einer sicheren kohlenmonoxidarmen Verbrennung und einem dennoch

hohen Wirkungsgrad. Bei niedrigeren Luftzahlen können aufgrund des Sauerstoffmangels nicht alle Verbrennungsreaktionen vollständig ablaufen und es entstehen nicht vollständig oxidierte Nebenprodukte wie CO. In Abbildung 2.16 wird dieser Zusammenhang noch einmal grafisch dargestellt.

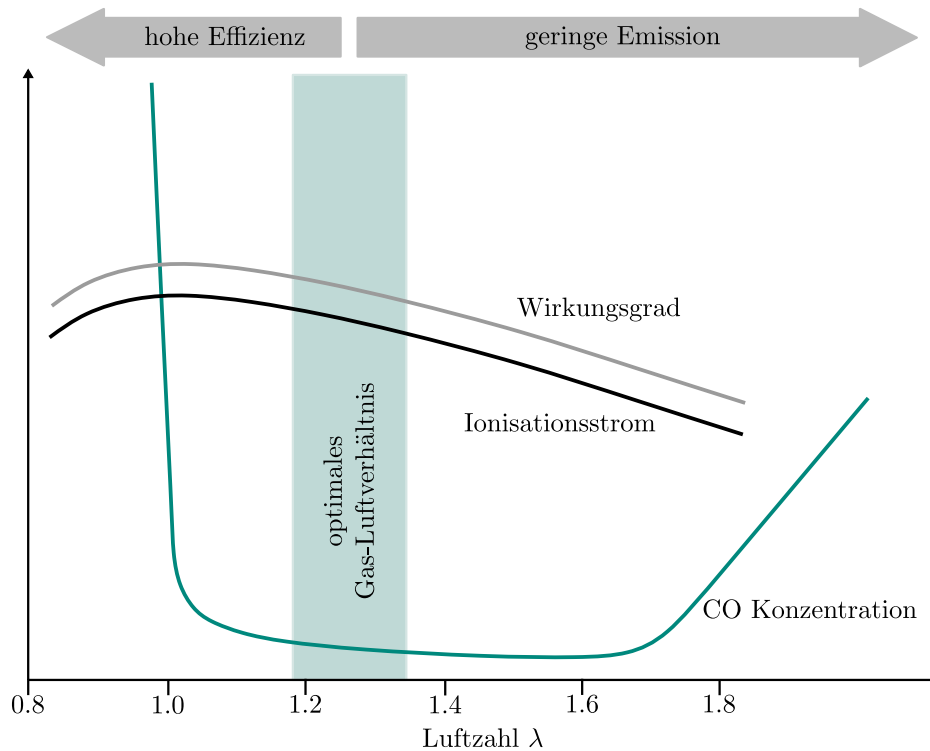


Abbildung 2.16: Verhalten des Wirkungsgrades, des Ionisationsstroms und der CO Konzentration in Abhängigkeit der Luftzahl

Bei höheren Luftzahlen sorgt die überschüssige Luft für eine Kühlung der Flamme und damit einhergehend für eine Verringerung des Wirkungsgrads. Wird die Luftzahl und damit die Menge an Luft zu groß, kommt es zu einer Unterkühlung der Flamme, wodurch ebenfalls eine erhöhte Bildung von CO begünstigt wird. Der Ionisationsstrom verhält sich in Abhängigkeit von der Luftzahl ähnlich wie der Wirkungsgrad: Er erreicht sein Maximum bei einer Luftzahl von eins und verringert sich mit steigender Luftzahl. Eine mögliche Erklärung dafür ist, dass sich durch den Überschuss an Luft die Dichte der freien Ladungsträger in der Flamme verringert, dadurch der elektrische Widerstand der Flamme steigt und der fließende Strom abgeschwächt wird. Neben der Luftzahl ist die thermische Verbrennungsleistung die zweite wichtige Einflussgröße in Gas-Brennwertgeräten. Diese ergibt sich aus dem Brennwert der zu verbrennenden Gasart und dem Gasmassenstrom. Die Leistung

hat neben der Luftzahl ebenfalls einen großen Einfluss auf die grundlegenden Charakteristiken wie Ionisationsstrom und CO-Konzentration im Abgas. Aus der Kombination von Luftzahl und Leistung beziehungsweise Luft- und Gasmassenstrom ergibt sich der aktuelle Arbeitspunkt des Geräts. Werden die technischen Daten der Verbrennung, wie der Ionisationsstrom oder die CO-Konzentration im Abgas, über die beiden Leistungsgrößen Luftzahl und thermischer Leistung aufgetragen, erhält man ein sogenanntes Kennfeld. Die Form dieses Kennfelds ist stark abhängig von der jeweiligen Ausführung des Geräts und bildet die zentrale Basis für die Entwicklung und Parametrierung von Gas-Brennwertgeräten, da es das statische Verhalten eines Geräts nahezu vollständig abbilden kann.

In Abbildung 2.17 sind die Kennfelder für Ionisationsstrom (oben) und CO-Konzentration (unten) dargestellt. In den Kennfeldern kann der in Abbildung 2.16 schematisch dargestellte Zusammenhang in Abhängigkeit von der Luftzahl gut erkannt werden. Zusätzlich wird deutlich, dass das genaue Verhalten der Verbrennung zusätzlich von der aktuellen thermischen Leistung abhängt. Für Leistungen unterhalb von 20 kW steigt der Ionisationsstrom mit der Leistung an. Oberhalb von 20 kW ist der Ionisationsstrom für eine feste Luftzahl über die Leistung relativ konstant. Die CO-Konzentration im Abgas ist hauptsächlich von der Luftzahl abhängig, aber erhöht sich zusätzlich mit steigender thermischer Leistung.

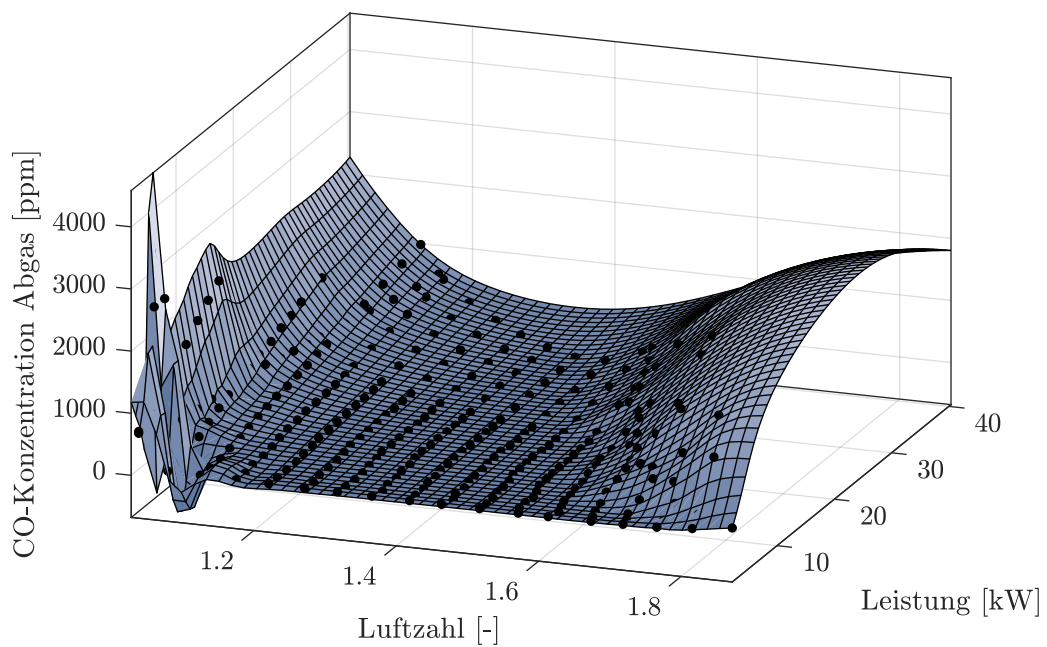
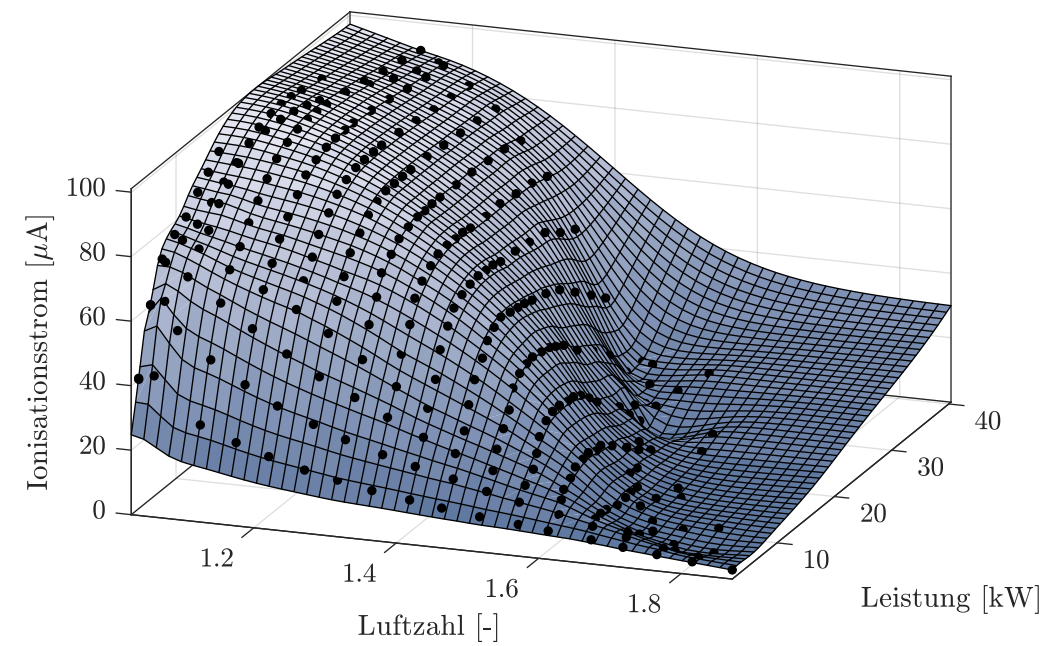


Abbildung 2.17: Kennfelder, die den Zusammenhang von Leistung, Luftzahl und Ionisationsstrom (oben) bzw. CO-Konzentration im Abgas (unten) zeigen

Verbrennungsregelung

Wie in den vorherigen Abschnitten beschrieben wurde, gibt es zwei elektrische Aktoren über die das Gerät gesteuert werden kann, das elektrische Gasventil und der Lüfter. Das Regelkonzept für ein Gas-Brennwertgerät auf Basis von diesen beiden Aktoren ist in Abbildung 2.18 dargestellt.

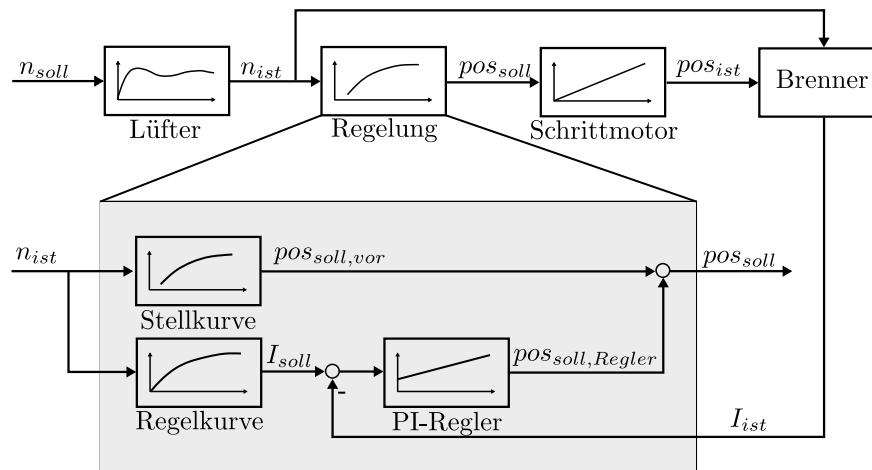


Abbildung 2.18: Schematische Darstellung des geschlossenen Regelkreises der Verbrennungsregelung [4]

Ein externer Leistungsregler gibt eine Drehzahl n_{soll} für den Lüfter und damit einen Luftmassenstrom vor. Über den Lüfter und seinen Regler stellt sich dadurch die Drehzahl n_{ist} ein. Mit dieser wird über eine Kennlinie, der sogenannten Regelkurve, ein Sollwert für den Ionisationsstrom I_{soll} berechnet. Die Differenz aus diesem Sollwert und dem aktuell gemessenen Ionisationsstrom I_{ist} ist der Eingang für einen PI-Regler, welcher einen Sollwert für die Schrittmotor Position des Gasventils $pos_{soll,Regler}$ ausgibt. Dieser Sollwert wird mit dem Sollwert der Vorsteuerung, welche über eine zweite Kennlinie (Stellkurve) anhand der aktuellen Lüfterdrehzahl ebenfalls eine Schrittmotorposition $pos_{soll,vor}$ berechnet, zu dem Signal pos_{soll} addiert. Der Sollwert für den Schrittmotor wird von diesem in eine aktuelle Position pos_{ist} umgesetzt. Aus dieser und der aktuellen Lüfterdrehzahl ergibt sich über die Flamme und den Brenner die thermische Leistung und die Luftzahl, welche wiederum den aktuellen Ionisationsstrom bestimmen.

Manche Varianten von modernen Gas-Brennwertgeräten verfügen über eine Luftmassenstromsensor. Dieser ändert jedoch nicht das grundsätzlich Regel-

konzept. Üblicherweise wird bei diesen Geräten bei dem in Abbildung 2.18 dargestellten Konzept nur die Lüfterdrehzahl durch den gemessenen Luftmassenstrom ersetzt. Die restliche Struktur der Regelung bleibt identisch. Durch den Luftmassenstromsensor werden die Geräte robuster gegenüber Druckschwankungen im Abgasweg. Diese können durch andere an denselben Kamin angeschlossene Gas-Brennwertgeräte, Wind oder Verschmutzung erzeugt werden.

Aktuelle Kalibrierverfahren

Die Messung des Ionisationsstroms bildet den Kern der Regelung von modernen Gas-Brennwertgeräten. In ihren elektrischen Gas-Luft Verbänden wird die Luftzahl allein anhand der Höhe des Ionisationsstroms geregelt. Daher muss immer sichergestellt werden, dass die Messung des Ionisationsstroms korrekt ist. Fehlerhafte Messungen müssen erkannt werden, da sich sonst gefährliche Zustände einstellen können, wie zum Beispiel eine Verbrennung mit einer unterstöchiometrischen Luftzahl, welche zu einem erhöhten Kohlenmonoxid Ausstoß führt. Kohlenmonoxid ist bereits ab 0,08 Vol % in der Luft gefährlich für den Menschen, da es sich an das Hämeisen im Blut bindet und dadurch den Sauerstofftransport blockiert [42]. Um die Messung des Ionisationsstroms zu überwachen und gegebenenfalls zu kalibrieren, haben sich verschiedene Methoden durchgesetzt, die größtenteils auf dem elektrischen Verhalten der Flammen in Abhängigkeit von der Luftzahl basieren.

In diesem Kapitel werden zuerst die Gründe aufgezeigt, warum eine regelmäßige Kalibrierung und Überwachung der Ionisationsstrommessung notwendig ist und anschließend werden die in modernen Gas-Brennwertgeräten eingesetzten Verfahren zur Kalibrierung und Überwachung vorgestellt. Diese sind jeweils durch Patente geschützt und unterscheiden sich zwischen den verschiedenen Herstellern von Gas-Brennwertgeräten.

3.1 Notwendigkeit der Kalibrierung

Der Hauptgrund für eine regelmäßige Kalibrierung der Ionisationsstrommessung ist die Elektrode. Sie besteht aus einer Sinterlegierung aus Eisen, Chrom und Aluminium mit dem Handelsnamen Kanthal APM. Diese Legierung zeichnet sich durch eine hohe Formstabilität bei hohen Temperaturen von bis zu 1425 °C und die Bildung einer passivierenden Aluminiumoxidschicht aus. Dadurch ist sie optimal für den Einsatz in heißen und korrosiven Einsatzgebieten wie dem Brennraum geeignet [53]. Ein Nachteil der Aluminiumoxidschicht ist ihre isolierende Wirkung, die den Ionisationsstrom schwächt. Die isolierende Wirkung der Aluminiumoxid-Schicht ist dabei stark von der Temperatur abhängig, wie in Tabelle 3.1 dargestellt ist.

Tabelle 3.1: Elektrischer Widerstand von Aluminiumoxid (Al_2O_3) in Abhängigkeit von der Temperatur [83]

Temperatur [°C]	25	100	300	500	700	1000
Widerstand [$\Omega\text{-cm}$]	10×10^{14}	2×10^{13}	1×10^{13}	$6,3 \times 10^{10}$	5×10^8	2×10^6

Durch die hohen Temperaturen der Elektrode wächst der Durchmesser der Oxidschicht mit jeder Betriebsstunde des Geräts. Dadurch nimmt der Ionisationsstrom mit steigendem Alter der Elektrode ab. Zusätzlich wird der Widerstand der Oxidschicht durch die Temperatur der Elektrode beeinflusst. Diese ist abhängig von dem aktuellen Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts. Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit haben gezeigt, dass die Temperatur der Elektrode je nach thermischer Belastung und Luftzahl zwischen 1050 °C und 550 °C beträgt (siehe Abbildung A.1 im Anhang). Neben der Elektrode besteht auch der Brenner aus einer Legierung mit Aluminium, die ebenfalls eine Oxidschicht bildet. Da die Temperatur des Brenners im Betrieb jedoch deutlich geringer als die Temperatur der Elektrode ist, ist die Bildung der Oxidschicht auf dem Brenner weniger stark ausgeprägt. Zusätzlich unterliegen der Brenner und die Elektrode weiteren Alterungsmechanismen, wie zum Beispiel Verschmutzung und Verformung. Dennoch ist der zusätzliche Widerstand durch das Wachstum der Oxidschicht der Haupteinfluss auf den Ionisationsstrom. Zur Veranschaulichung ist in Abbildung 3.1 ein vereinfachtes elektrisches Schaltbild mit den für die Messung des Ionisationsstroms entscheidenden Widerständen dargestellt. Neben den dargestellten Widerständen gibt es noch deutlich mehr Widerstände in der Messschaltung, jedoch spielen diese nur eine untergeordnete Rolle. Beide dargestellten Widerstände

sind nicht konstant und von verschiedenen Faktoren abhängig. Der Widerstand der Flamme wird primär durch die thermische Leistung, die Luftzahl und die angelegte elektrische Spannung beeinflusst. Störgrößen sind unterschiedliche Bauteiltoleranzen und die Umgebungsbedingungen wie Temperatur, Druck und Luftfeuchtigkeit. Im Bereich der Regelkurve beträgt der Widerstand 1,8 - 5,7 M Ω . Der Widerstand der Elektrode wird größtenteils durch die Temperatur der Elektrode und die Dicke der Oxidschicht bestimmt und liegt im Bereich der Regelkurve zwischen 8,4 k Ω und 1,5 M Ω .

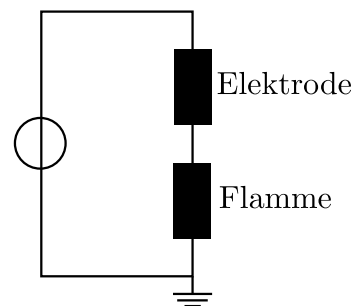


Abbildung 3.1: Vereinfachtes elektrisches Schaltbild der Messschaltung des Ionisationsstroms

Der Effekt eines erhöhten Widerstands der Elektrode auf die Verbrennungsregelung wird in Abbildung 3.2 dargestellt. Die durchgehende Linie zeigt den elektrischen Widerstand der Messschaltung mit einer neuen Elektrode in Abhängigkeit von der Luftzahl. Der Regler des Geräts regelt das Gasventil so, dass sich der Widerstand R_{soll} einstellt. Mit einer neuen Elektrode stellt sich dadurch die Luftzahl λ_{soll} ein. Mit steigender Lebensdauer der Elektrode wächst die Aluminiumoxidschicht auf der Elektrode. Diese resultiert in einem zusätzlichen Widerstand in der elektrischen Schaltung. Dieser wird in der Abbildung vereinfacht als ein additiver Widerstand dargestellt. Dadurch wird die Widerstandskurve in Abbildung 3.2 um den entsprechenden Widerstand nach oben verschoben. Die gestrichelte Linie zeigt diesen neuen Zusammenhang zwischen Widerstand und Luftzahl für eine gealterte Elektrode. Der Regler des Geräts erkennt den zusätzlichen Widerstand nicht und versucht weiterhin auf R_{soll} zu regeln. Da sich der Zusammenhang zwischen Widerstand und Luftzahl jedoch verschoben hat, stellt sich nicht mehr λ_{soll} , sondern die abweichende Luftzahl λ_{abw} ein. Das Gerät regelt dadurch auf eine niedrigere Luftzahl als die ursprüngliche gewünschte Luftzahl. Dadurch erhöhen sich die Schadstoffemissionen und bei einer zu großen Abweichung

kann ein sicherer Betrieb des Geräts nicht mehr gewährleistet werden.

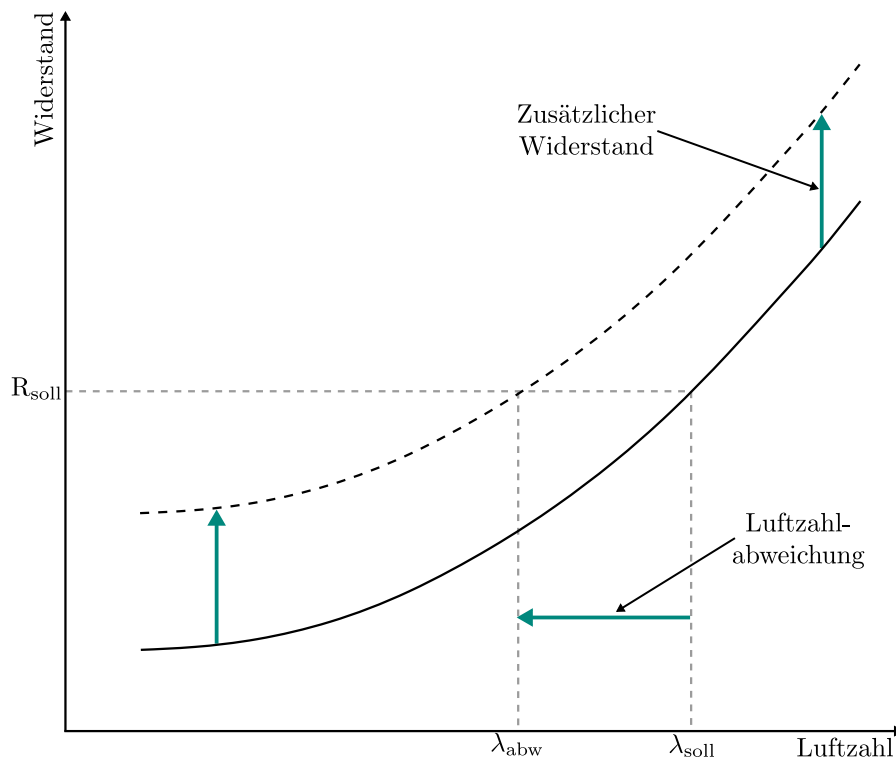


Abbildung 3.2: Zusammenhang von Widerstand und Luftzahl bei Alterung der Elektrode

3.2 Überprüfung der aktuellen Luftzahl

Neben der Alterung der Elektrode können weitere Einflussfaktoren das Verhältnis von Ionisationsstrom zu Luftzahl verändern, wodurch im Regelbetrieb eine korrekte Luftzahl nicht immer sichergestellt werden kann. Zum Beispiel führt ein verstopfter oder teilweise blockierter Kamin zu einer verringerten Luftzahl, da sich durch den verringerten Durchmesser im Kamin der Druckverlust im Abgasweg erhöht. Durch den erhöhten Druckverlust fördert der Lüfter des Geräts bei einer konstanten Drehzahl einen geringeren Luftmassenstrom. Verfügt das Gerät über keinen Luftmassenstromsensor kann dieser verringerte Luftmassenstrom nicht detektiert werden, daher kann die Regelung nicht auf die verringerte Luftmenge angepasst werden. Dadurch wird im Verhältnis zur realen Luftmenge eine zu große Menge Gas in den Brennraum geleitet. Das gleiche Prinzip gilt für einen sinkenden Druckverlust im Kamin. Dieser kann zum Beispiel entstehen, wenn der Wind ungünstig auf den Ka-

min steht und eine Sogwirkung erzeugt. Durch den geringeren Druckverlust fördert der Lüfter bei konstanter Drehzahl eine höhere Menge Luft, die in einer höheren Luftzahl resultiert.

Um die Sicherheit der Geräte zu gewährleisten wurden zusätzliche Funktionen entwickelt, die die aktuelle Luftzahl der Verbrennung überwachen sollen. Eine von ihnen ist die kurzzeitige Verringerung der Luftzahl bei gleichzeitiger Analyse des Verhaltens des Ionisationsstroms. Dieses Verfahren wird in den beiden Patenten DE10 2017 204 012 A1 [59] und DE10 2017 204 009 A1 [49] beschrieben.

Mit diesem Verfahren wird überprüft, ob die aktuelle Luftzahl ihrem Sollwert entspricht und den gewünschten Abstand zu einer Luftzahl von eins besitzt. Dieses Verfahren dient rein zur Überwachung der Luftzahl. Es wird nicht zur Kalibrierung der Ionisationsstrommessung verwendet. Dazu wird zuerst die normale Regelung im Heizbetrieb angehalten und die Position des Schrittmotors im Gasventil und die Lüfterdrehzahl fixiert. Anschließend wird das Gasventil um eine feste vorher parametrisierte Anzahl von Schritten geöffnet. Zeitgleich kann, falls notwendig, die Lüfterdrehzahl um einen festen Wert verringert werden. Durch das Öffnen des Gasventils erhöht sich der Gasvolumenstrom und die Luftzahl verringert sich. Eine mögliche Verringerung der Lüfterdrehzahl verstärkt diesen Effekt, da zusätzlich zum steigenden Gasvolumenstrom der Luftmassenstrom sinkt. Es wird dadurch eine höhere Abweichung der Luftzahl realisiert oder dieselbe Abweichung jedoch bei einer geringeren Öffnung des Gasventils. Dies kann zum Beispiel notwendig sein, wenn sich das Ventil bereits nahe an seiner maximalen Öffnungsposition befindet und deswegen nicht weiter geöffnet werden kann. Nach einer festgelegten Zeit werden das Gasventil und der Lüfter wieder auf ihre Ausgangsposition beziehungsweise Ausgangsdrehzahl gestellt und die Regelung des Geräts wird wieder freigegeben.

Durch die Veränderung von Gasventilposition und Lüfterdrehzahl wird die Luftzahl impulsartig verringert. Da der Ionisationsstrom negativ mit der Luftzahl zusammenhängt, zeigt dieser einen positiven Impuls. Der zeitliche Verlauf von Ionisationsstrom und Gasventilposition während der Durchführung des beschriebenen Verfahrens ist in Abbildung 3.3 dargestellt. Dieses Verfahren nutzt den in Abbildung 2.16 dargestellten Zusammenhang zwischen Luftzahl und Ionisationsstrom aus. Die Abbildung zeigt, dass der Ionisationsstrom bei einer Luftzahl von eins ein Maximum aufweist. Zusätzlich ist im mageren Bereich (Luftzahl > 1) die Steigung des Stroms abhängig von der Luftzahl. Je höher die Luftzahl wird, desto größer wird die Steigung der Kur-

ve. Dadurch ist die Höhe des entstehende Stromimpulses abhängig von der Luftzahl bei der das Verfahren gestartet wird. Wird bei einer hohen Luftzahl gestartet, entsteht ein größerer Stromimpuls als bei einer niedrigeren Luftzahl.

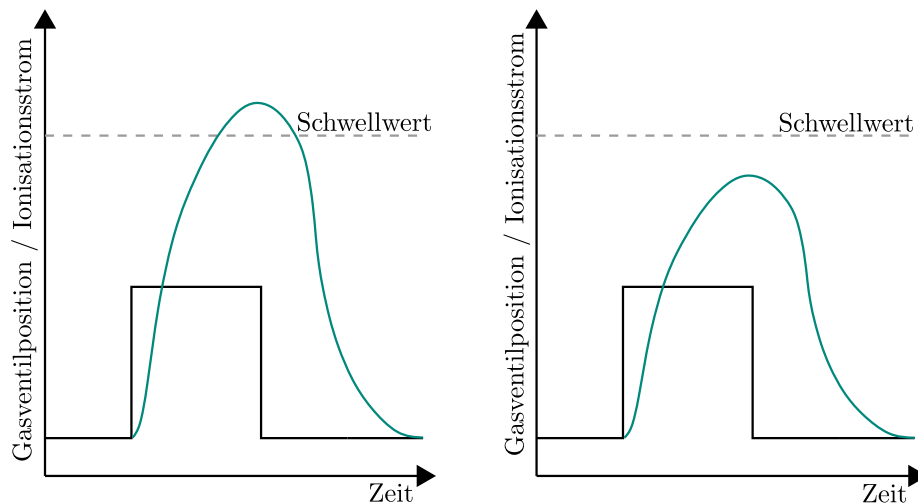


Abbildung 3.3: Verlauf von Gasventilposition (schwarz) und Ionisationsstrom (grün) für eine Verbrennung bei Soll-Luftzahl (links) und eine zu fette Verbrennung (rechts)

Abbildung 3.3 zeigt den Verlauf des Ionisationsstroms für eine festgelegte Anzahl von Gasventilschritten. Ist die aktuelle Luftzahl gleich der Zielluftzahl, wird durch die Öffnung des Gasventils der Ionisationsstrom soweit erhöht, dass der Schwellwert überschritten wird. Ist die aktuelle Luftzahl niedriger als der Sollwert, wird bei der gleichen Öffnung des Gasventils der Ionisationsstrom weniger stark erhöht und der Schwellwert nicht erreicht. Überschreitet das Strommaximum den Schwellwert, dann ist die aktuell eingeregelterte Luftzahl in Ordnung, wird dieser Schwellwert nicht erreicht, ist die Luftzahl zu niedrig und eine Fehlerreaktion muss eingeleitet werden. Das kann entweder eine Kalibrierung der Ionisationsstrommessung oder eine Abschaltung des Geräts sein. Über eine passende Parametrierung dieses Schwellwerts kann eingestellt werden, ab welcher Luftzahl diese Fehlerreaktion eingeleitet werden soll.

3.3 Maximalpunktverfahren

Die Funktion des Ionisationsstroms in Abhängigkeit von der Luftzahl besitzt für Kohlenwasserstoff-Flammen einen festen Hochpunkt bei einer Luftzahl nahe eins. Dies wurde sowohl unter experimentellen Bedingungen im Rahmen von Grundlagenforschungen [21] als auch in realen Gas-Brennwertgeräten [77] gemessen. Dieser Hochpunkt ergibt sich aus der Reaktionskinetik der Verbrennung und ist unabhängig vom Alterungszustand der Elektrode oder anderen Störfaktoren. Diese können allenfalls die absolute Höhe des Strommaximums verändern, nicht aber seine Position relativ zur Luftzahl. Dank dieser Eigenschaft gibt es immer einen Fixpunkt bei der Messung des Ionisationsstroms. Dieser kann für eine Kalibrierung genutzt werden.

Das hier im Folgenden beschriebene Verfahren bestimmt diesen Maximalpunkt, um von dort aus die Luftzahl am eigentlichen Arbeitspunkt zu überwachen. Das Verfahren wird im Wesentlichen in den beiden Patenten DE 10 2017 204 001 A1 [62] und DE 10 2017 204 003 A1 [58] der Firma Bosch beschrieben. Dabei beschreibt das erste Patent größtenteils die grundsätzliche Idee und den Ablauf des Kalibrierverfahrens. Das zweite Patent erweitert das erste Patent um weitere Informationen, zum Beispiel das Verhalten im Fehlerfall.

Die Messung des Strommaximums startet von einem normalen Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts. An diesem Arbeitspunkt wird die Lüfterdrehzahl fixiert und anschließend das Gasventil schrittweise geöffnet. Dadurch erhöht sich der Anteil von Gas im Gas-Luft Gemisch, wodurch die Luftzahl sinkt. Das Gasventil wird so weit geöffnet bis das Maximum des Ionisationsstroms bei einer Luftzahl nahe eins durchfahren wurde und der Ionisationsstrom wieder sinkt. Anschließend wird das Ventil wieder geschlossen bis es den normalen Arbeitspunkt des Geräts (den Startpunkt für die Kalibrierfahrt) erreicht. Dann ist die Messung abgeschlossen und die Geräterege lung wird wieder freigegeben. Die Veränderung der Gasventilposition hat dabei sowohl beim Öffnen als auch beim Schließen einen rampenförmigen Verlauf, wodurch sich eine Gasvolumenstromänderung in Form eines Dreiecksignals ergibt.

Eine weitere Möglichkeit das Signalmaximum der Ionisationsstrommessung zu erreichen ist, die Lüfterdrehzahl nicht zu fixieren, sondern zusätzlich zum Gasventil ebenfalls zu verändern. Dazu wird die Lüfterdrehzahl in die entgegengesetzte Richtung verändert. Das heißt beim Öffnen des Gasventils wird zusätzlich die Lüfterdrehzahl verringert. Dadurch kann das Strommaximum durch eine kleinere Gasventilöffnung erreicht werden. Dies kann zum Bei-

spiel notwendig sein, wenn bei hohen thermischen Leistungen die maximale Öffnungsweite des Ventils erreicht wird. Werden durch die Änderung der Volumenströme keine zwei Maxima im Ionisationsstrom erzeugt, erkennt das Gerät einen Fehler und regelt weiterhin auf den zu Beginn parametrisierten Sollwert oder auf einen alten Korrekturwert. Für den nächsten Kalibrierschritt wird dann die Änderung der Volumenströme vergrößert um in diesem Schritt zwei Maxima zu erzeugen. Kann auch mit erhöhten Volumenströmen kein Signal mit zwei Maxima erzeugt werden, schaltet das Gerät ab und gibt einen Fehler aus, da nicht mehr garantiert werden kann, dass eine sichere Verbrennung stattfindet.

Durch die dreiecksförmige Öffnung des Gasventils wird das Strommaximum zweimal erreicht, einmal beim Öffnen des Ventils und einmal beim Schließen. Dadurch ergibt sich ein Ionisationssignal mit einer Doppelmaxima Struktur. Der Verlauf des Ionisationsstroms ist in Abbildung 3.4 dargestellt.

Aus dem Signal können einige Parameter generiert werden. Dazu gehört zum einen die Gasventilposition und der Absolutwert des Strommaximums. Beide Werte werden aus dem Mittelwert der beiden gemessenen Strommaxima gebildet. Zum anderen können aus dem Signal einige Zeitkonstanten gewonnen werden, die eine Auskunft über den Arbeitspunkt des Geräts geben können. Dazu gehören zum Beispiel der zeitliche Abstand zwischen den beiden Maxima oder die Zeit vom Start der Messung bis zum Erreichen des ersten oder zweiten Maximums. Aus diesen zeitlichen Konstanten wird ein sogenannter „Brennerleistungsparameter“ berechnet. Anhand des Signalmaximums und dieses Brennerleistungsparameters wird dann anschließend ein Korrekturwert für die Ionisationsstrommessung berechnet. Dieser wird mit dem Sollwert für den Ionisationsstrom verrechnet und bildet damit einen neuen kalibrierten Sollwert für die Regelung.

Dieses Kalibrierverfahren hat den Vorteil, dass es auf einem festen chemischen Zusammenhang (dem Strommaximum bei einer Luftzahl nahe eins) basiert. Dadurch wird das Verfahren sehr robust und kann auch für verschiedene Leistungsgrößen und Ausführungsformen von Gas-Brennwertgeräten eingesetzt werden. Zusätzlich ist es technisch einfach umzusetzen, da die Erkennung eines Maximums und die anschließende Umrechnung auf einen Korrekturwert über eine Software einfach zu realisieren ist. Da das Strommaximum während dieses Verfahrens zweimal erreicht wird, ist die Erkennung des Maximums besonders zuverlässig. Gleichzeitig sind die Veränderungen des Gasvolumenstroms relativ zur technisch möglichen Änderung des Gasvolumenstroms des Geräts vergleichsweise klein.

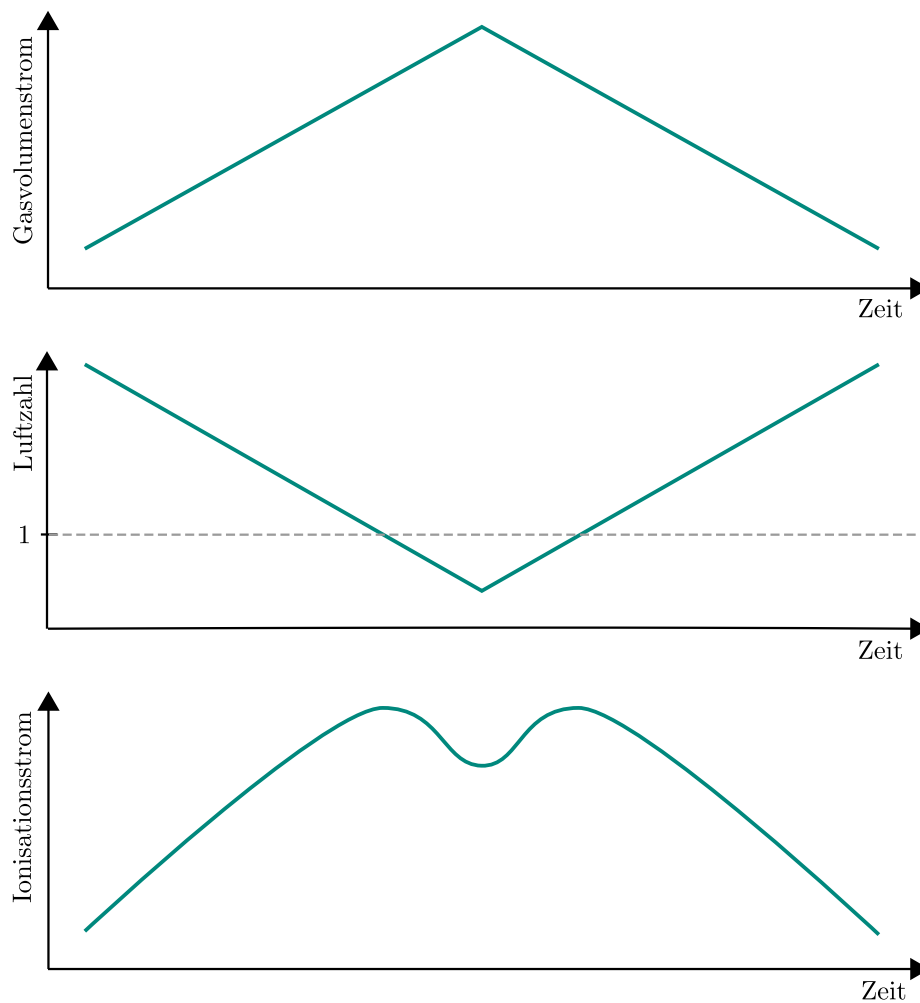


Abbildung 3.4: Signalverläufe bei der Messung zur Kalibrierung

Ein Nachteil dieses Verfahrens ist, dass ein mechanischer Aktor verstellt werden muss. Dadurch verändert sich die aktuelle Leistung des Geräts und während der Kalibrierung kann nicht auf geänderte Leistungsanforderungen reagiert werden. Zusätzlich sind bei einer Luftzahl von eins und kleiner die Emissionen des Gas-Brennwertgeräts deutlich größer als an seinem ursprünglichen Arbeitspunkt. Dadurch ist während der Kalibrierung der Schadstoffausstoß des Geräts stark erhöht. Dies ist schlecht für die Umwelt und es kann sein, dass die Richtlinien bezüglich der Emissionen von Gas-Brennwertgeräten dadurch verletzt werden.

3.4 Gradientenverfahren

Eine weitere Möglichkeit, die Messung des Ionisationsstroms zu kalibrieren, bietet eine Art von Gradientenverfahren. Bei diesem wird ausgenutzt, dass die Funktion des Ionisationsstroms über die Luftzahl keine konstante Steigung besitzt. Dies ist keine allgemeine Eigenschaft, die sich aus der Reaktionskinetik der Flammen herleiten lässt, jedoch können Brenner und Elektrode so entworfen werden, dass der Ionisationsstrom die gewünschten Eigenschaften aufweist. Das hier beschriebene Gradientenverfahren wurde von der Firma Siemens mit den beiden Patenten EP 2 466 204 B1 [65] und EP 3 045 816 B1 [93] geschützt. Es ist das Verfahren, was auch in Gas-Brennwertgeräten der Firma Vaillant eingesetzt wird.

Auch bei diesem Verfahren bildet ein normaler Arbeitspunkt des Geräts den Startpunkt für die Kalibriermessung. In diesem Fall wird das Gasventil an diesem Punkt festgehalten und die Lüfterdrehzahl wird verringert um den Anteil der Luft im Gas-Luft Gemisch zu verringern. Jedoch wird während der Kalibrierung keine Luftzahl kleiner als eins eingestellt, sondern eine, die mindestens größer als 1,05 ist. Normalerweise wird sogar nur eine Luftzahldifferenz zwischen Betriebs- und Testpunkt von kleiner als 0,06 eingestellt. Grundsätzlich wird bei diesem Verfahren zwischen dem Vergleichspunkt C und dem Testpunkt B unterschieden, diese bilden immer ein Paar und müssen bei der Entwicklung des Gas-Brennwertgeräts parametrieren werden. Der Vergleichspunkt C bildet dabei einen normalen Arbeitspunkt auf der Regelkurve des Gas-Brennwertgeräts. Der Testpunkt B ist der dazugehörige Messpunkt bei einem, um eine feste Lüfterdrehzahl verringerten Gas-Luft Verhältnis. Dabei ist die grundsätzliche Annahme dieses Verfahrens, dass der in Kapitel 3.1 beschriebene zusätzliche Widerstand, durch Alterung oder Ähnliches, für den Vergleichspunkt C und seinen Testpunkt B gleich ist. Diese Annahme kann getroffen werden, da der Luftzahlunterschied und damit der Temperaturunterschied zwischen beiden Punkten sehr gering ist.

Durch den zusätzlichen Widerstand und die Regelung auf den parametrieren Strom I_{C0} stellt sich am Vergleichspunkt C eine niedrigere Luftzahl als vorher parametrieren ein. Dadurch ändert sich auch der gemessene Strom am Testpunkt B, da dieser um eine nahezu konstante Luftzahl vom Punkt C verschoben ist. Durch die unterschiedlichen Steigungen der Funktion $I = f(\lambda)$ an den Punkt B und C ist die Änderung des Widerstands der Flamme am Punkt B kleiner als am Punkt C. Daher kann in Näherung der Flammenwiderstand am Punkt B als konstant angenommen werden. Dadurch kann der

korrigierte Ionisationsstrom-Sollwert I_{C1} mit den vorher parametrisierten Werten für B und C und dem aktuell gemessenen Wert für B über

$$\frac{1}{I_{C1}} = \frac{1}{I_{B1}} - \frac{1}{I_{B0}} + \frac{1}{I_{C0}} \quad (3.1)$$

berechnet werden. Durch die so berechnete Korrektur am Vergleichspunkt C verschiebt sich auch der Testpunkt B wieder näher in Richtung seines parametrisierten Sollwerts. Dadurch wird die Annahme, dass der zusätzliche Widerstand konstant ist, noch genauer. Durch weitere Korrekturen dieser Art ergibt sich durch

$$\frac{1}{I_{Ck}} = \frac{1}{I_{Bk}} - \frac{1}{I_{B0}} + \frac{1}{I_{C0}} \quad (3.2)$$

iterativ ein konstanter Korrekturwert, der den zusätzlichen Widerstand kompensiert. Stellt sich während der Entwicklung des Gas-Brennwertgeräts heraus, dass der zusätzliche Widerstand an den Punkten B und C nicht als gleich angenommen werden kann, zum Beispiel aufgrund der Geometrie des Brenners und der Elektrode oder aus anderen Gründen, kann die Formel zur Korrektur zu

$$\frac{1}{I_{Ck}} = K \cdot \left(\frac{1}{I_{Bk}} - \frac{1}{I_{B0}} \right) + \frac{1}{I_{C0}} \quad (3.3)$$

erweitert werden. Der Korrekturwert K ist dabei der Faktor zwischen den zusätzlichen Widerständen an den Punkten B und C. Über diesen Korrekturfaktor kann der Unterschied zwischen den beiden Widerständen ausgeglichen werden.

Zur Korrektur des Geräts über den kompletten Leistungsbereich werden entlang der Regelkurve mehrere solcher Paare von Vergleichs- und Testpunkt verteilt. Durch Bildung von korrigierten Sollwerten entlang der gesamten Regelkurve kann dadurch das Gerät über seinen kompletten Leistungsbereich kalibriert werden. Wird an einem Punktepaar über einen längeren Zeitraum keine Kalibrierung durchgeführt, weil zum Beispiel diese Leistung im normalen Gerätebetrieb nicht benötigt wird oder eine Kalibrierung mehrfach durch eine andere Wärmeanforderung (Beispiel: es wird heißes Wasser zum Duschen angefordert) unterbrochen wird, dann kann die Korrektur für diese Leistung über die korrigierten Nachbarpunkte entlang der Regelkurve übernommen werden. Dazu wird der Wert für $I_{Bk\uparrow}$ mithilfe des Nachbarpunkts über

$$\frac{1}{I_{Bk\uparrow}} = \frac{1}{I_{NachbarBk}} - \frac{1}{I_{NachbarB0}} + \frac{1}{I_{B0}} \quad (3.4)$$

berechnet. Diese Abschätzung der Korrektur basiert auf der Annahme, dass sich der Effekt der Alterung an benachbarten Testpunkten ähnlich auswirkt und diese deswegen ähnlich korrigiert werden müssen. Jedoch ist die Genauigkeit dieser Annahme von Gerät zu Gerät und Testpunkt zu Testpunkt unterschiedlich. Daher sollte jeder Testpunkt möglichst direkt kalibriert werden. Um die Abschätzung der Korrektur über die Nachbarpunkte etwas abzuschwächen und deren Robustheit zu erhöhen, kann der Korrekturwert $I_{Bk'}$ über

$$I_{Bk'} = I_{B(k-1)} \cdot e + I_{Bk\uparrow} \cdot (1 - e) \quad (3.5)$$

mit einem alten Korrekturwert und dem geschätzten Korrekturwert $I_{Bk\uparrow}$ verrechnet werden. Über die Filterkonstante e kann die Gewichtung der Abschätzung und des alten Korrekturwerts gesteuert werden. Neben dieser Nachbarschaftskorrektur werden im Patent EP 3 045 816 B1 [93] noch weitere Verfahren zur Verrechnung der Korrekturwerte beschrieben, welche jedoch alle das gleiche grundsätzliche Messprinzip über den Gradienten des Ionisationsstroms als Basis haben.

Das in diesem Kapitel beschriebene Verfahren nutzt die Steigung des Ionisationsstroms in Abhängigkeit von der Luftzahl aus, um die Abweichung in der Luftzahl durch den zusätzlichen elektrischen Widerstand zu korrigieren. Der große Vorteil dieses Verfahrens ist, dass dadurch die Luftzahl nicht bis auf eins und darunter reduziert werden muss, sondern die Veränderung der Luftzahl während eines Kalibrierschritts deutlich geringer ist, als bei den auf dem Maximum des Ionisationsstrom basierenden Verfahren. Dadurch ist der Ausstoß von Schadstoffen während der Kalibrierung deutlich geringer und die Gasventilposition beziehungsweise Lüfterdrehzahl muss weniger stark verändert werden.

Der Vorteil dieses Verfahrens ist auch gleichzeitig sein größter Nachteil, denn es ist durch die Verbrennungsschemie nicht garantiert, dass die Funktion $I = f(\lambda)$ an Testpunkt B und Vergleichspunkt C verschiedene Steigungen aufweist. Diese Eigenschaft ergibt sich nicht aus dem zugrundeliegenden Mechanismus (wie zum Beispiel das Strommaximum bei einer Luftzahl nahe eins), sondern sie ist das Ergebnis des Designs des Gas-Brennwertgeräts. Die Geometrie von Elektrode und Brenner müssen so entwickelt werden, dass die Funktion die entsprechend notwendige Krümmung aufweist. Aufgrund

der Komplexität des Systems gibt es dafür jedoch keine Richtlinien, nach denen Brenner und Elektrode designt werden können. Das führt dazu, dass verschiedene Kombinationen von Brennern und Elektroden in aufwändigen Versuchsreihen getestet werden müssen um eine Kombination mit der passenden Krümmung zu finden. Bei dieser Entwicklungsarbeit kann zusätzlich ein Zielkonflikt zwischen der passenden Krümmung des Ionisationsstroms und anderen Faktoren wie Emissionen, Toleranzen oder Haltbarkeit der Elektrode entstehen, wodurch die Entwicklung des Gas-Brennwertgeräts verkompliziert werden kann. Ein zweiter Nachteil dieses Verfahrens ist derselbe wie bei den anderen Kalibrierverfahren, auch in diesem Fall muss ein Aktor des Gas-Brennwertgeräts (in diesem Fall der Lüfter) verändert werden. Dadurch ist es während der Kalibrierung nicht möglich auf spontane Änderungsanforderungen der Leistung zu reagieren oder die Kalibrierung muss in solchen Fällen abgebrochen werden. Dadurch wird entweder der Heizkomfort eingeschränkt oder die Genauigkeit der Verbrennungsregelung. Beides sollte verhindert werden.

Neues Verfahren zur Kalibrierung

Die im vorherigen Kapitel beschriebenen Verfahren zur Kalibrierung haben ihre Nachteile und die Anforderungen an Gas-Brennwertgeräte hinsichtlich von Emission und Leistungsbereich werden durch die Gesetzgebung und den Kunden regelmäßig verschärft. Daher wird stetig nach neuen Möglichkeiten der Kalibrierung der Messung des Ionisationsstroms gesucht. In diesem Kapitel wird das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Kalibrierkonzept auf Basis einer Änderung der elektrischen Spannung vorgestellt. Dieses neue Verfahren ist über das europäische Patent EP 3 825 610 A1 [92] veröffentlicht und abgesichert. Die grundsätzliche Idee des Verfahrens ist, statt den Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts, die elektrische Spannung an der Elektrode zu verändern.

4.1 Grundidee

Die in Kapitel 3 vorgestellten Kalibrierverfahren betrachten nur den Zusammenhang zwischen Leistung, Luftzahl und Ionisationsstrom beziehungsweise Flammenwiderstand. Sie nutzen markante Punkte und Nichtlinearitäten, um die Alterung der Elektrode zu erkennen und die Luftzahl der Verbrennung zu korrigieren. Daher muss bei diesen Verfahren der aktuelle Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts verändert werden. Bei allen diesen Verfahren wird die elektrische Spannung an der Ionisationselektrode konstant gehalten. Da sich die Ionisationselektrode jedoch analog zu einer Langmuir-Sonde verhält, hat auch die angelegte elektrische Spannung einen Einfluss auf den Widerstand

der Flamme und damit auf den gemessenen Ionisationsstrom. In Abbildung 4.1 ist dieser Zusammenhang beispielhaft dargestellt. Sie zeigt den gemessenen elektrischen Widerstand der Flamme in einem Gas-Brennwertgerät in Abhängigkeit von der angelegten elektrischen Spannung. Die verschiedenen Kurven stehen jeweils für unterschiedliche Luftzahlen bei einer konstanten Lüfterdrehzahl. Diese Kurven zeigen, dass der Widerstand der Flamme mit steigender elektrischer Spannung zunimmt, die Höhe des Anstiegs jedoch abhängig von der aktuellen Luftzahl ist. Während für niedrige Luftzahlen der Widerstand ab einer gewissen Spannung nahezu konstant ist, steigt dieser für höhere Luftzahlen näherungsweise linear mit der Spannung an.

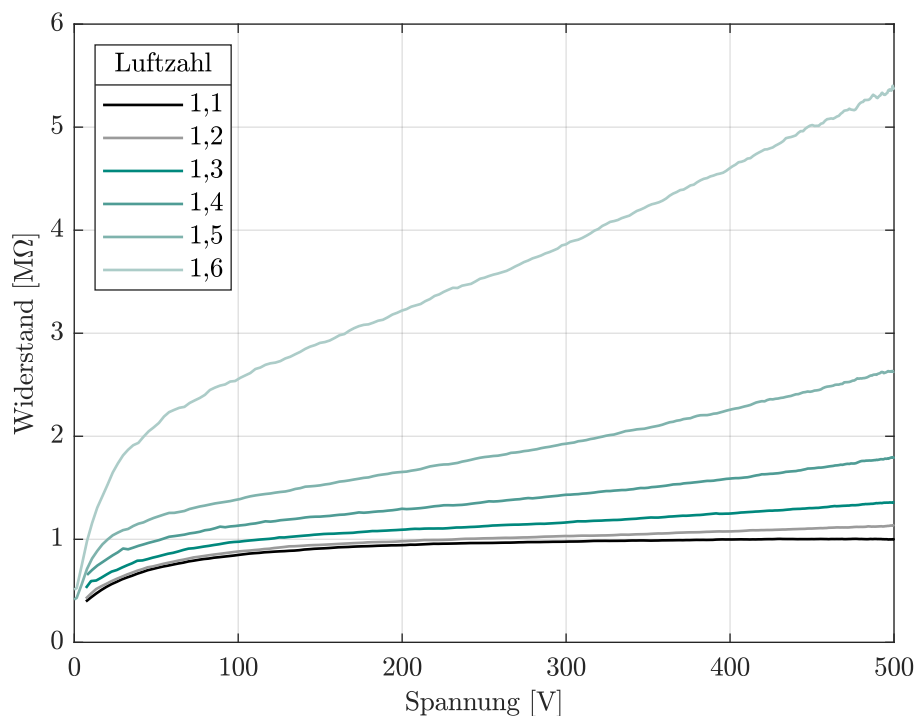


Abbildung 4.1: Widerstand der Flamme in Abhängigkeit von der elektrischen Spannung und der Luftzahl

Die Abbildung zeigt, dass das elektrische Verhalten der Flamme stark abhängig von der Luftzahl ist. Der Grund dafür ist zum einem die unterschiedlichen elementaren Reaktionsgleichungen, die bei verschiedenen Luftzahlen ablaufen und dadurch verschiedene Mengen von geladenen Spezies erzeugen und zum anderen die Dichte der geladenen Teilchen. Diese nimmt mit höherer Luftzahl ab, da sich die Menge an Luft im Vergleich zum Gas erhöht.

Die Abbildung zeigt, dass das elektrische Verhalten der Flamme stark abhängig von der Luftzahl ist. Ein möglicher Grund für dieses Verhalten ist die Dichte der freien Ladungsträger. Durch die angelegte elektrische Span-

nung bildet sich um die Elektrode eine Art Einfangbereich, in dem die freien Elektronen zur Elektrode hingezogen werden. Die Größe dieses Einfangbereichs wird entsprechend zur Debye-Länge durch die Dichte der Ionen und Elektronen festgelegt. Je größer die Dichte der freien Ladungsträger ist, desto besser wird die Elektrode abgeschirmt und desto kleiner ist der Einfangbereich für die Elektronen. Durch die Erhöhung der elektrischen Spannung wird der Einfangbereich vergrößert, da ein größeres Potential abgeschirmt werden muss. Dieser Effekt ist durch die geringere Dichte bei höheren Luftzahlen stärker ausgeprägt als bei niedrigeren Luftzahlen. Neben den freien Ladungsträgern befinden sich in der Flamme eine Vielzahl von ungeladenen Teilchen (zum Beispiel der an der Reaktion größtenteils unbeteiligte Stickstoff). Die von der Elektrode angezogenen Elektronen treffen bei ihrem Weg zur Elektrode auf diese neutralen Teilchen und stoßen mit ihnen zusammen. Dies ist ein Grund für den elektrischen Widerstand der Flamme. Da der Einfangbereich bei niedrigeren Luftzahlen kleiner ist, ist der Weg für die Elektronen kürzer und sie erfahren weniger Stöße. Dadurch ist der Widerstand der Flamme insgesamt geringer. Zusätzlich ist das Wachstum des Einfangbereichs bei niedriger Spannung gering, wodurch sich der Weg der Elektronen und damit der elektrische Widerstand ebenfalls nur gering vergrößert. Steigt die Luftzahl, vergrößert sich der Einfangbereich und dessen Wachstum mit der elektrischen Spannung, wodurch sich der insgesamt größere Widerstand und das Verhalten mit steigender Spannung erklären lässt.

Diese Unterschiede im elektrischen Verhalten der Flamme in Abhängigkeit von der Luftzahl können genutzt werden, um die Luftzahl eindeutig und unabhängig von einem zusätzlichen Widerstand zu bestimmen. Dadurch kann über diesen Zusammenhang einer neuer Kalibrieralgorithmus entworfen werden. Dieser wird im weiteren Verlauf der Arbeit VADA (Voltage Automatic Drift Adaption) genannt. Der Name ist in Anlehnung an den aktuellen Kalibrieralgorithmus ADA (Automatic Drift Adaption) entstanden.

4.2 Funktionsweise

Das neue Kalibrierverfahren VADA basiert auf einer Messung mit verschiedenen elektrischen Spannungen. Dazu ist in Abbildung 4.2 der Zusammenhang von elektrischer Spannung und Flammenwiderstand dargestellt. Die durchgehende Linie zeigt das Verhalten des Widerstands einer neuen Elektrode und die gestrichelte Linie das einer gealterten Elektrode. Die durchgehende Linie zeigt das elektrische Verhalten der Flamme bei der Luftzahl λ_{soll} , die

gestrichelte Linie das Verhalten bei der niedrigeren Luftzahl λ_{abw} , welche mit einem zusätzlichen Widerstand der Oxidschicht durch den Regler eingeregelt wird. Das Gerät wird im Regelbetrieb mit der elektrischen Spannung V_{soll} betrieben. Bei der Kalibrierung wird die Spannung auf den niedrigeren Wert V_{test} eingestellt und der Widerstand der Flamme wird gemessen. Währenddessen wird die Regelung des Geräts am Arbeitspunkt fixiert. Durch die Kalibrierung kann eine Widerstandsdifferenz zwischen R_{soll} und $R_{test,abw}$ beziehungsweise $R_{test,soll}$ bestimmt werden. Wie die Abbildung zeigt, ist die Widerstandsdifferenz ΔR_{abw} für eine kleinere Luftzahl λ_{abw} kleiner als die Widerstandsdifferenz ΔR_{soll} bei dem eigentlichen Sollwert für die Luftzahl λ_{soll} . Für eine Luftzahlabweichung zu höheren Luftzahlen zeigt sich entsprechend eine größere Widerstandsdifferenz.

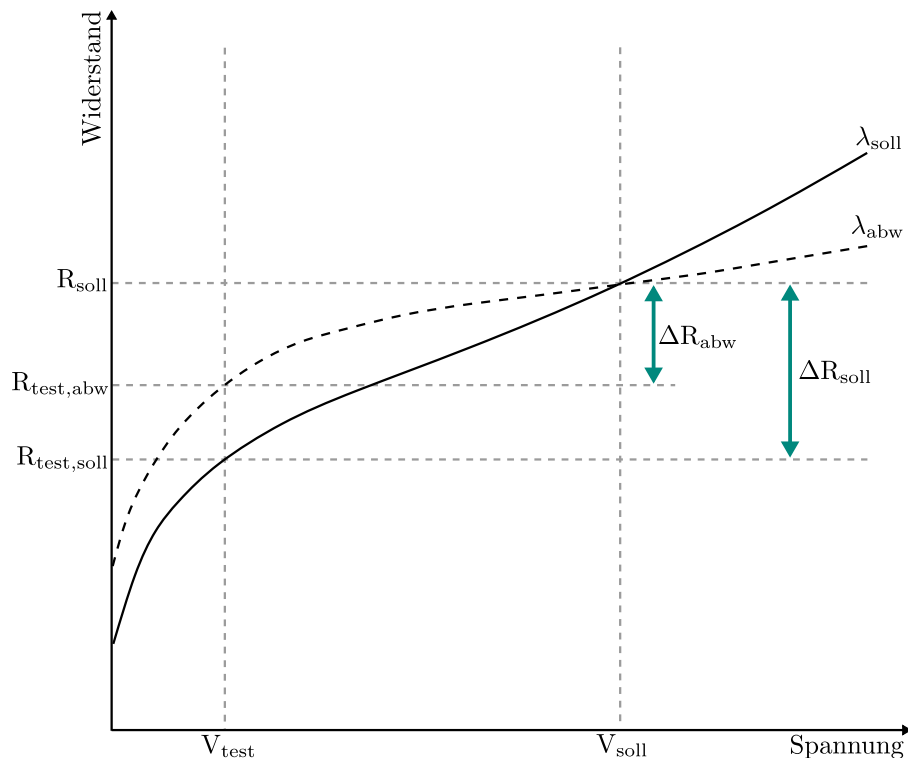


Abbildung 4.2: Zusammenhang von elektrischer Spannung und Widerstand bei Alterung der Elektrode

Der zusätzliche Widerstand durch die größere Oxidschicht ist unabhängig von der Spannung und gilt sowohl für die Sollspannung als auch für die Testspannung. Dadurch ist die berechnete Widerstandsdifferenz zwischen den beiden elektrischen Spannungen unabhängig von dem zusätzlichen Widerstand der Oxidschicht und kann für eine Kalibrierung des Sollwerts der Rege-

lung genutzt werden. Für einen besseren Eindruck über die Größenordnung der Widerstände der Flamme sind diese in Tabelle 4.1 für verschiedene Luftzahlen bei einer Leistung von 15 kW dargestellt. In diesem Fall wurde R_{soll} bei 400 V gemessen und R_{test} bei 100 V.

Tabelle 4.1: Beispielwerte für R_{soll} , R_{test} und ΔR des Laborprototypen bei 15 kW

Luftzahl	R_{soll} [M Ω]	R_{test} [M Ω]	ΔR [M Ω]
1,1	1,93	1,87	0,06
1,2	2,13	2,05	0,08
1,3	2,46	2,34	0,12
1,4	3,00	2,79	0,21
1,5	4,14	3,64	0,50
1,6	6,72	5,32	1,40

Die gemessenen Werte in der Tabelle stützen das in Abbildung 4.1 gezeigte Verhalten des Widerstands. Die Widerstandsdifferenz zwischen Soll- und Testwert steigt mit steigender Luftzahl monoton an. Weitere Messungen an verschiedenen Arbeitspunkten haben dieses Verhalten über den kompletten Arbeitsbereich des Geräts bestätigt. Dadurch wird es möglich, einen direkten und eindeutigen Zusammenhang zwischen Luftzahl und Widerstandsdifferenz herzustellen und diesen als Eingang für einen Regler zu verwenden.

4.3 Kalibrierkonzept

Mit dem neuen, auf der elektrischen Spannung basierenden Kalibrierverfahren, kann die aktuelle Luftzahl der im Gas-Brennwertgerät stattfindenden Verbrennung unabhängig von der Alterung der Elektrode geprüft werden. Damit diese Messung zur dauerhaften Kalibrierung des Gerätes genutzt werden kann, wird sie in den Regelkreis der Verbrennungsregelung eingebunden. In Abbildung 4.3 ist der Regelkreis eines Gas-Brennwertgeräts mit dem neuen Algorithmus dargestellt.

Wird das Thermostat eines Heizkörpers oder ein Wasserhahn für warmes Wasser geöffnet, wird der Heizungs- beziehungsweise Temperaturregler des Gas-Brennwertgeräts aktiviert. Dieser regelt die benötigte thermische Leistung zur Bereitstellung der gewünschten Wassertemperatur. Die Anforderung für die thermische Leistung wird an den Regelkreis für die Verbrennung übergeben und von diesem über eine Kennlinie in einen Sollwert für die Lüfterdrehzahl übersetzt. Aus der aktuellen Lüfterdrehzahl wird über die

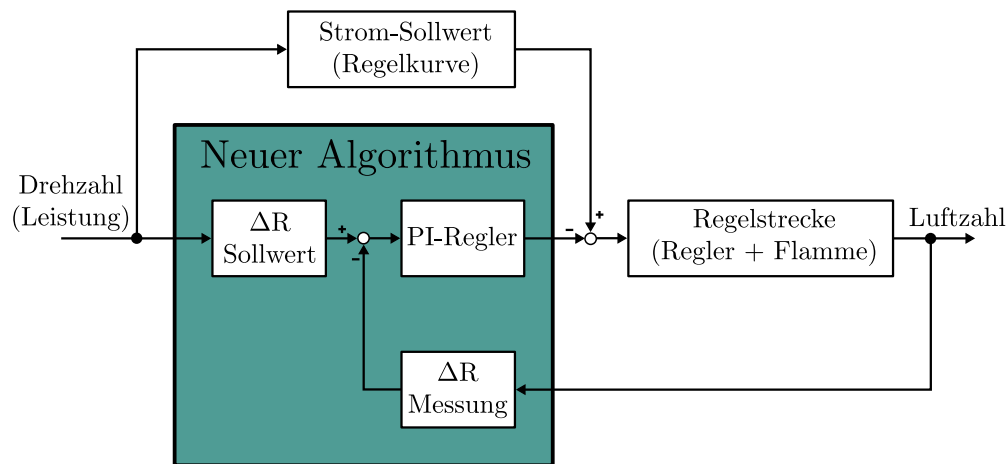


Abbildung 4.3: Regelkreis mit dem neuen Kalibrieralgorithmus

sogenannte Regelkurve ein Sollwert für den Ionisationsstrom berechnet. Dieser Sollwert ist die Führungsgröße für den Regler. Die Gasventilposition wird anhand der Differenz zwischen gemessenem Ionisationsstrom und dem Sollwert für den Ionisationsstrom geregelt. Durch die Position des Gasventils und die Drehzahl des Lüfters beziehungsweise die daraus resultierenden Gas- und Luftströme stellt sich in der Flamme eine spezifische Luftzahl ein. Ist die Ionisationselektrode neu entspricht die eingestellte Luftzahl der Luftzahl, für welche das Gerät parametrisiert wurde. Durch die langsam wachsende Oxidschicht während des Gerätebetriebs verringert sich mit steigender Zahl Betriebsstunden, wie im vorherigen Kapitel beschrieben, die Luftzahl.

Der neue Algorithmus misst über eine Umstellung der elektrischen Spannung eine Widerstandsdifferenz. Dazu wird zuerst die Position des Gasventils fixiert. Anschließend wird der fließende Strom bei der Sollspannung und danach der fließende Strom bei der Testspannung gemessen. Aus den beiden gemessenen Strömen und den elektrischen Spannungen wird dann eine Widerstandsdifferenz berechnet. Die gemessene Widerstandsdifferenz wird von einer Soll-Widerstandsdifferenz subtrahiert, um die Höhe der Abweichung von der gewünschten Luftzahl zu bestimmen. Die Soll-Widerstandsdifferenz wird, analog zum Soll-Ionisationsstrom, aus der aktuellen Lüfterdrehzahl über eine Kennlinie bestimmt. Ein PI-Regler bestimmt aus der Abweichung der Widerstandsdifferenz eine Korrektur für den Soll-Ionisationsstrom, die dann von diesem abgezogen wird. Dadurch regelt das Gerät auf einen niedrigeren

Ionisationsstrom und damit eine höhere Luftzahl, wodurch die Alterung der Elektrode ausgeglichen wird.

Diese Kalibrierung wird in regelmäßigen Abständen wiederholt, um die kontinuierlich voranschreitende Alterung der Elektrode dauerhaft zu kompensieren. Der PI-Regler stellt sicher, dass es zu keiner Überkompensation der Alterung kommt und das System stabil ist. Zusätzlich zum Wachstum der Oxidschicht kann es im Betrieb vorkommen, dass Teile der Oxidschicht abplatzen oder dass bei der Wartung die Oxidschicht beschädigt wird. In diesen Fällen wird durch die plötzlich wieder verringerte Oxidschicht eine höhere Luftzahl als gewünscht eingeregelt. Das kann durch den Regler und die Widerstandsdifferenzmessung ebenfalls kompensiert werden.

4.4 Einbindung in einen Prototypen

Nach der theoretischen Erarbeitung des Regel- und Kalibrierkonzepts wurde ein Prototyp aufgebaut, um das neue Verfahren an einem echten Gas-Brennwertgerät testen zu können. Dazu wurde die Platine eines Seriengeräts modifiziert. Der Transformator, der die elektrische Spannung an der Elektrode liefert, wurde durch einen stärkeren Transformator für höhere Spannungen ersetzt. Zusätzlich wurde die Spannungsregelung so modifiziert, dass zwei verschiedene Spannungen (in der theoretischen Herleitung V_{soll} und V_{test}) an die Elektrode angelegt werden können. In dem so aufgebauten Prototypen können 400 V und 100 V an die Elektrode angelegt werden. Die Umschaltung erfolgt über eine Relais, welches über den Prozessor angesteuert werden kann. Um eine gealterte Elektrode zu simulieren wird zwischen die Platine und die Ionisationselektrode ein zusätzlicher Widerstand in Form eines Potentiometers eingebracht. Dadurch kann der zusätzliche Widerstand frei eingestellt werden um verschiedene Alterungszustände zu simulieren. Eines der ersten Ergebnisse der neuen Kalibrierung ist in Abbildung 4.4 dargestellt. Sie zeigt die Luftzahl, die durch die Geräterege lung nach der entsprechenden Iteration der Kalibrierung eingeregelt wird. Diese Messung wurde bei einer thermischen Leistung des Geräts von 24 kW durchgeführt, dabei wurde ein zusätzlicher Widerstand von 200 k Ω mit dem Potentiometer in die Messschaltung eingebracht.

Durch den zusätzlichen Widerstand regelt der Regler anhand des Ionisationsstroms vor der Kalibrierung auf eine zu niedrige Luftzahl von 1,2 (In Abbildung 4.4 mit einem roten Kreuz auf der Y-Achse markiert.). Hat das Gerät seinen stationären Arbeitspunkt erreicht, wird der neue Kalibrieralgorithmus

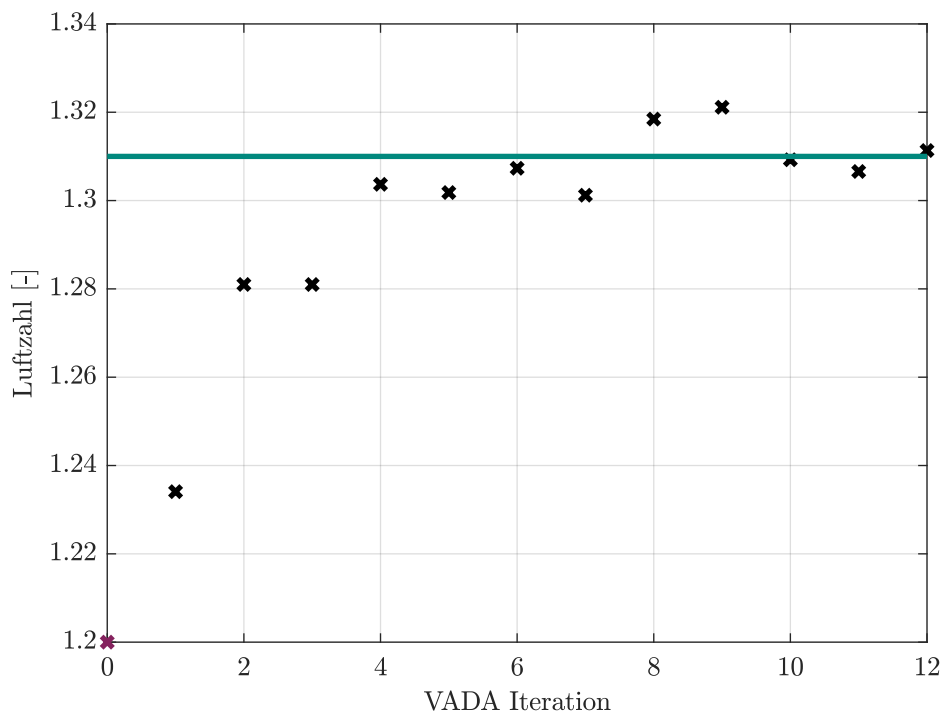


Abbildung 4.4: Luftzahl nach dem jeweiligen Kalibrierschritt mit VADA

durchgeföhrt und ein neuer Sollwert für den Ionisationsstrom für den Regler berechnet. Dieser regelt dadurch auf einen niedrigeren Ionisationsstrom und damit auf eine höhere Luftzahl. Wie der Abbildung 4.4 zu entnehmen ist, kann der Einfluss des zusätzlichen Widerstands bereits nach vier Kalibrierschritten nahezu vollständig korrigiert werden. Mit weiteren Kalibrierschritten pendelt sich die Luftzahl zwischen 1,3 und 1,32 ein. Dies entspricht ziemlich genau dem ursprünglichen Sollwert der Luftzahl ohne zusätzlichen Widerstand von 1,31. Diese ist in der Abbildung durch eine grüne Linie dargestellt. Die kleine Abweichung von 0,01 in der Luftzahl in den weiteren Iterationen der Kalibrierung entstehen durch die Messstreuung der Messung des Ionisationsstroms. Die Abbildung zeigt, dass die grundsätzliche Idee der Kalibrierung auch an einem echten Prototypen in einem Labor funktioniert. Dieser erste Funktionsnachweis ist ein wichtiger Schritt im Entwicklungsprozess von neuen Funktionen.

4.5 Einordnung in die vorhandenen Verfahren

In diesem Kapitel werden die Vor- und Nachteile des neuen Kalibrierverfahrens VADA im Vergleich zu den aktuell verwendeten Kalibrierverfahren auf

Basis des Strommaximums oder des Stromgradienten dargestellt. Dazu sind in Tabelle 4.2 die Vor- und Nachteile der in Kapitel 3 vorgestellten und aktuell genutzten Verfahren zusammenfassend dargestellt.

Tabelle 4.2: Vor- und Nachteil der Kalibrierung über ein Strommaximum oder den Stromgradienten

	Maximalpunktverfahren	Gradientenverfahren
Vorteile	feste chemische Basis robust und einfach	geringe Emissionen geringe Luftzahländerung
Nachteile	hohe Luftzahländerung hohe Emissionen Veränderung des Arbeitspunkts	Krümmung erforderlich Konvergenzverhalten abhängig von Krümmung Veränderung des Arbeitspunkts

VADA kombiniert die Vorteile von beiden Kalibrierverfahren und erweitert diese sogar. Der in Abbildung 4.2 dargestellte Zusammenhang ist, so wie das Strommaximum bei einer Luftzahl von eins, allgemeingültig und ergibt sich aus den grundsätzlichen Eigenschaften eines Plasmas. Dadurch muss das Design von Elektrode und Brenner nicht extra für das Kalibrierverfahren entwickelt werden, sondern kann im Hinblick auf andere Entwicklungsziele optimiert werden. VADA muss nach Fertigstellung der Hardware nur passend parametrisiert werden. Da VADA das Verhalten des Ionisationsstroms in Abhängigkeit von der angelegten elektrischen Spannung ausnutzt, ist es für die Kalibrierung nicht notwendig, den Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts zu verändern. So müssen weder die Gasventilposition noch die Lüfterdrehzahl verändert werden und die Luftzahl wird konstant gehalten. Dadurch werden während der Kalibrierung keine zusätzlichen Emissionen erzeugt und eine Umschaltung zwischen Kalibrierung und normaler Regelung kann schneller erfolgen, da nicht die mechanischen Totzeiten im System berücksichtigt werden müssen. Zu diesen Totzeiten gehört zum Beispiel die Geschwindigkeit mit der der Lüfter seine Drehzahl ändern kann oder wie lange es dauert, bis nach einer Veränderung der Gasventilposition die geänderte Menge Gas konstant an der Flamme ankommt. Für VADA muss lediglich die elektrische Spannung an der Elektrode über ein Relais umgeschaltet werden. Messungen aus Kapitel 6.4 zeigen, dass bereits zwei Sekunden für einen Kalibrierschritt ausreichen. Dadurch sinkt auch der Einfluss der Kalibrierung auf die Regelung, je kürzer der Ablauf eines Kalibrierschritts ist, desto einfacher wird

es diesen in den normalen Betrieb des Gas-Brennwertgeräts einzubauen. Ein weiterer Vorteil von VADA gegenüber den bereits etablierten Kalibrierverfahren.

Ein Nachteil von VADA ist die erforderliche hohe elektrische Spannung, die benötigt wird um einen signifikanten Unterschied zwischen Test- und Sollwiderstand zu erzeugen. Dadurch wird es notwendig, die elektrische Schaltung der Ionisationsstrommessung anzupassen, was mit hohen Entwicklungs- und Absicherungsaufwänden verbunden ist. Es ist nicht möglich das neue Verfahren ohne Änderungen an der Hardware einzuführen. Zusätzlich können durch die höhere Spannung neue Anforderungen an die Isolierung der Kabel oder die Abstände zwischen den Leiterbahnen auf der Platine entstehen.

Weitere Nachteile von VADA können während der Entwicklung der Funktion noch auftreten. Grundsätzlich gehören neben der Entwicklung des Grundprinzips viele weitere Aufgaben und Untersuchungen zur vollständigen Entwicklung einer Funktion. Dadurch, dass VADA eine komplett neue Funktionalität ist, können im Verlauf der Entwicklung bisher unbekannte Probleme auftreten, die die Entwicklung behindern oder im schlimmsten Fall sogar komplett stoppen können. In Kapitel 6.4 werden verschiedene Messungen vorgestellt, die durchgeführt wurden um ein solches Risiko für die Serienentwicklung zu minimieren. Es ist nicht möglich, im Rahmen dieser Arbeit alle nötigen Entwicklungsschritte einer Serienentwicklung abzudecken. Dadurch wird immer ein Restrisiko bei der weiteren Entwicklung der Funktion bleiben.

Modellierung des Systems

Um die Vorteile der modellbasierten Funktionsentwicklung voll ausnutzen zu können sind Simulationsmodelle des zu entwickelnden Systems notwendig. Der Ionisationsstrom mit welchem die Gas-Brennwertgeräte geregelt werden eignet sich nicht gut zur Modellierung mit White-Box Modellansätzen. Der Zusammenhang zwischen dem Ionisationsstrom, thermischer Leistung und Luftzahl und damit verbunden Lüfterdrehzahl und Gasventilstellung ist hochkomplex und nichtlinear. Zwar gibt es bereits Ansätze für Modelle, die den Ionisationsstrom anhand der chemischen Kinetik in den Flammen simulieren, wie zum Beispiel von [87] und [101]. Jedoch sind diese Modelle eindimensional und deswegen nicht dafür geeignet, die Verbrennung innerhalb eines Gas-Brennwertgeräts möglichst realitätsnah abzubilden. Bei den untersuchten Gas-Brennwertgeräten ist der Brenner ein Zylinder und die Elektrode ein runder Draht. Dadurch ist eine rein eindimensionale Betrachtung der Flamme nicht möglich. Bei einem dreidimensionalen Ansatz würde sich die Komplexität eines White-Box Modells um ein Vielfaches erhöhen. Zusätzlich ist bereits die Simulationszeit von statischen Arbeitspunkten mit eindimensionalen Modellen auf Basis der Verbrennungsschemie sehr hoch. Die Modelle sollen zu einer Simulation des geschlossenen Regelkreises genutzt werden, dazu muss in jedem Simulationsschritt der Ionisationsstrom neu berechnet werden, wodurch die Simulationszeit mit den genannten White-Box Modellen viel zu hoch werden würde.

Aus diesem Grund werden in diesem Kapitel zwei neue Ansätze zur Systemidentifikation des Ionisationssystems vorgestellt. Da die chemischen und phy-

sikalischen Zusammenhänge zur Bildung des Ionisationsstroms sehr komplex sind, wird dabei auf zwei verschiedene Ansätze von Black-Box Modellen zurückgegriffen: Hammerstein Modelle und rekurrente neuronale Netze. Das ist möglich, da es für die Entwicklung von VADA nicht notwendig ist, die genauen Vorgänge innerhalb der Flamme abzubilden. Es reicht aus, wenn das Modell den Ionisationsstrom mit ausreichender Genauigkeit nachbildet. Wie der Ionisationsstrom nachgebildet wird spielt dabei keine Rolle. Die beiden Modellstrukturen werden anhand von Messdaten angelernt und erfordern aufgrund ihrer einfacheren Struktur deutlich weniger Simulationszeit als White-Box Modelle.

5.1 Hammerstein Modelle

Hammerstein Modelle nutzen eine statische Nichtlinearität und eine dynamische lineare Übertragungsfunktion um ein System nachzubilden. Wie bereits im Kapitel 2 erläutert gibt es zwei Aktoren, die den Haupteinfluss auf die Verbrennung und den Ionisationsstrom haben: den Lüfter und das Gasventil. Daher bilden die Lüfterdrehzahl und die Stellung des Schrittmotors im Gasventil die beiden Eingänge für das Modell. Der Ausgang ist der resultierende Ionisationsstrom. Weitere Einflussgrößen auf den Strom, wie Bauteiltoleranzen, Luft- und Gastemperatur oder Luftfeuchtigkeit, können nicht kontrolliert werden und ihr Einfluss ist im Vergleich zur Gas- und Luftmenge sehr gering. Um das Modell möglichst einfach und pragmatisch zu halten werden diese nicht im Modell berücksichtigt.

Um den Ionisationsstrom nachzubilden wurden drei verschiedene Modellansätze ausgewählt. Diese sind in Abbildung 5.1 dargestellt. Der erste Ansatz M1 besteht aus einer unbekanntem stückweise zusammengesetzten linearen Funktion als statische Nichtlinearität mit zwei Ein- und Ausgängen. Die lineare Übertragungsfunktion hat in diesem Ansatz zwei Eingänge und einen Ausgang. Die Parameter von beiden Funktionsblöcken sind unbekannt und sollen durch Messdaten trainiert werden. Im zweiten Modellansatz M2 wird die statische Nichtlinearität durch ein Kennfeld abgebildet. Dieses beschreibt den statischen Zusammenhang zwischen Gasventilstellung, Lüfterdrehzahl und Ionisationsstrom. Ein solches statisches Kennfeld kann, wie bereits im Grundlagenkapitel beschrieben, direkt gemessen werden. Dadurch muss es nicht beim Training der Modelle gelernt werden. Das verringert die Anzahl der zu lernenden Variablen und spart dadurch Trainingszeit. In diesem Fall hat die lineare Transferfunktion einen Ein- und Ausgang. In diesem Model-

lansatz beschreibt sie den Zusammenhang zwischen statischem und dynamischem Ionisationsstrom. Für den dritten Modellansatz M3 wurden zwei verschiedene Kennfelder genutzt. Zum einen das gleiche Kennfeld wie im zweiten Ansatz und zum anderen ein Kennfeld, welches den statischen Zusammenhang zwischen Gasventilstellung, Lüfterdrehzahl und Luftzahl abbildet. Durch die Nutzung von zwei Kennfeldern hat die lineare Transferfunktion bei diesem Ansatz wieder zwei Eingänge (statischer Ionisationsstrom und statische Luftzahl) und einen Ausgang.

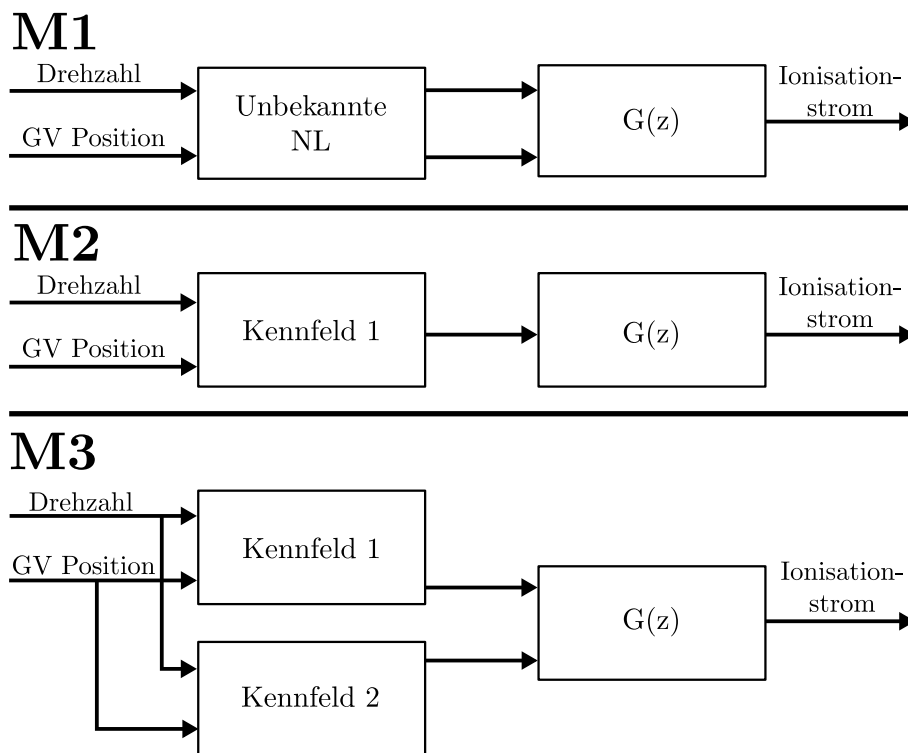


Abbildung 5.1: Block-Diagramme der verschiedenen Modellierungsansätze

Um die drei verschiedenen Modellansätze zu trainieren werden Messdaten von dem zu betrachtenden Gas-Brennwertgerät benötigt. Die genutzten Messdaten müssen zum Training von Modellen geeignet sein. Solche Daten bestehen aus dem dynamischen Verhalten des Systems an vielen verschiedenen Arbeitspunkten. Dabei sollten die Daten möglichst gleichmäßig über den kompletten Arbeitsbereich des Gas-Brennwertgeräts verteilt sein, um das Modell auch über den kompletten Arbeitsbereich gleich gut trainieren zu können. Gibt es für einen Arbeitsbereich mehr Daten als für einen anderen Arbeitsbereich ist dieser für das Training dominanter, wodurch das Modell überproportional an diesen Bereich angelern wird. Das erhöht die Genauigkeit an

diesem Arbeitspunkt, verringert jedoch die Genauigkeit des Modells an den anderen Arbeitspunkten.

Der Arbeitsbereich des untersuchten Gas-Brennwertgeräts ist in Abbildung 5.2 in Abhängigkeit von der Lüfterdrehzahl und der Gasventilstellung dargestellt.

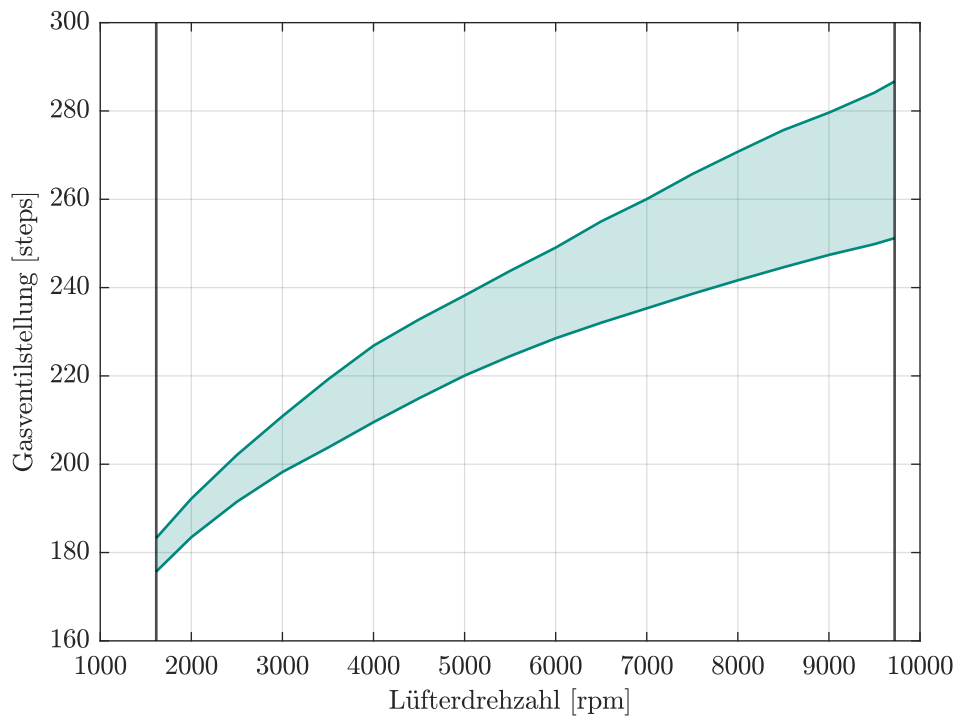


Abbildung 5.2: Arbeitsbereich des Gas-Brennwertgeräts innerhalb der Luftzahlgrenzen von 1,1 und 1,6

Die maximalen Grenzen des Arbeitsbereichs werden grundsätzlich durch die technisch mit diesen Bauteilen möglichen Lüfterdrehzahlen und Gasventilstellungen festgelegt. Zusätzlich bildet die Luftzahl eine natürliche Grenze für den Arbeitsbereich eines Gas-Brennwertgeräts, da nicht jedes Gas-Luft Gemisch stabil brennbar ist. Aus diesem Grund werden nur die technischen Grenzen des Lüfters voll ausgenutzt. Die Grenzen des Gasventils werden bei dieser Gerätevariante nicht erreicht, da die Grenzen durch die Luftzahl früher erreicht werden. Für diese Messung wurden die Grenzen der Luftzahl auf 1,1 und 1,6 festgelegt. Das sind nicht die absolut technisch möglichen Grenzen für die Luftzahl, jedoch kann bei diesen Luftzahlen noch eine stabile Verbrennung mit geringen Emissionen garantiert werden. Außerhalb dieser Grenzen funktioniert das Gerät zwar auch an vielen Arbeitspunkten, jedoch sinkt dann die Robustheit und die Emissionen steigen. Da die Geräte außerhalb dieser Grenzen außerhalb des Labors nie betrieben werden sollten, werden diese

Grenzen auch für die Modellbildung genutzt. Der sich letztlich ergebende Arbeitsbereich, in dem das Gasventil und der Lüfter verändert werden können, ist in Abbildung 5.2 grün dargestellt. Der Arbeitsbereich außerhalb der dargestellten Grenzen wird für die Modellbildung nicht genutzt.

Um die nötige Anzahl an Arbeitspunkten und Sprüngen zwischen diesen Arbeitspunkten zu gewährleisten wird das Gas-Brennwertgerät auf einen definierten Arbeitspunkt eingestellt. Dann werden der Lüfter und das Gasventil unabhängig voneinander mit Signalsprüngen mit unterschiedlichen Amplituden angeregt. Die Amplitude ist eine Zufallsvariable mit einer gleichmäßigen Verteilung. Das mögliche Maximum der Amplitude wird durch den aktuellen Arbeitspunkt des jeweils anderen Aktors bestimmt. Dadurch wird sichergestellt, dass der in Abbildung 5.2 dargestellte Arbeitsbereich nicht verlassen wird. Ein Beispiel: Bei einer Lüfterdrehzahl von 6500 rpm (revolutions per minute, Umdrehungen pro Minute) ist der Bereich für einen möglichen Gasventilsprung zwischen 252 und 246 Schritten. Bei einer Gasventilstellung von 220 Schritten ist der mögliche Bereich für die Lüfterdrehzahl zwischen 3500 rpm und 5000 rpm. Durch diesen Ansatz wird das dynamische Verhalten im Bereich des eingestellten Arbeitspunkts vermessen.

Die Daten für die in Ansatz M2 und M3 benutzten Kennfelder stammen aus den Parametrierungsdaten des Gas-Brennwertgeräts. Sie werden dadurch gewonnen, dass der in Abbildung 5.2 gezeigte Arbeitsbereich in eine Vielzahl von Arbeitspunkten unterteilt wird und diese dann statisch vermessen werden. Aus den Messwerten kann dann ein Kennfeld interpoliert werden, welches das statische Verhalten des Gas-Brennwertgeräts abbildet.

Das Optimierungsproblem zur Bestimmung der Modellparameter wurde mithilfe von Matlab und der „System Identification Toolbox“ gelöst. Zuerst muss der Grad des Polynoms der Übertragungsfunktion $G(z)$ bestimmt werden. Dazu wird die Anzahl der Nullstellen (Ordnung des Numerators B), die Anzahl der Polstellen (Ordnung des Denominators F) und die Verzögerung zwischen Ein- und Ausgang festgelegt. Da es keine Hinweise darauf gibt, welche Ordnung das Ionisationssystem besitzt, wurden alle möglichen Kombinationen bis zu einer Ordnung von 7 empirisch untersucht. Die schließlich verwendeten Konfigurationen stehen in Tabelle 5.1. Die Ansätze M1 und M3 verfügen aufgrund ihrer Struktur mit zwei Eingängen und einem Ausgang über eine Transfer Matrix mit zwei Übertragungsfunktionen und dementsprechend müssen für beide Übertragungsfunktionen die Nullstellen, Polstellen und die Verzögerung angegeben werden.

Polynome von höheren Ordnungen in der linearen Transferfunktion erzielten

Tabelle 5.1: Konfigurationen der verschiedenen Modellansätze

Modell	Nullstellen	Polstellen	Verzögerung
M1	4 4	2 2	1 1
M2	5	3	1
M3	4 4	2 2	1 1

keine höheren Genauigkeiten, brauchten jedoch deutlich länger, um trainiert zu werden. Zudem schafften Polynome von deutlich höherer Ordnung nur geringere Genauigkeiten, da die genutzten Trainingsdaten nicht ausreichten, um die hohe Anzahl von Parametern zu bestimmen.

Um genug Messdaten über den kompletten Arbeitsbereich des Geräts zu erhalten, wurde das Gerät mit dem beschriebenen Signal an gleichmäßig verteilten Arbeitspunkten über den kompletten Arbeitsbereich stimuliert. In Abbildung 5.3 ist ein Beispiel für einen Satz Messdaten dargestellt.

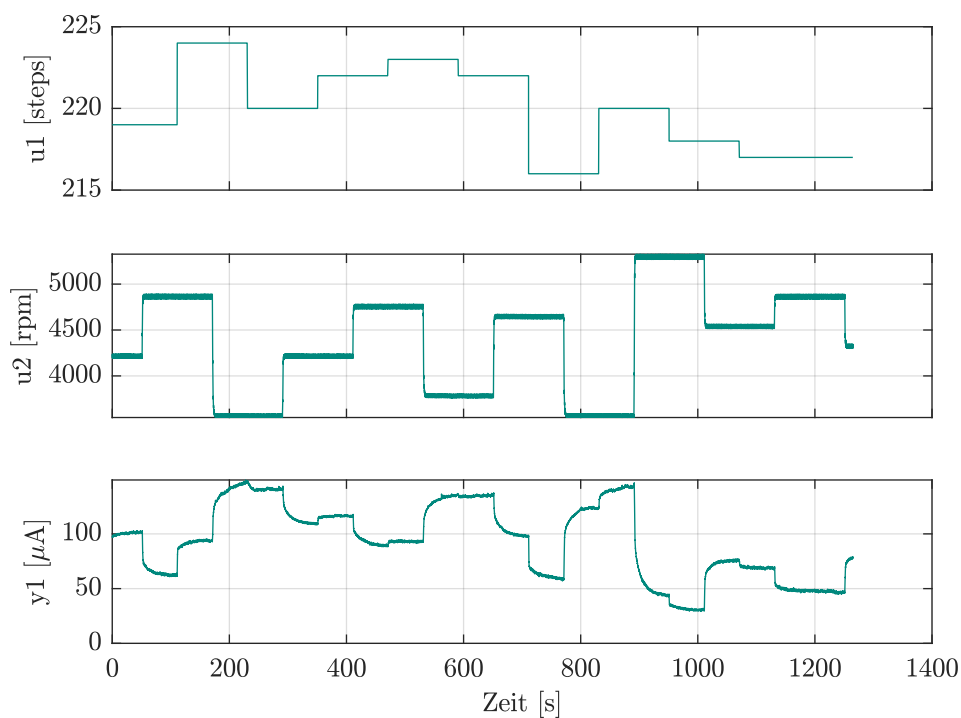


Abbildung 5.3: Messdaten der Gasventilstellung (u_1), Lüfterdrehzahl (u_2) und des Ionisationsstroms (y_1) für ein angeregtes Gas-Brennwertgerät bei einem Arbeitspunkt von 4300 rpm und 219 Schritten

Wegen ihres unterschiedlichen dynamischen Verhaltens war es nicht möglich, die Gasventilstellung und die Lüfterdrehzahl zeitgleich zu ändern. Durch die langsamere Dynamik des Lüfters im Vergleich zum Gasventil wird bei einer

gleichzeitigen Änderung von beiden Aktoren der Arbeitsbereich des Geräts kurz verlassen. Dadurch entstehen Spitzen im Ionisationsstrom, welche im realen Betrieb der Gas-Brennwertgeräte nicht vorkommen. Aus diesem Grund würde ein an diese Spitzen angelerntes Modell nicht das reale Verhalten eines Gas-Brennwertgeräts widerspiegeln. Daher wurden die Aktoren bei der Aufnahme der Trainingsdaten abwechselnd verändert. Insgesamt wurden acht Datensätze an fünf verschiedenen, gleichmäßig verteilten Arbeitspunkten gemessen. Anschließend wurden die gemessenen Datensätze in zwei Gruppen eingeteilt: die Identifikationsdaten und die Verifizierungsdaten. Zum Trainieren der Modelle wurden nur die Identifikationsdaten genutzt. Dadurch sind die Verifizierungsdaten unabhängig vom Trainingsprozess und können zur Kontrolle der Modelle und zur Absicherung ihrer Genauigkeit verwendet werden.

Identifikation

Die drei verschiedenen Modellansätze wurden mit fünf Trainingsdaten von fünf verschiedenen Arbeitspunkten angelernt. Die Datensätze und der Optimierungsalgorithmus war für alle Modellansätze gleich. Ein Beispiel für die Ergebnisse des Trainings sind in Abbildung 5.4 dargestellt. Sie zeigt den gemessenen Ionisationsstrom zu den Daten aus Abbildung 5.3 und den simulierten Ionisationsstrom der drei verschiedenen Modellansätze.

Die Ergebnisse der Ansätze M2 und M3 sehen optisch sehr ähnlich aus. Beide Modelle bilden den Ionisationsstrom mit einer hohen Genauigkeit nach, wie in dem vergrößerten Bereich gut zu erkennen ist. Trotzdem gibt es zwischen beiden Modellansätzen kleinere Unterschiede. In dem vergrößerten Bereich zum Beispiel hat Ansatz M2 optisch eine etwas größere Genauigkeit als Ansatz M3. Jedoch ist dieser Bereich nicht repräsentativ für den kompletten Datensatz. Es zeigt sich deutlich, dass die Modellansätze M2 und M3 den Ionisationsstrom besser nachbilden können als Ansatz M1. Dieser schafft bei den meisten Datenpunkten weder das dynamische noch das statische Verhalten des Ionisationsstroms nachzubilden. Ein möglicher Grund dafür ist, dass bei M1 im Gegensatz zu den anderen beiden Ansätzen sowohl das statische Verhalten, als auch das dynamische Verhalten angelernt werden muss und der Optimierungsalgorithmus nicht in der Lage ist beides zu trainieren. Eine mögliche Lösung für dieses Problem wäre eine größere Anzahl von Datensätzen.

Der optische Vergleich der Datensätze aus Abbildung 5.4 zeigt kein eindeuti-

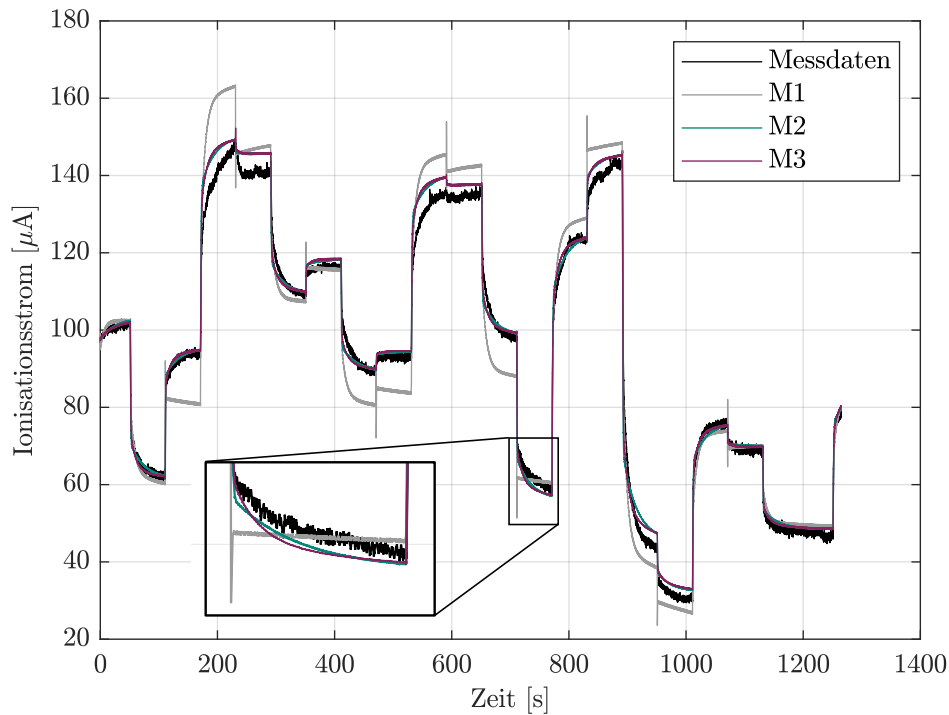


Abbildung 5.4: Gemessener Ionisationsstrom und simulierter Ionisationsstrom der drei Modellansätze

ges Ergebnis der Genauigkeit der Modelle. Er eignet sich eher dazu ein Gefühl für die Genauigkeit der Modelle zu entwickeln, um gewisse Modelle direkt ausschließen zu können. Um die Modelle quantitativ besser miteinander vergleichen zu können wird eine Genauigkeit E der Modelle in Prozent eingeführt. Diese basiert auf dem normierten mittleren quadratischen Fehler („normalized root mean squared error“, kurz NRMSE), mit

$$E = 100(1 - e_m) \quad (5.1)$$

und

$$e_m = \frac{\|y_d - y_m\|_2}{\|y_d - \bar{y}_d\|_2} \quad (5.2)$$

dabei sind y_d die gemessenen Daten vom Prüfstand (in diesem Fall der gemessene Ionisationsstrom), y_m der vorhergesagte Ausgang des Modells (simulierter Ionisationsstrom) und \bar{y}_d das arithmetische Mittel des gemessenen Ausgangs. Die Ergebnisse des quantitativen Vergleichs der Modelle sind in Tabelle 5.2 dargestellt. E_i ist die Modellgenauigkeit zu dem entsprechenden

Datensatz.

Tabelle 5.2: Modellgenauigkeiten zu den Trainingsdaten in %

Modell	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5
M1	30,63	78,22	-113,96	70,89	62,96
M2	91,46	90,38	81,41	89,36	90,87
M3	92,26	90,99	81,26	89,63	91,08

Der Ansatz M1 zeigt inkonsistente Ergebnisse. Die Modellgenauigkeit variiert signifikant für die verschiedenen Datensätze. Für einige Datensätze wie E_2 ist mit Modellgenauigkeit mit 78,22 % relativ hoch und für andere Datensätze wie E_1 mit unter 31 % relativ gering. Datensatz E_3 zeigt eine Besonderheit, bei diesem ist die berechnete Genauigkeit negativ. Das ist das Ergebnis eines Berechnungsfehlers, wenn das Modell stark von den Messdaten abweicht. Diese Inkonsistenz in den Ergebnissen von Modellansatz M1 ist ein Indikator für ein schlecht angeleitetes Modell, welches das reale System nicht nachbilden kann. Die Ansätze M2 und M3 haben konstante Genauigkeiten zwischen 81 % und 93 %, das spricht für deutlich bessere Modelle. M3 hat eine insgesamt leicht höhere Genauigkeit als M1, jedoch ist der Unterschied zwischen beiden Ansätzen kleiner als 1 %. Die durchschnittliche Genauigkeit für beide Modelle ist mit über 90 % ebenfalls recht hoch.

Verifizierung

Nach der Identifikation der Modelle sollen die Ergebnisse des Trainings verifiziert werden. Dazu werden die drei zusätzlichen Datensätze genutzt, die nicht zum Training der Modelle verwendet wurden. Dadurch sind diese Daten unabhängig vom Training und können zeigen, wie ein gelerntes Modell auf ein ihm unbekanntes Datensatz reagiert. Ist bei diesen unbekanntes Datensätzen die Genauigkeit ähnlich hoch wie mit den Trainingsdaten, kann davon ausgegangen werden, dass die Modelle das reale System gut abbilden. Das Ergebnis der Modellverifizierung ist in Abbildung 5.5 exemplarisch für einen Datensatz dargestellt. Die Ergebnisse der Simulation sind optisch für die Verifizierungsdaten sehr ähnlich wie für die Trainingsdaten. Die Ansätze M2 und M3 haben eine hohe Modellgenauigkeit und die Unterschiede zwischen beiden Modellen sind optisch kaum zu erkennen. M1 schafft es analog zu den Trainingsdaten an den meisten Arbeitspunkten nicht das statische und dynamische Verhalten des Ionisationsstrom abzubilden.

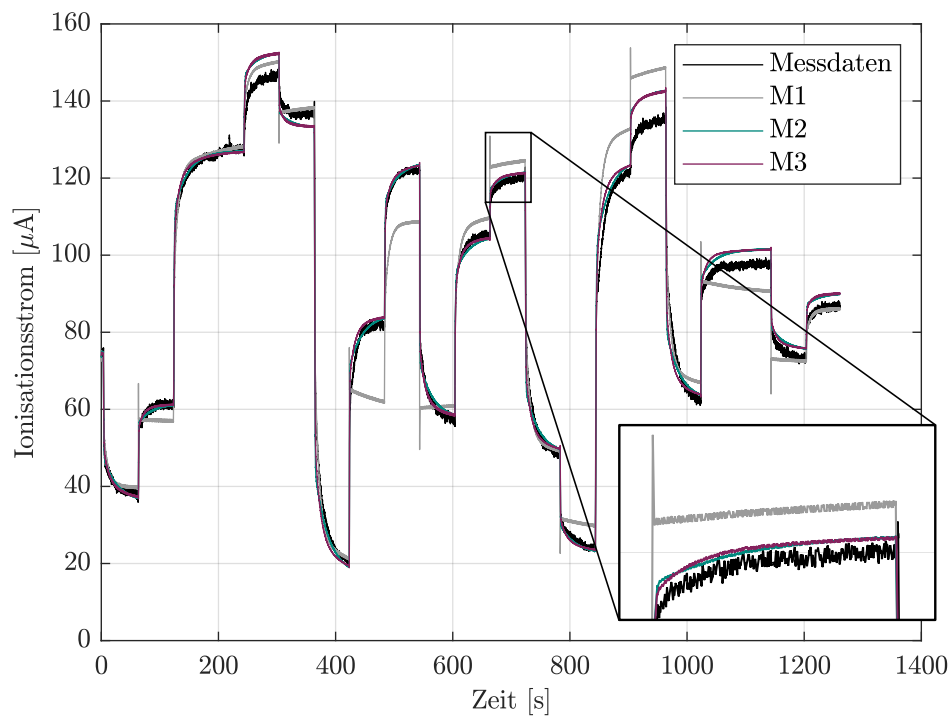


Abbildung 5.5: Gemessener Ionisationsstrom und simulierter Ionisationsstrom der drei Modellansätze für ein dem Modell unbekanntes Datensatz

In Tabelle 5.3 ist der NRMSE der drei Modellansätze in Prozent dargestellt. Dabei steht E_i wieder für Genauigkeit zu dem entsprechenden Datensatz. Im Durchschnitt sind die Genauigkeiten der Modelle für die Verifizierungsdaten etwas geringer als für die Trainingsdaten. Das ist normal, da die Modelle möglichst genau an die Trainingsdaten angepasst werden. Für dem Modell unbekannte Daten hat keine Anpassung stattgefunden, dementsprechend sinkt die Genauigkeit. Jedoch stimmen die grundlegenden Eigenschaften der Modelle für Verifizierungs- und Trainingsdaten überein. Die Modelle M2 und M3 erreichen konstant hohe Modellgenauigkeiten über 80 % und bilden alle Datensätze ähnlich gut nach. Modell M1 zeigt auch mit den Verifizierungsdaten schwankende inkonsistente Ergebnisse.

Tabelle 5.3: Modellgenauigkeiten für die Verifizierungsdaten in %

Modell	E_1	E_2	E_3
M1	79,45	83,14	37,79
M2	89,44	82,99	87,60
M3	89,88	83,33	88,12

Die Ergebnisse zeigen, dass die beiden Ansätze M2 und M3 für die Modellierung des Ionisationsstroms geeignet sind. Der Unterschied in der Genauigkeit zwischen beiden Ansätzen ist sehr gering. Grundsätzlich ist Ansatz M2 das von der Struktur einfachere Modell, wodurch die benötigten Daten und die Trainingszeit geringer sind als bei Ansatz M3. Daher scheint der Ansatz M2 der für die weitere Entwicklung von VADA praktikabelste Hammerstein Ansatz zu sein.

5.2 Rekurrente neuronale Netze

Da es bisher nur sehr wenige Ansätze zur Modellierung des Ionisationsstroms gibt, soll im Rahmen dieser Arbeit noch eine zweite Möglichkeit zur Modellierung des Ionisationsstroms untersucht werden. Neben den im vorherigen Kapitel beschriebenen Hammerstein Modellen sollen dazu rekurrente neuronale Netze verwendet werden. Der grundsätzlich angewendete Ansatz ist analog zum Ansatz M2 mit den Hammerstein Modellen: das statische Verhalten des Ionisationsstroms wird über ein statisch gemessenes Kennfeld abgebildet und das dynamische Verhalten des Stroms wird dann mittels des rekurrenten neuronalen Netzes simuliert. Im Prinzip ergibt sich dadurch ebenfalls eine Hammerstein Modellstruktur. Der Unterschied zwischen den beiden Methoden liegt hierbei im unterschiedlichen Aufbau der Dynamik des Systems. Es ergibt sich ein neuronales Netz mit einem Eingang und einem Ausgang. Diese Struktur für das neuronale Netz wird gewählt, da Kapitel 5.1 gezeigt hat, dass sie sehr gut funktioniert und das statische Verhalten des Ionisationsstroms über die Kennfelder bereits bekannt ist. Das hat zusätzlich gegenüber Netzen mit mehreren Ein- oder Ausgängen den Vorteil, dass die Anzahl der benötigten Neuronen zur Abbildung des Systems kleiner ist und dementsprechend auch die Trainingszeit kürzer wird. Denn grundsätzlich haben rekurrente neuronale Netze das Problem, dass mit steigender Netz-Komplexität die Trainingszeit des Netzes stark ansteigt.

Das neuronale Netz wird mittels der Deep Learning Bibliothek Keras des Frameworks Tensorflow erstellt. Diese Bibliothek ist eine der größten und am verbreitetsten Möglichkeiten zur Erstellung von neuronalen Netzen verschiedener Arten [25]. Damit die Daten von den LSTM-Schichten verarbeitet werden können müssen diese in sogenannte Sequenzen gruppiert werden. Dadurch steigt die Menge der zu verarbeitenden Daten sehr stark. Um die Trainingszeit des neuronalen Netzes zu verringern, wird die Abtastfrequenz der Daten verringert. Das ist möglich, da die Abtastfrequenz der Daten mit 200 Hertz deutlich

größer ist, als sie notwendig wäre um das dynamische Verhalten des Ionisationsstroms abzubilden. In diesem Fall werden die Daten auf eine Abtastrate von einem Hertz herunterskaliert. Neben der Skalierung müssen die Daten, wie bereits erwähnt, für die Verarbeitung in den LSTM-Schichten in unterschiedliche Zeitsequenzen eingeteilt werden. Bei der Entwicklung der Netze hat sich eine Sequenzgröße von 100 Zeitschritten als wirkungsvoller Kompromiss zwischen Trainingszeit und Modellgenauigkeit erwiesen. Dadurch kann die erste Aussage über den dynamischen Ionisationsstrom nach 100 Eingangswerten gemacht werden. Anschließend muss nicht wieder 100 Schritte gewartet werden, sondern es werden die letzten 99 Werte mit dem aktuellen zusammengeführt und auf Basis dieses neuen Vektors wird die nächste Vorhersage getroffen. Durch diese gleitende Einteilung der Trainingsdaten in Sequenzen von 100 Schritten erhöht sich die Datenmenge, die durch das Netz verarbeitet werden muss immens. Die zeitliche Einteilung und Abfolge der Sequenzen ist in Abbildung 5.6 dargestellt.

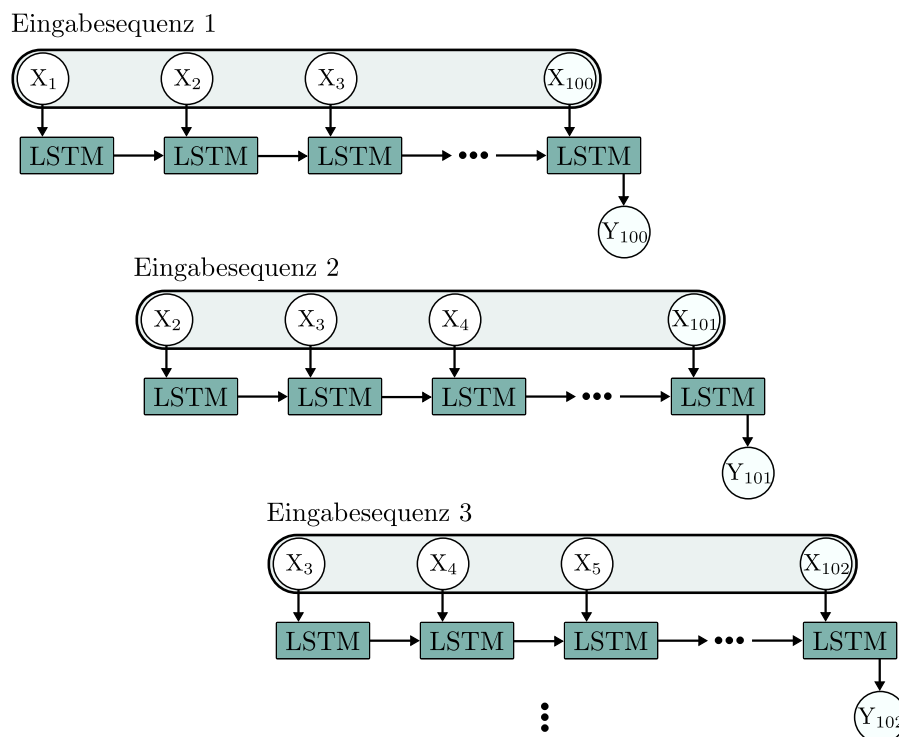


Abbildung 5.6: Zeitliche Abfolge der Sequenzen zum Training des rekurrenten neuronalen Netzes

Die Anzahl der Schichten, die Art der Schichten und die Anzahl der Neuronen pro Schicht bestimmen die grundsätzlichen Möglichkeiten, die ein neu-

ronales Netz bietet. Zum Design eines neuronalen Netzes gibt es keinen festgelegten Pfad, sondern nur einige methodische Ansätze an denen man sich orientieren kann. Jedes Problem ist einzigartig und es müssen verschiedene Strategien empirisch getestet werden. Es gibt keine Theorie, die dem Anwender oder der Anwenderin im Voraus sagt, wie das Problem optimal zu lösen ist [25].

Grundsätzlich erfordert die Entwicklung eines neuronalen Netzes zu Beginn immer eine gewisse „Trial and Error“ Phase um eine passende und stabile Struktur für das Netz zu finden [75]. Dabei muss die Anzahl der Neuronen so gewählt werden, dass sie ausreichend groß ist um das System abzubilden, aber dabei klein genug, damit die Parameter mit den zur Verfügung stehenden Daten trainiert werden können. Hierbei besteht ein Zielkonflikt darin, das Modell möglichst genau an die Trainingsdaten anzulernen, aber es gleichzeitig so zu strukturieren, dass es möglichst robust auf weitere unbekannte Daten reagieren kann. Ein allgemeineres Modell beschreibt eine glattere Kurve durch die Trainingsdaten, die zwar einzelne Punkte auslässt, jedoch unempfindlicher gegenüber Rauschen und Messfehlern ist [91]. Bei der Entwicklung einer Struktur für das neuronale Netz und der Größe der einzelnen Schichten ist bereits die Größe der ersten Schicht entscheidend, wird diese zu klein gewählt gehen im Netz Informationen verloren, die nicht mehr ersetzt werden können [34]. Der Aufbau der folgenden Schichten kann dann entweder pyramidenförmig verlaufen, so dass die Größe der Schichten mit jeder Schicht abnimmt oder es werden alle Schichten gleich groß designt. Aus den verschiedenen Designideen wurde über empirische Untersuchungen die in Tabelle 5.4 dargestellte Netzstruktur für die Abbildung des dynamischen Verhalten des Ionisationsstroms gewählt. Die absolute Anzahl der dafür zu trainierenden Parameter ergibt sich dann aus einer Kombination der Anzahl und Art der Schichten und deren jeweiliger Größe. Für die LSTM-Schicht eines Netzes wird die Anzahl der Parameter über

$$W_n = 4 \cdot ((N_n + N_{n-1} + 1) \cdot N_n) \quad (5.3)$$

mit N_n als Anzahl der Neuronen der jeweiligen Schicht n berechnet. Wenn die LSTM-Schicht die erste Schicht des Netzes ist, dann ist N_{n-1} gleich der Anzahl der Eingangsparameter des Netzes. In diesem Fall ist N_{n-1} für die erste LSTM-Schicht gleich eins. Die Anzahl der Parameter für eine vollvernetzte Schicht werden über

$$W_n = (N_{n-1} \cdot N_n) + N_n \quad (5.4)$$

berechnet. Aus der in Tabelle 5.4 dargestellten Modellstruktur ergeben sich damit 477 701 Parameter, die mit den Trainingsdaten angelernt werden müssen.

Tabelle 5.4: Struktur des verwendeten rekurrenten neuronalen Netzes

Ebene	Art	Anzahl Neuronen	Anzahl Parameter
1	LSTM	200	161 600
2	LSTM	150	210 600
3	LSTM	100	100 400
4	vollvernetzt	50	5050
5	vollvernetzt	1	51

Training

Zur Vergleichbarkeit zwischen den beiden unterschiedlichen Modellierungsmethoden werden zum Training des rekurrenten neuronalen Netzes die gleichen Daten wie zum Training der Hammerstein Modelle verwendet. Dazu müssen die verschiedenen Datensätze an den verschiedenen Arbeitspunkten zu einem großen Datensatz verbunden und zu einem 3-Tupel aus Sequenzen, Timesteps und Features aufgearbeitet werden. „Sequenzen“ ist dabei die Anzahl der Sequenzen, in die die Daten unterteilt wurden, „Timesteps“ die Länge der einzelnen Sequenzen und „Features“ die Anzahl der Eingänge für das Netz.

Für das Training werden 2000 einzelne Epochen durchgeführt. Zusätzlich wird das Training in sogenannte „Batches“ unterteilt. Das hat den Vorteil, dass die Gewichte und Parameter des neuronalen Netzes nicht nur am Ende einer kompletten Epoche verändert werden, sondern bereits nach einer gewissen Anzahl von Sequenzen. Dadurch wird die Anzahl der benötigten Epochen zum Training des neuronalen Netzes verringert. Für das Training von diesem Netz hat sich eine Batchgröße von 50 als guter Wert zur Verringerung der Trainingszeit ergeben. Als Fehlerfunktion für die Optimierung des Netzes wird der mittlere quadratische Fehler gewählt, dieser hat den Vorteil, dass größere Abweichung stärker gewichtet werden als kleinere Abweichungen, wodurch ein insgesamt glatteres Modell entsteht. Der verwendete Optimierer heißt Adam, das steht für „Adaptive Momentum Estimation“. Dieser ist ein weit verbreiteter Optimierer für tiefe neuronale Netze, der in vielen Deep-Learning Toolboxen integriert ist [15]. Er nutzt gradientenbasier-

te Optimierung erster Ordnung basierend auf der adaptiven Schätzungen von Momenten niedrigerer Ordnung. Er ist einfach zu implementieren und rechnerisch effizient [56]. Zusätzlich werden die einzelnen Schichten um die sogenannte Dropout-Methode erweitert. Das bedeutet, dass während des Trainings einzelne Neuronen zufällig aus- und eingeschaltet werden (dazu wird das Ergebnis der Aktivierungsfunktion des Neurons mit null multipliziert). Durch diesen Ausfall einzelner Neuronen werden die umliegenden Neuronen so trainiert, dass diese den Ausfall kompensieren können. Mit dieser Methode soll sogenanntes „Overfitting“ verhindert werden. Overfitting bedeutet, dass ein Netz zu stark an die Trainingsdaten angepasst wird und nicht mehr in der Lage ist unbekannte Daten passend zu modellieren. Eine weitere Methode um Overfitting zu verhindern ist die Nutzung von Validierungsdaten. Das sind Daten, die nicht zum Training des neuronalen Netzes, sondern nur zur Prüfung des Trainingsstatus verwendet werden. Nach jeder Epoche wird das Netz auf diese Validierungsdaten angewendet. Steigt der Fehler der Validierungsdaten an, obwohl der Fehler der Trainingsdaten sinkt, kann davon ausgegangen werden, dass es zu einem Overfitting kommt. Der Verlauf des Trainings- und Validierungsfehlers ist in Abbildung 5.7 dargestellt. Genutzt wurde hierbei der mittlere quadratische Fehler.

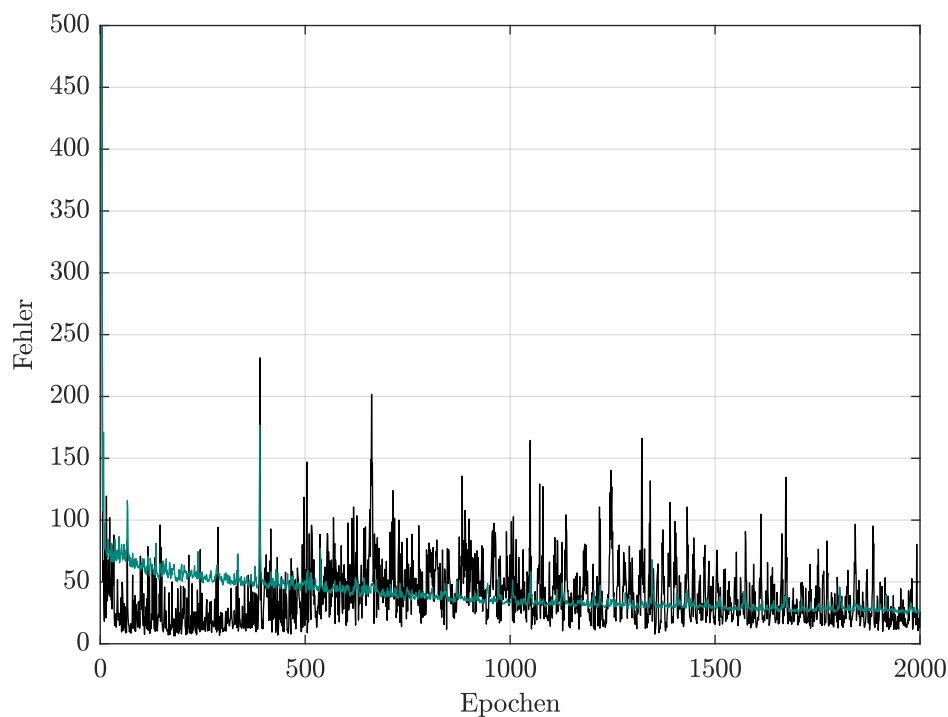


Abbildung 5.7: Trainingsfehler (grün) und Validierungsfehler (schwarz) für die einzelnen Epochen des Trainings des Netzes

Die Ergebnisse des Trainings zeigen, dass in den ersten Epochen sowohl Trainingsfehler als auch Validierungsfehler am stärksten sinken. In den ersten Epochen ist der Fehler deutlich größer als 500. Für die bessere Übersichtlichkeit wurde das Diagramm jedoch begrenzt. Nach 400 Epochen wird die Änderung der Fehler von Epoche zu Epoche deutlich kleiner. Während der Trainingsfehler mit leichtem Rauschen konstant sinkt, ist das Rauschen des Validierungsfehlers deutlich größer. Es gibt immer wieder starke Ausreißer nach oben. Ein möglicher Grund dafür ist die Dropout-Methode, durch die immer wieder sprunghaft das Netz geändert wird.

Die Historie der Fehler beim Training zeigt, dass nicht unbedingt das neuronale Netz am Ende der 2000 Epochen das beste Netz sein muss, welches angelernt wurde. Durch Overfitting oder Einflüsse der Dropout-Methode kann es sein, dass ein Modelle mit steigender Epochenzahl wieder schlechter wird. Um den am besten trainierten Parametersatz des rekurrenten neuronalen Netzes nicht durch zu viele Epochen zu verlieren wird mit automatischen Checkpoints gearbeitet. Dabei wird das Ergebnis nach einer Epoche anhand des Validierungsfehler bewertet. Ist das Ergebnis besser als das bisher beste Ergebnis, wird dieser Zwischenstand gespeichert. Dadurch wird immer der Parametersatz mit dem geringsten Validierungsfehler gespeichert. Die Ergebnisse des besten Parametersatzes sind in Abbildung 5.8 dargestellt. Dabei zeigt die Abbildung sowohl die Trainingsdaten, als auch die Validierungsdaten.

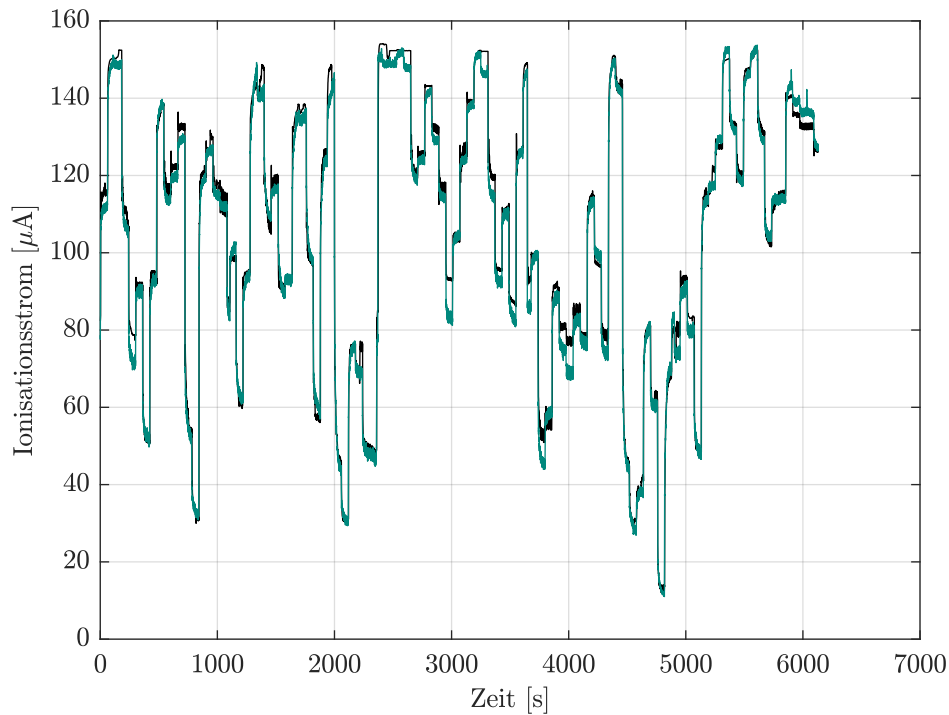


Abbildung 5.8: Vergleiche zwischen dem Ausgang des neuronalen Netzes (grün) und den echten Messdaten (schwarz)

Die Abbildung zeigt, dass das rekurrente neuronale Netz in der Lage ist den Ionisationsstrom gut nachzubilden. Dabei schwankt wie bei den Hammerstein Modellen die Genauigkeit zwischen den einzelnen Arbeitspunkten. An manchen Arbeitspunkten wird der Strom nahezu exakt nachgebildet und an anderen Arbeitspunkten stimmen weder die nachgebildete Dynamik, noch der statische Endwert. Ein möglicher Grund dafür ist, dass an diesen Arbeitspunkten weniger Daten zur Verfügung stehen als an anderen Arbeitspunkten, wodurch diese weniger effektiv angelernet werden können. Um die Genauigkeit der Modelle besser vergleichen zu können wird, wie für die Hammerstein Modelle, auch für das rekurrente neuronale Netz der NRMSE verwendet. Für die Trainingsdaten ergibt sich eine Genauigkeit von 87,7% und für die Validierungsdaten eine Genauigkeit von 81,0%.

Verifizierung

Neben der Bewertung des neuronalen Netzes anhand der Validierungsdaten soll das Netz analog zu den Hammerstein Modellen mit weiteren Daten verifiziert werden. Dazu werden ebenfalls die gleichen drei Datensätze verwendet wie für die mittels Matlab identifizierten Hammerstein Modelle. Die Ergeb-

nisse der Verifizierung sind in Tabelle 5.5 zusammengefasst. Die Tabelle zeigt die Ergebnisse für die Modellparameter mit dem geringsten Validierungsfehler (Best Val) und für die Modellparameter nach 2000 Epochen (2000 Epoch). Das Modell nach 2000 Epochen zeigt bereits ein gewisses Overfitting. Seine Genauigkeit mit den Trainingsdaten ist mit 94,5 % deutlich höher als bei dem anderen Modell. Zeitgleich ist jedoch die Genauigkeit für die anderen Datensätze geringer. Das zeigt, dass über die Checkpoints während des Trainings des Netzes ein Overfitting effektiv verhindert werden konnte.

Tabelle 5.5: Modellgenauigkeit für zwei Parametersätze des RNN für verschiedene Datensätze bewertet anhand des NRMSE

Netz	Train	Val	Ver 1	Ver 2	Ver 3
Best Val	87,7 %	81,0 %	84,4 %	78,4 %	80,9 %
2000 Epoch	94,5 %	62,9 %	83,3 %	72,9 %	81,0 %

Der NRMSE liegt für die Modellparameter mit dem besten Validierungsfehler für alle Verifizierungsdaten im Bereich von 80 %. Das zeigt, dass das rekurrente neuronale Netz robust dazu geeignet ist, den Ionisationsstrom abzubilden.

5.3 Modellvergleich

Der Ionisationsstrom wurde in den beiden vorherigen Kapiteln mit zwei verschiedenen Methoden modelliert. Es war sowohl mit Hammerstein Modellen über Matlab, als auch mit rekurrenten neuronalen Netzen über Python und Tensorflow/Keras möglich den Ionisationsstrom konsistent nachzubilden. Nur der Ansatz M1 aus Kapitel 5.1, bei dem versucht wurde das nicht-lineare statische und lineare dynamische Verhalten des Ionisationsstrom zu trainieren, hat keine stabilen Modellierungsergebnisse erzeugt. Die Ergebnisse von beiden Modellierungsmethoden können einfach verglichen werden, da die gleichen Daten zur Verifizierung der Modelle genutzt wurden. Dabei zeigt sich, dass die beiden Hammerstein Ansätze M2 und M3 eine konsistente Genauigkeit von über 80 % erreichen, während das neuronale Netze etwas kleinere Genauigkeiten im Bereich um 80 % erreicht.

Zur Bewertung ob die erzielten Genauigkeiten für eine Modellierung des Ionisationsstroms ausreichend sind, wurde das Langzeitverhalten des Ionisationsstroms untersucht. Dazu wurde über einen Zeitraum von vier Monaten immer wieder die gleiche Sequenz gemessen. Es wurde dazu immer der gleiche Prüfstand, der gleiche Prototyp und die gleiche Software verwendet. Der

einziges Unterschied zwischen diesen Messungen sind der Tag, an dem sie durchgeführt worden sind und dementsprechend auch die von Tag zu Tag variierenden Umgebungsbedingungen. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.9 dargestellt.

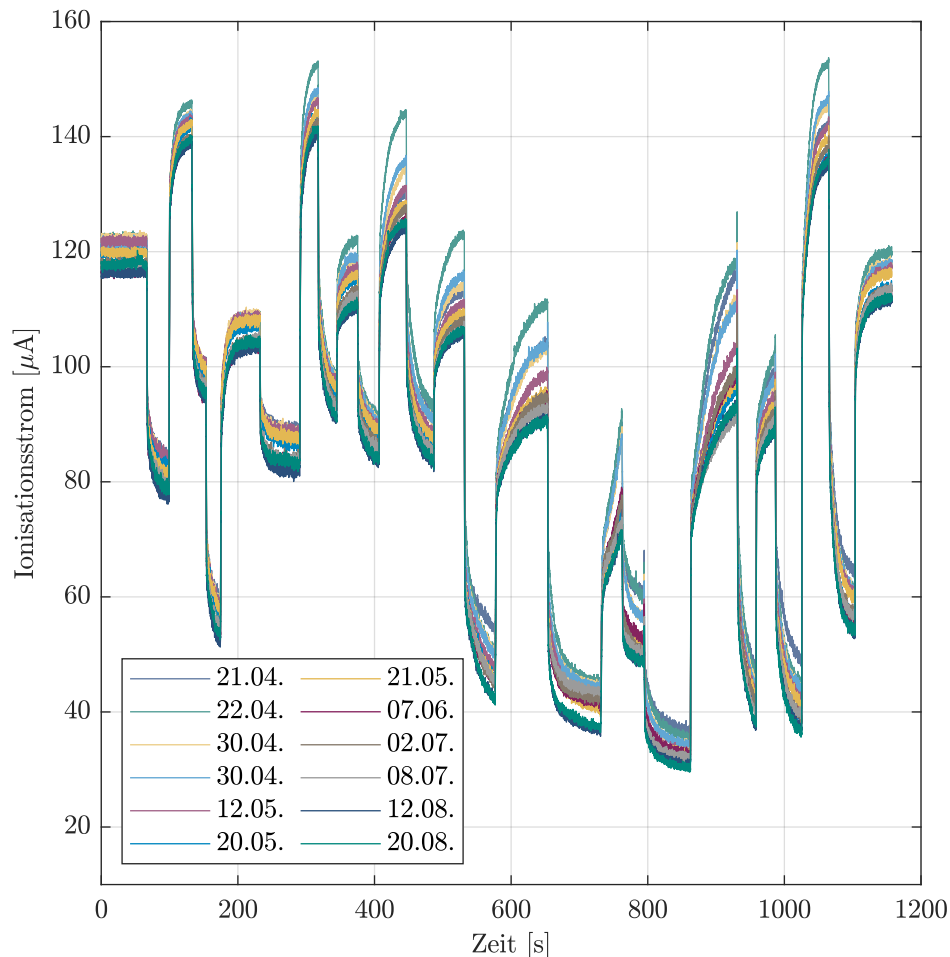


Abbildung 5.9: An verschiedenen Tagen gemessener Ionisationsstrom für die gleiche Testsequenz

Die Abbildung zeigt die großen Schwankungen im Ionisationsstrom in Abhängigkeit von dem Tag, an dem er gemessen wurde. Das verdeutlicht den Einfluss der Umgebungsbedingungen auf den Ionisationsstrom und zeigt, dass eine zu hohe Modellgenauigkeit im Zweifelsfall gar nicht zielführend ist, da sie nur das Verhalten des Ionisationsstroms für einen einzelnen Tag abbildet. Würde man ein Modell mit 100% Genauigkeit erzeugen, hätte dieses diese Genauigkeit nur für seine Trainingsdaten. Wird bereits einige Tage später das Modell mit neuen Daten (gemessen unter anderen Umgebungsbe-

dingungen) verglichen, würde die Genauigkeit deutlich geringer ausfallen. Um zu bewerten ob die Genauigkeit der gelernten Modelle ausreichend ist, wird aus den in Abbildung 5.9 gezeigten Daten ein Mittelwert-Datensatz gebildet. Anschließend wird zwischen den gemittelten Daten und den echten Messdaten der NRMSE berechnet. Über diesen Ansatz kann die Schwankung der Messwerte mit den gleichen Mitteln bewertet werden wie die Ergebnisse der trainierten Modelle. Tabelle 5.6 zeigt die Ergebnisse dieser Berechnung.

Tabelle 5.6: Abweichung der Messdaten von ihrem Mittelwert angegeben als NRMSE

Messtag	NRMSE	Messtag	NRMSE
21.04.	84,4 %	21.05.	94,5 %
22.04.	76,8 %	07.06.	90,8 %
30.04.	88,2 %	02.07.	93,1 %
30.04.	87,9 %	08.07.	88,8 %
12.05.	94,6 %	12.08.	84,3 %
20.05.	92,8 %	20.08.	85,8 %

Der Vergleich der Messdaten zeigt, dass diese teilweise gegenüber ihrem Mittelwert eine Genauigkeit von um die 80 % aufweisen. Dementsprechend ist eine Modellgenauigkeit von 80 % ebenfalls ausreichend um das System adäquat abzubilden. Diese Genauigkeit erzielen beide verwendeten Methoden, weswegen diese grundsätzlich beide für die Simulation des Ionisationsstroms verwendet werden könnten. Ist das Ziel, die Genauigkeit der Modelle weiter zu erhöhen, wird es notwendig zusätzliche Einflussgrößen auf den Ionisationsstrom in das Modell mit aufzunehmen. Dazu gehören Faktoren wie die Umgebungsbedingungen (Luftfeuchtigkeit, Lufttemperatur, Luftdruck), die Eigenschaften des zu verbrennenden Gases (Druck, Temperatur) oder die Temperaturen im Gerät (Vorlauf- und Rücklauf-temperatur, Ansaugtemperatur, Abgastemperatur). Neben der Größe der Modelle würde dadurch ebenfalls der Messaufwand stark steigen, da deutlich mehr unterschiedliche Szenarien gemessen werden müssten. Im Rahmen dieser Arbeit ist es nicht notwendig die Modelle weiter zu vergrößern, da die Genauigkeit der Modelle für die Funktionsentwicklung einer Kalibrierfunktion ausreichend ist.

Bei einem Blick auf die absoluten Genauigkeiten der Modelle zeigt sich, dass die Genauigkeit, der mit Matlab angelernten Hammerstein Modelle, größer ist als die Genauigkeit des rekurrenten neuronalen Netzes. Jedoch spielt für die Auswahl, welche Methode am besten verwendet werden kann, nicht nur die

absolute Genauigkeit eine Rolle, sondern auch wie aufwendig die jeweilige Methode ist und wie gut sie in den Arbeitsablauf der Funktionsentwicklung eingebunden werden kann. Bei Vaillant werden Funktionen als Simulink Modelle entwickelt und simuliert. Daher muss das Modell des Ionisationsstroms ebenfalls in Simulink eingebunden werden können.

Die rekurrenten neuronalen Netze wurden über das Python Framework Tensorflow trainiert, da Versuche mit der von Matlab zur Verfügung gestellten Deep Learning Toolbox gezeigt haben, dass identische Netze aus Matlab eine geringere Genauigkeit besitzen als die Netze in Tensorflow. Grund dafür können verschiedene Implementierungen der LSTM Blöcke sein oder Variationen der Trainingsalgorithmen.

Matlab bietet zwei Möglichkeiten Netze aus anderen Plattformen zu importieren. Die erste Möglichkeit ist es, das neuronale Netz in einem ONNX-Dateiformat zu speichern. ONNX ist ein Dateiformat zur Übertragung von neuronalen Netzen zwischen verschiedenen Frameworks. Jedoch unterstützt Matlab dieses Format nur für Klasifikationsnetze. Da das in dieser Arbeit gelernte Netz ein Regressionsnetz ist, kann diese Möglichkeit nicht genutzt werden. Die zweite Möglichkeit ist ein Konvertierer, welche die trainierten Gewichte von externen Netzen nach Matlab überträgt. Dieser unterstützt jedoch keine LSTM-Schichten, wodurch diese Methode ebenfalls ausfällt.

Da das neuronale Netz nicht direkt in Matlab Simulink importiert werden kann, bleibt nur die Möglichkeit über Matlab eine externe Python Funktion aufzurufen. Über die korrekte Konfiguration kann dann Tensorflow und das trainierte neuronale Netz aufgerufen werden. Dazu wird zuerst der statische Ionisationsstrom über ein Kennfeld berechnet, anschließend werden 100 Zeitschritte gesammelt und zu einem Vektor verbunden. Dieser Vektor wird dann über eine Matlab-Funktion zu einer Python-Funktion übertragen, welche über den Vektor und das gelernte neuronale Netz eine entsprechende Vorhersage für den Ionisationsstrom trifft. Diese wird dann wieder nach Matlab Simulink übertragen und kann im Simulationsmodell weiter verarbeitet werden. Diese Implementierung einer Python-Funktion in Simulink ist sehr aufwendig und rechenzeitintensiv, da in jedem Simulationsschritt die externe Python-Funktion aufgerufen werden muss.

Die über Matlab angelernten Hammerstein Modelle lassen sich einfacher in ein Simulink Modell integrieren, da Simulink einen Hammerstein Block bereitstellt, in den das Modell geladen werden kann. Dadurch ist sowohl der Aufwand zur Implementierung des Modells als auch die Berechnungszeit der eigentlichen Simulation im Vergleich zu dem rekurrenten neuronalen Netz

deutlich geringer.

Der Vergleich der beiden Methoden zeigt, dass sowohl die absolute Genauigkeit als auch die Implementierung in Matlab Simulink für die Verwendung von in Matlab trainierten Hammerstein Modellen spricht. Daher werden für die weiteren Simulationen nur die Hammerstein Modelle des Ansatzes M2 eingesetzt. Ansatz M2 wird verwendet, da dieser eine minimal geringere Genauigkeit als Ansatz M3 besitzt, jedoch in der Implementierung und Modelpflege deutlich einfacher ist.

5.4 VADA Simulationsmodell

Aus den Modellen für den Ionisationsstrom kann nun ein vollständiges Simulationsmodell des kompletten Geräteverhaltens erstellt werden. Dieses ist bei der Entwicklung von VADA sehr hilfreich, da so die Funktion ohne Prüfstand und Geräteprototypen bereits am Schreibtisch entwickelt und parametrisiert werden kann, wodurch weniger Zeit an einem Prüfstand im Labor benötigt wird. Die genutzte Simulationsumgebung ist Simulink. Der Grund dafür ist, dass bei Vaillant im Rahmen der modellbasierten Funktionsentwicklung neue Funktionen in Simulink aufgebaut und dann per automatisierter Codegenerierung auf die Steuergeräte gespielt werden. Durch die Nutzung von Simulink als Simulationsumgebung können die gleichen Funktionsmodelle am Prüfstand getestet und am Schreibtisch simuliert werden. Ziel dieses Simulationsmodells ist eine erste Auslegung von Parametern und der grundsätzliche Nachweis der Funktionsweise von VADA. Daher wurde dieses Modell so einfach wie möglich gehalten. Es wurden nur Funktionen integriert, die für die Simulation notwendig sind. Für spätere Weiterentwicklungen beziehungsweise Optimierungen der Funktion könnte das Modell dann um zusätzliche Funktionen erweitert werden, um eine möglichst vollständige und realitätsnahe Simulation zu ermöglichen. Das gesamte Simulationsmodell im geschlossenen Regelkreis besteht aus 5 Submodellen und ist in Abbildung 5.10 dargestellt.

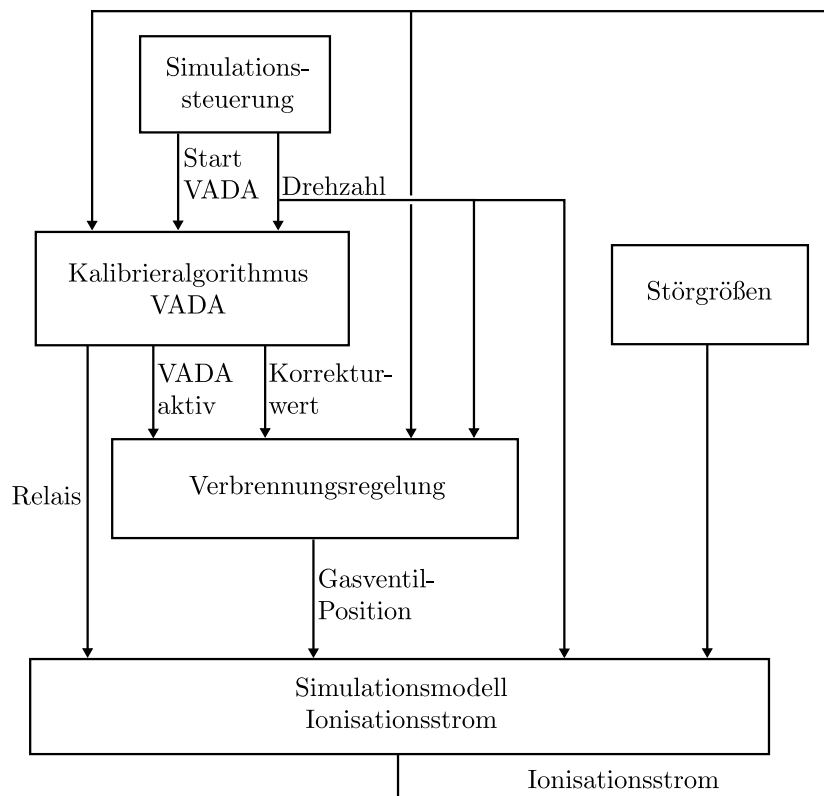


Abbildung 5.10: Aufbau des gesamten Simulationsmodells

Das Submodell „Kalibrieralgorithmus VADA“ beinhaltet den Algorithmus von VADA. Das Modell ist das gleiche, das am Prüfstand mit der RCP Umgebung getestet wird. Dadurch ist es möglich, die exakte Funktion zu simulieren und es ist nicht notwendig, verschiedene Versionen der Funktion zu pflegen. Das verringert den Arbeitsaufwand und ermöglicht, dass viele Fehler bereits vor den Tests im Labor identifiziert und repariert werden können. Das Modell von VADA hat als Eingänge den aktuell gemessenen Ionisationsstrom um aus diesem die Widerstandsdifferenz zu berechnen, die Lüfterdrehzahl um aus dieser über eine Kontrollkurve den Sollwert für die Widerstandsdifferenz zu berechnen und einen Trigger um die Funktion von außen zu starten. Ausgänge des Modells sind der Korrekturwert für den Ionisationsstrom und ein Flag „VADA aktiv“, das wahr ist, wenn die Funktion aktiv ist. Dieses wird benötigt um anderen Funktionen zu signalisieren, dass gerade die Kalibrierung aktiv ist. Zum Beispiel muss für die Zeit der Messung der Ionisationsstrom Regler eingefroren werden, so dass dieser die Messung nicht stört. Der dritte Ausgang des Modells ist das Signal für das Relais zum Umschalten der

elektrischen Spannung, die an die Ionisationselektrode angelegt wird.

Das Submodell „Verbrennungsregelung“ beinhaltet den normalen Ionisationsstrom basierten Regler des Gas-Brennwertgeräts wie er bereits in den Grundlagen beschrieben wurde. Das Modell hat vier Eingänge. Der erste Eingang ist die Lüfterdrehzahl, aus dieser wird über die Regelkurve der Sollwert für den Ionisationsstrom berechnet. Der zweite Eingang ist der aktuell gemessene beziehungsweise simulierte Wert für den Ionisationsstrom. Der dritte Eingang ist der Korrekturwert, den VADA berechnet und der von dem Sollwert des Ionisationsstrom abgezogen wird um die Alterung der Elektrode zu korrigieren. Der vierte Eingang ist das Flag von VADA, das wahr ist, wenn VADA aktiv ist. Dann wird der Regler eingefroren und die aktuell eingeregelt Gasventilstellung fixiert. Ausgang des Systems ist der Sollwert für die Stellung des Gasventils über welche die Luftzahl eingeregelt wird.

Das Submodell „Simulationsmodell Ionisationsstrom“ beinhaltet das Simulationsmodell des Gas-Brennwertgeräts. Dieses ist stark vereinfacht und stellt nur die Eigenschaften des Geräts nach, die für die Entwicklung der Funktion notwendig sind. Es besteht im Kern aus den in Kapitel 5.1 beschriebenen Hammerstein Modellen von Typ M2. Für die beiden unterschiedlichen elektrischen Spannungsniveaus, die von VADA genutzt werden, wurden jeweils einzelne Hammerstein Modelle angelernt. Aus den beiden Modellen für den Ionisationsstrom, kann dann über das entsprechende Spannungsniveau der elektrische Widerstand berechnet werden. Eingänge für das Modell sind die Lüfterdrehzahl und der Sollwert für das Gasventil, aus diesen wird über die Hammerstein Modelle der Ionisationsstrom für Soll- und Testspannung berechnet. Der dritte Eingang ist der Schalter für das Relais aus VADA. Über diesen Schalter wird bestimmt über welches Hammerstein Modell der aktuelle Ionisationsstrom berechnet werden soll. Ein zusätzlicher Eingang beinhaltet die Störgrößen welche in die Simulation integriert wurden. Der einzige Ausgang des Modells ist der simulierte Ionisationsstrom. Neben diesem werden in dem Simulationsmodell noch weitere Größen des Systems, wie zum Beispiel die Luftzahl, simuliert. Diese werden jedoch nicht als Ausgänge nach außen geführt, da sie für den geschlossenen Regelkreis nicht notwendig sind und lediglich zur Bewertung der Simulationsergebnisse genutzt werden.

Das Submodell „Störgrößen“ beinhaltet mögliche Störgrößen, die mit in der Simulation berücksichtigt werden sollen. Das ist in diesem Fall nur der zusätzliche Widerstand, der durch die Alterung der Elektrode entsteht, dieser wird in in dem Simulationsmodell des Ionisationsstroms einfach additiv auf die sich ergebenden Widerstände aus dem Hammerstein Modellen addiert.

Das ist eine leichte Vereinfachung des Effekts des zusätzlichen Widerstands, jedoch für die Simulation der Funktion ausreichend. Weitere Störgrößen, wie Umgebungsbedingungen oder die Wassertemperaturen von Vor- und Rücklauf, werden für dieses Simulationsmodell nicht betrachtet, da sie für die Entwicklung des Algorithmus nicht genutzt werden. Für spätere Weiterentwicklungen der Funktion könnte das Modell jedoch um diese erweitert werden. Das Submodell „Simulationssteuerung“ beinhaltet die Steuerung der Simulation. Das Modell ist kein Nachbau der echten Gerätesteuerung mit den unterschiedlichen Temperaturreglern, welche in einem echten Gas-Brennwertgerät auf Heizanforderungen reagieren, sondern eine vereinfachte Steuerung um die Funktion in verschiedenen Szenarien testen zu können. Ausgänge dieses Modells sind die Lüfterdrehzahl und der Trigger um VADA zu starten.

Entwicklung des Verfahrens

In diesem Kapitel wird das in Kapitel 4 vorgestellte Verfahren VADA mit dem in Kapitel 5 erläuterten Simulationsmodell simuliert und parametrisiert. Dazu wird mit dem Simulationsmodell eine Parameterstudie für VADA durchgeführt. Anschließend werden die in der Simulation bestimmten Parameter am echten Gerät im Labor getestet und geprüft. Ein Vergleich mit dem aktuell verwendeten Kalibrierverfahren ADA dient als Benchmark für VADA. Zusätzlich wird der Einfluss der Messdauer der Kalibrierung auf ihre Genauigkeit untersucht. Langzeittests und Messungen in verschiedenen thermischen Bedingungen, wie nach einem Leistungssprung oder während einer Modulationsrampe, erweitern den möglichen Einsatzbereich von VADA. Durch die Untersuchung verschiedener Grenzzustände wird eine mögliche Entwicklung von VADA für die Serienfertigung vorbereitet.

6.1 Simulation und Parameterauslegung

Mithilfe des Simulationsmodells kann VADA im geschlossenen Regelkreis simuliert werden. Über diese Simulation können die Parameter des PI-Reglers von VADA bestimmt werden. Dazu wird folgendes Szenario aufgebaut: Über das Störgrößen Submodell wird ein zusätzlicher Widerstand durch eine zunehmende Oxidschicht simuliert. Dieser zusätzliche Widerstand führt zu einer Abweichung der Luftzahl durch die Regelung. In Abbildung 6.1 ist diese Abweichung beispielhaft für die beiden Lüfterdrehzahlen von 4000 und 8000 rpm dargestellt. Bei beiden Arbeitspunkten wurde ein zusätzlicher Wi-

derstand von $600\text{ k}\Omega$ hinzugefügt.

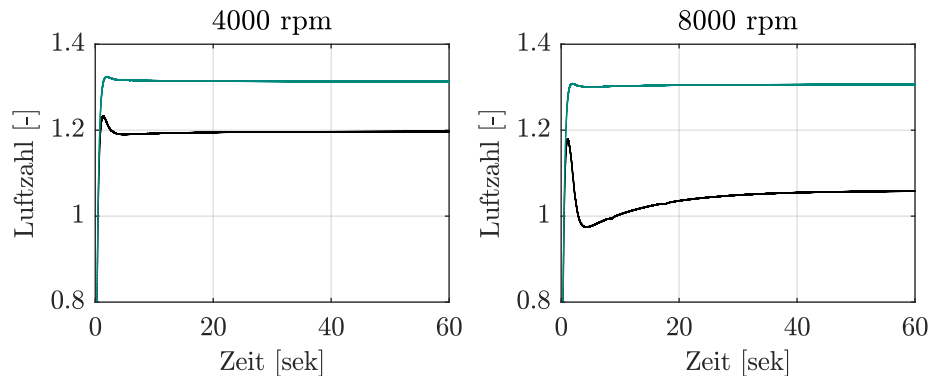


Abbildung 6.1: Simulationsergebnisse der Ionisationsstrom-Regelung mit (schwarz) und ohne (grün) zusätzlichen Widerstand im System

Dieses Beispiel zeigt, dass die Luftzahlabweichung durch den zusätzlichen Widerstands stark vom Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts abhängig ist. Das liegt daran, dass bei niedrigeren Leistungen der Widerstand der Flammen insgesamt höher ist. Dadurch ist der relative Einfluss, den ein zusätzlicher Widerstand hat, kleiner als bei hohen Leistungen. Bei hohen Leistungen ist der Widerstand der Flamme deutlich niedriger. In der Realität ist der zusätzliche Widerstand durch die Oxidschicht nicht konstant, sondern variiert mit der thermischen Leistung des Gas-Brennwertgeräts, da sich die Temperatur der Elektrode und damit die Leitfähigkeit der Oxidschicht mit der thermischen Leistung ändert (siehe Kapitel 3.1).

Die Luftzahl ist die eigentliche Regelgröße, die über den Ionisationsstrom-Regler geregelt werden soll. Anhand des Sollwerts für die Luftzahl wird über ein Kennfeld der entsprechende Ionisationsstrom bei entsprechender Lüfterdrehzahl bestimmt und als Sollwert für den Regler festgelegt. Für die Simulation wurde die Regelkurve so ausgelegt, dass die Luftzahl über den kompletten Leistungsbereich des Geräts bei 1,3 liegt.

Durch den zusätzlichen Widerstand weicht die Luftzahl, wie in Abbildung 6.1 zu sehen ist, von diesem Zielwert ab. Um nun die Parameter für VADA zu bestimmen mit denen die Abweichung möglichst schnell korrigiert wird, werden mit einem zusätzlichen Widerstand zehn Iterationen von VADA simuliert. Anschließend werden die Parameter von VADA verändert und die Simulation wird wiederholt. Durch systematische Veränderung der Parameter kann so ein erstes Bild erzeugt werden, bei welchem Parametersatz die Kalibrierung am besten funktioniert. Als Gütefunktion zur Bewertung der Kalibrierung wird hierbei die Summe des quadrierten Abstands zwischen

der Soll-Luftzahl und der Ist-Luftzahl genommen. Ist dieser Abstand minimal, schafft es VADA den zusätzlichen Widerstand so schnell wie möglich zu korrigieren. Die Parameter, die variiert worden sind, sind die Verstärkungsfaktoren K_i und K_p des in VADA integrierten PI-Reglers, welcher aus der Differenz zwischen Soll-Widerstandsdifferenz und Ist-Widerstandsdifferenz einen Korrekturwert für den Ionisationsstrom berechnet.

In Abbildung 6.2 sind die Ergebnisse dieser Simulationen für vier verschiedene Drehzahlen dargestellt. Dabei wurde für eine bessere Vergleichbarkeit der zusätzliche Widerstand für jede Drehzahl so eingestellt, dass der Regler ohne Korrektur auf eine Luftzahl von 1,1 regelt.

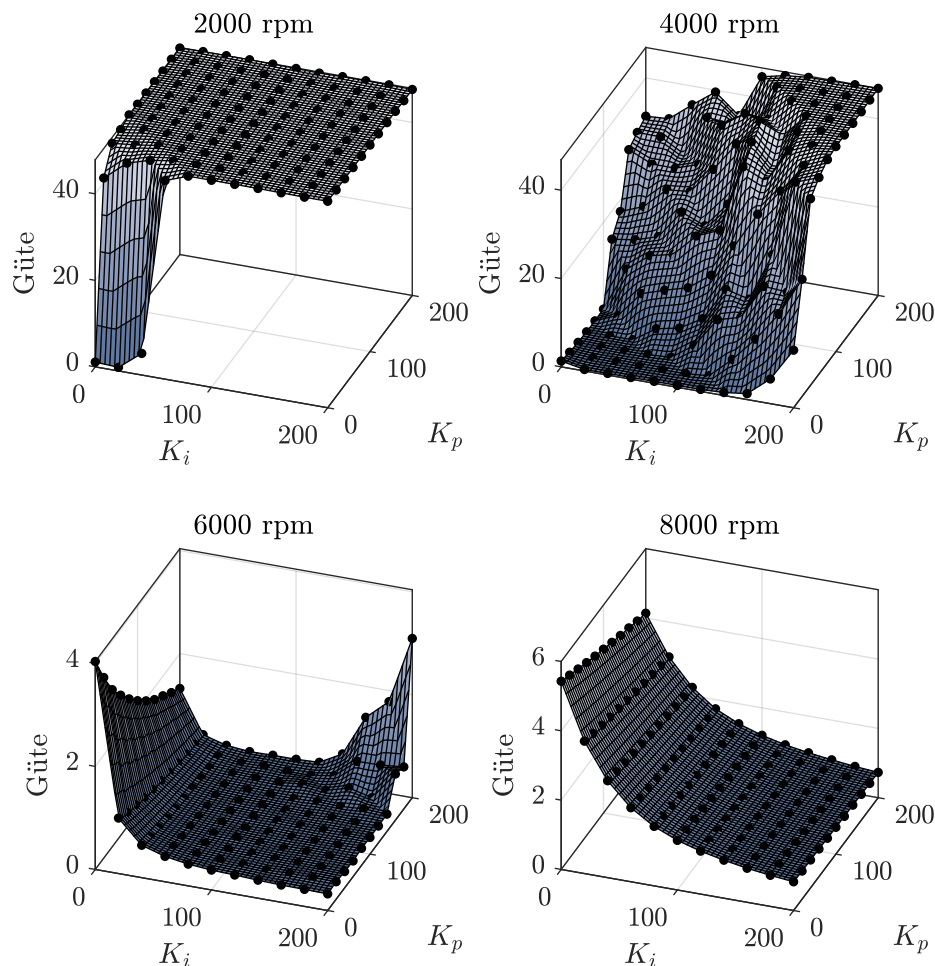


Abbildung 6.2: Allgemeine Parameterstudie der Verstärkungsfaktoren des PI-Reglers von VADA für verschiedene Drehzahlen

Es wird deutlich, dass die Drehzahl und damit die thermische Leistung des Gas-Brennwertgeräts einen großen Einfluss auf das Ergebnis der Simulation

hat. Die Parameter K_i und K_p wurden gleichmäßig in 10 Schritten zwischen 0 und 200 variiert. Es wurden alle möglichen Kombinationen dieser Parameter untersucht. Ein möglichst kleiner Wert für die Güte zeigt dabei einen guten Parametersatz für den Regler. Es muss dabei auf die unterschiedlichen Skalierungen der Z-Achse geachtet werden.

Dieses stark von der Drehzahl abhängige Verhalten der Gütefunktion für den gleichen Parameterbereich zeigt die starken Nichtlinearitäten, die die Kennfelder eines Gas-Brennwertgeräts besitzen. Während bei 2000 rpm Lüfterdrehzahl der Minimalwert der Gütefunktion im einstelligen Wertebereich für die Parameter liegt, wurde für 8000 rpm das Minimum der Gütefunktion wahrscheinlich noch nicht gefunden. Die Steigung des entstehenden Kennfelds deutet daraufhin, dass das absolute Minimum der Funktion bei deutlich höheren Parameterwerten als 200 liegt.

Durch diese hohe Differenz zwischen den „optimalen“ Parameterwerten für den Algorithmus ist es nahezu unmöglich mit einem Parametersatz über den kompletten Modulationsbereich eine stabile und gleichzeitig schnelle Kalibrierung zu ermöglichen. Mit einem festen Parametersatz wäre die Kalibrierung entweder im Bereich von kleinen Leistungen instabil oder im Bereich von hohen Leistungen sehr langsam. Dieser erste Überblick über die Parameter legt nahe, dass es notwendig ist, die Parameterwerte abhängig von der aktuellen Drehzahl zu gestalten. Diese Methode wird „Gain-Scheduling“ genannt. Ihr Ansatz ist, ein nichtlineares System an mehreren Arbeitspunkten zu linearisieren und für diese Punkte Parameter zu bestimmen [63]. Über diesen Ansatz des Gain-Schedulings kann die Nichtlinearität des Gas-Brennwertgeräts ausgeglichen werden. Dadurch wird jedoch der Aufwand für die Parametrierung des Geräts erhöht, da sich die Anzahl der zu bestimmenden Parameter erhöht. Eine etwas genauere und an die jeweilige Drehzahl angepasste Parameterstudie schränkt die Bereiche, in denen das absolute Minimum der Gütefunktion liegt, weiter ein. Die Ergebnisse dieser zweiten Durchführung sind in Abbildung 6.3 dargestellt. Bei dieser Darstellung muss auf die unterschiedliche Skalierung der X-, Y- und Z-Achsen der Diagramme geachtet werden.

Zur endgültigen Bestimmung des „optimalen“ Parametersatzes für die jeweilige Drehzahl soll ein Vaillant interner Optimierer verwendet werden. Dieser basiert auf dem Gradientenverfahren und wird eigentlich zur Optimierung der Parameter von Simulationsmodellen genutzt, kann jedoch auch auf dieses Optimierungsproblem angewendet werden. Es zeigt sich jedoch, dass die Optimierung stark von ihrem Startpunkt abhängt. Der Grund dafür liegt in

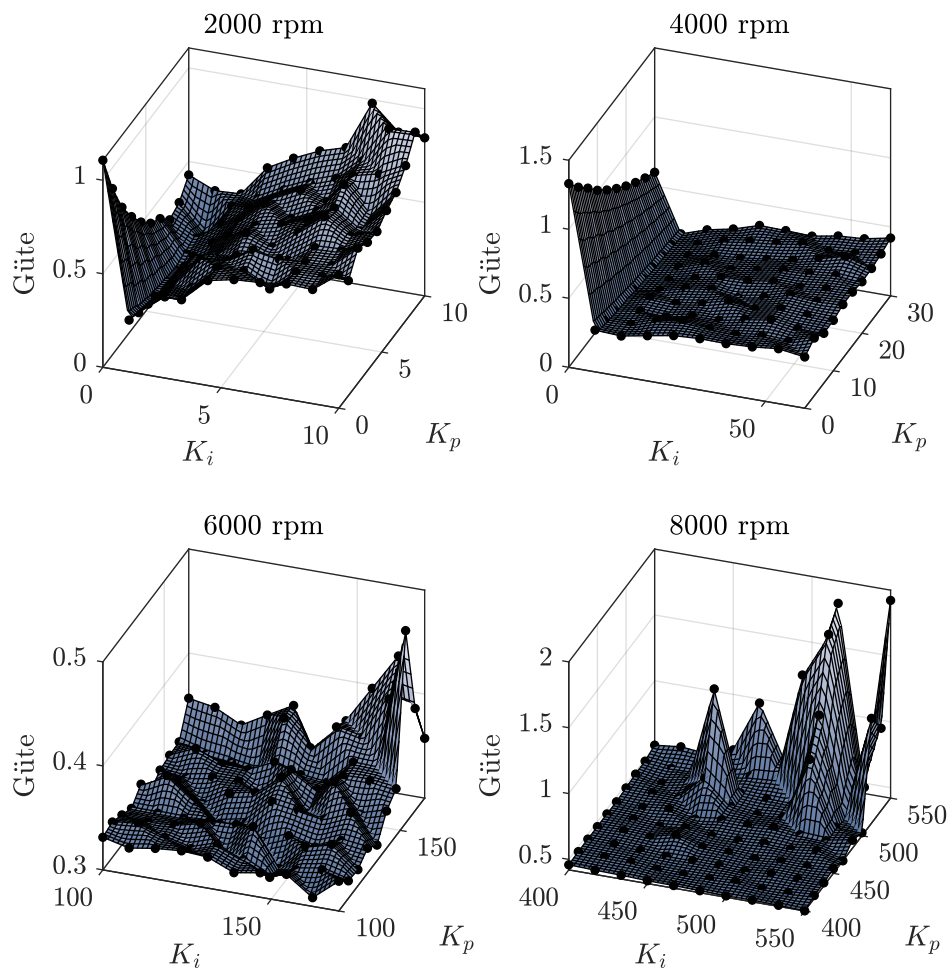


Abbildung 6.3: Detaillierte Parameterstudie der Verstärkungsfaktoren des PI-Reglers von VADA zur Identifikation des Minimums der Gütefunktion

dem nicht monotonen Verhalten der Ergebnisse der Simulation. Der Optimierer ist nur in der Lage, lokale Minima zu identifizieren. Die Abbildung 6.3 zeigt, dass die Simulationsdaten viele lokale Minima aufweisen. Abhängig von seinem Startpunkt findet der Optimierer dann eines dieser lokalen Minima, ohne zu wissen, ob es das absolute Minimum ist. Daher wird das absolute Minimum der Gütefunktion über einen Brute-Force Ansatz identifiziert. Brute-Force ist eine Methode für die Lösung eines Problems bei der alle möglichen Kombinationen nach einem gewissen Schema getestet werden [94]. So kann bestimmt werden, für welche Kombination von Parametern die Gütefunktion den niedrigsten Wert besitzt. Für diesen Ansatz werden die vorher identifizierten Bereiche, in denen das Minimum der Gütefunktion liegen muss (siehe Abbildung 6.3), genauer untersucht. Über den Bereich wird ein

Raster von 100 mal 100 Punkten von möglichen Kombinationen aufgespannt, welche anschließend alle simuliert werden. Die bei diesem Verfahren gefundenen „optimalen“ Parameter sind in Tabelle 6.1 mit ihrem jeweiligen Ergebnis für die Gütefunktion dargestellt.

Tabelle 6.1: Ergebnisse für den „optimalen“ Parametersatz aus der Brute-Force Abfrage der Simulationsdaten

Drehzahl	K_i	K_p	Güte
2000 rpm	7,98	0,30	1,07
4000 rpm	41,8	25,5	0,97
6000 rpm	170	160	0,92
8000 rpm	548	523	1,14

Die Ergebnisse bestätigen das bereits angesprochene Problem, dass die „optimalen“ Parameter stark abhängig von der Drehzahl sind. Dadurch wird es notwendig, die Parameter abhängig von der aktuellen Drehzahl zu definieren, was die Anzahl der notwendigen Parameter für die Funktion um ein Vielfaches erhöht. Dadurch ergibt sich das folgende Problem:

Die Gas-Brennwertgeräte der Firma Vaillant werden in vielen verschiedenen Varianten verkauft. Neben unterschiedlichen Hydraulik-Varianten gibt es auch eine Vielzahl von verschiedenen Wärmetauschern, Brennern, Silencern, etc.. Da das Verhalten dieser Varianten immer unterschiedlich ist, gibt es für jede dieser Varianten einen eigenen Parametersatz für die Software. Allein die Funktionen der Verbrennungsregelung besitzen über 400 verschiedene Parameter. Diese müssen für jede Gerätevariante ausgelegt und getestet werden. Dadurch entsteht ein großer Aufwand in der Wartung und Pflege der Software. Um diesen Aufwand für die Software möglichst gering zu halten, wird daher bei jeder neuen Funktion versucht, die Anzahl der Parameter und die Komplexität der Funktion so gering wie möglich zu halten. Eine Möglichkeit der Verringerung der Parameter von VADA ist, statt einem PI-Regler einen einfacheren I-Regler mit nur noch einem Verstärkungsfaktor zu verwenden. Das Ergebnis dieses Ansatzes ist in Abbildung 6.4 dargestellt. Die Parameter wurden ebenfalls mittels Brute-Force bestimmt. Da das Lösungsproblem jedoch nur noch eindimensional ist, war der rechnerische Aufwand um ein Vielfaches kleiner.

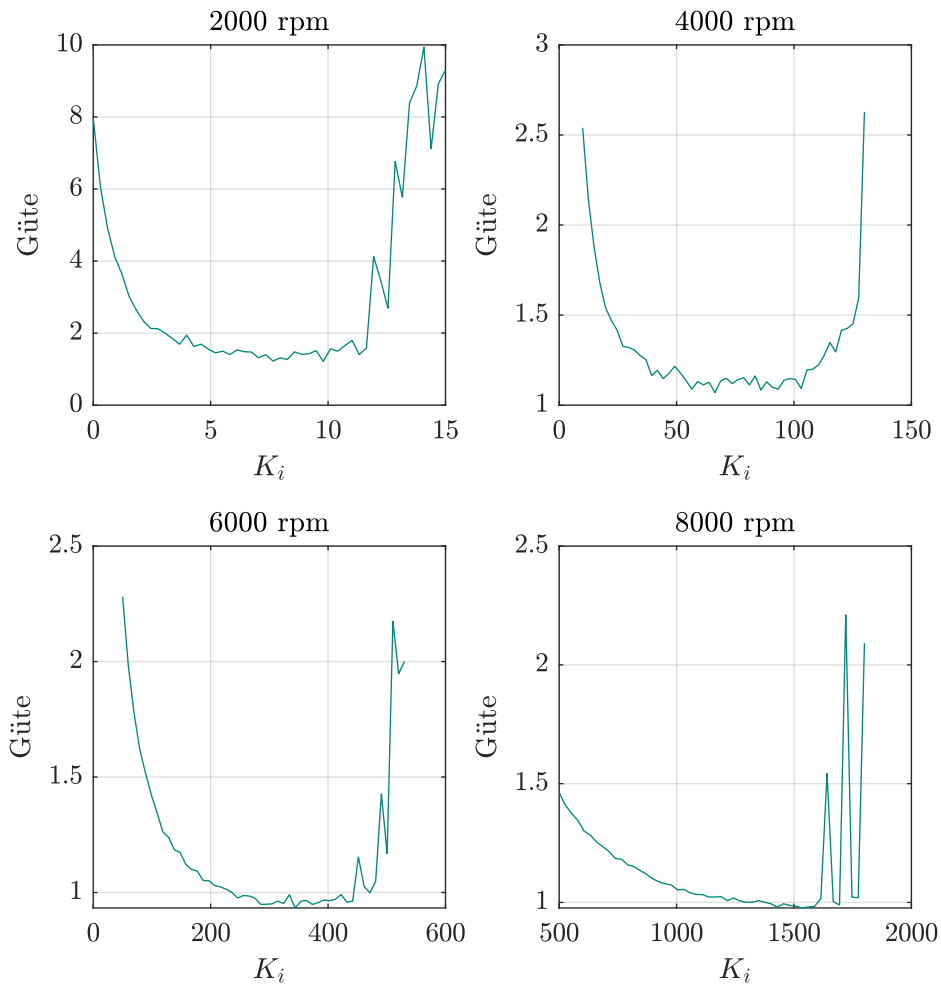


Abbildung 6.4: Parameterstudie des Verstärkungsfaktors bei Verwendung eines I-Reglers anstatt eines PI-Reglers

Die Ergebnisse für den „optimalen“ Parameter sind in Tabelle 6.2 dargestellt. Es wird deutlich, dass der Unterschied in der Gütefunktion zwischen beiden Ansätzen relativ gering ist und es sich deswegen durchaus anbietet, die Funktion nur mit einem I-Regler zu betreiben.

Tabelle 6.2: Ergebnisse für den „optimalen“ Parametersatz aus der Brute-Force Abfrage der Simulationsdaten für einen I-Regler

Drehzahl	K_i	Güte
2000 rpm	7,3	1,184
4000 rpm	70,6	1,058
6000 rpm	345,8	0,936
8000 rpm	1353	0,9854

Für einen genaueren Vergleich der beiden Ansätze sind die Simulationsergebnisse für die „optimalen“ Parameter in Abbildung 6.5 dargestellt. Beide Ansätze zeigen, dass die Luftzahl erfolgreich korrigiert werden kann. Insgesamt ist der Unterschied zwischen beiden Ansätzen nicht sehr groß. Beide Ansätze korrigieren nach zehn Iterationen auf die gleiche Luftzahl und korrigieren bereits im ersten Schritt einen Großteil der Abweichung. Das Konvergenzverhalten ist unterschiedlich, bei 2000 und 4000 rpm zeigt der PI-Regler einen genaueren Verlauf, während bei 6000 und 8000 rpm der I-Regler die genauere Konvergenz aufweist. Aufgrund des ähnlichen Konvergenzverhaltens und der leichteren Handhabung wurde für die Labormessungen VADA mit einem I-Regler aufgebaut.

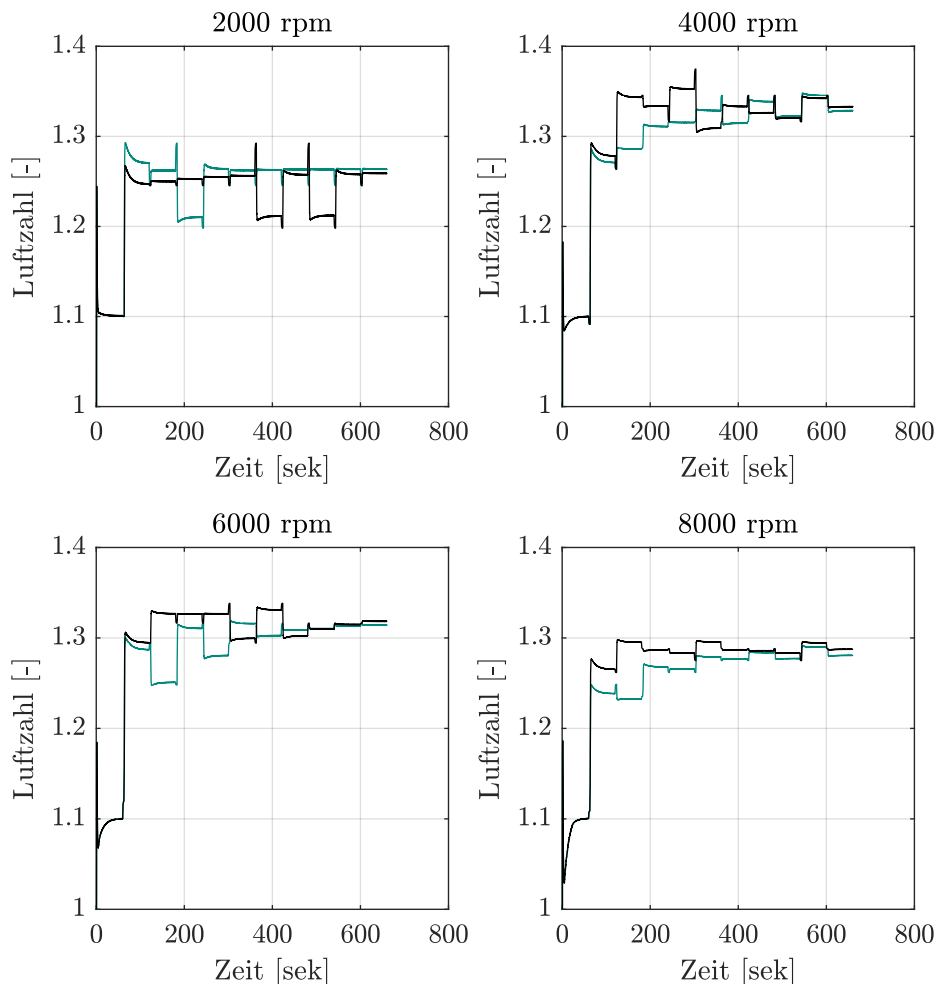


Abbildung 6.5: Luftzahlverläufe der Simulation von 10 Iterationen von VADA mit den vorher bestimmten „optimalen“ Parametern (grün = PI-Regler, schwarz = I-Regler)

6.2 Überprüfung im Labor

Da das Simulationsmodell das reale Verhalten eines Gas-Brennwertgeräts mit allen seinen Einflussfaktoren nicht komplett nachbilden kann, wird die Funktion an einem Prototypen getestet. Dazu wird das in der Simulation genutzte Simulink Modell von VADA in die Gerätesoftware für die MicroLabBox integriert. Die Ergebnisse einer ersten Messung sind in Abbildung 6.6 dargestellt. Dabei wird in grün der Sollwert für die Luftzahl der Regelung dargestellt, das rote Kreuz auf der Y-Achse ist die Luftzahl, die sich durch den zusätzlichen Widerstand einstellt und die schwarzen Kreuze zeigen die Luftzahl nach der entsprechenden Iteration von VADA.

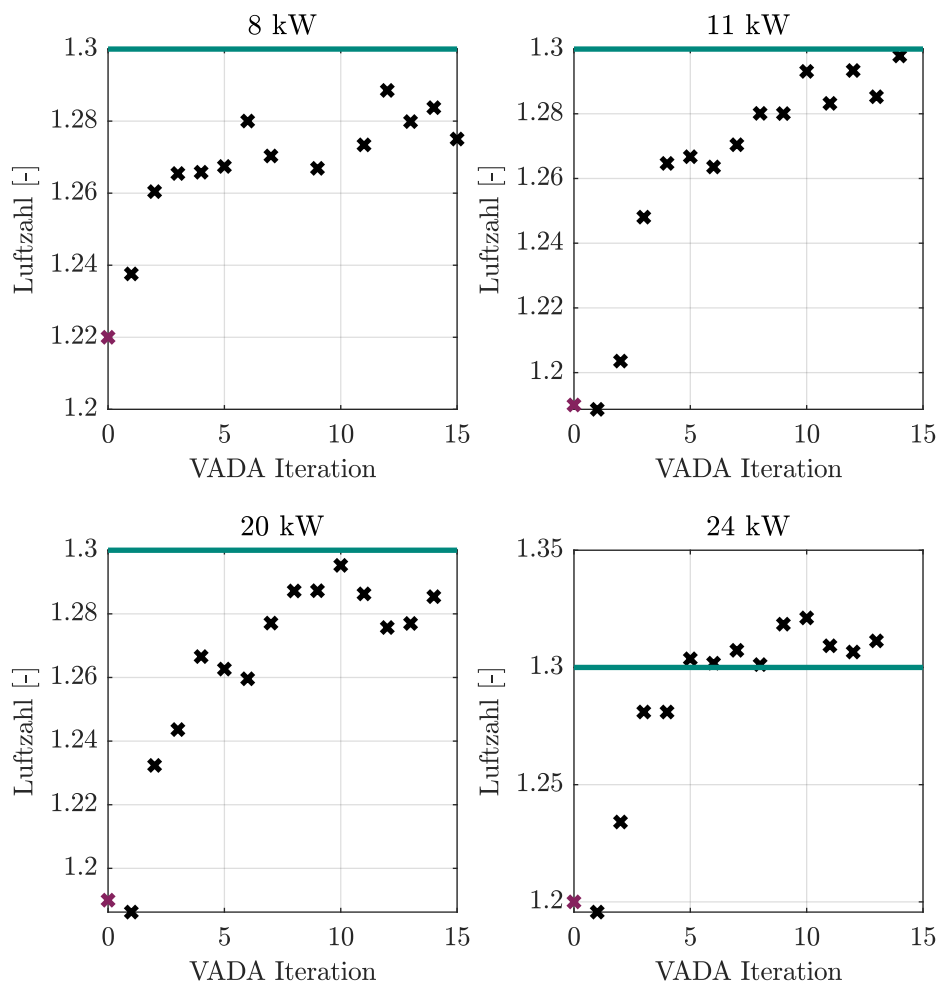


Abbildung 6.6: Ergebnisse für die Luftzahl nach mehreren Iterationen VADA für verschiedene thermische Leistungen

Die Messdaten zeigen ein durchmischtes Bild. Grundsätzlich war VADA in

der Lage, bei allen Messungen die durch den zusätzlichen Widerstand erzeugte Verringerung der Luftzahl zu korrigieren. Das zeigt, dass das Prinzip grundsätzlich funktioniert, jedoch ist die Qualität der Korrektur bei den verschiedenen Messungen sehr unterschiedlich. Bei 24 kW wird die Luftzahl überkorrigiert, so dass die Luftzahl durch die Korrektur magerer ist als der Luftzahl Sollwert. Bei den anderen Arbeitspunkten ist die Korrektur der Luftzahl tendenziell zu gering, so dass sich eine niedrigere Luftzahl als der Sollwert einstellt. Die Ergebnisse zeigen wie groß der Einfluss der Umweltfaktoren auf ein Gas-Brennwertgerät sein kann. Obwohl die Parameter von VADA speziell für diesen Prototypen ausgelegt wurden, ist die Korrektur nicht exakt. Allein dass die Messungen an einem anderen Tag als die Auslegung der Parameter gemacht wurde reicht aus um solche Abweichungen zu erzeugen. Diese Ergebnisse können analog zu den Ergebnissen der Langzeitstudie des Prototypen aus Kapitel 5.3 gesehen werden. Diese Störgrößen können ohne weitere Messtechnik nicht identifiziert werden und müssen daher mit in Kauf genommen werden. Des Weiteren zeigt sich, dass die Varianz der Messwerte relativ hoch ist. Grund dafür sind die verschiedenen Rauschanteile in der Messung. Das System ist in sich nicht statisch sondern an vielen verschiedene Stellen gibt es verschiedene Dynamiken, die den aktuellen Messwert des Ionisationsstroms beeinflussen können. Dazu gehört zum Beispiel die Drehzahl des Lüfters, die nie exakt konstant ist, sondern immer um circa 50 rpm schwankt oder die Flamme selbst, die aufgrund der turbulenten Strömung immer leicht flackert.

Aufgrund von diesen Messungenauigkeiten konnten nicht exakt die Parameter, die mit der Simulation des Systems berechnet worden sind, am echten Prototypen verwendet werden. Unter Verwendung dieser Parameter war das System an vielen Punkten instabil. Daher mussten die Parameter im Labor leicht nachparametriert werden. Das kommt in der Funktionsentwicklung häufiger vor, da Simulationsmodelle immer nur begrenzt die wahren Begebenheiten am Prüfstand widerspiegeln. Durch die Modelle wird es möglich, die Anzahl der nötigen Messungen zu verringern, doch vollständig ersetzen können diese die Messungen nicht.

Im Allgemeinen können diese Messungen als Erfolg gewertet werden, da gezeigt wurde, dass VADA funktioniert und die Luftzahl grundsätzlich in die richtige Richtung, nahe des Sollwerts korrigiert werden konnte. Ob die Genauigkeit der Korrektur für eine Serienentwicklung ausreicht, muss in weiteren Messungen unter Grenzbedingungen untersucht werden. Dazu gehören zum Beispiel die Wiederholung dieser Messung mit verschiedenen Gasarten,

Messungen in einer Klimakammer oder Messungen mit grenzwertigen Bauteilen. Messungen dieser Art, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurden, werden im Kapitel 6.4 betrachtet.

6.3 Vergleich mit ADA

VADA wurde als mögliche Verbesserung für den aktuellen von Vaillant verwendeten Kalibrieralgorithmus ADA entwickelt. Die grundsätzlichen Unterschiede sowie Vor-/Nachteile der beiden Funktionen wurden bereits im Kapitel 4.5 erläutert. In diesem Kapitel sollen die beiden Verfahren anhand von einer Messung unter gleichen Bedingungen direkt miteinander verglichen werden. Dazu wird das System wieder durch einen zusätzlichen Widerstand verändert und anschließend beide Verfahren zur Kalibrierung an diesem getestet. Die Ergebnisse dieser Messung sind in Abbildung 6.7 dargestellt. Die grundsätzliche Darstellungsart ist die gleiche wie in Abbildung 6.6, wobei schwarze Kreuze für die Iterationen von VADA und blaue Kreuze für die Iterationen von ADA stehen.

Auch bei dieser Messung sind die Ergebnisse nicht für alle vermessenen Leistungen gleich. Grundsätzlich sind beide Kalibrierfunktionen in der Lage die Luftzahl in Richtung mager zu korrigieren. Jedoch gibt es relativ große Unterschiede zwischen den beiden Funktionen. Bei 8 kW hat VADA bereits nach 3 Iterationen die Luftzahl komplett korrigiert und pendelt sich dann zwischen 1,3 und 1,32 ein. ADA korrigiert mit jedem Schritt die Luftzahl weiter, ist jedoch deutlich langsamer und hat nach 13 Iterationen die Luftzahl erst auf 1,27 korrigiert. Hier zeigt sich deutlich das Problem, dass das Konvergenzverhalten von ADA stark von der Krümmung des Kennfelds abhängt. In diesem Beispiel scheint das Kennfeld stark genug gekrümmt zu sein, dass ADA konvergiert, jedoch ist die Krümmung so gering, so dass ADA nur sehr langsam konvergiert. Bei 11 kW ist das Bild durchmischter. Beide Kalibrierfunktionen schaffen es, die Luftzahl sehr ähnlich zu korrigieren und schwanken dann beide um den Sollwert für die Luftzahl. An diesem Arbeitspunkt kann kein eindeutiger Unterschied zwischen VADA und ADA festgestellt werden. Für 16 und 22 kW ist das Bild wieder eindeutiger: Bei beiden Belastungen korrigiert VADA auf eine Luftzahl knapp unterhalb des Sollwerts. ADA korrigiert bei 16 kW deutlich zu wenig und bei 22 kW deutlich zu viel, so dass die Luftzahl einmal niedriger als der Sollwert und einmal höher als der Sollwert ist. Bei beiden Leistungen ist die Genauigkeit von VADA besser als von ADA. Die Ergebnisse der Vergleichsmessung zeigen, dass VADA mindestens das

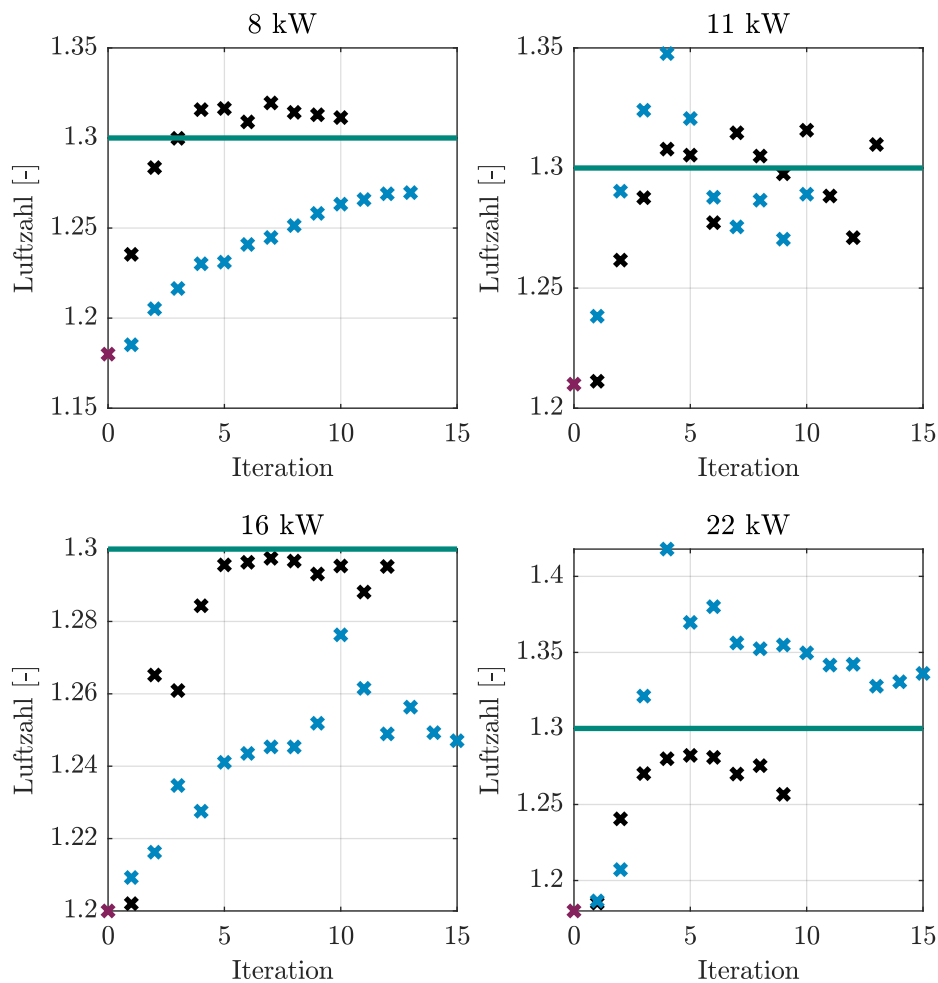


Abbildung 6.7: Vergleich der Luftzahlen nach der gleichen Anzahl von Iterationen von VADA (schwarz) und ADA (blau)

gleiche Korrekturverhalten wie ADA zeigt, an drei von vier Arbeitspunkten ist die Korrektur sogar besser als die von ADA. Zusammen mit den in Kapitel 4.5 erläuterten Vorteilen von VADA gegenüber ADA zeigt sich, dass VADA eine durchaus bessere Alternative zum aktuell verwendeten Kalibrieralgorithmus darstellt. Diese Ergebnisse müssen für eine vollständige Serienentwicklung von VADA durch weitere Messungen bestätigt werden.

6.4 Weiterentwicklung

Gas-Brennwertgeräte, die auf den Markt kommen, unterliegen einer Vielzahl von Sicherheitsbestimmungen damit die Geräte immer sicher betrieben werden können. Sollen neue Funktionen in ein Gas-Brennwertgerät integriert

werden, müssen diese unter verschiedenen Rand- und Toleranzbedingungen im Labor untersucht und abgesichert werden. Das gilt auch für den in dieser Arbeit entwickelten Kalibrieralgorithmus. Um eine Serienentwicklung möglichst gut vorzubereiten, wird das neue Verfahren weiter optimiert und unter verschiedenen Randbedingungen getestet und untersucht. Ziel ist es, eine potentielle Entwicklung für die Zulassung und Integration in das Endprodukt möglichst gut vorzubereiten. Es wird kein Anspruch auf eine vollständige serienreife Entwicklung dieser Funktion erhoben.

Messdauer

Ein sehr wichtiger Punkt für die Weiterentwicklung von VADA ist die Zeit, die benötigt wird um eine Messung der Widerstandsdifferenz durchzuführen, da während der Messung Lüfter und Gasventil möglichst nicht bewegt werden sollen. Durch eine kürzere Messdauer muss das Gerät eine kürzere Zeit an diesem Arbeitspunkt fixiert werden und dadurch kann die Messung einfacher in den täglichen Betrieb integriert werden. In Abbildung 6.8 ist beispielhaft der Stromverlauf für eine einzelne VADA-Messung mit einer Messdauer von einer Sekunde dargestellt. Die „Messdauer“ bezieht sich dabei immer auf die Dauer der Messung der Ströme der Test- und Sollspannung.

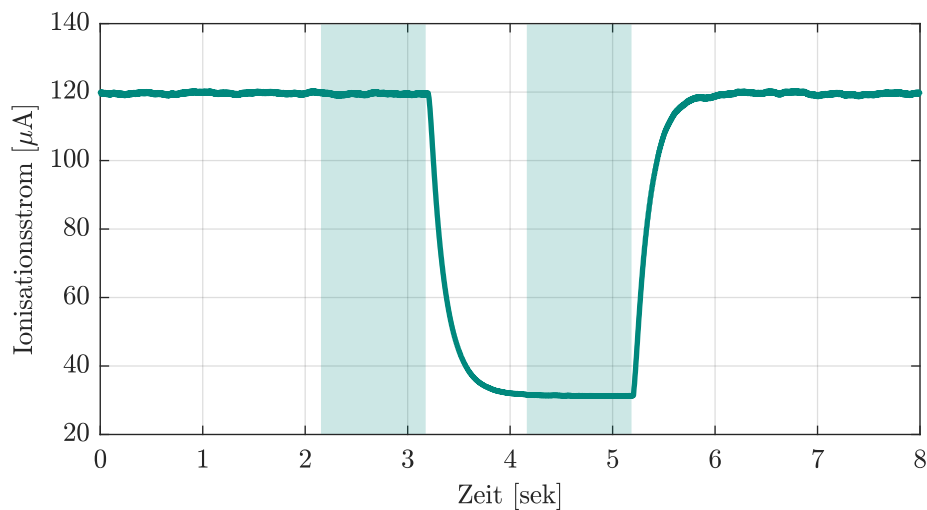


Abbildung 6.8: Verlauf des Ionisationsstroms für eine Iteration von VADA

In den grün markierten Bereichen wird jeweils der Strom gemessen. Mithilfe der Spannung wird dann der jeweilige Widerstand und aus den beiden Widerständen die Differenz berechnet. Im Bereich zwischen den Messungen erfolgt die Spannungsumschaltung. Nach der Umschaltung der Spannung von

400 V auf 100 V ändert sich der Strom mit einem PT1-Verhalten. Das resultiert aus einem RC-Glied in der Messschaltung zur Verringerung des Messrauschens. Um den Einfluss dieses RC-Glieds zu minimieren, wird nach der Umschaltung der Spannung eine Sekunde gewartet bevor die 100 V Messung beginnt. Um den Einfluss der Messdauer auf die Genauigkeit zu untersuchen werden bei vier verschiedenen Leistungen, gleichmäßig über den Leistungsbereich verteilt, Messungen mit unterschiedlichen Messdauern durchgeführt. Der Lüfter und das Gasventil werden an den Punkten fest eingestellt. In Abbildung 6.9 sind die auf den Median genormten Boxplots der Messungen dargestellt.

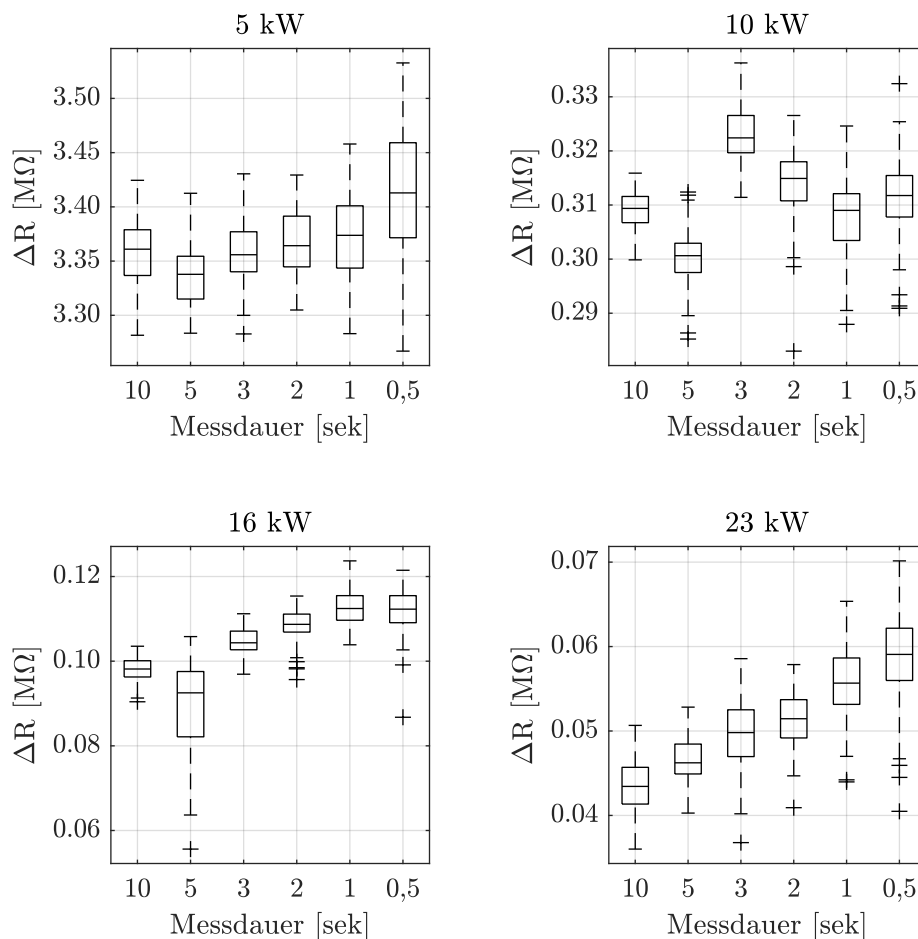


Abbildung 6.9: Boxplots zu den Messzeiten bei vier verschiedenen Belastungen

Die Enden der Rechtecke sind das 25. und 75. Perzentil. Die Antennen gehen jeweils zum maximalen und minimalen Wert, der nicht als Ausreißer erkannt wird. Ausreißer sind alle Werte, die mehr als das 150 % des Quartilsabstands

(Abstand zwischen den 25. und 75. Perzentil) vom jeweiligen Rand der Box entfernt sind. Ausreißer sind als Kreuze markiert.

Es zeigt sich, dass sich mit einer Verkürzung der Messdauer kein eindeutiger Trend zu einer genaueren oder ungenaueren Messung erkennen lässt. Bei 5 kW thermischer Leistung hat die Messreihe mit einer Messdauer von 0,5 Sekunden die größte Streuung zwischen den Messwerten, während die geringste Streuung für eine Messdauer von drei und fünf Sekunden erreicht wird. Dieses Bild bestätigen die Messungen an den anderen Belastungspunkten nicht eindeutig, bei 23 kW ist ebenfalls die Streuung bei 0,5 Sekunden Messdauer am höchsten, bei den beiden anderen Messpunkten jedoch nicht. Bei 10 und 16 kW ist der Unterschied zwischen den verschiedenen Messdauern relativ gering. Einen Ausreißer bildet die fünf Sekunden Messung bei 16 kW, diese hat eine deutlich größere Streuung als die restlichen Messungen bei 16 kW. Ein Blick in die Rohdaten verrät, dass dort etwas die Messung gestört hat. Der Grund für die Störung konnte im Nachhinein nicht identifiziert werden. Daher wird diese Messung als Ausreißer betrachtet. Was bei allen Messungen tendenziell zu erkennen ist, ist dass der Mittelwert der Messungen für kurze Messdauern höher ist. Besonders deutlich ist dieses Verhalten bei der Messung bei 23 kW. Ein Grund dafür könnte das Abklingverhalten des Stroms sein wenn die Spannung von 400 V auf 100 V verringert wird.

Zu einer genaueren quantitativen Beurteilung der Messwerte sind in Tabelle 6.3 die Variationskoeffizienten der Messungen in Prozent dargestellt. Diese machen deutlich, was die Boxplots bereits angedeutet haben: Tendenziell nimmt die Streuung der Messung der Widerstandsdifferenz mit längerer Messzeit ab.

Tabelle 6.3: Variationskoeffizienten der Messungen mit verschiedenen Messdauern für VADA in %

Leistung	10 s	5 s	3 s	2 s	1 s	0,5 s
5 kW	0,91	0,93	0,86	0,92	1,14	1,62
10 kW	1,14	1,63	1,61	1,93	2,26	2,22
16 kW	2,86	11,94	2,97	3,34	3,73	4,64
23 kW	7,03	5,61	7,63	6,14	7,68	9,35

Im Prinzip sind die in der Tabelle dargestellten Ergebnisse erwartbar, da über die längere Mittelung des Messwerts der Einfluss des Messrauschens verringert werden kann. Hier entsteht für die Entwicklung der Funktion ein Zielkonflikt zwischen einer möglichst schnellen, aber gleichzeitig möglichst genauen Funktion. Über eine genaue Definition der Anforderungen an die

Funktion könnte dieser Zielkonflikt gelöst werden, indem untersucht wird mit welcher Messdauer die geforderte Genauigkeit eingehalten werden kann, beziehungsweise welche Genauigkeit sich bei der geforderten Messdauer ergibt.

Verhalten nach Leistungssprüngen

Bisher wurde das neue Verfahren nur an statischen Leistungspunkten untersucht. Im Serienbetrieb ändert sich die Leistung eines Gerätes jedoch im Verlaufe des Tages sehr häufig. Nach einem Leistungssprung kann es bis zu einer halben Stunde dauern, bis sich alle Temperaturen innerhalb des Gerätes auf einen statischen Zustand eingeschwungen haben. Wenn der Algorithmus nur bei statischen Zuständen durchgeführt werden kann, verringern sich die möglichen Zeitfenster für eine Kalibrierung innerhalb eines Tages deutlich. Dies könnte dazu führen, dass das Gerät zu lange nicht kalibriert wird und daher die Verbrennung nicht mehr sauber ist. Dann müsste das Gerät in einen Zustand gezwungen werden, in dem es kalibriert werden kann. Das könnte in diesem Moment dann zu einer Verringerung des Komforts für den Endkunden oder die Endkundin führen. Daher wird untersucht, wie sich die Messung kurz nach einem Lastsprung verhält und ob es möglich ist, das Gerät auch zeitnah nach Leistungssprüngen zu kalibrieren. Dadurch würde sich der mögliche Zeitbereich für eine Kalibrierung deutlich vergrößern. Im ersten Schritt wurde dazu die Widerstandsdifferenz in verschiedenen Zeitabständen nach einem Leistungssprung gemessen, die Ergebnisse für vier verschiedene Sprünge sind in Abbildung 6.10 dargestellt. Für die Messungen wurden die dargestellten Leistungssprünge und Messungen der Widerstandsdifferenz je zehnmal wiederholt und anschließend das arithmetische Mittel gebildet.

Die Ergebnisse der Messung zeigen, dass es keinen eindeutigen Einfluss der Wartezeit auf die Höhe der gemessenen Widerstandsdifferenz gibt. Tendenziell könnte man sagen, dass die erste Messung nach zehn Sekunden immer relativ hoch ist, die zweite Messung nach 20 Sekunden ist bei allen Leistungssprüngen die niedrigste Messung der Widerstandsdifferenz. Mit steigender Wartezeit erhöht sich dann die gemessene Widerstandsdifferenz wieder, bis sie nach zwei Minuten in der Nähe der ersten Messung ist. Dieses Verhalten ist nicht ganz eindeutig und geht etwas in dem allgemeinen Messrauschen unter.

Da die Messung der Widerstandsdifferenz im offenen Regelkreis ohne den Einfluss von VADA keine eindeutigen Ergebnisse gezeigt hat, wird im zweiten

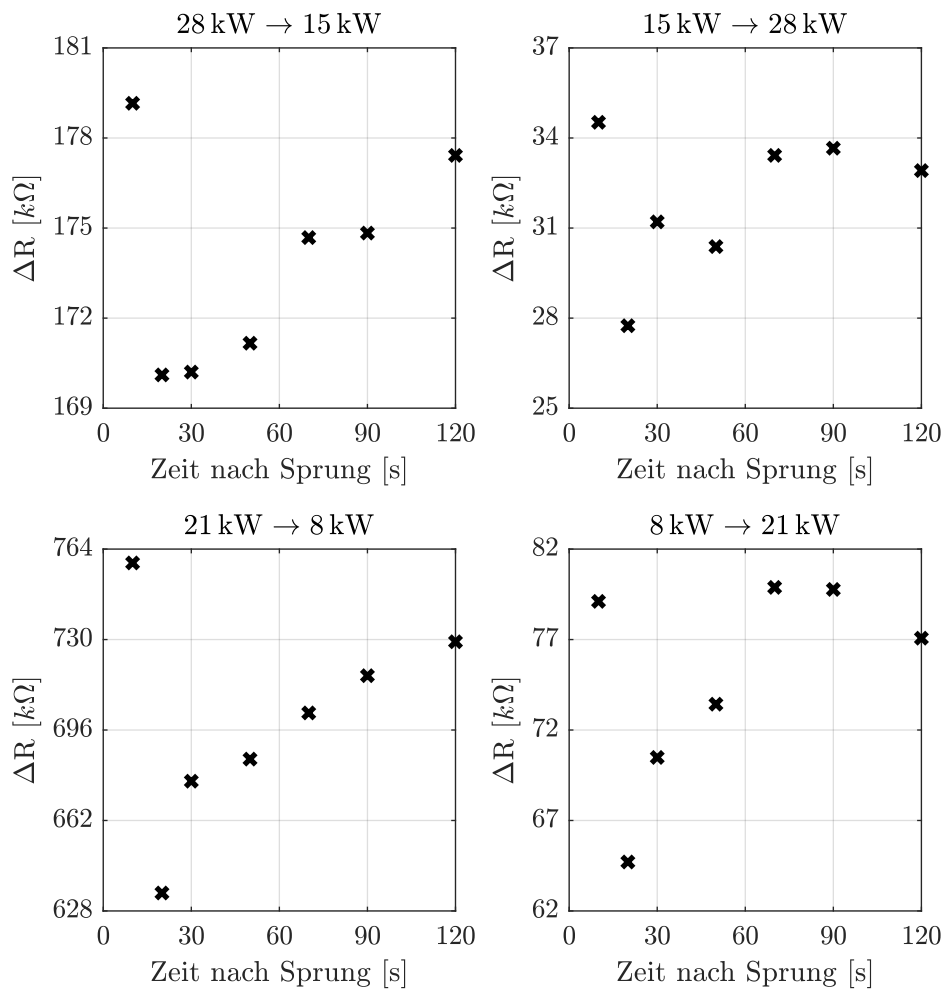


Abbildung 6.10: Messung der Widerstandsdifferenz nach einem Leistungssprung

Schritt die Kalibrierung im geschlossenen Kreis getestet. Dazu wird das System zunächst durch einen zusätzlichen Widerstand verändert. Anschließend wird ein Leistungssprung gemacht und eine feste Zeit danach wird VADA durchgeführt. Dieser Vorgang wird zehnmal wiederholt und das Ergebnis mit einer Kalibrierung unter statischen Bedingungen verglichen.

Die Ergebnisse dieser Messung sind in Abbildung 6.11 für einen Leistungssprung von 8 auf 22 kW dargestellt. Der Titel der einzelnen Diagramme zeigt die Wartezeit nach einem Leistungssprung. Die Ergebnisse sind erneut nicht ganz eindeutig. Bei der statischen Messung wird die Luftzahl unterhalb des Sollwerts korrigiert. Bei einer Kalibrierung 60 Sekunden nach dem Leistungssprung wird die Luftzahl ebenfalls unterhalb des Sollwerts korrigiert, jedoch insgesamt mit größerem Abstand zum Sollwert als bei der statischen Messung. Bei der Messung mit einer Wartezeit von 20 Sekunden nach dem Leis-

tungssprung ist das Ergebnis relativ ähnlich zur statischen Messung, auch hier wird die Luftzahl auf einen Wert knapp unterhalb des Sollwerts korrigiert. Einen Ausreißer zu diesen Ergebnissen bildet die Messung mit einer Wartezeit von 40 Sekunden nach dem Leistungssprung, bei dieser wird die Luftzahl tendenziell überkorrigiert, so dass die korrigierte Luftzahl höher als der Sollwert ist.

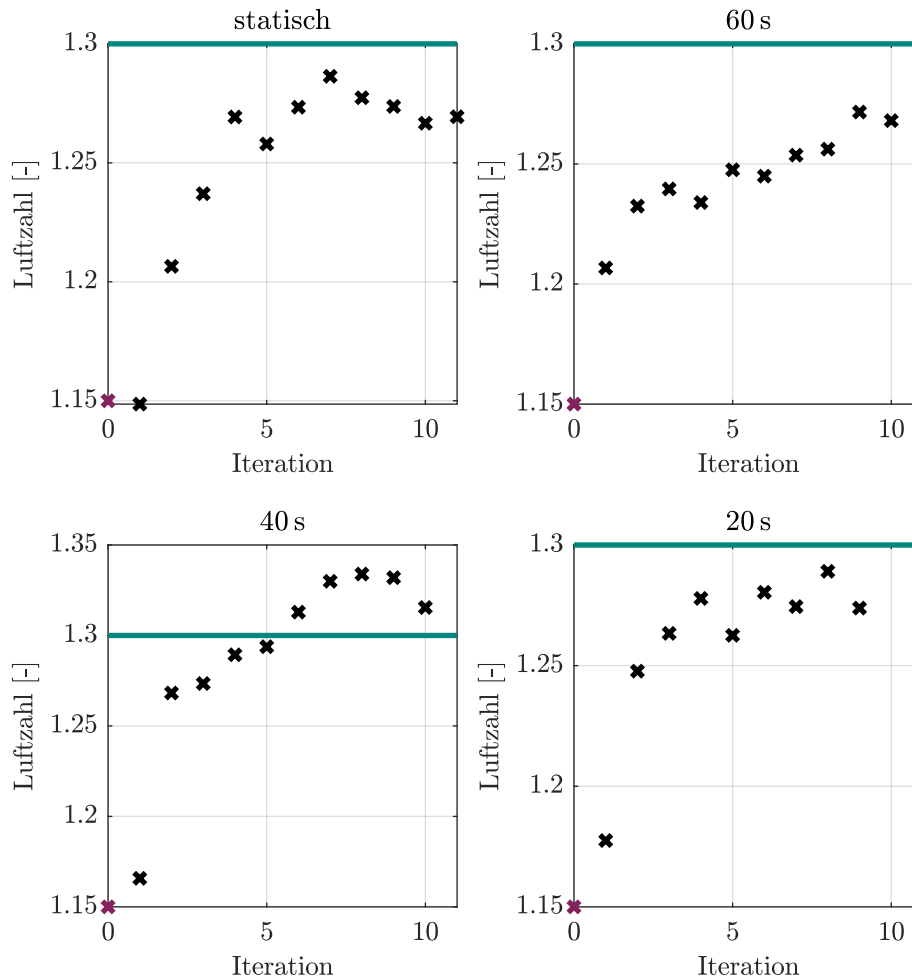


Abbildung 6.11: Kalibrierungsergebnisse nach einem Leistungssprung von 8 auf 22 kW im Vergleich zu einer statischen Messung bei 22 kW

Die Ergebnisse der Messung verdeutlichen, dass mit VADA auch zeitnah nach Leistungssprüngen die Luftzahl erfolgreich korrigiert werden kann. Die Ergebnisse der Testmessung zeigen kein eindeutiges Bild, wie groß der Einfluss eines Lastsprungs auf die Genauigkeit der Korrektur der Luftzahl ist, jedoch erfolgt die Korrektur grundsätzlich innerhalb von akzeptablen Grenzen, genauso wie den bei statischen Messungen.

Langzeitverhalten

Alle bisher durchgeführten Messungen zeigen, dass die Korrekturwerte einer relativ großen Streuung innerhalb von aufeinander folgenden Iterationen unterliegen. Zusätzlich ist die Streuung des Korrekturwertes zwischen den Messungen relativ groß, wie zum Beispiel die Messung nach dem Lastsprung zeigt. Aus diesem Grund wurden Messungen mit 50 Iterationen durchgeführt um einen besseren Eindruck über das Langzeitverhalten der Funktion zu entwickeln. Die Ergebnisse dieser Messung sind in Abbildung 6.12 für drei verschiedene thermische Leistungen dargestellt. Die gelbe Linie zeigt hierbei den Mittelwert der Luftzahl der letzten 40 Iterationen.

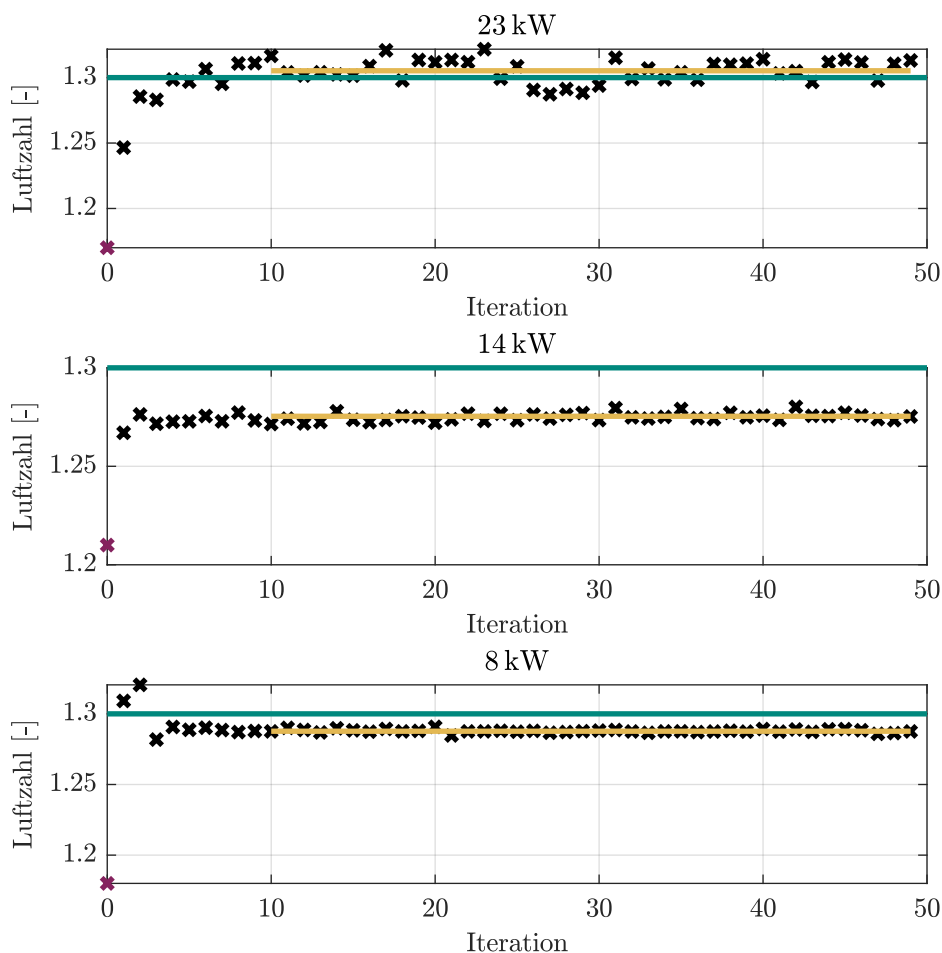


Abbildung 6.12: Langzeit Messungen von VADA

Die Messungen mit 50 Iterationen zeigen, dass VADA in der gewählten Konfiguration stabil ist. Bei allen drei dargestellten thermischen Leistungen wird

die Luftzahl ausreichend genau korrigiert. Die Streuung der Messung bei 8 kW ist am geringsten, dafür ist die Genauigkeit der Korrektur bei 23 kW am höchsten.

Diese Messungen sind keine echten Dauertests bei denen das Geräteverhalten von mehreren Jahren getestet wird, dennoch geben sie einen ersten Eindruck, dass die Funktion es schafft sich stabil einzuregeln und die Luftzahl auch auf Dauer zu korrigieren. Um diese Ergebnisse weiter zu untermauern müssten echte Dauertests gemacht werden, bei welchen das Gerät über Jahre im Labor betrieben wird und das Verhalten der Funktion untersucht wird. Solche Tests sind für eine Zulassung eines Geräts erforderlich, können jedoch im zeitlichen Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt werden.

Verhalten während einer Modulationsrampe

Zusätzlich zu den bereits untersuchten Leistungssprüngen wird die Leistung eines Gas-Brennwertgeräts im normalen Betrieb auch über Modulationsrampen verändert. Bei diesen wird die Lüfterdrehzahl beziehungsweise die thermische Leistung linear über einen längeren Zeitraum erhöht beziehungsweise verringert. Um den Einsatzbereich von VADA weiter zu vergrößern, werden Rampen mit verschiedenen Steigungen darauf untersucht ob die Widerstandsdifferenz-Messung während der kontinuierlichen Veränderung der Lüfterdrehzahl durchgeführt werden kann. Dazu wird sowohl eine lineare Rampe von 5 kW bis 24 kW als auch von 24 kW bis 5 kW gefahren. Während sich die Lüfterdrehzahl verändert, wird in gleichmäßigen Abständen fünfmal VADA durchgeführt. Diese Messung wird zehnmal wiederholt, damit an allen Belastungspunkten 10 Iterationen von VADA durchgeführt werden. Die Messdauer der VADA Messung wurde auf eine Sekunde festgelegt. Die Ergebnisse sind für zwei verschiedene Steigungen in Abbildung 6.13 dargestellt. Die oberen Graphen zeigen eine kontinuierliche Veränderung der Leistung innerhalb von 360 Sekunden, die unteren Graphen zeigen die gleiche Leistungsveränderung innerhalb von 120 Sekunden. Die schwarze Linie zeigt die gemessene Luftzahl ohne einen zusätzlichen Widerstand. Die blauen Linien zeigen die Luftzahl nach den einzelnen Kalibrierschritten (Reihenfolge von hell nach dunkel). Die gelbe Linie zeigt die Luftzahl am Ende der Messung, nachdem zehn Iterationen von VADA durchgeführt wurden. Der zusätzliche Widerstand, der zur Simulation der Alterung der Elektrode in die Messschaltung eingebracht wurde, ist für den kompletten Leistungsbereich konstant.

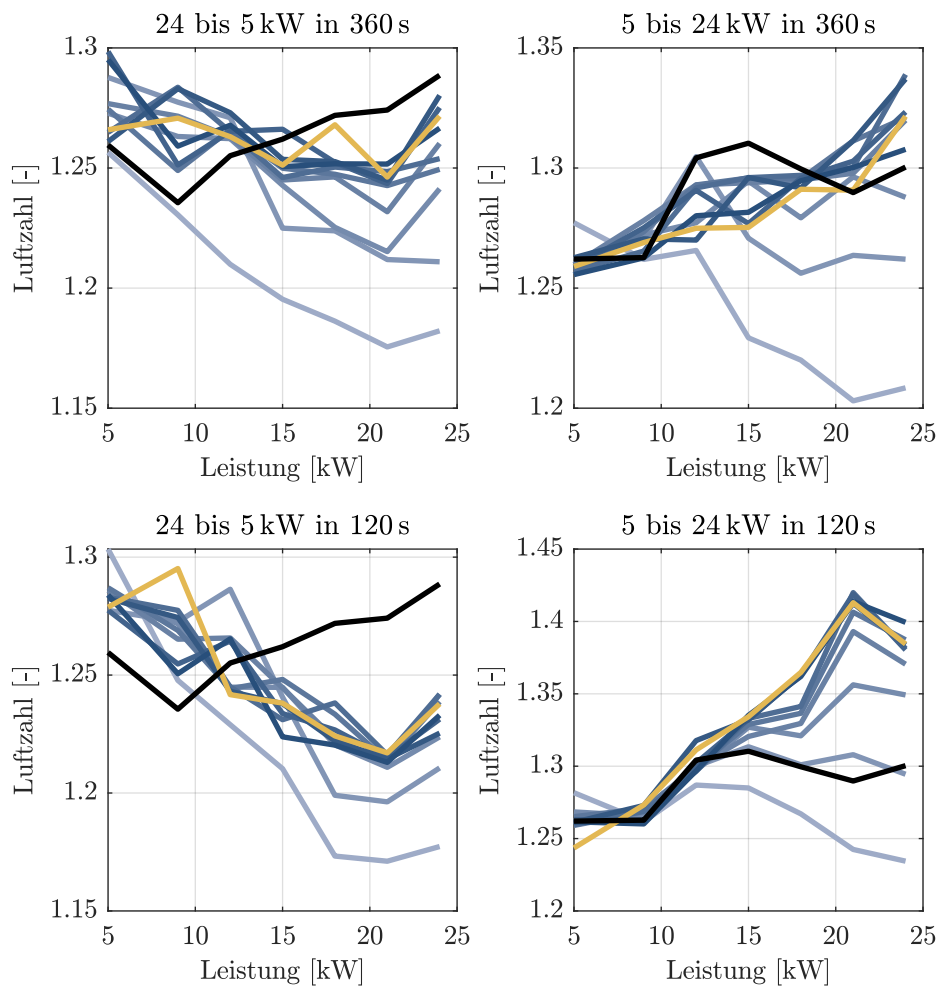


Abbildung 6.13: Luftzahl in Abhängigkeit von der Leistung während verschiedener Modulationsrampen

Die Diagramme zeigen, dass die Geschwindigkeit, mit der die Leistung verändert wird einen Einfluss auf die Genauigkeit von VADA hat. Für die Leistungsänderung innerhalb von 360 Sekunden trifft dies noch nicht zu. Bei dieser wird die Luftzahl innerhalb der Toleranz nahe an die Luftzahl ohne den zusätzlichen Widerstand korrigiert. Bei einer deutlich größeren Änderungsrate der Leistung ist die Funktion dann nicht mehr in der Lage die Luftzahl richtig zu korrigieren. Besonders betroffen davon sind die Leistungen oberhalb von 15 kW. Bei der Rampe von hoher zu niedriger Leistung wird die Luftzahl zu wenig korrigiert. Bei steigender Leistung wird hingegen die Luftzahl deutlich überkorrigiert, so dass die resultierende Luftzahl bei zum Beispiel 20 kW mit 1,4 oberhalb des Zielwerts von 1,3 liegt. Bei niedrigeren Leistungen unterhalb von 15 kW ist die Korrektur genauer und meistens in der Lage die

Luftzahl nahe ihres Zielwerts zu korrigieren.

Die Ergebnisse zeigen, dass VADA innerhalb von Modulationsrampen nur begrenzt eingesetzt werden kann, da die Korrektur ab einer gewissen Änderungsrate der Leistung nicht mehr korrekt funktioniert. Grund dafür ist, dass das System während der Messung in keinem statischen Zustand ist. Während der Messdauer ändert sich kontinuierlich die Lüfterdrehzahl, wodurch die Messung der Widerstandsdifferenz nicht bei einer konstanten Luftzahl durchgeführt wird. Die Luftzahl hat bei der Messung des Test-Widerstands einen anderen Wert als bei der Messung des Soll-Widerstands. Dadurch wird die Messung der Widerstandsdifferenz verfälscht und ist entweder zu hoch oder zu niedrig, je nachdem in welche Richtung die Leistung geändert wird. Dieser Einfluss ist bei höheren thermischen Leistungen ausgeprägter als bei niedrigeren thermischen Leistungen.

KAPITEL 7

Fazit

Ziel dieser Arbeit war es, einen neuen Kalibrieralgorithmus für die Messung des Ionisationsstroms innerhalb eines Gas-Brennwertgeräts zu entwickeln. Durch den neuen Algorithmus soll das aktuell in den Geräten der Firma Vaillant verwendete Kalibrierverfahren ersetzt werden.

Zur Entwicklung des neuen Verfahrens wurde zuerst das elektrische Verhalten der Flammen studiert und untersucht. Die Messungen haben gezeigt, dass das elektrische Verhalten der Flamme nicht nur von der Luftzahl und der thermischen Leistung abhängig ist, sondern die elektrische Spannung ebenfalls einen sehr großen Einfluss auf den gemessenen elektrischen Widerstand der Flamme besitzt. Hintergrund dieses elektrischen Verhaltens ist die Langmuir Theorie, die auch eingeschränkt auf die Ionisationselektrode angewendet werden kann. Aus den Messungen des Ionisationsstroms wurde eine neue Idee für ein Kalibrierverfahren entwickelt. Diese Messungen haben gezeigt, dass die Widerstandsdifferenz zwischen zwei elektrischen Spannungen von der Luftzahl abhängig ist. Da das Alterungsverhalten der Ionisationselektrode vereinfacht als additiver elektrischer Widerstand verstanden werden kann, bietet die Betrachtung einer Widerstandsdifferenz die Möglichkeit, diesen Widerstand aus der Rechnung zu eliminieren. Dadurch kann die Luftzahl anhand der Widerstandsdifferenz unabhängig von der Alterung der Elektrode und dem zusätzlichen Widerstand bestimmt werden. Das bietet die Möglichkeit einer regelmäßigen Kalibriermessung. Dazu wird der Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts fixiert und der Widerstand der Flamme bei zwei verschiedenen elektrischen Spannungen gemessen. Aus der gemessenen Wider-

standsdifferenz und einem Sollwert wird eine Abweichung berechnet, die die Eingangsgröße für einen PI-Regler ist. Über diesen PI-Regler wird der Sollwert für den Ionisationsstrom-Regler angepasst, wodurch die Luftzahl, auf welche geregelt wird, auf ihren Zielwert korrigiert werden kann. Die Einbindung in einen ersten realen Prototypen konnte den theoretischen Ansatz des Verfahrens bestätigen und erste erfolgreiche Kalibrierungen ermöglichen.

Im Vergleich mit den bereits etablierten Verfahren zur Kalibrierung der Ionisationsstrom Messung hat das Verfahren einige Vorteile. So ist es nicht notwendig den aktuellen Arbeitspunkt des Gas-Brennwertgeräts zu verändern. Alle anderen bisherigen Verfahren müssen während der Kalibrierung die Lüfterdrehzahl oder die Gasventilposition verändern, wodurch das Gerät für einen gewissen Zeitraum seine Leistung nicht verändern kann und die Abgas Emissionen steigen. Diese Emissionen sind besonders hoch bei einer Kalibrierung über den Maximalpunkt des Ionisationsstroms bei einer Luftzahl nahe eins. Das aktuell von Vaillant eingesetzte Verfahren zur Kalibrierung des Ionisationsstroms erzeugt geringere Emissionen, da es über Gradienten des Ionisationsstroms funktioniert und dadurch nicht so geringe Luftzahlen erzeugen muss wie das Maximalpunktverfahren. Jedoch ist es für dieses Verfahren notwendig, dass der Zusammenhang zwischen Ionisationsstrom und Luftzahl eine gewisse Krümmung besitzt. Ionisationselektrode und Brenner müssen passend designt werden, damit diese Krümmung entsteht. Das ist mit hohen Entwicklungsaufwänden verbunden. Das neue Verfahren basiert auf einem festen allgemeingültigen Zusammenhang und sollte deswegen mit allen Kombinationen von Brenner und Elektrode funktionieren. Das ist ein weiteres Vorteil gegenüber dem aktuell verwendeten Kalibrieralgorithmus.

Nachdem abgesichert wurde, dass VADA grundsätzlich funktioniert, wurde die Entwicklung von diesem weiter vorangetrieben. Dazu wurde in einem nächsten Schritt ein Simulationsmodell des Ionisationsstroms aufgebaut. Da es bisher keine passenden Modelle gibt und der Bildungsmechanismus hinter dem Ionisationsstrom sehr komplex ist, wurden zwei verschiedene Black-Box Modellansätze untersucht. Zuerst wurde der Ionisationsstrom mittels in Matlab Simulink trainierten Hammerstein Modellen abgebildet. Es wurden drei unterschiedliche Modellstrukturen untersucht. Dabei hat sich eine Struktur aus einem statisch vermessenem Kennfeld und einem trainierten eindimensionalen dynamischem System als Struktur mit der größten Genauigkeit, relativ zum Aufwand, herausgestellt. Anschließend wurde diese gleiche Struktur mit über Python trainierten rekurrenten neuronalen Netzen untersucht. Die Genauigkeiten, die mit dem neuronalen Netz erzielt werden konnten, waren

etwas geringer als die Genauigkeit der Hammerstein Modelle. Aus diesem Grund und weil die Integration des neuronalen Netzes in Simulink sehr aufwendig ist, wurde entschieden, dass das Hammerstein Modell für die weitere Simulation verwendet wird. Nach dem Aufbau eines vollständigen Simulationsmodells wurden anhand von diesem simulativ die Parameter für VADA bestimmt. Dazu wurde die Kalibrierung eines Systems, welches durch einen zusätzlichen Widerstand verändert wurde, mit verschiedenen Kombinationen von Parametern getestet, bis der optimale Parametersatz bestimmt werden konnte. Messungen im Labor haben jedoch gezeigt, dass die über die Simulation bestimmten Parameter im Labor nicht funktionieren und etwas angepasst werden mussten. Ein möglicher Grund dafür ist, dass die Modelle nicht alle Einflussgrößen, die den Ionisationsstrom stören berücksichtigen, und dadurch der Unterschied zwischen Simulation und Realität zu groß für eine Parameterauslegung war. Dennoch konnte über die Simulation der Funktionsablauf und der grobe Parameterbereich getestet und bestimmt werden, wodurch die Anzahl der notwendigen Messungen im Labor verringert werden konnte.

Zuletzt wurde zur Vorbereitung einer möglichen Serienentwicklung VADA unter verschiedenen Bedingungen getestet. Die erste Untersuchung hat gezeigt, dass die Kalibrierung bei verschiedenen Leistungen über den kompletten Modulationsbereich des Gas-Brennwertgeräts funktioniert. Ein Vergleich mit dem aktuellen bei Vaillant verwendeten Algorithmus ADA hat gezeigt, dass das neue Verfahren mindestens die gleiche Genauigkeit besitzt wie das alte Verfahren, an einigen Punkten sogar genauer ist. Durch die Untersuchung der Messdauer der jeweiligen Widerstände konnte gezeigt werden, dass diese zwar einen Einfluss auf die Genauigkeit der Messung hat, dieser jedoch nicht ganz eindeutig ist. Die Messung hat ergeben, dass eine Messdauer von einer Sekunde ausreichend für gute Messergebnisse ist. Im nächsten Schritt wurde untersucht, welchen Einfluss Sprünge in der thermischen Leistung kurz vor einer Kalibrierung haben. Bei diesen Messungen konnte gemessen werden, dass bereits 20 Sekunden nach einem Leistungssprung kalibriert werden kann, ohne dass die Ergebnisse der Kalibrierung groß verändert werden. Versuche mit 50 Iterationen der Kalibrierung haben gezeigt, dass das Verfahren auch eine gewisse Langzeitstabilität besitzt. Als letztes wurde untersucht, ob eine Kalibrierung bei einer kontinuierlichen Leistungsänderung möglich ist. Das Ergebnis dieser Messung war, dass bei gewissen Steigungen in der Leistung eine Kalibrierung noch möglich ist. Wird die Steigung jedoch zu groß, wird nicht mehr auf die korrekte Luftzahl korrigiert, entweder die korrigier-

te Luftzahl ist zu hoch oder zu niedrig, je nach dem welches Vorzeichen die Änderung der Leistung hat.

Im Großen und Ganzen konnte mit den Messungen bewiesen werden, dass der neue Algorithmus zur Kalibrierung des Ionisationsstroms robust unter verschiedenen Grenzbedingungen funktioniert und gegenüber etablierten Verfahren einige Vorteile besitzt. Dadurch wurde eine solide Basis geschaffen, auf welcher nun entschieden werden kann, ob eine Entwicklung des Algorithmus in Richtung einer Serieneinführung durchgeführt werden soll. Diese wäre ein weiterer Schritt zur Optimierung von Gas-Brennwertgeräten im Hinblick auf Emissionen, Effizienz und Komfort für den Kunden und die Kundin.

Literatur

- [1] T. Abe und K. Oyama. „Langmuir probe“. In: *An Introduction to Space Instrumentation*. Hrsg. von K. Oyama und C. Z. Cheng. TERRAPUB, 2013, S. 63–75.
- [2] D. Abel und A. Bollig. *Rapid Control Prototyping*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.
- [3] O. Abiodun u. a. „State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey“. In: *Heliyon* 4.11 (Nov. 2018), e00938.
- [4] G. Akgün. *Entwicklung und Evaluierung eines Fullpass-Rapid Control Prototyping Systems als Entwicklungsplattform für den Laborbetrieb von wandhängenden Gasgeräten*. Ruhr Uni Bochum, 19. Juli 2017.
- [5] Z. Alom u. a. „The History Began from AlexNet: A Comprehensive Survey on Deep Learning Approaches“. In: (2018). Publisher: arXiv Version Number: 2.
- [6] A. B.S. Alquaity u. a. „New insights into methane-oxygen ion chemistry“. In: *Proceedings of the Combustion Institute* 36.1 (2017), S. 1213–1221.
- [7] H. Baehr und S. Kabelac. *Thermodynamik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016.
- [8] bdew. *Aktuelle Erdgasdaten 2023*. URL: https://www.bdew.de/media/documents/Erdgasdaten_aktuell_27Jul2023.pdf (besucht am 31.07.2023).

- [9] BDH. *Gesamtbestand zentrale Wärmeerzeuger 2022*. URL: https://www.bdh-industrie.de/fileadmin/user_upload/Pressegrafiken/Diagramm_Gesamtzahl_Waermeerzeuger_2022_DE.pdf (besucht am 31.07.2023).
- [10] BDH. *Marktentwicklung Wärmeerzeuger*. URL: https://www.bdh-industrie.de/fileadmin/user_upload/Pressegrafiken/Marktstruktur_zehn_Jahre_2022_DE_022023.pdf (besucht am 31.07.2023).
- [11] T. Beier und P. Wurl. *Regelungstechnik: Basiswissen, Grundlagen, Anwendungsbeispiele ; mit 30 Tabellen, 27 Aufgaben und Lösungen*. München: Fachbuchverl. Leipzig im Carl-Hanser-Verl, 2013. 268 S.
- [12] S. A. Billings. „Identification of Nonlinear Systems.“ In: *Nonlinear Syst Des* 127.6 (1984). ISBN: 0863410197, S. 30–45.
- [13] J. A. Bittencourt. *Fundamentals of Plasma Physics*. New York, NY: Springer New York, 2004.
- [14] P. Boček und J. Janák. „Flame ionisation detection“. In: *Chromatographic Reviews* 15.2 (Dez. 1971), S. 111–150.
- [15] S. Bock und M. Weis. „A Proof of Local Convergence for the Adam Optimizer“. In: *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Budapest, Hungary: IEEE, Juli 2019, S. 1–8.
- [16] A. Braun. *Digitale Regelungstechnik*. München Wien: Oldenbourg, 1997. 276 S.
- [17] E. Bringmann und A. Kr. „Model-Based Testing of Automotive Systems“. In: *2008 International Conference on Software Testing, Verification, and Validation*. 2008 International Conference on Software Testing, Verification, and Validation. Lillehammer, Norway: IEEE, Apr. 2008, S. 485–493.
- [18] Bundesnetzagentur - Umstellung L- auf H-Gas. URL: <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Vportal/Energie/UmstellungGas/start.html> (besucht am 31.07.2023).
- [19] H.F. Calcote. „Ion production and recombination in flames“. In: *Symposium (International) on Combustion* 8.1 (Jan. 1961), S. 184–199.
- [20] H.F. Calcote. „Mechanisms for the formation of ions in flames“. In: *Combustion and Flame* 1.4 (Dez. 1957), S. 385–403.

- [21] H.F. Calcote und I.R. King. „Studies of ionization in flames by means of langmuir probes“. In: *Symposium (International) on Combustion* 5.1 (Jan. 1955), S. 423–434.
- [22] G. Cerbe und B. Lendt. *Grundlagen der Gastechnik: Gasbeschaffung – Gasverteilung – Gasverwendung*. 8. Aufl. München: Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG, 7. Nov. 2016.
- [23] P. Chabert und N. Braithwaite. *Physics of Radio-Frequency Plasmas*. 1. Aufl. Cambridge University Press, 24. Feb. 2011.
- [24] B. E. Cherrington. „The use of electrostatic probes for plasma diagnostics? A review“. In: *Plasma Chemistry and Plasma Processing* 2.2 (Juni 1982), S. 113–140.
- [25] F. Chollet. *Deep learning with Python*. OCLC: ocn982650571. Shelter Island, New York: Manning Publications Co, 2018. 361 S.
- [26] V. S. Dave und K. Dutta. „Neural network based models for software effort estimation: a review“. In: *Artificial Intelligence Review* 42.2 (Aug. 2014), S. 295–307.
- [27] R. Dittmar und B. Pfeiffer. *Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure*. DE GRUYTER, 31. Dez. 2004.
- [28] N. Docquier und S. Candel. „Combustion control and sensors: a review“. In: *Progress in Energy and Combustion Science* 28.2 (Jan. 2002), S. 107–150.
- [29] M. Dziubella. „Mit innovativer Verbrennungsregelung wechselnde Gasqualitäten beherrschen“. In: (), S. 6.
- [30] E. Eskinat, S. H. Johnson und W. L. Luyben. „Use of Hammerstein models in identification of nonlinear systems“. In: *AIChE Journal* 37.2 (1991), S. 255–268.
- [31] A. Fialkov. „Investigations on ions in flames“. In: *Progress in Energy and Combustion Science* 23.5 (1997), S. 399–528.
- [32] M. Fiebrandt, M. Oberberg und P. Awakowicz. „Comparison of Langmuir probe and multipole resonance probe measurements in argon, hydrogen, nitrogen, and oxygen mixtures in a double ICP discharge“. In: *Journal of Applied Physics* 122.1 (7. Juli 2017), S. 013302.
- [33] Fraunhofer-Gesellschaft. *Maschinelles Lernen - Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung*. München, 29. März 2018.

- [34] J. Frochte. *Maschinelles Lernen: Grundlagen und Algorithmen in Python*. München: Hanser, 2018. 406 S.
- [35] W. C. Gardiner, Hrsg. *Combustion Chemistry*. New York, NY: Springer New York, 1984.
- [36] A. G. Gaydon und H. G. Wolfhard. *Flames, their structure, radiation, and temperature*. 4th ed. rev. London : New York: Chapman & Hall ; Wiley : Distributed in the U.S.A. by Halsted Press, 1979. 449 S.
- [37] F. Gers, J. Schmidhuber und F. Cummins. „Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM“. In: *Neural Computation* 12.10 (1. Okt. 2000), S. 2451–2471.
- [38] V. A. Godyak und V. I. Demidov. „Probe measurements of electron-energy distributions in plasmas: what can we measure and how can we achieve reliable results?“ In: *Journal of Physics D: Applied Physics* 44.26 (6. Juli 2011), S. 269501.
- [39] R. J. Goldston und P. H. Rutherford. *Introduction to plasma physics*. Bristol, UK ; Philadelphia: Institute of Physics Pub, 1995. 491 S.
- [40] J.M. Goodings, D.K. Bohme und C. Ng. „Detailed ion chemistry in methaneoxygen flames. I. Positive ions“. In: *Combustion and Flame* 36 (Jan. 1979), S. 27–43.
- [41] J.M. Goodings, D.K. Bohme und C. Ng. „Detailed ion chemistry in methaneoxygen flames. II. Negative ions“. In: *Combustion and Flame* 36 (Jan. 1979), S. 45–62.
- [42] „Kohlenmonoxid“. In: *Lexikon der Medizinischen Laboratoriumsdiagnostik*. Hrsg. von A. Gressner und T. Arndt. Series Title: Springer Reference Medizin. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2019, S. 1360–1360.
- [43] B. Heinrich und W. Schneider. *Grundlagen Regelungstechnik: Einfache Übungen, praktische Beispiele und komplexe Aufgaben*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019.
- [44] T. Heumann. *Über Stromspannungskurven in ionisierten Flammengasen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1940.
- [45] S. Hochreiter und J. Schmidhuber. „Long Short-Term Memory“. In: *Neural Computation* 9.8 (1. Nov. 1997), S. 1735–1780.

- [46] Bundesministerium des Innern und für Heimat. *V-Modell XT*. Der Beauftragte der Bundesregierung für Informationstechnik. 5. Aug. 2023. URL: https://www.cio.bund.de/Webs/CI0/DE/digitaler-wandel/Architekturen_und_Standards/V_modell_xt/v_modell_xt-artikel.html?nn=18713562 (besucht am 05.08.2023).
- [47] R. Isermann, Hrsg. *Modellgestützte Steuerung, Regelung und Diagnose von Verbrennungsmotoren*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003.
- [48] S. Jacobs und K. G. Xu. „Electron Temperature in a Methane-Air Flame under a DC Electric Field“. In: *46th AIAA Plasmadynamics and Lasers Conference*. 46th AIAA Plasmadynamics and Lasers Conference. Dallas, TX: American Institute of Aeronautics und Astronautics, 22. Juni 2015.
- [49] B. Jaspers. „[DE] Verfahren zur Kontrolle eines Brennstoff-Luft-Verhältnisses in einem Heizsystem sowie eine Steuereinheit und ein Heizsystem“. Pat. 102017204009. Robert Bosch GmbH. 8. März 2018.
- [50] H. R. Jones und A. N. Hayhurst. „Measurements of the concentrations of positive and negative ions along premixed fuel-rich flames of methane and oxygen“. In: *Combustion and Flame* 166 (Apr. 2016), S. 86–97.
- [51] F. Joos. *Technische Verbrennung*. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [52] R. Kakade, M. Murugesan, B. Perugu und M. Nair. „Model-Based Development of Automotive Electronic Climate Control Software“. In: *Modelling Foundations and Applications*. Hrsg. von B. Selic, M. Gervais und F. Terrier. Bd. 6138. Series Title: Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, S. 144–155.
- [53] Kanthal. *Datenblatt Kanthal APM*. KANTHAL® APM. 29. Juli 2023. URL: <https://www.kanthal.de/produkte-und-dienstleistungen/material-datasheets/tube/kanthal-apm/>.
- [54] K. J. Keesman. *System Identification: An Introduction*. Advanced Textbooks in Control and Signal Processing. London: Springer London, 2011.
- [55] M. Kiefer u. a. „Combustion control based on flame ionization“. In: *25th World Gas Conference*. 2012, S. 04–08.
- [56] D. Kingma und J. Ba. „Adam: A Method for Stochastic Optimization“. In: (2014). Publisher: arXiv Version Number: 9.

- [57] J. Kolar. *Stickstoffoxide und Luftreinhaltung: Grundlagen, Emissionen, Transmission, Immissionen, Wirkungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1990.
- [58] J. Koudis. „[DE] Verfahren zur Einstellung und Regelung eines Brennstoff Luft Verhältnisses in einem Heizsystem sowie eine Steuereinheit und ein Heizsystem“. Dt. Pat. 102017204003A1. Robert Bosch GmbH. 8. März 2018.
- [59] J. Koudis. „[DE] Verfahren zur Kontrolle eines Brennstoff Luft Verhältnisses in einem Heizsystem sowie eine Steuereinheit und ein Heizsystem“. Pat. 102017204012. Robert Bosch GmbH. 8. März 2018.
- [60] R. Kruse, Hrsg. *Computational Intelligence: eine methodische Einführung in künstliche neuronale Netze, evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze ; mit 43 Tabellen und 24 Algorithmen*. 1. Aufl. Computational Intelligence. Wiesbaden: Vieweg + Teubner, 2011. 461 S.
- [61] S. Kubik u. a. *Oxidation*. In: Thieme Gruppe, 7. Aug. 2006.
- [62] D. Leerkes. „[DE] Verfahren zur Einstellung und Regelung eines Brennstoff-Luft-Verhältnisses in einem Heizsystem sowie eine Steuereinheit und ein Heizsystem“. Pat. 102017204001. Robert Bosch GmbH. 8. März 2018.
- [63] D. J. Leith und W. E. Leithead. „Survey of gain-scheduling analysis and design“. In: *International Journal of Control* 73.11 (Jan. 2000), S. 1001–1025.
- [64] M. A. Lieberman und A. J. Lichtenberg. *Principles of Plasma Discharges and Materials Processing: Lieberman/Plasma 2e*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 8. Apr. 2005.
- [65] R. Lochschmied. „[DE] Regeleinrichtung für eine Brenneranlage“. Europ. Pat. 2 466 204 B1. DE SIEMENS AG. 13. Nov. 2013.
- [66] J. Lunze. *Regelungstechnik 1: Systemtheoretische Grundlagen, Analyse und Entwurf einschleifiger Regelungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2020.
- [67] S. McAllister, J. Chen und A. Fernandez-Pello. „Thermodynamics of Combustion“. In: *Fundamentals of Combustion Processes*. Series Title: Mechanical Engineering Series. New York, NY: Springer New York, 2011, S. 15–47.

- [68] R. Merlino. „Understanding Langmuir probe current-voltage characteristics“. In: *American Journal of Physics* 75.12 (1. Dez. 2007), S. 1078–1085.
- [69] *MicroLabBox-Hardware*. MicroLabBox Kompakte Prototyping-Einheit für das Labor. 2. Aug. 2023. URL: <https://www.dspace.com/de/gmb/home/products/hw/microlabbox.cfm> (besucht am 02.08.2023).
- [70] *Neue Heizungen: Ab 2024 mit Erneuerbaren Energien | Bundesregierung*. Die Bundesregierung informiert | Startseite. 6. Juli 2023. URL: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/aktuelles/neues-gebaeudeenergiegesetz-2184942> (besucht am 31.07.2023).
- [71] T. Pedersen. „Ionic structure of methane flames“. Pages: 6385027. Doctor of Philosophy. Ames: Iowa State University, Digital Repository, 1991.
- [72] A. Piel. *Plasma Physics*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [73] J. Prager. „Modeling and Simulation of Charged Species in Lean Methane-Oxygen Flames“. In: (2005). Publisher: Heidelberg University Library.
- [74] J. Prager, U. Riedel und J. Warnatz. „Modeling ion chemistry and charged species diffusion in lean methane–oxygen flames“. In: *Proceedings of the Combustion Institute* 31.1 (Jan. 2007), S. 1129–1137.
- [75] M.Y. Rafiq, G. Bugmann und D. Easterbrook. „Neural network design for engineering applications“. In: *Computers & Structures* 79.17 (Juli 2001), S. 1541–1552.
- [76] S. Resch. „Voruntersuchungen für eine mechatronische Produktentwicklung von elektronischen Gas-Luft-Verbänden“. In: (2020). Unter Mitarb. von Bergische Universität Wuppertal. Publisher: Bergische Universität Wuppertal.
- [77] St. Rusche, C. Scholten, J. Melchert, B. Pitschak und P. Lübke. *Jahresbericht 1996 Intelligente Verbrennung*. Jahresbericht 11827. 5. März 1997.
- [78] H. Sak, A. Senior und F. Beaufays. „Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition“. In: (2014). Publisher: arXiv Version Number: 1.
- [79] I. Sarker. „Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions“. In: *SN Computer Science* 2.6 (Nov. 2021), S. 420.

- [80] D. Schröder. *Intelligente Verfahren - Identifikation und Regelung nichtlinearer Systeme*. Bd. 53. 9. ISSN: 1098-6596 Publication Title: Springer Verlag _eprint: arXiv:1011.1669v3. 2010. 0–849.
- [81] S. Selle. *Künstliche Neuronale Netzwerke und Deep Learning*. Saarbrücken: Fakultät für Wirtschaftswissenschaften, 12. Mai 2018.
- [82] E. S. Semenov und A. S. Sokolik. „Thermal and chemical ionization in flames“. In: *Combustion, Explosion, and Shock Waves* 6.1 (Jan. 1970), S. 33–43.
- [83] J. F. Shackelford und W. Alexander, Hrsg. *CRC materials science and engineering handbook*. 3rd ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2001. 1949 S.
- [84] X. Shi und H. Zhang. „Modeling of pneumatic muscle actuators based on hammerstein system“. In: *Chinese Control Conference, CCC*. Bd. 2016-Augus. TCCT, 2016, S. 2279–2284.
- [85] J. Sjöberg u. a. „Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview“. In: *Automatica* 31.12 (Dez. 1995). Hrsg. von J. Li. ISBN: 4116321222 Place: Chichester, UK Publisher: John Wiley & Sons, Ltd, S. 1691–1724.
- [86] B. M. Smirnov. *Physics of Ionized Gases*. 1. Aufl. Wiley, 9. März 2001.
- [87] N. Speelman u. a. „Validation of a novel numerical model for the electric currents in burner-stabilized methane-air flames“. In: *Proceedings of the Combustion Institute* 35.1 (2015). Publisher: The Combustion Institute, S. 847–854.
- [88] A. M. Starik und N. S. Titova. „Kinetics of Ion Formation in the Volumetric Reaction of Methane with Air“. In: *Combustion, Explosion, and Shock Waves* 38.3 (2002), S. 253–268.
- [89] U. Stroth. *Plasmaphysik: Phänomene, Grundlagen und Anwendungen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2018.
- [90] T. M. Sugden. „Excited Species in Flames“. In: *Annual Review of Physical Chemistry* 13.1 (Okt. 1962), S. 369–390.
- [91] K. Swingler. *Applying neural networks: a practical guide*. 3. printing. San Francisco: Kaufman, 2001. 303 S.

- [92] J. Tacke. „VERFAHREN UND VORRICHTUNG ZUR MESSUNG DES LAMBDA-WERTES IN EINEM FOSSIL BEFEUERTEN BRENNER, INSBESONDERE FÜR EINE HEIZUNGS- UND/ODER BRAUCHWASSERANLAGE“. Europ. Pat. 000003825610A1. DE VAILLANT GMBH. 26. Mai 2021.
- [93] B. Thomas. „[DE] EINRICHTUNG ZUR REGELUNG EINER BRENNERANLAGE“. Pat. 15151600. DE SIEMENS AG. 12. Dez. 2018.
- [94] B.A. Trakhtenbrot. „A Survey of Russian Approaches to Perebor (Brute-Force Searches) Algorithms“. In: *IEEE Annals of the History of Computing* 6.4 (Okt. 1984), S. 384–400.
- [95] H. Unbehauen. *Regelungstechnik II*. Wiesbaden: Vieweg, 2007.
- [96] Vaillant. *Produkttraining Gas-Wandheizgeräte*. Version TNL 32. Remscheid, 2021.
- [97] T.L. Vincent, P.P. Khargonekar, B.A. Rashap, E. Terry und M. Elta. „Nonlinear system identification and control of a reactive ion etcher“. In: *Proceedings of 1994 American Control Conference - ACC '94*. Bd. 1. IEEE, S. 902–906.
- [98] J. Warnatz und U. Maas. *Combustion*. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [99] J. Warnatz, U. Maas und R. W. Dibble. *Verbrennung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997.
- [100] V. Wittpahl, Hrsg. *Künstliche Intelligenz: Technologie | Anwendung | Gesellschaft*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2019.
- [101] Y. Xiong, D. Park, B. Lee, S. Chung und M. Cha. „DC field response of one-dimensional flames using an ionized layer model“. In: *Combustion and Flame* 163 (2016). Publisher: Elsevier Inc., S. 317–325.
- [102] K. Xu. „Plasma sheath behavior and ionic wind effect in electric field modified flames“. In: *Combustion and Flame* 161.6 (Juni 2014), S. 1678–1686.
- [103] D. Zambrano, S. Tayamon, B. Carlsson und T. Wigren. „Identification of a discrete-time nonlinear Hammerstein-Wiener model for a selective catalytic reduction system“. In: *Proceedings of the American Control Conference* (2011). ISBN: 9781457700804 Publisher: IEEE, S. 78–83.

-
- [104] B. Zhang, X. Zhao, D. Zhang und X. Li. „Modeling of shape memory alloy actuator based on hammerstein model“. In: *2017 2nd International Conference on Robotics and Automation Engineering, ICRAE 2017*. Bd. 2017-Decem. IEEE, 2018, S. 186–189.

Messung der Elektrodentemperatur

Zu einem besseren Verständnis des Verhaltens des Ionisationsstroms wurde die Temperatur der Elektrode gemessen. Dazu wurde eine hohle Elektrode verwendet. In die Elektrode wurde eine Thermoelement vom Typ K eingebaut. Die Ergebnisse sind in Tabelle A.1 dargestellt.

Tabelle A.1: Elektrodentemperatur in °C in Abhängigkeit von der Luftzahl und der Lüfterdrehzahl

Drehzahl \ Luftzahl	Luftzahl					
	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6
1000 rpm	702	688	680	668	656	647
1600 rpm	832	812	791	772	745	722
2100 rpm	911	881	851	821	788	751
2700 rpm	954	916	877	838	797	748
3200 rpm	970	930	890	846	801	741
3800 rpm	989	946	904	858	803	718
4300 rpm	1001	957	907	858	800	704
5400 rpm	1010	957	908	847	759	661
6500 rpm	1017	969	911	834	735	575
7500 rpm	1033	982	902	824	731	527
8600 rpm	1044	986	894	793	616	519
9700 rpm	1051	979	879	788	564	542

VADA mit verschiedenen Gasarten

Einer der Gründe für die Einführung eines elektrischen Gas-Luft Verbunds ist die Möglichkeit mit diesem ein Gerät mit verschiedenen Gasarten zu betreiben. Daher muss auch die Korrektur der Luftzahl mit verschiedenen Gasarten funktionieren. In Abbildung A.1 sind die Kalibrierergebnisse für die zwei Gasarten G20 (links) und G21 (rechts) dargestellt. G20 besteht zu 100 % aus Methan, G21 aus Methan mit einer Beimischung von 13 % Propan.

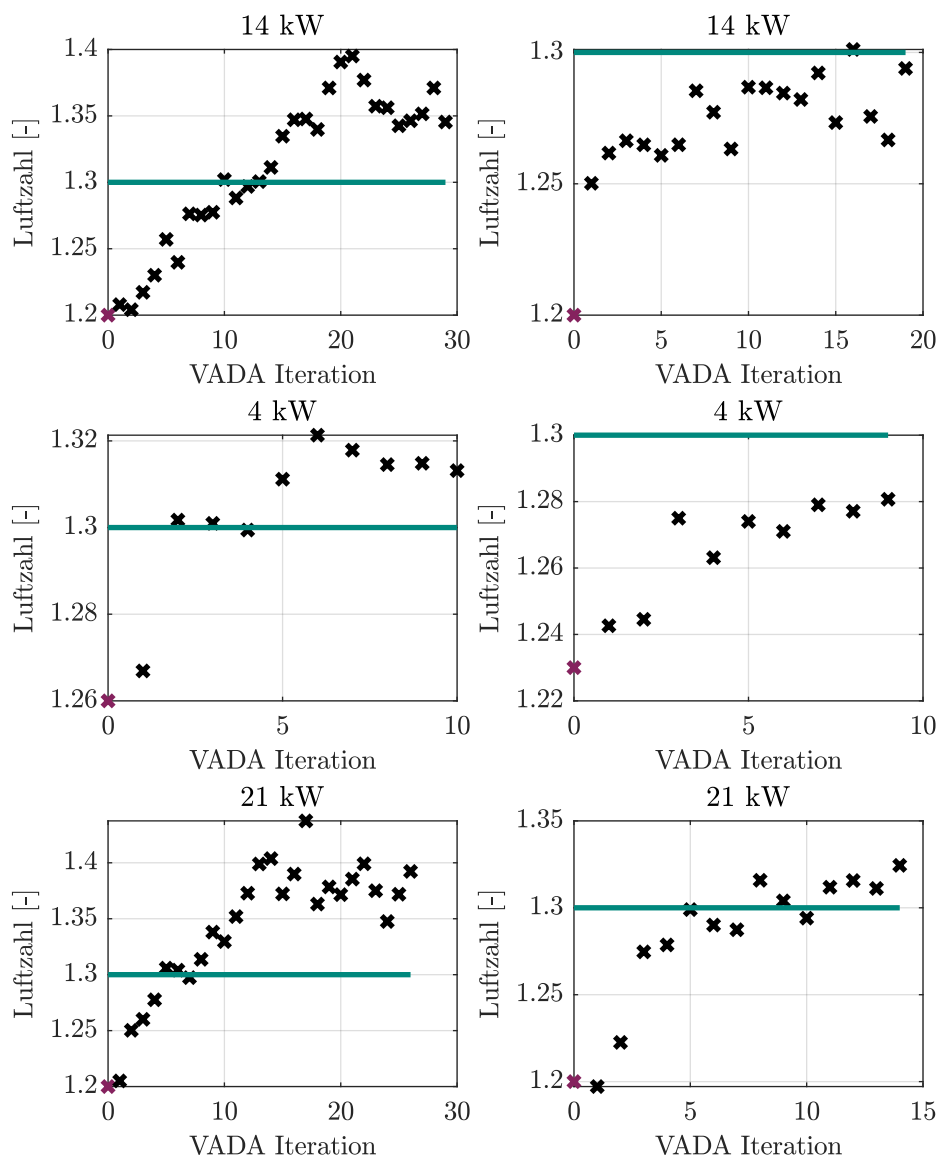


Abbildung A.1: Kalibrierergebnisse für G20 (links) und G21 (rechts)