

Vorausschauende Restreichweitenberechnung in Elektrofahrzeugen

Senkung von Unsicherheiten und Reichweitenschwankungen
durch rechtzeitige Berücksichtigung präzifizierbarer
Antriebs- und Nebenverbrauchseinflüsse

Zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)
von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

angenommene
Dissertation
von

Dipl.-Ing. Achim Enthaler

Tag der mündlichen Prüfung:	06.10.2022
Hauptreferent:	Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. Eric Sax

Kurzfassung

Die Einführung von Elektrofahrzeugen hat großen Einfluss auf die Senkung der CO₂-Flottendurchschnittswerte von Automobilherstellern. Um Elektrofahrzeuge wirtschaftlich für die breite Masse zugänglich zu machen, sind weitere Anstrengungen zur Senkung der Herstellungskosten und der Steigerung der Reichweite notwendig.

Eine Möglichkeit zur Steigerung der im Alltag nutzbaren Reichweite liegt darin, die technisch realisierbare Reichweite durch eine nachvollziehbare und zuverlässige Restreichweitenanzeige für den Fahrer besser nutzbar zu machen. Die Funktionsweise historienbasierter Reichweitenalgorithmen wird diskutiert und es wird erläutert, weshalb diese aufgrund ihrer konzeptbedingten Einschränkungen für eine zuverlässige Reichweitenanzeige, insbesondere für eine konkrete Aussage über die Erreichbarkeit von Fahrzielen, ungeeignet sind.

In dieser Arbeit werden Konzepte zur vorausschauenden Berechnung der Restreichweite und der verbleibenden Energiemenge am Zielort untersucht. Dazu werden Verfahren und Algorithmen zur Berechnung des Antriebsverbrauchs vorgestellt und durch Simulationen untersucht. Die eingesetzten rekursiven Verfahren der Regressionsanalyse sind rechnerisch effizient und erlauben eine schnelle und zuverlässige Prädiktion des Antriebsverbrauchs entlang der Strecke. Aufgrund ihrer Lernfähigkeit sind sie mit minimalem Applikationsaufwand für den Einsatz in einer Vielzahl von Derivaten geeignet. Voraussichtliche Reichweitenänderungen durch die Zustandsänderung von Nebenverbrauchern können rechnerisch effizient ermittelt werden.

Durch die vorausschauende Restreichweitenberechnung konnte mit dem vorgestellten Verfahren eine verbesserte Genauigkeit der Reichweitenanzeige erzielt werden, die auf Basis objektiver Bewertungskriterien quantifiziert wurde. Auch Schwankungen in der Restreichweitenanzeige während der Fahrt konnten deutlich reduziert werden.

Abstract

Predictive range estimation in electric vehicles Reduction of uncertainties and range fluctuations by timely consideration of predictable powertrain and auxiliary consumption

The introduction of electric vehicles plays a major role in reducing the average CO₂-emissions of car manufacturers. In order to make electric vehicles economical and suitable for mass production, further efforts are needed to reduce the costs of high-voltage batteries and increase the range.

One way of increasing the range that can be used in everyday life is to make the technically feasible range more usable for the driver by means of a comprehensible and reliable residual range display. The functionality of history-based range algorithms is discussed and it is explained why their conceptual limitations make them unsuitable for reliable range display, especially for a concrete statement on the accessibility of driving destinations.

In this thesis, concepts for the predictive calculation of the remaining range and the amount of energy remaining at the destination are presented. For this purpose, methods and algorithms for calculating the drive consumption are presented and investigated by means of extensive simulations. The recursive regression analysis methods used are computationally efficient and allow fast and reliable prediction of drive consumption along the route. Due to their ability to learn, they are suitable for use in a variety of vehicle derivatives with minimal application effort. Changes in the estimated range caused by changed settings of auxiliary consumers can be calculated efficiently.

Thanks to the predictive calculation of the remaining range, a significant improvement in the accuracy of the range display could be achieved with the presented method, which is quantified on the basis of objective evaluation criteria. Fluctuations in the remaining range display while driving are also significantly reduced.

Vorwort des Autors

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Doktorand in der Abteilung Vorentwicklung Elektrik / Elektronik der Audi Electronics Venture GmbH. Für die Ermöglichung dieser Arbeit sowie der Unterstützung in dieser Zeit möchte ich mich an dieser Stelle ausdrücklich bedanken.

Besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Herr Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin, Leiter des Instituts für Fahrzeugsystemtechnik (FAST) am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) für die wissenschaftliche Betreuung dieser Arbeit und die damit verbundene Unterstützung.

Ebenfalls besonders bedanken möchte ich mich bei Herrn Dr.-Ing. Michael Frey, Forschungsgruppenleiter und stellvertretender Leiter des Instituts für Fahrzeugsystemtechnik, für die fachliche Betreuung und die zahlreichen konstruktiven Gespräche und Anregungen. Frau Rieke Kokenge danke ich für ihre jederzeit freundliche Unterstützung und den reibungslosen Ablauf.

Herr Prof. Dr.-Ing. Sax danke ich für das große Interesse an dieser Arbeit und die Übernahme des Korreferats.

Ebenfalls möchte ich mich ausdrücklich bei Herrn Andreas Reich, Leiter der Abteilung Vorentwicklung Elektrik / Elektronik in der Audi Electronics Venture GmbH für die Möglichkeit zur Verfassung dieser Arbeit in seiner Abteilung und der Schaffung des dafür nötigen Freiraums bedanken. Michael Klimesch aus der Fachabteilung für Bedien- und Anzeigekonzepte sowie meinem Betreuer Dr.-Ing. Andreas Lamprecht danke ich für die Unterstützung bei der Einarbeitung in dieses Themengebiet sowie die zahlreichen fachlichen Gespräche.

Bedanken möchte ich mich auch bei meinen ehemaligen Kollegen Reinhard Peer, Gernot Rüb, Dr.-Ing. Björn Elias und Dr. Andreas Thanheiser, die mich in dieser Zeit begleitet haben und mit denen ich zahlreiche Stunden in fachlichen Diskussionen aber auch in persönlichen Gesprächen verbringen durfte. Aus dem Audi Doktorandenprogramm möchte ich mich bei meinen

Weggefährten Bastian Scheurich, Michael Mürken, Michael Schraps, Dr.-Ing. Florian Bittner, Dr. rer. nat. Pedro Sebastião Correia, Dr.-Ing. Florian Netter und Dr.-Ing. Andreas Blattner für den Ansporn und eine tolle Zeit bedanken.

Mein Dank gilt auch den von mir im Rahmen der Doktorarbeit betreuten Bacheloranden und Masteranden Guangming Liu, Christoph Franke, Fabian Rossbach und Sebastian Scherer für ihr hohes Engagement und die zahlreichen interessanten Gespräche.

Meinen Eltern danke ich dafür mich schon in frühen Jahren für Technik begeistert und später bei der Verfolgung eines ingenieurwissenschaftlichen Studiums und der nachfolgenden Dissertation unterstützt zu haben.

Nicht zuletzt möchte ich meiner Frau Carra Marie Enthaler für ihre Geduld und den Verzicht auf zahlreiche gemeinsame Abende, Wochenenden und Urlaube danken, die notwendig waren, um diese Arbeit neben dem Berufsalltag fertigzustellen.

Ingolstadt, im Juli 2022

Achim Enthaler

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	I
Abstract	III
Vorwort des Autors	V
Inhaltsverzeichnis	VII
1 Einleitung und Motivation	1
1.1 Reichweitenangst	5
1.2 Rechtliche Aspekte	8
2 Stand des Wissens	11
2.1 Restreichweitenanzeige im Fahrzeug	11
2.2 Algorithmen historienbasierter Restreichweitenprädiktion	14
2.3 Prädiktive Streckendaten	20
2.4 Echtzeitverkehrsinformationen	22
2.5 Wettervorhersage entlang der Strecke	25
2.6 Fahrwiderstände	26
2.6.1 Luftwiderstand	26
2.6.2 Rollwiderstand	27
2.6.3 Steigungswiderstand	27
2.6.4 Beschleunigungswiderstand	28
2.6.5 Kurvenwiderstand	28
2.7 Fahrwiderstandsschätzung	29
2.7.1 Regressionsanalyse	30
2.7.2 Massenschätzung	32
2.8 Ladezustandsbestimmung der Hochvoltbatterie	36
2.9 Thermomanagementverbrauch	37
2.10 Geschwindigkeitsprädiktion	39
2.10.1 Einfluss der Querbeschleunigung	40
2.10.2 Einfluss des Fahrertyps	43

3	Forschungsbedarf und Forschungsansatz	45
3.1	Zielsetzung und Definition der Anforderungen	45
3.2	Analyse zum Stand des Wissens	46
3.3	Erfüllung der Anforderungen	48
3.4	Formulierung der Forschungsfragen	49
4	Konzepte zur Berechnung der Restreichweite	51
4.1	Modulare Restreichweitenarchitektur	51
4.2	Umgang mit asynchron bereitgestellten Daten	53
4.3	Festlegung der angezeigten Restreichweite	57
4.3.1	Quantisierung zur Verbesserung der Lesbarkeit	57
4.3.2	Entkopplung zwischen Berechnung und Anzeige	60
4.3.3	Festlegung des Reichweitenpuffers	62
4.4	Antriebsverbrauchsprädiktion	64
4.4.1	Leistungsbedarf des Antriebsstrangs	64
4.4.2	Indikatorenbasierte Antriebsverbrauchsprädiktion	68
4.4.3	Festlegung der Verbrauchsindikatoren	71
4.4.4	Formulierung des Regressionsproblems	77
4.4.5	Lösung des Regressionsproblems	81
4.5	Nebenverbrauchsprädiktion	87
4.5.1	Deaktivierung von Nebenverbrauchern	88
4.5.2	Schnittstelle für Nebenverbrauchsprädiktionen	89
4.6	Batterieverlustleistungsprädiktion	93
4.6.1	Verlustleistung am Batterieinnenwiderstand	94
4.6.2	Schnittstellen des Batteriemodells	96
4.7	Fusion historien- und streckenbasierter Restreichweitenalgorithmen	97
4.7.1	Reduktion von Reichweitemchwankungen	101
5	Vorstellung des Simulationskonzepts	105
5.1	Simulationsaufbau	105
5.2	Konfiguration	106
5.2.1	Konfiguration Fahrzeugmodell	106
5.2.2	Konfiguration Streckendaten	107
5.2.3	Konfiguration Geschwindigkeitsverlauf	108
5.2.4	Konfiguration Geschwindigkeitsprädiktion	111
5.2.5	Konfiguration Prädiktionsverfahren	111
5.2.6	Konfiguration Arbeitspunkte	112
5.2.7	Konfiguration Reichweitenanzeige	112
5.3	Simulationsstrecken	113
5.4	Vorgehensweise	114

5.5	Bewertungskriterien	116
5.5.1	Parameteridentifikation	116
5.5.2	Restreichweitenprädiktion	117
6	Validierung des Konzepts	119
6.1	Validierung der Regressionsmodelle	119
6.2	Validierung der rekursiven Parameterschätzverfahren	123
6.2.1	Exponentielles Vergessen	123
6.2.2	Richtungsabhängiges Tracking	124
6.2.3	Diskussion der Ergebnisse	125
6.3	Einfluss der Segmentlänge	126
6.3.1	Exponentielles Vergessen	126
6.3.2	Richtungsabhängiges Tracking	127
6.3.3	Diskussion der Ergebnisse	128
6.4	Untersuchung der Adaptionsfähigkeit	128
6.4.1	RLS mit exponentiellem Vergessen	129
6.4.2	Richtungsabhängigem Tracking	129
6.4.3	Diskussion der Ergebnisse	130
6.5	Verbesserung durch zweiten Arbeitspunkt	130
6.6	Restreichweitenprädiktion für ausgewählte Szenarien	131
6.6.1	Szenario 1 auf Strecke B: Ingolstadt - München	132
6.6.2	Szenario 2 auf Strecke C: Salzburg - Obertauern	133
6.6.3	Szenario 3 auf Strecke D: Obertauern - Salzburg	134
7	Betrachtungen zur erzielbaren Genauigkeit	137
7.1	Fehlerbehaftete Messwerte	138
7.1.1	Systematische Messfehler	138
7.1.2	Zufällige Messfehler	138
7.2	Fehlerbehaftete prädiktive Streckendaten	139
7.3	Fehler durch unsichere Datenlage	139
7.3.1	Fehlerbehaftete Geschwindigkeitsprädiktion	140
7.3.2	Fehlerbehaftete Wetterdaten	140
7.3.3	Fehlerbehaftete Massenschätzung	141
7.4	Sensitivitätsanalyse	141
7.4.1	Unsicherheitsfaktor Geschwindigkeitsprädiktion	142
7.4.2	Unsicherheitsfaktor Luftdichte	142
7.4.3	Unsicherheitsfaktor Windgeschwindigkeit	143
7.4.4	Fehlerbehaftete Massenschätzung	143
7.4.5	Fazit	144
8	Diskussion der Ergebnisse	145

8.1	Erfüllung der Anforderungen und Forschungsfragen . . .	145
8.2	Bewertung des heutigen Stands	148
9	Zusammenfassung	149
9.1	Wirtschaftlicher Nutzen im Produktentstehungsprozess .	153
9.2	Zukünftige Entwicklungen	153
	Glossar	155
	Abkürzungsverzeichnis	157
	Lateinische Formelzeichen	159
	Griechische Formelzeichen	165
	Abbildungsverzeichnis	169
	Tabellenverzeichnis	175
	Literaturverzeichnis	177
A	Anhang	193
A.1	Simulationsstrecken	194
A.1.1	Strecke A: München - Karlsruhe	194
A.1.2	Strecke B: Ingolstadt - München	195
A.1.3	Strecke C: Salzburg - Obertauern	196
A.1.4	Strecke D: Obertauern - Salzburg	197
A.2	Luftwiderstand unter Berücksichtigung der Windrichtung und Luftdichte	198
A.3	Rekursive Formulierung des Least Squares Verfahren . .	201
A.4	Least Squares Verfahren	204
A.4.1	Darstellung in Matrixschreibweise	205
A.4.2	Konvergenz des rekursiven Least Squares Verfahrens	206
A.5	Gewichtungsformeln der Reichweitenberechnung	208
A.6	Aufbau des Versuchsträgers	209
A.6.1	Technische Daten des Versuchsfahrzeugs	210
A.6.2	Technik zur Messdatenaufzeichnung	211

1 Einleitung und Motivation

Verschärfte CO₂-Gesetzgebungen in der Europäischen Union und den USA haben in den vergangenen Jahren dazu geführt, dass Automobilhersteller intensiv an neuen Technologien zur Senkung ihrer CO₂-Flottendurchschnittswerte arbeiten. Dabei spielt die Einbindung elektrifizierter Fahrzeuge in den Flottenmix eine ganz entscheidende Rolle. Elektrofahrzeuge ermöglichen zudem, lokal emissionsfrei zu fahren, was im Hinblick auf die Luftverschmutzung in Großstädten weitere Vorteile mit sich bringt.

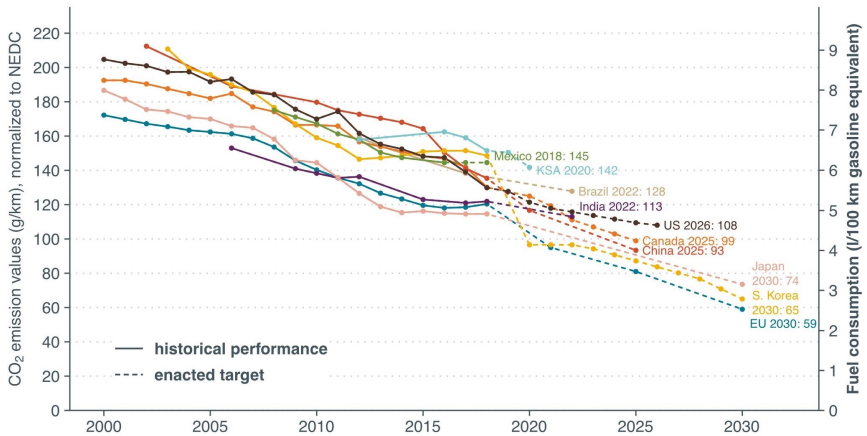
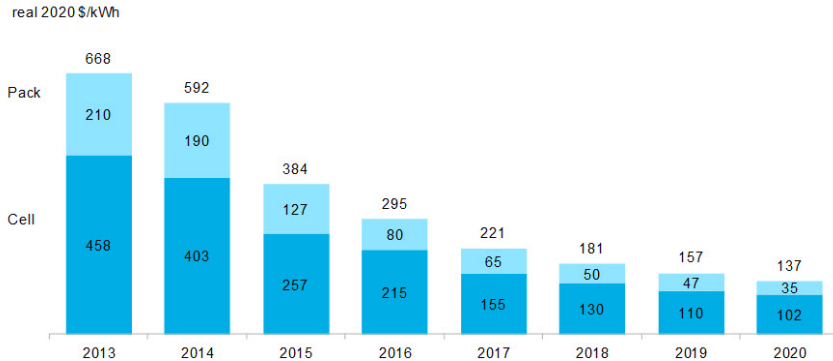


Abb. 1.1: Historische Entwicklung der CO₂-Grenzwerte (durchgezogen) und für die Zukunft beschlossene CO₂-Grenzwerte (strichliert) im Neuen Europäischen Fahrzyklus (NEFZ) für ausgewählte Regionen [1]

Eines der größten Hindernisse für den wirtschaftlichen Erfolg von Elektrofahrzeugen sind die hohen Kosten der Hochvoltbatterie, welche im Jahr 2017 in der Größenordnung von \$200 USD / kWh lagen. Es wurde erwartet, dass diese Kosten bis zum Jahr 2020 auf unter \$125 USD / kWh sinken

könnten [2]. Tatsächlich wurde dieser Wert bis 2020 mit durchschnittlichen \$137 USD / kWh annähernd erreicht [3].

Figure 1: Volume-weighted average pack and cell price split



Source: BloombergNEF

Abb. 1.2: Darstellung der historischen Entwicklung von durchschnittlichen Batteriekosten für Elektrofahrzeuge in USD [3]

Weitere Kostensenkungen sind dringend notwendig, um die finanziell wettbewerbsfähig elektrifizierte Fahrzeuge im Vergleich zu konventionellen Fahrzeugen sicherzustellen.

Ein weitere Herausforderung bei Elektrofahrzeugen besteht darin, dass Hochvoltbatterien nicht nur zu den teuersten, sondern auch zu den größten und schwersten Bauteilen eines Fahrzeugs gehören. Es ist daher auch in Zukunft zu erwarten, dass die Reichweite von Elektrofahrzeugen durch diese einschränkenden Eigenschaften nicht beliebig erhöht werden kann. Neben den Anschaffungskosten ist die Reichweite eines der wichtigsten Kriterien bei der Kaufentscheidung für ein Elektrofahrzeug [4]. Dies trifft insbesondere auf Kleinst-, Klein- und Kompaktwagen zu, bei denen eine große Batterie zu Platzverlust im Innenraum führen würde und die Preissensitivität der Kunden besonders stark ausgeprägt ist.

Neben begrenzter Speicherkapazität der Batterie kommt für die Praxistauglichkeit nachteilig hinzu, dass es bisher keine flächendeckende Ladeinfrastruktur gibt und selbst bei Schnellladesäulen derzeit noch verhältnismäßig lange Wartezeiten im Vergleich zum Nachtanken konventioneller Fahrzeuge eingeplant werden müssen. Laut einer amerikanischen Studie aus dem Jahr 2013 waren über 75 % der Befragten der Meinung, dass die eingeschränkte Reichweite ein gravierendes oder einigermaßen großes Hindernis für den

Tab. 1.1: Reichweiten markteingeführter, großserientauglicher Elektrofahrzeuge im Klein-, Kompakt- und Mittelklassensegment

Klein- und Kompaktwagen	Max. Reichweite (WLTP)	Batteriekapazität
Renault Twingo E-Tech	190 km [5]	22 kWh [5]
Volkswagen e-up	258 km [6]	32,3 kWh [7]
Peugeot e-208	362 km [8]	50 kWh [8]
Renault Zoe E-Tech	395 km [9]	52 kWh [9]
Volkswagen ID.3 Performance	429 km [10]	58 kWh [11]

Erwerb eines Elektrofahrzeugs für sie wäre. Nur 8 % der Befragten waren der Meinung, dass die eingeschränkte Reichweite für Sie keinen Nachteil bedeute [12].

Die tatsächlich vom Fahrer nutzbare Reichweite hängt von mehreren Faktoren ab. Die Kapazität der Batterie gibt, ähnlich wie bei einem konventionellen Fahrzeug das Volumen des Kraftstofftanks, die maximal aufnehmbare Energiemenge vor. Im Vergleich zu Kraftstofftanks ist die in Batterien gespeicherte Energiemenge aus zuvor genannten Gründen jedoch stärker begrenzt, weshalb sich die Reichweite, wie in Tabelle 1.1 dargestellt, bei Kleinst-, Klein-, Kompakt- und Mittelklassewagen derzeit noch unter 500 km im Worldwide Harmonised Light-Duty Vehicles Test Procedure (WLTP) bewegt.

Tab. 1.2: Reichweiten markteingeführter, großserientauglicher Elektrofahrzeuge im Oberklassensegment

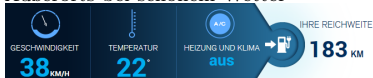
Mittel- und Oberklassefahrzeuge	Elektr. Reichweite (NEFZ)	Batteriekapazität
Audi e-tron S	352 km [13]	95 kWh [13]
BMW i4 xDrive 40	422 km [14]	83,9 kWh [15]
Audi RS e-tron GT	454 km [16]	93,4 kWh [16]
Mercedes-Benz EQC	471 km [17]	80 kWh [17]
BMW i7 xDrive 60	625 km [14]	105,6 kWh [18]
Mercedes-Benz EQS	770 km [19]	107,8 kWh (net.) [20]

Die tatsächliche Reichweite liegt bei Elektrofahrzeugen in der Praxis häufig

unter den angegebenen NEFZ- bzw. WLTP-Reichweiten, da oftmals Komfortverbraucher mitversorgt werden müssen und sich reale Kundenfahrten in der Regel erheblich von synthetischen Normfahrzyklen unterscheiden. Die Außentemperatur hat ebenfalls Auswirkungen auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen, da der Innenwiderstand der Hochvoltbatterie temperaturabhängig ist und die Leistungsaufnahme zur Kühlung und Beheizung des Innenraums ebenfalls stark temperaturabhängig ist [21][22][23]. Für den Fahrer wird es bei Elektrofahrzeugen schwieriger, die tatsächlich erzielbare Reichweite auf Basis selbst gesammelter Erfahrungswerte sicher vorherzusagen, da der Verbrauch des Fahrzeugs stärker von externen Einflüssen abhängt als es bei konventionellen Fahrzeugen.

Einige Hersteller haben auf diese Tatsache reagiert und informieren ihre Kunden proaktiv in Verkaufsbroschüren und auf Markenportalen im Internet, dass die tatsächlich erzielbare Reichweite je nach Situation um bis zu 50 % sinken kann. Manche Hersteller gehen noch einen Schritt weiter und illustrieren diese Zusammenhänge in eigens entwickelten Online-Applikationen zur Berechnung der zu erwartenden Reichweite.

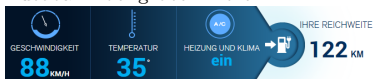
Außerorts bei schönem Wetter



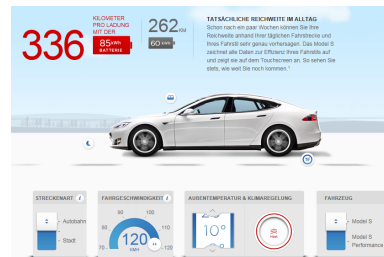
Stop-and-go in der Stadt im Winter



Autobahn bei großer Hitze



(a) Reichweitenangaben für Nissan Leaf [24]



(b) Online-Tool zur Reichweitenabschätzung für Tesla Model S[25]

Abb. 1.3: Reichweitenangaben für Elektrofahrzeuge auf Herstellerwebsites

All diese Darstellungsmöglichkeiten haben gemeinsam, dass sie potenzielle Käufer dabei unterstützen sollen, ein Gefühl dafür zu bekommen, wie sich unterschiedliche Situationen auf die Reichweite des Fahrzeugs auswirken.

Die für Fahrer eines Elektrofahrzeugs entscheidende Information ist nicht, wie weit das Fahrzeug bei voller Batterie maximal kommen wird, sondern wie weit es unter Berücksichtigung des aktuellen Batteriezustands und der beabsichtigten Fahrstrecke tatsächlich kommen wird. Aus diesem Grund

sind diese Informationen zwar eine gute Unterstützung bei der Entscheidung für oder gegen den Kauf eines bestimmten Fahrzeugs, unterstützen den Fahrer bei der Abschätzung im Fahrbetrieb allerdings nur bedingt.

Es gibt Fahrer die nicht dazu bereit sind, die angezeigte Reichweite bis zum letzten Kilometer auszureizen, da sie Angst davor haben, mit leerer Batterie vor Erreichung der nächsten Lademöglichkeit stehen zu bleiben (der Verfasser dieser Arbeit eingeschlossen). Dieses Verhalten wird oftmals auch als Reichweitenangst oder mit dem englischen Ausdruck „range anxiety“ bezeichnet [26].

Neben der naheliegenden Möglichkeit, die nutzbare Reichweite eines Elektrofahrzeugs durch Vergrößerung der Hochvoltbatterie zu erweitern, besteht eine Alternative darin, dem Fahrer zu ermöglichen, die technisch realisierbare Reichweite besser zu nutzen. Dazu ist es notwendig, dass dem Fahrer die Reichweitenangst genommen wird, indem die Restreichweitenanzeige für den Fahrer nachvollziehbar und zuverlässig gestaltet wird. Die Entwicklung der notwendigen Verfahren zur Berechnung ist der Schwerpunkt dieser Arbeit.

1.1 Reichweitenangst

Von rund 90 % der Nutzer von Elektrofahrzeugen wird die verfügbare Reichweite als ausreichend für den Alltag empfunden. Lediglich einmal pro Monat kommt es zu stressreichen Situationen in Bezug auf die Reichweite [27][26]. Dr. Thomas Franke hat sich in seiner Dissertation mit dem Titel „Erleben und Verhalten im Umgang mit der Reichweite von Elektrofahrzeugen“ mit der Modellbildung und Psychologie des Fahrers von Elektrofahrzeugen beschäftigt.

Er fand heraus, dass Fahrer von Elektrofahrzeugen „durchschnittlich nur 75-80 % der für sie verfügbaren Reichweite mit einem guten Gefühl ausnutzen“. Demzufolge bleiben im Umkehrschluss 20-25 % der Reichweite als Reserve ungenutzt. In diesem Zusammenhang wird von einem „psychologischen Sicherheitspuffer“ gesprochen. Diesen „substantiellen Reichweitensicherheitspuffer“ führt er darauf zurück, dass es für den Nutzer aktuell noch schwierig ist, mit der angezeigten Reichweite des Fahrzeugs zu interagieren. Im Fazit seiner Arbeit wird daher explizit der Bedarf zur Verbesserung der Nutzerfreundlichkeit der Reichweitenanzeige nahegelegt, um eine hohe nutzbare Reichweite zu erzielen [26].

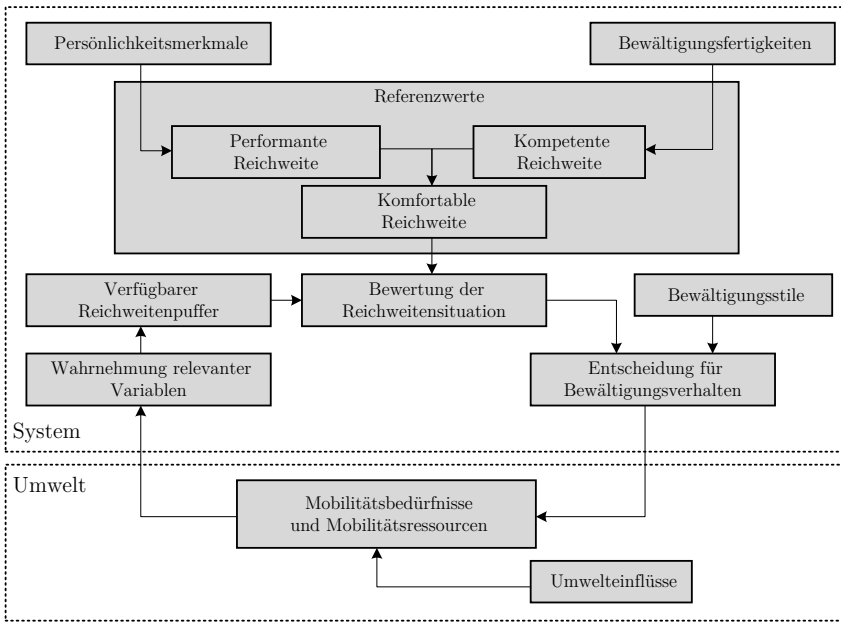


Abb. 1.4: Modell zum Verhalten des Fahrers für die adaptive Kontrolle von Reichweitenressourcen nach [26]

Abbildung 1.4 zeigt das Modell zum Verhalten des Fahrers eines Elektrofahrzeugs im Umgang mit der verfügbaren Reichweite nach [26]. Dem Modell zufolge ist der Umgang mit Reichweitenressourcen ein Kontrollprozess, mit dem der Nutzer die Erreichung bevorzugter Zustände anstrebt. Der Wunsch des Fahrers ist es dabei, mit der Restreichweite stets innerhalb der persönlichen Komfortzone zu bleiben. Gemäß des vorgestellten Modells bewertet der Fahrer seine Reichweitesituation stets in Abhängigkeit der vom Fahrzeug angezeigten Reichweite sowie der individuellen Reichweiteinschätzung, welche wiederum von seiner Persönlichkeit sowie der aktuellen psychologischen Verfassung abhängt.

Zum Verständnis des Modells werden in [26] drei unterschiedliche Reichweitebegriffe definiert. Als „Performante Reichweite“ wird jene Reichweite bezeichnet, die vom Fahrzeug als verbleibende Restreichweite angezeigt wird. Die „Kompetente Reichweite“ ist eine individuelle Reichweiteinschätzung des Fahrers und wird auf Basis seines erworbenen Systemwissens und seiner Kompetenz zum sparsamen Fahren als erreichbar eingeschätzte Reichweite

ermittelt. Die „Komfortable Reichweite“ ist jene Reichweite, welche vom Fahrer mit gutem Gefühl, also ohne Reichweitenstress, genutzt werden kann.

Der Kontrollprozess beginnt mit einem Abgleich der aktuellen Mobilitätsbedürfnisse (z. B. Länge der Reststrecke bis zum Ziel) mit den Mobilitätsressourcen, welche neben der verbleibenden Reichweite auch Lademöglichkeiten entlang der Strecke berücksichtigen können. In Kombination mit der individuellen Wahrnehmung des Fahrers entsteht so eine Einschätzung des verfügbaren Reichweitenpuffers. Dieser Puffer wird anschließend mit dem bevorzugten Sicherheitspuffer der komfortablen Reichweite abgeglichen, was im Modell als Bewertung der Reichweitesituation beschrieben wird.

Es wird beschrieben, dass im Modell auch die Unsicherheit der Reichweitenanzeige berücksichtigt wird. Der Fahrer muss aus seinem bisherigen Wissen eine Schlussfolgerung über den Schätzfehler der performanten Reichweite (Wert der Reichweitenanzeige) machen. Ist der Reichweitenpuffer größer als für die komfortable Reichweite bevorzugt, wird die Situation vom Fahrer als unkritisch eingeschätzt. Die Bewertung läuft in diesem Fall sehr schnell und automatisch. Bei Unterschreitung der komfortablen Reichweite oder größeren Unsicherheiten, welche sich durch lange unbekannte Strecken oder außergewöhnliche Umweltbedingungen ergeben können, kommt es zu einer genaueren Abwägung der Situation. Je kritischer das Ergebnis dieser sekundären Bewertung ist, desto mehr Reichweitenstress ergibt sich für den Fahrer.

Um den Reichweitenstress zu vermeiden, wählt der Fahrer eine von der Intensität des Reichweitenstresses abhängige Bewältigungsstrategie. Diese Strategie kann beispielsweise eine sparsamere Fahrweise oder das Nachladen des Fahrzeugs sein. Auch bereits bei geringer Intensität des Reichweitenstresses kann der Fahrer vorbeugend besonders günstige Gelegenheiten nutzen, um seine Reichweitenressourcen zu vergrößern.

Den Erfolg seiner Bewältigungsstrategie bewertet der Fahrer unter anderem anhand der Entwicklung der Reichweite während der Fahrt. Langfristig kann es beim Fahrer zu Lernprozessen kommen, welche zu einer Neubewertung der individuellen „Kompetenten Reichweite“ und „Komfortablen Reichweite“ und somit zu einer Veränderung des individuell notwendigen Sicherheitspuffers führen [26].

Verbesserte Reichweitenalgorithmen könnten dazu beitragen, den vom Fahrer als notwendig erachteten Sicherheitspuffer zu verringern.

1.2 Rechtliche Aspekte

Aus Sicherheitsgründen sollte die Reichweitenanzeige mindestens so genau sein, dass das Liegenbleiben von Fahrzeugen im Straßenverkehr aufgrund falscher Anzeige vermieden wird. Das Liegenbleiben auf der Autobahn infolge Kraftstoffmangels kann gemäß richterlicher Urteile in Deutschland den Tatbestand einer Verkehrsordnungswidrigkeit erfüllen und zudem den Vorwurf einer groben Fahrlässigkeit begründen [28][29]. In Deutschland gilt gemäß §18 VIII der Straßenverkehrsordnung (StVO) ein generelles Halteverbot auf Autobahnen [30].

Auch in der Schweiz kann das Liegenbleiben auf der Autobahn zu Geldstrafen führen. Im Jahr 2009 wurde dort ein Autofahrer von einem Bundesgericht zu einer Geldstrafe von 300 Schweizer Franken (CHF) verurteilt, weil er mit seinem Fahrzeug mangels Kraftstoff in einem Baustellenbereich auf der Autobahn liegen geblieben war. Zusätzlich musste er die Verfahrenskosten in der Höhe von 2000 CHF tragen, die durch seine Beschwerde gegen das erstinstanzliche Urteil entstanden [31].

Für Elektrofahrzeuge kommt erschwerend hinzu, dass die Restreichweite im Vergleich zu herkömmlichen Fahrzeugen meist geringer ist, wodurch die Wahrscheinlichkeit des Liegenbleibens auf Autobahnen größer ist. Ein zweiter Effekt, der das Liegenbleiben mit Elektrofahrzeugen auf Autobahnen begünstigt, ist, dass der Verbrauch von Elektrofahrzeugen auf Autobahnen im Vergleich zum innerstädtischem Betrieb aufgrund des erhöhten Luftwiderstands stark ansteigt. Dadurch ist abzusehen, dass sich eine auf Basis rein adaptiver Restreichweitenverfahren berechnete und angezeigte Restreichweite, welche sich auf innerstädtischen Verbrauch adaptiert hat, nach dem Auffahren auf Autobahnen mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht bewahrheiten wird.

Sollte es wegen liegengebliebenen Fahrzeuge zu Unfällen und einhergehenden Haftungsansprüchen an die Fahrer kommen, könnten diese versuchen, die Haftung aufgrund falscher Restreichweitenanzeige auf den Hersteller abzuwälzen.

Ein weiterer rechtlicher Aspekt, der berücksichtigt werden sollte, ergibt sich für Plugin-Hybridfahrzeuge im Zusammenhang mit Umweltzonen. Umweltzonen sind ausgewiesene Gebiete mit meist hoher Schadstoffbelastung, in denen besonders strenge Anforderungen an Emissionsgrenzen von Fahrzeugen gestellt werden.

In der Europäischen Union wurden durch Städte und Gemeinden bereits mehr als 180 Umweltzonen eingerichtet [32].

Mit einem Blick auf Großstädte wie London, wo ebenfalls bereits seit 2008 Umweltzonen existieren [33] und seit dem weitere Verschärfungen durch sogenannte Ultra Low Emission Zones (ULEZ) stattgefunden haben (vgl. Abbildung 1.5) [34], wird es in Zukunft wichtig sein, auch bei Plugin-Hybridfahrzeugen ausreichend elektrische Energie für die rein elektrische Fahrt innerhalb solcher Zonen sicherzustellen.

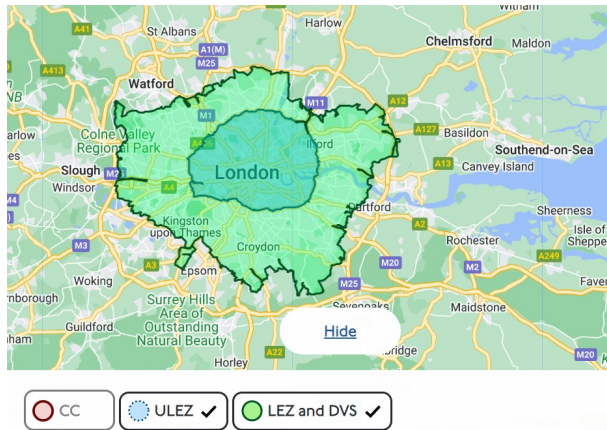


Abb. 1.5: Low Emission und Ultra Low Emission Zones in London [34]

Anderenfalls könnte es passieren, dass innerhalb von Umweltzonen batteriebedingt der Verbrennungsmotor zustarten muss, wodurch die geforderte Schadstoffklasse nicht mehr erfüllt wird.

2 Stand des Wissens

2.1 Restreichweitenanzeige im Fahrzeug

Die Restreichweitenanzeige eines Fahrzeugs befindet sich typischerweise im Kombiinstrument im Bereich hinter dem Lenkrad. In älteren Fahrzeugen wurde die Restreichweitenanzeige oft nur als Tankfüllstandsanzeige realisiert, bei der ein Zeiger den Inhalt des Tanks auf einer Skala von Tank leer bis Tank voll darstellt. Für die Restreichweitenanzeige wird die verbleibende Energiemenge mit dem voraussichtlichen Verbrauch des Fahrzeugs automatisch in Beziehung gesetzt und das Ergebnis als Restreichweite angezeigt. Abbildung 2.1 zeigt ein Kombiinstrument mit Tankfüllstandsanzeige und der Restreichweitenanzeige (rot markiert).



Abb. 2.1: Audi Virtual Cockpit mit digitaler Restreichweitenanzeige [35]

Die Restreichweitenanzeige kann analog oder digital ausgeführt sein, wie in den Abbildungen 2.2a und 2.2b dargestellt. Bei modernen Fahrzeugen werden unabhängig von der Form der Anzeige digitale Werte visualisiert, die zuvor auf einem Steuergerät berechnet wurden. Um Fahrer auf die Notwendigkeit des Tankens hinzuweisen, wird bei Unterschreitung einer unteren Reichweitengrenze eine akustische und optische Warnung (vgl. Abbildung 2.2c) ausgegeben.



(a) Analoge Ladezustands- und Reichweitenanzeige in einem Elektrofahrzeug bei voller Batterie (Audi) [36] (b) Reichweitenanzeige in einem PHEV (Audi) [37] (c) Tankhinweis in konventionellem Fahrzeug [38]

Abb. 2.2: Alternative Darstellungsmöglichkeiten der Reichweite und Tankhinweis

Eine weitere Darstellungsform der Reichweite ist die sogenannte Range-on-Map-Darstellung. Dabei wird die verbleibende Reichweite zweidimensional im Navigationssystem des Fahrzeugs dargestellt. Bei einfachen Range-on-Map Systemen wie in Abbildung 2.3a wird die verbleibende Reichweite kreisförmig um den aktuellen Standort angezeigt. Komplexere Systeme, wie in Abbildung 2.3b, zeigen ein Restreichweitenpolygon um den aktuellen Standort, welches Unterschiede im Straßennetz für die Berechnung der Restreichweite in die jeweiligen Richtungen berücksichtigt [39]. Neben der Anzeige der Reichweite können einige Systeme auch anzeigen, wie weit man maximal fahren darf, um danach wieder zum aktuellen Standort zurückfahren zu können. Ein Vorteil der zweidimensionalen Anzeige ist,



(a) Range-on-Map Darstellung in Toyota RAV4 EV [40]



(b) Range-on-Map Darstellung in Audi RS e-tron [41]

Abb. 2.3: Zweidimensionale Reichweitendarstellung bei Toyota und Audi

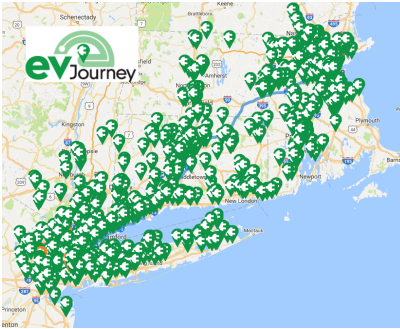
dass die verbleibende Reichweite optisch ansprechend präsentiert werden kann. Vor Beginn einer Fahrt lässt sich damit ein rascher Überblick über die Erreichbarkeit eines bestimmten Zielorts auf der Karte gewinnen, ohne die

sen ins Navigationssystem eingeben oder die genaue Entfernung zu diesem Ort kennen zu müssen. Eine Herausforderung ist das Zusammenspiel zwischen der analogen bzw. digitalen Reichweitenanzeige im Kombiinstrument und der Range-on-Map-Darstellung. Bei der kreisförmigen Range-on-Map-Darstellung kann der Radius des Kreises mit der Restreichweite synchronisiert werden. Bei polygonförmigen Darstellungen ergibt sich ein Problem, da mehrere Reichweiten und Richtungen auf einen einzelnen Reichweitenwert vereinfacht werden müssten, wofür es keine allgemeingültige Lösung gibt. Zudem kann es vorkommen, dass Fahrer zur Erreichung des Ziels eine andere Route wählen, als vom Range-on-Map System für die Berechnung des Reichweitenpolygons angenommen wurde oder das System bei der Reichweitenberechnung mit Vereinfachungsmechanismen arbeiten muss. Es kann daher in Einzelfällen zu groben Fehleinschätzungen der Reichweite kommen, wodurch als erreichbar angezeigte Ziele gegebenenfalls nicht erreichbar sind [39]. Die vermeintlich hohe Genauigkeit der polygonbasierten Range-on-Map-Darstellung kann sich daher verhänglich auswirken.

Zur Unterstützung bei der Planung langer Strecken, welche die verfügbare Reichweite des Fahrzeugs überschreiten, bieten einige Websites Routenplaner mit integrierter Ladeplanung an. Dazu werden die Ladesäulen und deren Eigenschaften (AC-/DC-Laden, Steckertyp, Ladeleistung, Anzahl der Säulen) in einer Datenbank gespeichert und anschließend entlang der Route angezeigt oder bei der Berechnung der optimalen Route berücksichtigt [42][6].

Einige Hersteller wie Volkswagen und Tesla haben die Routenplanung mit integrierter Ladeplanung bereits im Navigationssystem integriert und stellen zudem Informationen über den Echtzeit-Belegungsstatus des Ladesäulen zur Verfügung. Neben der Routenplanung im Navigationssystem des Fahrzeugs gibt es zudem die Möglichkeit, die Routen- und Ladeplanung bereits im Vorfeld per App zu erledigen und die Route anschließend ins Fahrzeug zu übertragen [43][44].

Alle Routenplaner haben gemeinsam, dass für die Planung der Ladestopps Informationen über die Restreichweite des Fahrzeugs entlang der Route möglichst genau zur Verfügung stehen müssen. Dabei haben jene Systeme einen Vorteil, welche auf genaue Fahrzeuginformationen zurückgreifen und sich während der Fahrt adaptieren können. Websites können bei der Routenplanung zwar eine gute Hilfestellung für die Grobplanung geben, allerdings keine zuverlässige Aussage darüber liefern, ob die geplanten Ladestopps



(a) Routenplanung von New York nach Boston mit angezeigten Ladesäulen auf EV-Journey.com [42]



(b) Routenplanung von München nach Frankfurt mit Lademöglichkeiten auf EV-Charging.com [42]

Abb. 2.4: Routenplanung für Elektrofahrzeuge auf Websites unter Berücksichtigung prädiktiver Streckendaten

tatsächlich erreichbar sind. Aus diesem Grund ist eine genaue, vorausschauende Restreichweitenberechnung zur Überprüfung der Erreichbarkeit von Fahrzielen auch dann erforderlich, wenn durch den Routenplaner bereits die nächsten Ladestops festgelegt wurden.

2.2 Algorithmen historienbasierter Restreichweitenprädiktion

Unter historienbasierter Reichweitenermittlung versteht man ein Verfahren, bei dem die Restreichweite eines Fahrzeugs auf Basis des bisherigen Durchschnittsverbrauchs, ohne Berücksichtigung der zukünftigen Strecke, ermittelt wird. Aufgrund der geringen Komplexität und robusten Funktionsweise wird es in nahezu allen Fahrzeugen eingesetzt und kann daher als Standardverfahren in der Restreichweitenberechnung angesehen werden.

Bei der historienbasierten Reichweitenberechnung wird ein Momentanverbrauchssignal durch einen Filter geglättet. Üblicherweise wird der Verbrauch von Fahrzeugen in L/100 km bzw. kWh/100 km berechnet, weshalb als Bezugsgröße der Filterung zusätzlich der zurückgelegte Weg benötigt wird. Diese Information kann aus dem Geschwindigkeitssignal gewonnen werden.

Die Ausgangsgröße des Filters liefert den Durchschnittsverbrauch des Fahrzeugs, welcher in die Reichweitenberechnung des Fahrzeugs einfließt. Er wird folglich als Reichweitendurchschnittsverbrauch (RWDV) bezeichnet.

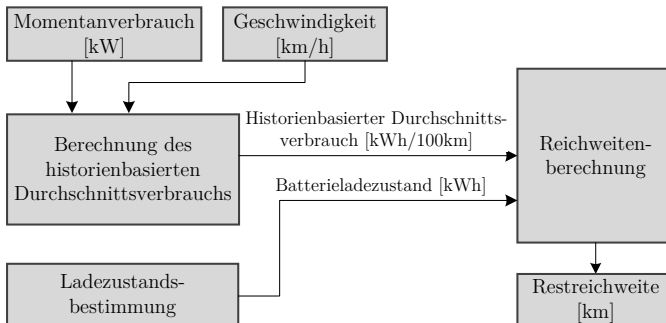


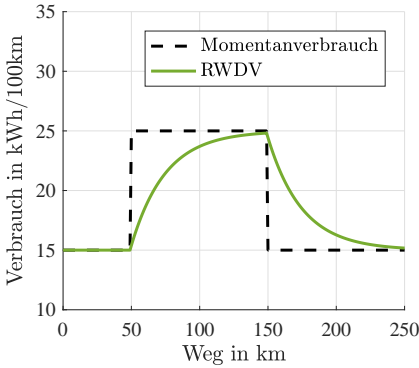
Abb. 2.5: Prinzip der historienbasierten Restreichweitenberechnung [45]

In Abbildung 2.5 ist das Prinzip der historienbasierten Reichweitenberechnung dargestellt. Durch kontinuierliche Auswertung des Momentanverbrauchs und der zurückgelegten Strecke wird ein laufender Durchschnittswert für den streckenbezogenen Verbrauch berechnet. In Kombination mit Informationen über die noch entnehmbare Energiemenge E_{Bat} aus der Hochvoltbatterie, welche von der Ladezustandsbestimmung im Batteriemanagementsystem bereitgestellt wird, lässt sich über den Reichweitendurchschnittsverbrauch $RWDV$ die Restreichweite RW berechnen.

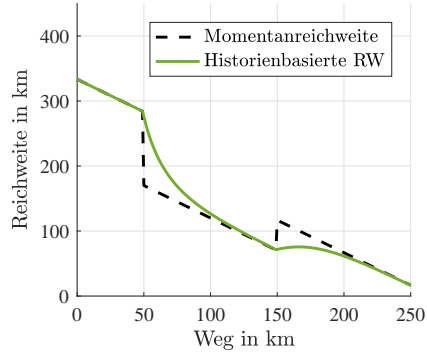
Die historienbasierte Restreichweitenberechnung für Elektrofahrzeuge erfolgt gemäß Formel 2.1.

$$RW = \frac{E_{Bat}}{RWDV} \quad (2.1)$$

Über die Auslegung des Filters zur Berechnung des RWDV wird das Verhalten der Reichweitenanzeige maßgeblich beeinflusst. In der Praxis werden häufig lineare, zeitinvariante Übertragungsfunktionen des Typs PT1 oder PT2 eingesetzt. Durch Kombination von zwei Filtern mit unterschiedlich schnellen Adaptionseigenschaften können neue Verbrauchswerte stärker gewichtet werden als weiter zurückliegende.



(a) Momentanverbrauch und Reichweitendurchschnittsverbrauch, der durch Filterung des Momentanverbrauchs berechnet wird



(b) Vergleich zwischen Momentanreichweite, die nur den aktuellen Verbrauchswert berücksichtigt und der historienbasierten Reichweite

Abb. 2.6: Zusammenhang zwischen Reichweitendurchschnittsverbrauch und angezeigter Reichweite bei Änderung des Momentanverbrauchs

Eine hohe Adaptionsgeschwindigkeit des Filters führt dazu, dass sich Veränderungen im Verbrauch entsprechend schnell auf die angezeigte Reichweite auswirken. Am Beispiel einer Verbrauchsänderung von $15 \text{ kWh}/100 \text{ km}$ auf $25 \text{ kWh}/100 \text{ km}$ auf ebener Fahrbahn würde die Reichweitenanzeige einen Einbruch der Reichweite realisieren und den Wert bei anschließender Reduktion der Verbrauchs zurück auf $15 \text{ kWh}/100 \text{ km}$ ähnlich schnell wieder ansteigen lassen (vgl. Abbildung 2.6a und 2.6b). Ständige Veränderungen der angezeigten Reichweite werden im Folgenden als Reichweiteschwankungen bezeichnet.

Eine niedrige Adaptionsgeschwindigkeit des Reichweitendurchschnittsverbrauchs sorgt dafür, dass sich kurzzeitige Verbrauchsänderungen nicht sofort auf die angezeigte Reichweite auswirken und der langfristige Mittelwert stärker gewichtet wird. Die Schwierigkeit in der Auslegung des Filters liegt darin, einen Kompromiss zwischen schneller Adaption und langfristigen Durchschnittsverbrauch zu finden, der den gewünschten Eigenschaften entspricht.

Dabei kann es vorteilhaft sein, zwei oder mehr unterschiedlich schnell ausgelegte Filter zu implementieren und diese situationsabhängig zu gewichten. So kann es wünschenswert sein, dass die Reichweitenanzeige bei hohem Batterieladestatus nur wenig schwankt und bei annähernd leerer Batterie

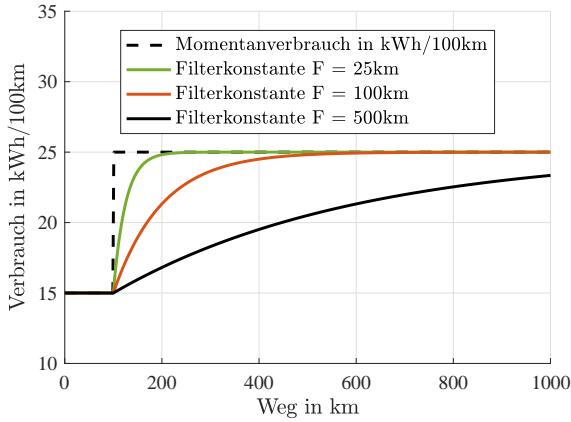


Abb. 2.7: Einfluss unterschiedlicher Filterkonstanten auf die Adaptionsgeschwindigkeit des Reichweitendurchschnittsverbrauchs

schnell auf Verbrauchsänderungen reagiert.

Allgemein gilt, dass die Summe aller Faktoren w_k , welche zur Gewichtung der Reichweitendurchschnittsverbräuche mit unterschiedlichen Filterlängen genutzt werden, 1 ergeben muss.

$$\sum w_k = 1 \quad (2.2)$$

Am Beispiel von zwei gewichteten Reichweitendurchschnittsverbräuchen gilt somit

$$w_{\text{RWDV},2} = 1 - w_{\text{RWDV},1}. \quad (2.3)$$

Im Folgenden werden lineare und nichtlineare Gewichtungsmethoden vorgestellt und ihre Auswirkung auf die Reichweitenanzeige diskutiert.

Abbildung 2.8a zeigt die lineare Gewichtung zweier Reichweitendurchschnittsverbräuche mit unterschiedlichen Filterkonstanten. Bei voller Batterie wird RWDV_A , welcher im Vergleich zu RWDV_B eine größere Filterkonstante besitzt und somit langsamer auf Änderungen reagiert, mit 1 gewichtet. Mit abnehmendem Batterieladezustand nimmt die Gewichtung von RWDV_A linear mit dem Batterieladezustand ab, bis der gewichtete Reichweitendurchschnittsverbrauch bei 0% Batterieladezustand nur noch von RWDV_B abhängt. Abbildung 2.8b zeigt die lineare Gewichtung in Kombination mit einem Versatz, der auf dem Ladezustand basiert. Vor dem Erreichen eines definierten Wertes fließt ausschließlich RWDV_A in den

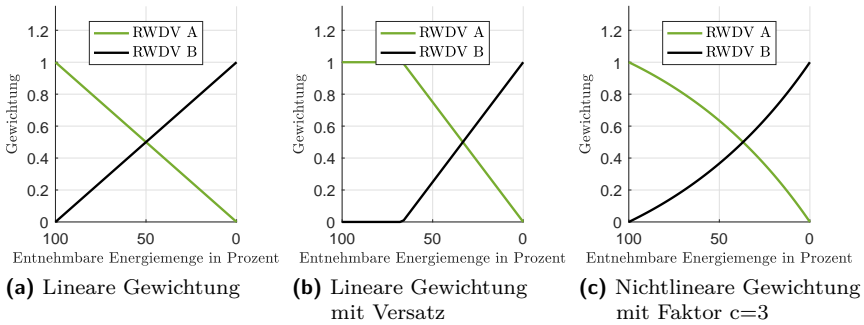


Abb. 2.8: Gewichtungsfaktoren für Reichweitendurchschnittsverbräuche mit unterschiedlichen Gewichtungen in Abhängigkeit des Batterieladezustands

gewichteten Reichweitendurchschnittsverbrauch ein. Im Vergleich zu den Gewichtungen in Abbildungen 2.8a und 2.8c bietet die Gewichtung mit Versatz einen weiteren Freiheitsgrad für die Parametrisierung der Reichweitenanzeige, wodurch die Filterkonstante des langsameren Filters etwas kleiner gewählt werden kann. Die zugehörigen Gewichtungsformeln befinden sich im Anhang unter A.5.

Abbildung 2.9 zeigt die Reaktion der unterschiedlich gewichteten Reichweitendurchschnittsverbräuche auf sprunghafte Verbrauchsänderungen.

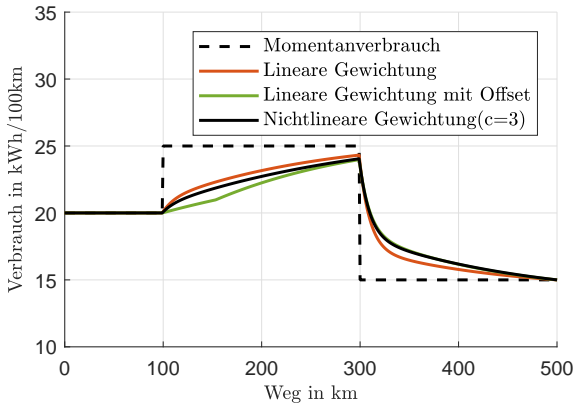


Abb. 2.9: Adaption des Reichweitendurchschnittsverbrauchs

Über die Parametrisierung der Filter und die Auswahl des Gewichtungsver-

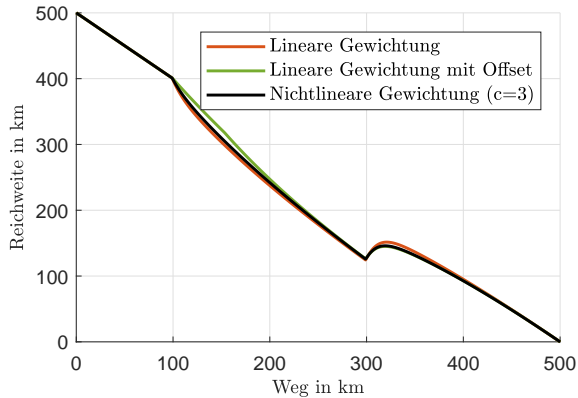


Abb. 2.10: Angezeigte Reichweite in Abhängigkeit des Reichweitendurchschnittsverbrauchs

fahrens lassen sich die Eigenschaften der Restreichweitenanzeige festlegen, die je nach Fahrzeugtyp unterschiedlich sein können.

Vorteile der historienbasierten Reichweitenermittlung liegen in der geringen Komplexität des Verfahrens sowie dem für den Fahrer nachvollziehbaren Verhalten bei Verbrauchsänderungen. Nachteile der historienbasierten Reichweitenermittlung sind Reichweiteschwankungen und Unsicherheit. Da die angezeigte Reichweite ausschließlich von der Vergangenheit abhängt, die tatsächliche Reichweite aber maßgeblich vom zukünftigen Verbrauch beeinflusst wird, ist es damit folglich nicht möglich, eine zuverlässige Aussage darüber zu treffen, ob die angezeigte Reichweite für die vor dem Fahrer liegende Strecke zutreffend ist.

Da dem Fahrzeug nicht immer prädiktive Streckeninformationen vorliegen, wird die historienbasierte Reichweitenermittlung in absehbarer Zeit auch weiterhin ihre Daseinsberechtigung haben. Für eine zuverlässige Reichweitenanzeige und der damit angestrebten Reduktion der Reichweitenangst bei Elektrofahrzeugen müssen neue Verfahren entwickelt werden, welche eine konkrete Aussage über die Erreichbarkeit von Fahrzielen ermöglichen.

2.3 Prädiktive Streckendaten

Für einige Fahrzeugfunktionen ist es erforderlich, auf Informationen über den Streckenverlauf vor dem Fahrzeug zurückgreifen, die nur unzureichend mit Sensoren erfasst werden können. So erfordert ein vorausschauendes Kurvenlicht beispielsweise Informationen zum Streckenverlauf, um die Scheinwerfer optimal auf die nächste Kurve ausrichten zu können. Zu den Streckendaten, die für vorausschauende Kundenfunktionen besonders interessant sind, gehören beispielsweise die Straßengeometrie inklusive Höhen- und Kurvenverlauf, Geschwindigkeitsbegrenzungen, Stauinformationen, Kreuzungen, Autobahnauffahrten und -abfahrten, Verkehrszeichen sowie die Anzahl der Verkehrsstreifen. Prinzipiell kommen alle ortsbezogenen Informationen, die im Navigationssystem gespeichert oder zugänglich sind, als prädiktive Streckendaten in Frage. Über eine Schnittstelle zu einem Online-Backend ist es möglich, dynamische Streckeninformationen abzurufen und im Navigationssystem zu berücksichtigen. Beispiele dafür sind Echtzeitverkehrsinformationen und Wetterprognosen, auf die in den Abschnitten 2.4 und 2.5 genauer eingegangen wird. Abbildung 2.11 zeigt den Einsatz prädiktiver Streckendaten für einige ausgewählte Kundenfunktionen.

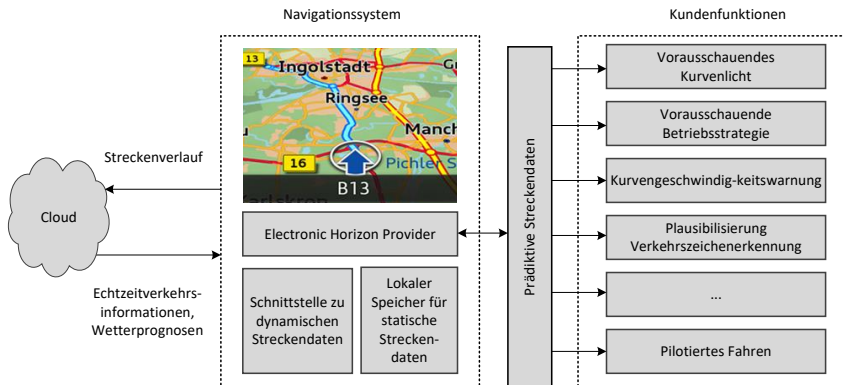


Abb. 2.11: Fahrfunktionen mit Anwendung prädiktiver Streckendaten nach [46]

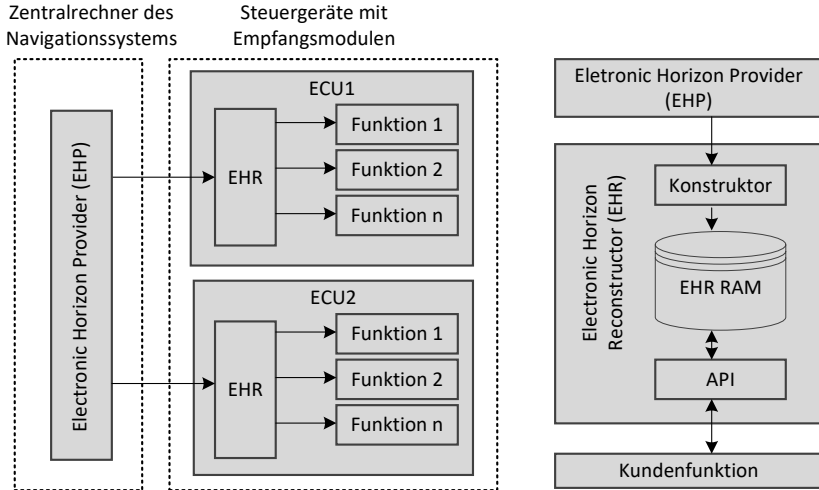
Aufgrund der unterschiedlichen Anwendungsfälle werden prädiktive Streckendaten in unterschiedlichen Detaillierungsgraden in Kundenfunktionen genutzt. Am zuvor erwähnten Beispiel des vorausschauenden Kurvenlichts lässt sich erahnen, dass ein hoher Stellenwert auf die Genauigkeit der Daten

zum Streckenverlauf im Bereich von teilweise weniger als hundert Metern gelegt wird, wohingegen Wetterinformationen und Echtzeitverkehrsinformationen für diese Funktion nicht relevant sind. Funktionen mit dem Ziel der Betriebsstrategieoptimierung benötigen hingegen prädiktive Streckendaten über weite Strecken im Voraus.

Abbildung 2.12a zeigt ein von der Firma Elektrobit Automotive GmbH in Kooperation mit der AUDI AG entwickeltes Single-Source-Verfahren zur Bereitstellung prädiktiver Streckendaten. Unter dem Begriff Electronic Horizon werden über eine definierte CAN-Schnittstelle Streckendaten zwischen dem Electronic Horizon Provider (EHP) und den Kundenfunktionen ausgetauscht. Da die Streckendaten für die Übertragung komprimiert werden, müssen diese in den jeweiligen Steuergeräten anschließend rekonstruiert werden, damit Kundenfunktionen darauf zugreifen können. Die Rekonstruktion der Daten erfolgt im Electronic Horizon Reconstructor (EHR), welcher in jedem für die Nutzung prädiktiver Streckendaten ausgelegten Steuergerät vorausgesetzt wird. Wie in Abbildung 2.12a dargestellt, können die Kundenfunktionen über eine im EHR bereitgestellte API anschließend gezielt auf die benötigten Streckendaten zugreifen.

Um den unterschiedlichen Anforderungen der Kundenfunktionen Rechnung zu tragen, sieht die Kommunikationsschnittstelle zwei unterschiedliche Typen prädiktiver Streckendaten vor. Über Short Range Prädiktive Streckendaten (SRPSD) werden detaillierte Informationen für eine begrenzte Strecke vor dem Fahrzeug bereitgestellt. SRPSD werden unabhängig von der Eingabe eines Fahrziels bereitgestellt. Liegt dem Navigationssystem kein definiertes Fahrziel vor, werden Daten zur wahrscheinlichsten Route übertragen, die auf Basis von Straßenklassen, Vorfahrtregelungen und Abzweigwinkeln zum vorherigen Segment bestimmt wird.

Wurde im Navigationssystem ein Ziel eingegeben, werden zusätzlich zu SRPSD auch Long Range Prädiktive Streckendaten (LRPSD) bereitgestellt. Aufgrund der begrenzten Bandbreite in der Fahrzeugvernetzung wurde bei der Implementierung auf geringe zu übertragende Datenmengen geachtet. Geschwindigkeitsinformationen werden daher beispielsweise segmentweise zusammengefasst und diskreten Geschwindigkeitsbereichen zugeordnet. Ähnliche Komprimierungen finden bei Höhenverläufen, Verkehrsschildern, Abfahrten und Kreuzungen statt. Kreuzungen und Autobahnabfahrten werden nur statistisch bereitgestellt, wodurch sich diese nicht eindeutig auf Positionen entlang der Route beziehen lassen. Durch Verbesserungen in



(a) Bereitstellung von prädiktiven Streckendaten im Single-Source Prinzip nach [47]

(b) Datenbereitstellung und -abfrage aus dem Electronic Horizon nach [47]

Abb. 2.12: Bereitstellung und Aufbereitung prädiktiver Streckendaten

der Fahrzeugarchitektur und den damit einhergehenden Bandbreitensteigerungen ist zu erwarten, dass zukünftig noch besser aufgelöste prädiktive Streckendaten bereitgestellt werden können.

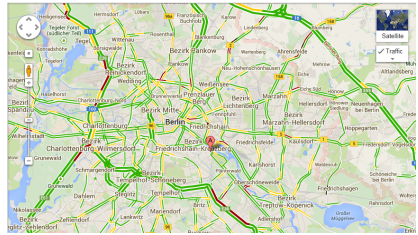
2.4 Echtzeitverkehrsinformationen

Moderne Navigationssysteme nutzen Echtzeitverkehrsinformationen und datenbasierte Verkehrsprädiktionen, um den Ankunftszeitpunkt am Zielort genauer zu bestimmen und Verkehrsbehinderungen durch dynamische Routenplanung zu umfahren. Zur Überwachung und Vorhersage des Verkehrs werden in einem Backend Informationen gesammelt und verarbeitet. Die Daten dazu können aus unterschiedlichsten Quellen wie Induktionsschleifen an vielbefahrenen Straßen, Radarmessungen, Unfallmeldungen, der Auswertung von Mobilfunkdaten sowie Navigationssystemen, welche die Position und Geschwindigkeit des Fahrzeugs an das Backend zurückmelden, stammen. Zusätzlich werden historische Verkehrsdaten ausgewertet, um in

Kombination mit den aktuellen Echtzeitverkehrsinformationen eine Verkehrsprädiktion zu generieren. Echtzeitverkehrsinformationen und Verkehrsprädiktionen sind für die Restreichweitenberechnung notwendig, da sich die Geschwindigkeit des Fahrzeugs über den Luft- und Rollwiderstand direkt auf den Verbrauch des Fahrzeugs auswirkt.



(a) Echtzeitverkehrsinformationen bei Be-Mobile [48]



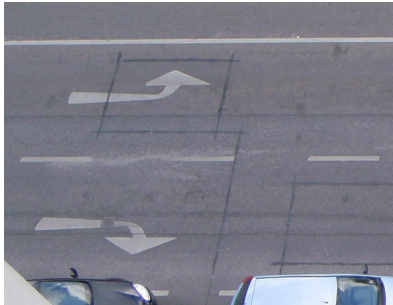
(b) Echtzeitverkehrsinformationen bei Google Maps [49]

Abb. 2.13: Darstellung von Echtzeitverkehrsinformationen bei Be-Mobile und Google

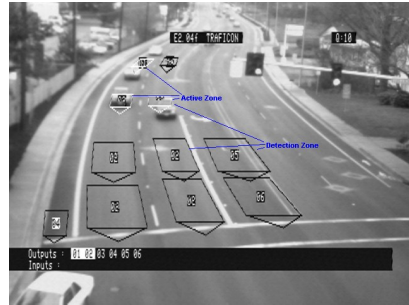
In den Abbildung 2.13a und 2.13b sind unterschiedliche Verkehrssituationen farblich dargestellt. Ungestörter Verkehrsfluss wird in grün, leichte Verkehrsbehinderungen in orange bzw. gelb und starke Verkehrsbehinderungen und Staubereiche werden in rot angezeigt.

Abbildung 2.14 zeigt zwei Möglichkeiten zur Sammlung von Verkehrsinformationen. Links sind in die Straße integrierte Induktionsschleifen zu sehen, welche darüberfahrende Fahrzeuge detektieren können. Rechts ist der Auswertungsbereich einer Verkehrskamera mit aktivierter Fahrzeugerkennung abgebildet.

Eine weitere Technologie zur Bestimmung von Verkehrsdaten macht sich die weite Verbreitung von Mobiltelefonen zum Vorteil. Abbildung 2.15 zeigt ein System, bei dem mehrere mit einem Backend verbundene Bluetooth-Leser entlang von Straßen platziert werden. Sobald ein Fahrzeug an einem solchen Leser vorbeifährt und sich darin ein Handy mit aktiviertem Bluetooth befindet, wird dieses Handy per MAC-Adresse im Backend registriert und eine Zeitmessung begonnen. Aufgrund der Einzigartigkeit der MAC-Adresse kann das Fahrzeug so eindeutig beim Vorbeifahren an einem zweiten Messpunkt wiedererkannt werden. Über die Distanz sowie den zeitlichen Abstand zwischen den zwei Messungen kann die Durchschnittsgeschwindigkeit des Fahrzeugs ermittelt werden.



(a) In Straße integrierte Induktionsschleifen [50]

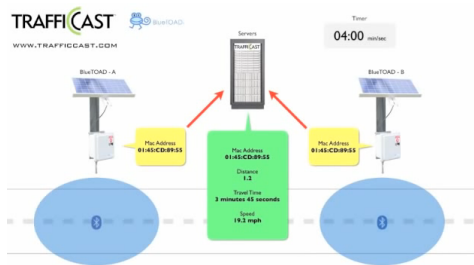


(b) Ermittlung von Echtzeitverkehrs-
informationen mittels Verkehrskameras [48]

Abb. 2.14: Induktionsschleifen und Videoüberwachung als Datenquellen



(a) Gerät zur Auswertung von Mobilfunkdaten [51]



(b) Client-Server System zur Auswertung von Mobilfunkdaten [51]

Abb. 2.15: Gewinnung von Echtzeitverkehrs-
informationen durch Auswertung von Mobilfunkdaten

Eine technisch einfachere Möglichkeit zur Gewinnung von Echtzeitverkehrs-
informationen durch Mobiltelefone liegt darin, Geschwindigkeits- und
Positionsdaten in regelmäßigen Abständen direkt vom Betriebssystem oder
einer App am Handy an einen Server übermitteln zu lassen. Auch Services
wie Google Maps nutzen diese Methode [52].

Der Empfang von Echtzeitverkehrs-
informationen erfolgt in Europa über
Traffic Message Channel (TMC) im nicht hörbaren Bereich von Radiosi-
gnalen, welche von TMC-fähigen Navigationssystemen verarbeitet werden.
Zusätzlich besteht mittlerweile die Möglichkeit, routenbezogene Echtzeit-

verkehrsinformationen über eigens dafür bereitgestellte Anwendungsprogrammierschnittstellen (APIs) bei den Verkehrsdaten Providern per Internet abzufragen.

2.5 Wettervorhersage entlang der Strecke

Neben Echtzeitverkehrsinformationen können auch Wetterinformationen zur Bestimmung des Verbrauchs eines Elektrofahrzeugs genutzt werden.

Einige Anbieter haben sich darauf spezialisiert, ortsbezogene Wetterdaten wie Temperatur, Niederschlag und Wind mit hoher zeitlicher Auflösung bereitzustellen. Die zeitliche Auflösung reicht von mehreren Stunden bis auf wenige Minuten, je nach örtlicher Verfügbarkeit der benötigten Wetterdaten. In Abbildung 2.16 ist der zeitliche Verlauf von Temperatur, Luftfeuchtigkeit und Luftdruck für einen Zeitraum von 24 Stunden dargestellt.

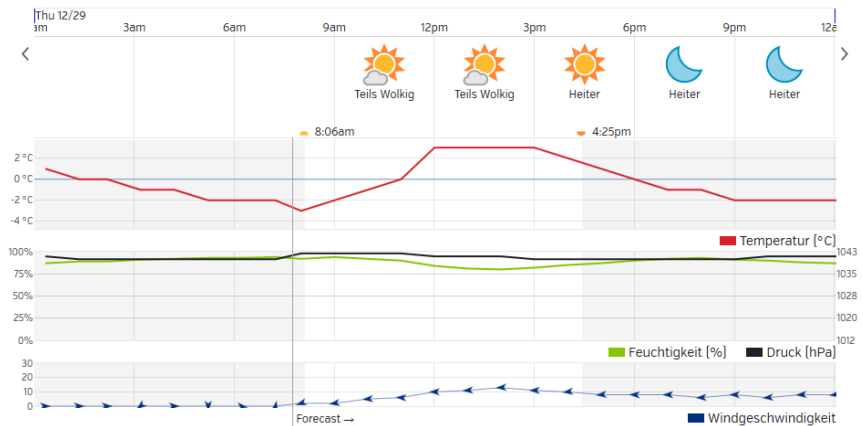


Abb. 2.16: Wetterprognose auf Basis stündlicher Wetterdaten für Ingolstadt [53]

Eigens für diese Zwecke angebotene APIs ermöglichen den Zugriff auf Wetterdaten über das Internet. Ähnlich wie bei der Abfrage von Echtzeitverkehrsinformationen ist es dem Navigationssystem somit möglich, streckenbezogene Wetterdaten über das Internet abzufragen.

2.6 Fahrwiderstände

Der Fahrwiderstand eines Fahrzeugs setzt sich aus dem Luftwiderstand F_{Luft} , dem Rollwiderstand F_{Roll} , dem Steigungswiderstand F_{Steig} , dem Beschleunigungswiderstand F_{Beschl} und dem Kurvenwiderstand F_{Kurv} zusammen. Über die Antriebskraft F_A sowie die Bremskraft F_{Brems} kann der Fahrer Einfluss auf die Geschwindigkeit nehmen. Die physikalischen Grundlagen sind aus der Literatur hinreichend bekannt und werden im folgenden Abschnitt in Form der sogenannten Fahrwiderstandsgleichung zusammengefasst (vgl. [54] [55]).

$$F_A - F_{Brems} = F_{Luft} + F_{Roll} + F_{Steig} + F_{Beschl} + F_{Kurv} \quad (2.4)$$

2.6.1 Luftwiderstand

Der Luftwiderstand entsteht durch die zur Verdrängung von Luft notwendige kinetische Energie sowie durch Reibungsverluste bei der Um- und Durchströmung des Fahrzeugs.

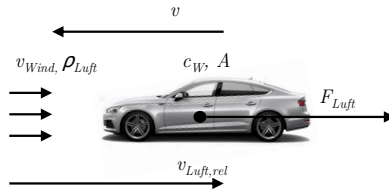


Abb. 2.17: Luftwiderstand

Der Luftwiderstand F_{Luft} nimmt entsprechend quadratisch mit der relativen Luftgeschwindigkeit $v_{Luft,rel}$ zum Fahrzeug zu und steigt linear mit der Luftdichte ρ_{Luft} an. Weitere Einflussfaktoren sind der Strömungswiderstandskoeffizient c_W sowie die Fahrzeugstirnfläche A des Fahrzeugs, welche maßgeblich durch die Karosserieform des Fahrzeugs bestimmt werden.

$$F_{Luft} = \frac{\rho_{Luft} \cdot c_W \cdot A \cdot v_{Luft,rel}^2}{2} \quad (2.5)$$

Die Relativgeschwindigkeit der Umgebungsluft zum Fahrzeug hängt von der Fahrzeuggeschwindigkeit v und der Windgeschwindigkeit entgegen der Fahrtrichtung, der Gegenwindgeschwindigkeit $v_{Wind,Geg}$, ab.

$$v_{Luft,rel} = v + v_{Wind,Geg} \quad (2.6)$$

Für weitere Details zur Berücksichtigung der Windrichtung und Luftdichte, vgl. Anhang A.2.

2.6.2 Rollwiderstand

Der Rollwiderstand tritt an den vier Reifen des Fahrzeugs mit der Fahrbahnoberfläche auf. Der Rollwiderstand F_{Roll} hängt von der auftretenden Normalkraft F_N und dem Rollwiderstandskoeffizienten c_R ab.

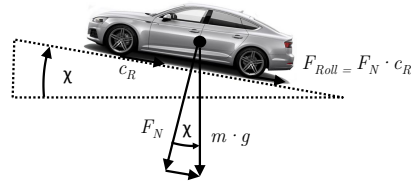


Abb. 2.18: Rollwiderstand

$$F_{Roll} = c_R \cdot F_N \quad (2.7)$$

Bei bekanntem Massenschwerpunkt des Fahrzeugs und bekannten Rollwiderstandsbeiwerten der einzelnen Räder, für deren Bestimmung Wissen über die Eigenschaften der Kontaktfläche vorausgesetzt ist, kann der Rollwiderstand einzeln für jedes Rad oder pro Achse berechnet werden. Die Summe der Einzelkräfte ergibt anschließend den Rollwiderstand des Fahrzeugs.

Häufig wird der Rollwiderstand über einen einzigen Rollwiderstandskoeffizienten c_R berechnet, welcher dem über die Massenverteilung gewichteten Mittelwert der vier Räder entspricht. Die Normalkraft für die vier Räder F_N berechnet sich aus der Masse m , der Normalfallbeschleunigung g und dem Steigungswinkel χ .

$$F_{Roll} = m \cdot g \cdot c_R \cdot \cos(\chi) \quad (2.8)$$

Da Steigungen auf Straßenschildern und auch in prädiktiven Streckendaten häufig nicht in Rad, sondern in Prozent angegeben sind, kann Formel 2.9 mit Steigung k eingesetzt werden.

$$F_{Roll} = m \cdot g \cdot c_R \cdot \cos\left(\arctan\left(\frac{k}{100}\right)\right) \quad (2.9)$$

2.6.3 Steigungswiderstand

Der Steigungswiderstand F_{Steig} hat seine Ursache in der Zunahme der potentiellen Energie des Fahrzeugs beim bergauf fahren und berechnet sich durch Multiplikation der Fahrzeugmasse m mit der Normalfallbeschleunigung g und dem Sinus des Steigungswinkels χ .

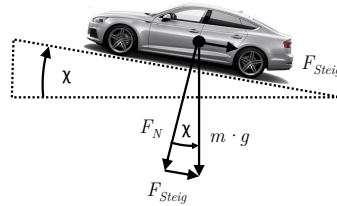


Abb. 2.19: Steigungswiderstand

$$F_{Steig} = m \cdot g \cdot \sin(\chi) \quad (2.10)$$

bzw.

$$F_{Steig} = m \cdot g \cdot \sin\left(\arctan\left(\frac{k}{100}\right)\right) \quad (2.11)$$

2.6.4 Beschleunigungswiderstand

Der Beschleunigungswiderstand F_{Beschl} setzt sich aus zwei unterschiedlichen Beschleunigungsarten zusammen. Er beinhaltet die Längsbeschleunigung a der Fahrzeugmasse m sowie die zur Änderung der Winkelgeschwindigkeit der rotierenden Massen im Antriebsstrang notwendige Kraft. Diese hängt von dem auf die Antriebswelle bezogenen Massenträgheitsmoment J_{Red} und dem dynamischen Radhalbmesser r_{dyn} ab.



Abb. 2.20: Beschleunigungswiderstand

$$F_{Beschl} = \left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) \cdot a \quad (2.12)$$

Die Masse m ergibt sich aus der Summe des Fahrzeugeigengewichts m_{Fz} und der Zuladung m_{Zul} .

2.6.5 Kurvenwiderstand

Beim Durchfahren einer Kurve mit Kurvenradius R wirkt auf den Schwerpunkt des Fahrzeugs die Zentrifugalkraft F_{Zf} , welche durch Seitenführungskräfte an den Reifen aufgebracht werden müssen [56][55].

$$F_{Zf} = m \cdot a_y = \frac{m \cdot v^2}{R} \quad (2.13)$$

Aufgrund des für die Seitenführungskräfte notwendigen Schräglaufwinkels α wirkt eine Komponente der Seitenkraft entgegen der Bewegungsrichtung des Rades und stellt somit einen Fahrwiderstand dar.

Dabei handelt es sich um jene Anteile F_x der Seitenführungskräfte, die aufgrund des Schräglaufwinkels nicht im rechten Winkel zur Fahrtrichtung stehen.

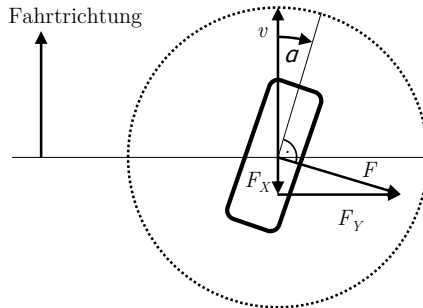


Abb. 2.21: Kurvenwiderstand

Der resultierende Fahrwiderstand wird als Kurvenwiderstand F_{Kurv} bezeichnet. Für stationäre Kurvenfahrten kann F_{Kurv} in diesem Bereich mit Gleichung 2.14 unter der Annahme ähnlicher Seitenkraftsteifigkeit C_S an der Vorder- und Hinterachse und einem mittigen Schwerpunkt nach [55] angenähert werden.

$$F_{Kurv} = \frac{(m \cdot a_y)^2}{4 \cdot C_S} = \frac{m^2 \cdot v^4}{R^2 \cdot 4 \cdot C_S} \quad (2.14)$$

2.7 Fahrwiderstandsschätzung

Die Identifikation von Fahrwiderstandsparametern während der Fahrt ist ein vielbeachtetes Forschungsgebiet, das in zahlreichen Veröffentlichungen behandelt wurde [57][58][59]. Ziel der Identifikation von Fahrwiderstandsparametern ist es, Eigenschaften von veränderlichen Fahrzeugeigenschaften,

wie beispielsweise der Gesamtmasse des Fahrzeugs, zu erkennen, um diese in Fahrzeugmodellen zu berücksichtigen. Dabei kommen Verfahren der Regressionsanalyse, wie beispielsweise Least Squares Verfahren zum Einsatz. Auch Neuronale Netze sind Teil dieser Klasse und können zur Identifikation von Fahrzeugparametern genutzt werden. Zum besseren Verständnis der späteren Kapitel im Bereich der Antriebsverbrauchsprädiktion wird eine kurze Einführung zur Regressionsanalyse gegeben, welche auch in die genutzte Nomenklatur einführt. Auf die detaillierte Erklärung einzelner Algorithmen wird aufgrund der Menge existierender Identifikationsalgorithmen im Stand des Wissens verzichtet. Sämtliche in dieser Arbeit eingesetzten Parameteridentifikationsverfahren werden an geeigneter Stelle in späteren Kapiteln erläutert.

2.7.1 Regressionsanalyse

Unter dem Begriff *Regressionsanalyse* versteht man in der Mathematik die Anwendung statistischer Analyseverfahren mit dem Ziel, Beziehungen zwischen ein oder mehreren unabhängigen Variablen, typischerweise Systemeingängen, und einer abhängigen Variablen, typischerweise dem Systemausgang, festzustellen [60].

Zu einer endlichen Menge von zeitabhängigen Eingangsvariablen $\varphi_1(t), \dots, \varphi_d(t)$, mit $\varphi_j : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ existiert ein davon abhängiger Ausgang $y = y(\varphi_1(t), \dots, \varphi_d(t))$. Sowohl die Werte der Eingangsvariablen $\varphi_1(t), \dots, \varphi_d(t)$ als auch der Ausgangswert $y(t)$ sind messbar. Ein solches System mit mehreren Eingängen und einem Ausgang wird häufig als MISO-System (Multiple Input, Single Output) bezeichnet.

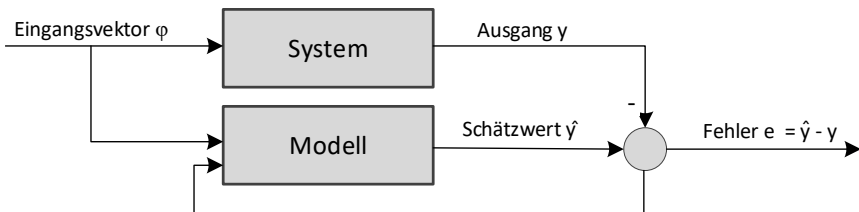


Abb. 2.22: MISO-System und zugehöriges Modell zur Schätzung des Ausgangswerts.

Ziel der Modellierung ist es, das Verhalten des beobachteten Systems möglichst genau nachzubilden. Bei der Regressionsanalyse wird eine Funktion $\hat{y} = g(\varphi_1(t), \dots, \varphi_d(t))$ mit dem Ziel definiert, dass die Abweichung zwischen dem geschätzten Ausgangswert \hat{y} und dem gemessenen Ausgangswert y minimiert wird (vgl. Abbildung 2.22). Diese Problemstellung wird auch als *Regressionsproblem* bezeichnet [61]. Diese Arbeit befasst sich unter anderem damit, welche Methoden der Regressionsanalyse zur Identifikation von Verbrauchseinflüssen, und damit zur Bestimmung der Restreichweite, geeignet sind.

Um eine konkrete Lösung für dieses Problem finden zu können, muss der Begriff der Abweichung definiert werden. Sind y und \hat{y} Elemente des gleichen linearen Raumes, wird ihr räumlicher Abstand durch eine Norm $\|\cdot\|$ als $\|y - \hat{y}\|$ definiert. Dieser Abstand zwischen dem Messwert der abhängigen Variablen y und dem Schätzwert \hat{y} wird im Folgenden als *Abweichung* bezeichnet.

Sei

$$\varphi(t) := \begin{bmatrix} \varphi_1(t) \\ \vdots \\ \varphi_d(t) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

der Spaltenvektor der unabhängigen, zeitabhängigen Variablen, dann lässt sich die Forderung nach Minimierung der Abweichung schreiben als

$$\|y - g(\varphi)\| = \text{Minimum}, \quad (2.16)$$

wobei $\varphi(t)$ als *Regressionsvektor* bezeichnet wird [61].

Im zeitdiskreten Fall werden die zeitabhängigen Eingangsvariablen $\varphi_1(t), \dots, \varphi_d(t)$ durch die zeitdiskreten Größen $\varphi_{1k}, \dots, \varphi_{dk}$, mit $k = 1, \dots, N$ ersetzt. Der Regressionsvektor lässt sich durch Erweiterung von Gleichung 2.15 auf diskrete Zeitschritte schreiben als

$$\varphi_k := \begin{bmatrix} \varphi_{1k} \\ \vdots \\ \varphi_{dk} \end{bmatrix} \text{ mit } k = 1, \dots, N. \quad (2.17)$$

Die abhängige Variable wird zu $y_k = g(\varphi_{1k}, \dots, \varphi_{dk})$ mit $k = 1, \dots, N$. Die Minimumsbedingung lautet

$$\|y - g(\varphi)\|_{\text{diskret}} = \text{Minimum}, \quad (2.18)$$

wobei die Norm jetzt die Abweichung über alle diskreten k -Werte umfasst und deshalb weiterhin ohne k -Indizes formuliert wird [61].

Die Funktion $g(\varphi_k)$ lässt sich nun schreiben als

$$g(\varphi_k; \theta) = \varphi_{1k}\theta_1 + \dots + \varphi_{dk}\theta_d, \quad k = 1, \dots, N, \quad (2.19)$$

wobei die reellen Zahlen $\theta_1, \dots, \theta_d$ als Parameter bezeichnet werden. Die Parameter lassen sich in Form eines *Parametervektors*

$$\theta := \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \dots \\ \theta_d \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

zusammenfassen, wodurch sich 2.19 auch als

$$g_k = g(\varphi_k; \theta) = \varphi_k^T \theta, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.21)$$

schreiben lässt. Ist die Funktion 2.19 linear, so handelt es sich um ein *lineares Regressionsproblem* [61].

2.7.2 Massenschätzung

Da die Masse in der Fahrwiderstandsgleichung 2.22 in vier von fünf Termen vorkommt, ist sie für die Bestimmung des Verbrauchs von zentraler Bedeutung. Es handelt sich dabei um den Rollwiderstand F_{Roll} , den Steigungswiderstand F_{Steig} , den Beschleunigungswiderstand F_{Beschl} und den Kurvenwiderstand F_{Kurv} .

$$F_A = \underbrace{\frac{\rho_{Luft}}{2} c_W A v_{Luft,rel}^2}_{F_{Luft}} + \underbrace{m g c_R \cos(\chi)}_{F_{Roll}} + \underbrace{m g \sin(\chi)}_{F_{Steig}} + \underbrace{\left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) a}_{F_{Beschl}} + \underbrace{\frac{m^2 \cdot v^4}{R^2 \cdot 4 \cdot C_S}}_{F_{Kurv}} \quad (2.22)$$

Das für die Berechnung relevante Gesamtgewicht des Fahrzeugs setzt sich aus der Fahrzeugmasse m und der Zuladung m_{Zul} zusammen. Die Zuladung kann sich durch die Anzahl und das Gewicht des Fahrers bzw. der Passagiere und des Gepäcks stark ändern. Anders als bei konventionellen Fahrzeugen

gibt es bei Elektrofahrzeugen keinen Gewichtsverlust durch das Verbrennen von Treibstoff während der Fahrt.

Im Folgenden wird ein kurzer Überblick über die Vor- und Nachteile gängiger Verfahren zur Massenidentifikation gegeben.

2.7.2.1 Massenschätzung während der Fahrt

Auf Basis von messbaren Eingangswerten wird durch Regressionsanalyse ein Zusammenhang zwischen messbaren Größen wie Geschwindigkeit, Beschleunigung, Steigung, Kraft bzw. Drehmoment und den zu bestimmenden Größen wie der Masse hergestellt. Für die Identifikation der Masse während der Fahrt eignen sich mittlere Geschwindigkeiten (60 bis 130 km/h) aufgrund verhältnismäßig geringer Störeinflüsse durch Fahrbahnwiderstand und Wind besonders gut [62]. In [62] wird empfohlen die Massenschätzung insbesondere auf Autobahnen durchzuführen, da hier in der Regel eine große Anzahl von Messwerten, große Kurvenradien, seltene Schaltvorgänge sowie keine extremen Bremsmanöver auftreten.

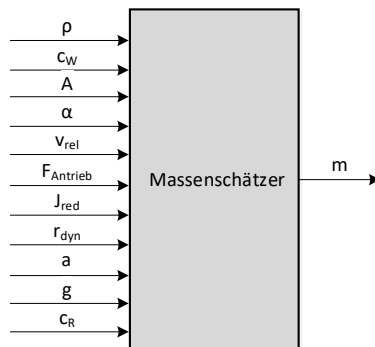


Abb. 2.23: Eingangs-Ausgangs-Beziehung eines auf den Fahrwiderstandsparametern basierenden Massenschätzers

Abwandlungen der Eingangs-Ausgangsbeziehung erlauben eine Schätzung der Masse, auch wenn nicht alle Eingangsgrößen aus Abbildung 2.23 bekannt sind [63]. Ein Vorteil der Massenschätzung während der Fahrt ist, dass sich die Masse bei hoher Güte der Eingangsdaten mit einem relativen Fehler von weniger als 1% bestimmen lässt [59]. Nachteilig wirkt sich aus,

dass die Bestimmung der Masse während der Fahrt aufgrund der angewendeten Verfahren erst nach verstrichener Adaptionszeit zur Verfügung steht und andere Parameter des Fahrzeugs bereits bekannt sein müssen. Die Adaption nimmt, je nach Verfahren, einige Sekunden bis mehrere Minuten in Anspruch. Während dieser Zeit stünde der Restreichweitenberechnung gegebenenfalls noch ein veralteter Massenwert vor. Die Reichweite könnte dadurch bis zur Aktualisierung der Masse nicht genau berechnet werden. Zudem könnte durch die Aktualisierung der Masse während der Fahrt ein merkbarer Sprung in der angezeigten Reichweite entstehen, der vom Fahrer nicht erwartet wurde. Soll die Masse explizit in der Restreichweitenberechnung genutzt werden, muss die Masse daher vor Beginn der Fahrt bestimmt werden.

2.7.2.2 Massenschätzung im Stillstand

Um die Masse im Stillstand bestimmen zu können, muss ein anderer oder zusätzlicher Massenschätzer integriert werden. Dies führt auf ein Verfahren, das in [64] behandelt wurde und die Massenschätzung im Stillstand ermöglicht.

Über Wegsensoren im Fahrwerk lässt sich bestimmen, wie stark einzelne Federn belastet sind. Bei ebener Fahrbahn lässt sich aus den Federwegen bei bekannter Federkennlinie nach der Beziehung 2.23 die Aufstandskraft pro Rad und über deren Summe das Gewicht des Fahrzeugs bestimmen. Die Kraft F ist demnach, sofern eine lineare Beziehung vorherrscht, nur von der Federkonstante $k_F(\Delta L)$ und der Längenänderung der Feder ΔL abhängig.

$$F = k_F(\Delta L)\Delta L \quad (2.23)$$

Damit das Verfahren auch bei Fahrzeugen genaue Ergebnisse liefert, welche auf Straßen mit Steigung geparkt sind, müssen die Federkennlinien für diese Fälle vermessen werden. Zu beachten wäre zudem die Temperaturabhängigkeit des Federmaterials. Die zur Bestimmung der Federkennlinien notwendigen Messungen können auf einem Achskinematikprüfstand durchgeführt werden. Mit diesem Verfahren konnte die Masse eines Fahrzeugs mit 1480 kg in 50 % der Fälle mit weniger als 10 kg Fehler und in 82 % der Fälle mit weniger als 20 kg Fehler bestimmt werden [64]. Die maximale Abweichung lag bei 45 kg [64], was einem Fehler von ca. 3 % entspricht. Da das

Verfahren über den Federweg die Belastung der Federn misst, ist zu beachten, dass das Gewicht der Räder nicht mitgemessen wird und berücksichtigt werden muss. Im Vergleich zur Bestimmung der Masse während der Fahrt steht die Masse mit diesem Verfahren sofort beim Einsteigen zur Verfügung. Somit könnte auch die angezeigte Reichweite des Fahrzeugs zu diesem Zeitpunkt an die neuen Gegebenheiten angepasst werden.

2.8 Ladezustandsbestimmung der Hochvoltbatterie

Die Hochvoltbatterie ist der zentrale Energiespeicher für den Antriebsverbrauch des Elektrofahrzeugs.

Aufgrund der hohen Forschungsaktivitäten im Bereich neuer Zelltechnologien gibt es zum Thema Ladezustandsbestimmung zahlreiche Veröffentlichungen. Die Methoden der Ladezustandsbestimmung werden nach [65] in folgende vier Hauptkategorien eingeteilt: Direct measurement (Direktmessung), Book-keeping estimation (Zählende Verfahren), Adaptive Systems (Selbstlernende Verfahren) und Hybrid Methods (Hybride Verfahren).

Direktmessung

Bei der Direktmessung werden charakteristische elektrische Größen wie die Leerlaufspannung, die Klemmspannung und die Impedanz gemessen und daraus der Ladezustand berechnet.

Zählende Verfahren

Bei den zählenden Verfahren wird an der Klemme der Hochvoltbatterie die Stromstärke gemessen und über das Integral der entnommenen Ladungsmenge die noch in der Batterie verbleibende Ladungsmenge berechnet.

Adaptive Verfahren

Zu den adaptiven Verfahren gehören selbstlernende Verfahren wie beispielsweise neuronale Netze und Kalman Filter. Durch Beobachtung der Batteriezustände wird versucht das Verhalten zu erlernen und mit einem Modell Vorhersagen über das zukünftige Verhalten der Batterie zu treffen.

Hybride Verfahren

Wird von hybriden Verfahren gesprochen, so bedeutet dies, dass mehrere Methoden der Ladezustandsbestimmung kombiniert werden.

Da es sich bei der Ladezustandsbestimmung und Modellierung von Batteriezellen um eigenständige Forschungsgebiete handelt, wird im Rahmen dieser Arbeit nicht im Detail darauf eingegangen. Als vertiefende Literatur wird dem interessierten Leser der Einstieg über das Sammelwerk [65] empfohlen, welches einen guten Überblick über existierende Verfahren und weiteren Forschungsbedarf gibt.

2.9 Thermomanagementverbrauch

Ziel des Thermomanagements (TM) ist die energieoptimale Steuerung von Wärmeströmen innerhalb des Fahrzeugs, um damit die Innenraumklimatisierung und Komponentenkühlung zu realisieren. Die dafür verbauten Kühlkreise sind üblicherweise mit Kompressoren, Radiatoren, Lüftern und Ventilen ausgestattet. Des Weiteren werden in Elektrofahrzeugen Wärmepumpen und Heizelemente eingesetzt, um den Wärmebedarf im Winter zu erfüllen. Die Aktoren der Kühlkreise werden entweder von einem übergeordneten Thermomanagement-Steuergerät oder individuell von einzelnen Komponenten gesteuert. Im Fahrzeug kann es mehrere voneinander getrennte Kühlkreise geben, weil die Trennung gegebenenfalls räumliche Vorteile bietet oder aufgrund unterschiedlicher Temperaturanforderungen einzelner Komponenten erforderlich ist. So können die Leistungselektronik und E-Maschine in Elektrofahrzeugen Temperaturen von bis zu 100 °C erreichen, wohingegen Lithium-basierte Batteriezellen auf niedrigere Temperaturen geregelt werden müssen [66].

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Fahrstudie durchgeführt, um den Einfluss des Thermomanagements auf dem Gesamtverbrauch und die damit verbundene Unsicherheit in der Reichweitenberechnung zu untersuchen. Dafür wurde eine Strecke im öffentlichen Straßennetz in Ingolstadt definiert. Die Verbrauchsinformationen des Antriebs, des Klimakompressors und des PTC-Heizers wurden separat aufgezeichnet und anschließend ausgewertet. Die Fahrstudie wurde in einem Zeitraum von 5 Wochen durchgeführt, in dem insgesamt 10 Personen jeweils zwei mal mit dem selben Elektrofahrzeug die knapp 13 km lange Strecke zurücklegten. Die Klimaanlage des Fahrzeugs wurde vor jeder Fahrt auf die gleiche Innenraumsolltemperatur von 21 °C eingestellt und während der Fahrt nicht verändert.

Der durchschnittliche Antriebsverbrauch lag knapp über 2 kWh, wohingegen der durchschnittliche TM-Verbrauch unter 0,3 kWh lag. Wie aus Abbildung 2.24 entnommen werden kann, variierte der TM-Verbrauch zwischen den Einzelfahrten sehr stark. Dies kann dadurch erklärt werden, dass die Umgebungstemperaturen während der über einen Zeitraum von fünf Wochen durchgeführten Fahrstudie nicht konstant waren und sich somit auch der Heiz- bzw. Kühlbedarf zwischen den Fahrten änderte.

Vergleicht man die Streuung der absoluten TM-Verbrauchswerte der einzelnen Fahrten, so zeigt sich, dass sie sich in einer ähnlichen Größenordnung wie die Streuung des Antriebsverbrauchs bewegt (vgl. Abbildung 2.25). Dies ist insbesondere deshalb interessant, weil aufgrund des niedrigeren

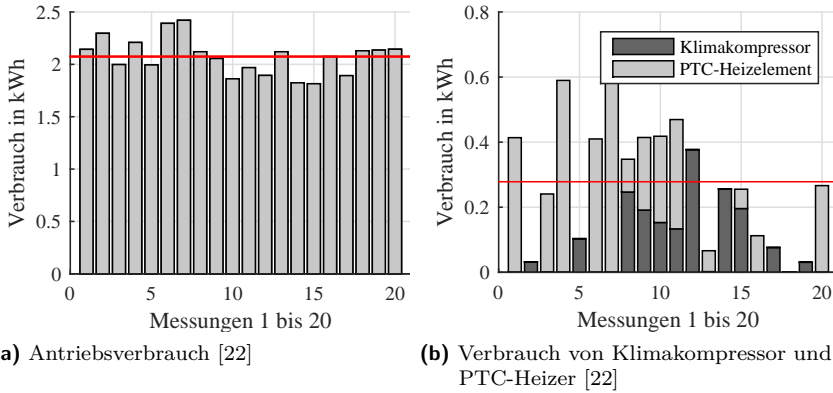


Abb. 2.24: Vergleich zwischen Antriebsverbrauch und Thermomanagement-Verbrauch [22]

durchschnittlichen Verbrauchs eine entsprechend geringere Streuung der Absolutwerte erwartet werden könnte. Obwohl der Verbrauch des Thermomanagements weniger starke Auswirkungen auf die Gesamtreichweite des Elektrofahrzeugs hat, bringt er aufgrund der starken Streuung eine nicht zu vernachlässigende Unsicherheit in der Reichweitenberechnung.

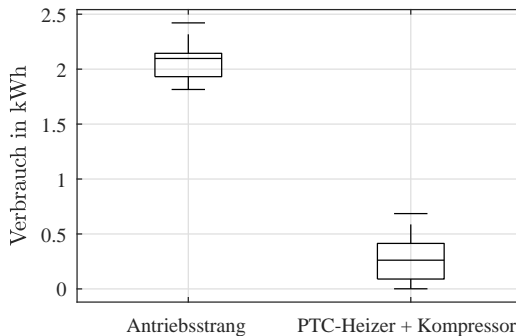


Abb. 2.25: Vergleich der Streuung zwischen Antriebsverbrauch und Thermomanagement-Verbrauch in der Probandenstudie [22]

Im Thermomanagement müssen zahlreiche Einflüsse wie beispielsweise Umgebungs- und Komponententemperaturen berücksichtigt werden. Die Passagiere können über Einstellung an der Klimaanlage Einfluss auf den Energieverbrauch nehmen. Zudem verfügen Thermomanagementsysteme

über Betriebsstrategien, welche die Regelung von PTC-Heizern, Kompressoren, Pumpen, Wärmepumpen und Ventilen steuern, weshalb die Umgebungstemperatur, wie in Abbildung 2.26 erkennbar, nicht als alleinige Eingangsgröße zur Vorhersage des Verbrauchs ausreicht.

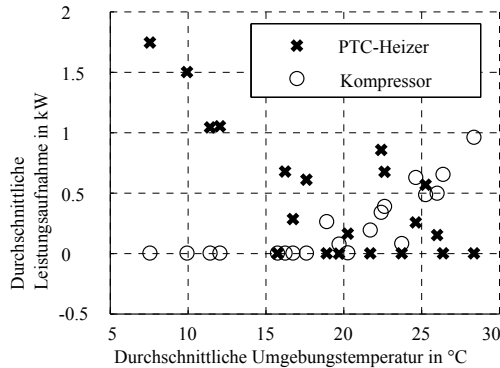


Abb. 2.26: Zusammenhang zwischen der Umgebungstemperatur und der mittleren Heiz- und Kühlleistung in der Probandenstudie [22]

Die Möglichkeiten zur Entwicklung eines Innenraumklimatisierungsmodells wurden im Rahmen einer Abschlussarbeit [67] untersucht und sind deshalb nicht Teil dieser Dissertation. Als weitere Arbeit, die sich mit der Modellierung der Innenraumklimatisierung zur Vorhersage potenzieller Energieeinsparungen in Elektrofahrzeugen beschäftigt, sei [68] genannt.

2.10 Geschwindigkeitsprädiktion

Die Festlegung einer sicheren Geschwindigkeit zählt zu den primären Fahraufgaben jedes Fahrers [69]. Zusätzlich muss im öffentlichen Straßenverkehr auf die Einhaltung von Verkehrsregeln und Geschwindigkeitsbeschränkungen geachtet werden.

Befinden sich weitere Verkehrsteilnehmer auf der Straße, so können diese Einfluss auf die realisierbare Geschwindigkeit haben. Zähflüssiger Verkehr behindert den Fahrer beispielsweise daran, die gesetzlich erlaubte Geschwindigkeit zu erreichen. Auch einzelne, langsame Fahrzeuge können die nachfolgenden Fahrzeuge über längere Strecken daran hindern, die individuelle Wunschgeschwindigkeit zu erreichen.

Bei freier Fahrbahn kann der Fahrer die Geschwindigkeit unter Berücksichtigung der gesetzlichen Rahmenbedingungen frei wählen. Das in [70] vorgestellte Modell der Geschwindigkeitswahl unterteilt die unterbewusst im Fahrer ablaufenden Vorgänge zur Festlegung der Geschwindigkeit bei freier Fahrbahn in vier Schritte.

- 1.) Vor Beginn der Kurve schätzt der Fahrer den Kurvenradius und die mögliche Seitwärtsbewegung innerhalb der eigenen Spur.
- 2.) Bestehende Erfahrungswerte erlauben es dem Fahrer, die voraussichtliche Querbeschleunigung und Spurabweichung für die aktuelle Geschwindigkeit abzuschätzen.
- 3.) Der Fahrer entscheidet, mit welcher Geschwindigkeit die Kurve durchfahren werden soll, indem er eine Minimierung der Kostenfunktion zwischen Fahrzeit, Querbeschleunigung und Spurabweichung vornimmt. Die Gewichtung der drei Komponenten hängt dabei von der Motivation des Fahrers ab.
- 4.) Nach dem Durchfahren der Kurve nimmt der Fahrer neu gelernte Informationen zu Querbeschleunigung und Spurabweichung in den Erfahrungsschatz auf.

Im Rahmen der Dissertation wurde eine Diplomarbeit [71] betreut, die sich mit Verfahren zur Vorhersage der Fahrzeuggeschwindigkeit basierend auf prädiktiven Streckendaten beschäftigt. Ein Konzept zur kontinuierlichen Adaption von Fahrer-Parametern zur Vorhersage des Energieverbrauchs wird in [72] vorgestellt.

2.10.1 Einfluss der Querbeschleunigung

Bei der Fahrt durch Kurven wirkt die Querbeschleunigung auf das Fahrzeug. Einflussgrößen sind die Geschwindigkeit v und der Kurvenradius R . Je höher die Geschwindigkeit und enger die Kurve, desto stärker ist die Querbeschleunigung a_y .

$$a_y = \frac{v^2}{R} \quad (2.24)$$

Die maximale Reibungskraft der Räder beschränkt die mögliche Summe aus Längs- und Querkraft. Eine weit verbreitete Darstellung dieses Zusammenhangs zwischen maximaler Längs- und Querkraft ist der Kammsche Kreis [64][73].

In mehreren Studien mit Probanden konnte ein Zusammenhang zwischen Geschwindigkeitswahl und Querbeschleunigung festgestellt werden [74].

Es wird angenommen, dass es eine tolerierte maximale Querbeschleunigung gibt und der Fahrer versucht, durch Reduktion der Geschwindigkeit unterhalb seiner Toleranzgrenze zu bleiben [74][75]. Es wurde festgestellt, dass die von Probanden gewählte Querbeschleunigung mit steigender Geschwindigkeit abnimmt. Erste Modelle basierten auf der Annahme, dass ein linearer Zusammenhang zwischen der gewählten Geschwindigkeit und dem Kurvenradius besteht [74][76]. Darauf aufbauend wurde in [75] ein nichtlineares Modell entwickelt, welches die Querbeschleunigung a_y in Abhängigkeit der tolerierten maximalen Querbeschleunigung $a_{y,max}$, der Maximalgeschwindigkeit auf gerader Strecke v_{max} und eines fahrerabhängigen Faktors β_y zwischen Geschwindigkeit v und Querbeschleunigung a_y berechnet (vgl. Gleichung 2.25).

$$a_y = a_{y,max} \left[1 - e^{\beta_y \cdot (v - v_{max})} \right] \quad (2.25)$$

Die vorgestellten Zusammenhänge zwischen Querbeschleunigung und Fahrerwunschgeschwindigkeit sind in Abbildung 2.27 dargestellt.

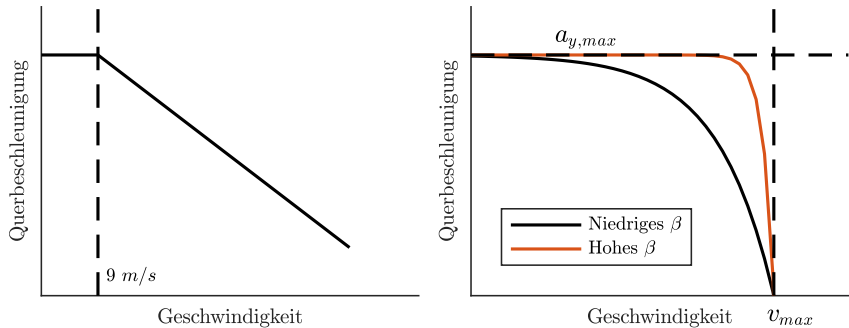


Abb. 2.27: Schematischer Zusammenhang zwischen Geschwindigkeit und Querbeschleunigung. Links: nach [74][70], Rechts: nach [75]

Bei bekannten Parametern $a_{y,max}$, β_y , v_{max} und Kurvenradius R lässt sich durch Umformung von 2.24 in 2.26 die maximale Geschwindigkeit entlang einer Strecke berechnen.

$$v = \sqrt{\text{abs}(a_y)R} \quad (2.26)$$

Bei freier Fahrt ist die Querbesehleunigung, nach gesetzlichen Geschwindigkeitsbeschränkungen, die zweitwichtigste Einflussgröße auf die Geschwindigkeitswahl [74].

Andere Konzepte berücksichtigen beispielsweise die Breite der Fahrbahn [77]. In [78] wird ein Konzept vorgestellt, bei dem als Einflussgröße die Dauer bis zum Überfahren einer der Fahrspur-Begrenzungslinien berücksichtigt wird. In [79] und [80] wurden Untersuchungen zum Einfluss der Straßengeometrie auf die Geschwindigkeit durchgeführt. Die größten Einflüsse waren demnach die Kurvenkrümmung, die Steigung und die Breite der Straße. In [81] und [82] wurden Untersuchungen zum Einfluss des Wetters auf die Geschwindigkeit durchgeführt. In Abbildung 2.28 ist der in [82] untersuchte Einfluss der Witterungsbedingungen auf die Verringerung der Geschwindigkeit dargestellt.

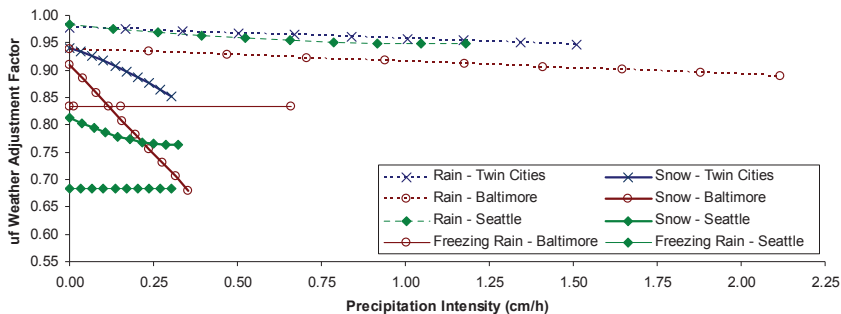


Abb. 2.28: Vergleich der Wittereinflüsse Regen, Schnee und Eis auf die Verringerung der Geschwindigkeit [82]

Es zeigte sich, dass eingeschränkte Sicht kaum Einfluss ($< 3\%$) auf die Geschwindigkeit hat [82], wohingegen Niederschlag relevant war. Den mit Abstand größten Einfluss auf die Geschwindigkeitswahl hatten der Studie zufolge Schnee und Eis.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Geschwindigkeitsprädiktion ein komplexes Thema mit vielen Einflussgrößen ist. Verkehrsflussprädiktionen von Google, HERE und TomTom bedienen sich großer Datenmengen und sind dadurch in der Lage, Einflussgrößen wie Wochentag und Uhrzeit zu berücksichtigen. Für die Geschwindigkeitsprädiktion im Rahmen dieser Arbeit werden Echtzeitverkehrsinformationen mit fahrerindividuellen Eigenschaften kombiniert.

2.10.2 Einfluss des Fahrertyps

Die Klassifizierung des Fahrertyps beschäftigt sich mit der Zuordnung von Fahrern zu Personengruppen mit ähnlichen Fahrereigenschaften. Die Anwendungen dafür reichen von der Bestimmung der Fahreraufmerksamkeit [83], über die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen [84], der Schätzung des Energieverbrauchs [85], der Erkennung des Fahrverhaltes vorausfahrender Verkehrsteilnehmer [86] bis hin zu intelligenten Versicherungstarifen [87][88].

Die Einteilung der Fahrer erfolgt dabei häufig in vordefinierte Gruppen, die unterschiedlich stark ausgeprägte Charakteristika aufweisen. Beispiele für die Einteilung in die zwei Fahrergruppen *normal* und *aggressiv* finden sich in [89][90]. In [91] wird eine Einteilung in die vier Gruppen *below normal*, *normal*, *aggressive*, *very aggressive* vorgenommen, wohingegen die Einteilung in [92] nur in die drei Gruppen *comfortable*, *normal* und *sporty* erfolgt. Eine weitere Ausführung ist die Unterteilung in die Gruppen *untrainiert vorsichtig*, *untrainiert risikobereit*, *erfahren risikobereit* und *erfahren vorsichtig*, welche in [93] und [94] zur Verbrauchsprädiktion genutzt wurde.

Für die Fahrtyperkennung werden messbare Größen wie die Längs- und Querschleunigung [90][91][94][95][96], der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug [86][90][97] und die Überschreitung der erlaubten Geschwindigkeit [97][95] als mögliche Kriterien herangezogen. Eine detaillierte Übersicht zu den bisher zur Klassifizierung von Fahrertypen eingesetzten Algorithmen aus dem Jahr 2015 bietet [98].

Das Ergebnis einer Fahrertyp-Klassifizierung ist die Zuordnung zu jenem vordefinierten Fahrertyp, der den Eigenschaften des aktuellen Fahrers auf Basis der für die Analyse ausgewählten Parameter am besten entspricht. Bei der Definition eigener Fahrertypen sollte darauf geachtet werden, dass sie sich in den für die eigene Anwendung charakteristischen Merkmalen voneinander unterscheiden.

3 Forschungsbedarf und Forschungsansatz

3.1 Zielsetzung und Definition der Anforderungen

Das Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines Verfahrens zur vorausschauenden Berechnung der Restreichweite in Elektrofahrzeugen. Dazu wurden die maßgeblichen Einflussfaktoren wie Fahrwiderstände, Umwelteinflüsse und Fahrereinflüsse identifiziert und im Kapitel Stand des Wissens vorgestellt. In Abschnitt 3.2 folgt eine Analyse zum Stand des Wissens. Darauf basierend werden Forschungsfragen abgeleitet und in den Kapiteln 4 bis 6 Konzepte erarbeitet und validiert. In Kapitel 7 werden potenzielle Fehlerquellen analysiert. Anschließend werden in Kapitel 8 die Ergebnisse der Arbeit diskutiert und mit Bezug auf die Forschungsfragen bewertet. In Kapitel 9 folgt abschließend eine Zusammenfassung der Arbeit mit einem Ausblick für potenzielle Einsatzgebiete prädiktiver Restreichweitenalgorithmen in zukünftigen Fahrzeugen und Flottenmanagementlösungen.

Der Begriff und das Ziel einer optimalen Restreichweitenanzeige sei folgendermaßen definiert:

- D1 *Das Ziel einer optimalen Restreichweitenanzeige ist erreicht, wenn die zu Beginn der Fahrt angezeigte Restreichweite während der gesamten Fahrt linear mit der zurückgelegten Distanz abnimmt und das Fahrzeug zuverlässig bis 0 km angezeigter Restreichweite bewegt werden kann.*

Im Folgenden werden die Anforderungen an die vorausschauende Reichweitenberechnung festgelegt, die sich in zahlreichen Diskussionen mit Experten als essenziell herauskristallisiert haben. In Abschnitt 3.4 werden anschließend, auf Basis der Anforderungen (A1 - A4) und dem Stand der Technik, Forschungsfragen abgeleitet, die im Rahmen dieser Arbeit beantwortet werden.

- A1 *Durch Festlegung des Fahrziels im Navigationssystem soll es möglich sein, bereits vor Antritt der Fahrt eine verlässliche Aussage darüber zu erhalten, ob die gewünschte Route mit dem aktuellen Batterieladezustand möglich ist und falls ja, welche Energiemenge am Ziel noch zur Verfügung stehen wird.*
- A2 *Es soll berechnet werden, wie viel Zusatzreichweite durch Deaktivierung von Komfortverbrauchern gewonnen werden könnte.*
- A3 *Große Schwankungen der Restreichweitenanzeige sollen minimiert oder verhindert werden.*
- A4 *Die zu entwickelnden Verfahren sollen dazu geeignet sein, für verschiedene Fahrzeugderivate mit gegebenenfalls unterschiedlichen Systemeigenschaften wie Antriebsleistung, Gewicht und Batteriekapazität mit minimalem Applikationsaufwand zum Einsatz zu kommen.*

3.2 Analyse zum Stand des Wissens

Im Stand der Technik in Kapitel 2 werden wichtige Technologien zur vorausschauenden Restreichweitenberechnung betrachtet. Die historienbasierte Restreichweitenanzeige im Kombiinstrument und die zweidimensionale Darstellung der Reichweite im Navigationssystem (Range-on-Map) unterstützen den Fahrer dabei, die Fahraufgabe zu erledigen, haben aber Einschränkungen bei der Genauigkeit und Praxistauglichkeit (vgl. Abschnitt 2.1).

In Abschnitt 2.2 wurden die Funktionsweise und die Eigenschaften von historienbasierten Reichweitenverfahren erläutert. Auf Basis des ermittelten Reichweitendurchschnittsverbrauchs und der Energiemenge wird dabei eine Aussage über die Restreichweite des Fahrzeugs getroffen. Über die Einstellung der Filterkonstanten für die Durchschnittswertbildungen und die Gewichtung mehrerer Reichweitendurchschnittsverbräuche können die Eigenschaften der Reichweitenanzeige beeinflusst werden.

Für den Einsatz in vorausschauenden Systemen existieren Technologien, welche es ermöglichen, Informationen über den zukünftigen Streckenverlauf, den Verkehr und Wetterinformationen abzufragen. Aktuelle Fahrzeuge verfügen bereits über integrierte Navigationssysteme, welche eine Abfrage von Informationen aus der Datenbank des Navigationssystems und dem Internet durchführen. In Kombination mit der Vorgabe eines Fahrziels lassen

sich so Informationen über den Streckenverlauf entlang einer Route abfragen und für andere Funktionen, wie zum Beispiel die Restreichweitenberechnung, zugänglich machen. Man spricht in diesem Zusammenhang von der Nutzung prädiktiver Streckendaten (vgl. Abschnitte 2.3 - 2.5).

Der Fahrwiderstand eines Fahrzeugs lässt sich durch Fahrwiderstandsgleichungen modellieren (vgl. Abschnitt 2.6). In Abschnitt 2.6.1 und Anhang A.2 werden die theoretischen Grundlagen betrachtet, um Wind und Luftdichte als Parameter zu berücksichtigen. Es wurde gezeigt, dass der Luftwiderstand linear von der Luftdichte abhängt und somit auch die Meereshöhe einen maßgeblichen Einfluss auf den Verbrauch hat. Für die Berechnung der Luftdichte entlang einer Strecke werden die Umgebungstemperatur, den Luftdruck und die Luftfeuchtigkeit benötigt.

In Abschnitt 2.7.2 wurden Möglichkeiten zur Schätzung der Fahrzeugmasse untersucht. Diese gliedern sich in Verfahren zur Ermittlung der Masse während der Fahrt und im Stillstand. Aufgrund von Anforderung A1 muss die Massenschätzung bereits im Stillstand erfolgen, da sie eine Prädiktion der Reichweite sofort bei Inbetriebnahme des Fahrzeugs ermöglicht.

Die Batterieladezustandsbestimmung ist sehr stark von der jeweils eingesetzten Zelltechnologie abhängig und ein eigenständiges Forschungsgebiet. Dazu wurde in Abschnitt 2.8 ein kurzer Überblick zu den Verfahren gegeben und auf geeignete Literatur für den Einstieg in diese Thematik verwiesen. Batteriemanagementsysteme müssen zur Bestimmung der entnehmbaren Energiemenge zukünftig die zu entnehmende Energiemenge berücksichtigen. Die im Rahmen dieser Doktorarbeit erarbeiteten Erkenntnisse wurden in *Significance of internal battery resistance on the remaining range estimation of electric vehicles* [21] veröffentlicht.

Abschnitt 2.9 befasste sich mit dem Thermomanagement des Fahrzeugs. Es wurde gezeigt, dass die Energieaufnahme der Komponentenkühlung und der Innenraumtemperierung einen signifikanten Einfluss auf den Gesamtverbrauch des Fahrzeugs hat. Im Rahmen dieser Doktorarbeit wurde eine Probandenstudie durchgeführt, welche das Ziel hatte, den Verbrauchseinfluss des Thermomanagements auf die Reichweitenunsicherheit zu untersuchen. Die Ergebnisse der Studie wurden in *Thermal management consumption and its effect on remaining range estimation of electric vehicles* [22] vorgestellt. Es zeigte sich, dass der Verbrauch des Thermomanagements in der Studie großen Schwankungen unterlag, die größer waren als die des Antriebsverbrauchs. Er hat daher großen Einfluss auf die Gesamtunsicherheit der Reichweitenanzeige.

In Abschnitt 2.10 wurden Möglichkeiten zur Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion sowie der Einfluss von Fahrer und Umwelt auf die Geschwindigkeitswahl untersucht. Es wurden Studien präsentiert, die darauf hindeuten, dass es sowohl für die Längs- als auch für die Querdynamik fahrerindividuelle Vorlieben gibt, welche in Form von Fahrertypen klassifiziert werden können. Witterungsbedingungen, gesetzliche Geschwindigkeitsvorgaben und andere Verkehrsteilnehmer sind wichtige Einflussfaktoren bei der realisierbaren Geschwindigkeit entlang einer Route. Anbieter von Echtzeitverkehrsinformationen ermöglichen die Abfrage von Verkehrsflussgeschwindigkeiten entlang einer Route und berücksichtigen bei Verkehrsprognosen die Uhrzeit. Auf Basis dieser Daten lassen sich Geschwindigkeitsverläufe erstellen, welche fahrerindividuelle Längs- als auch Querdynamikeigenschaften berücksichtigen.

3.3 Erfüllung der Anforderungen

Die Nutzung prädiktiver Streckendaten macht es möglich, den Verbrauch eines Fahrzeugs entlang einer Strecke vorherzusagen und die verbleibende Energiemenge am Fahrziel zu berechnen. Anforderung A1 ist somit prinzipiell erfüllbar. Welche Algorithmen zur genauen Berechnung der Reichweite geeignet sind und ob die damit erzielbaren Ergebnisse unter Berücksichtigung von Unsicherheiten in den prädiktiven Streckendaten ausreichend sind, gilt es zu untersuchen.

Zur Erfüllung von Anforderung A2 soll dem Fahrer angezeigt werden, wie viel zusätzliche Reichweite durch Deaktivierung von Komfortverbrauchern gewonnen werden kann. In Abschnitt 4.5 werden dafür zunächst die Klassen der Komfortverbraucher diskutiert und anschließend ein Konzept zur Berechnung und Ausweisung von potenziellen Reichweitenänderungen untersucht.

Aktuell in den meisten Verbrennerfahrzeugen und Elektrofahrzeugen eingesetzte Reichweitenalgorithmen führen zu großen Schwankungen in der Reichweitenanzeige. Anforderung A3, welche auf die Reduktion von Schwankungen in der Restreichweitenanzeige abzielt, kann ohne Nutzung prädiktiver Streckendaten nicht erfüllt werden. Aber auch bei Nutzung prädiktiver Streckendaten können großen Reichweitenschwankungen entstehen. Ein Lösungsansatz zur Verringerung von Reichweitenschwankungen wird in Abschnitt 4.7 vorgestellt.

Da Anforderung A4, welche auf die Übertragbarkeit des Verfahrens auf verschiedene Fahrzeugderivate abzielt, von den gewählten Algorithmen abhängt, liefert der Stand der Technik für prädiktive Restreichweitenalgorithmen keine klare Aussage. Die Minimierung des Applikationsaufwands für unterschiedliche Fahrzeuge unter Berücksichtigung der Anforderungen A1 bis A3 muss daher bei der Auslegung der eigenen Algorithmen und Reichweitenanzeige berücksichtigt werden. Die in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren zur Antriebsverbrauchsprädiktion nutzen deshalb adaptive Regressionsmodelle, welche ohne Detailmodellierung des Antriebsstrangs in Fahrzeugderivaten eingesetzt werden können.

3.4 Formulierung der Forschungsfragen

Aus dem Stand der Technik und den in Abschnitt 3.1 gestellten Anforderungen lassen sich weiterführende Forschungsfragen ableiten, welche für den Einsatz von vorausschauenden Restreichweitenalgorithmen in Elektrofahrzeuge beantwortet werden müssen.

- F1 Welche Verfahren sind dazu geeignet, den Antriebsverbrauch des Fahrzeugs schnell und zuverlässig, unabhängig von der gewählten Strecke, zu bestimmen?
- F2 Wie kann die Auswirkung bei Deaktivierung/Aktivierung von Nebenverbrauchern auf die Restreichweite rechnerisch effizient berücksichtigt werden?
- F3 Wie können Schwankungen in der Restreichweitenanzeige während der Fahrt minimiert werden?
- F4 Welche Voraussetzungen zur Erreichung einer potenziell optimalen Restreichweitenanzeige sind bereits heute erfüllt und welche Unsicherheitsfaktoren werden auch in Zukunft bestehen bleiben?

4 Konzepte zur Berechnung der Restreichweite

4.1 Modulare Restreichweitenarchitektur

Durch Nutzung von prädiktiven Streckendaten lassen sich unter Zuhilfenahme von Modellen Aussagen über den zukünftigen Verbrauch des Fahrzeugs treffen. In diesem Kapitel wird ein Konzept vorgestellt, bei dem prädiktive Streckendaten genutzt werden, um den Verbrauch eines Elektrofahrzeugs vorherzusagen. Dabei werden mehrere Verbrauchsindikatoren vorgestellt, welche die Extraktion von verbrauchsrelevanten Informationen aus prädiktiven Streckendaten und einem prädizierten Geschwindigkeitsverlauf ermöglichen. Diese Verbrauchsindikatoren werden anschließend zur Prädiktion des Verbrauchs entlang der Route verwendet.

Abbildung 4.1 zeigt den Aufbau des Konzepts modularer Restreichweitenprädiktion für ein Elektrofahrzeug. Es basiert auf der Idee, dass zur Berechnung des Gesamtverbrauchs eines Fahrzeugs Detailwissen über eine Vielzahl von Komponenten im Fahrzeug notwendig ist. Diese Komponenten werden bei Automobilherstellern aufgrund fest definierter Verantwortungsbereiche typischerweise in verschiedenen Abteilungen und von unterschiedlichen Personen gleichzeitig entwickelt. Aus diesem Grund ist es notwendig, dass das Gesamtkonzept und sämtliche dafür notwendigen Schnittstellen bereits zu Beginn des Entwicklungsprozesses definiert werden.

Ausgehend von den prädiktiven Streckendaten, welche aus der Datenbank des Navigationssystems oder über eine Internetverbindung des Fahrzeugs zu einem Backend abgefragt werden können, wird der voraussichtliche Geschwindigkeitsverlauf berechnet und darauf aufbauend eine Antriebsverbrauchsprädiktion durchgeführt. Parallel dazu werden in anderen Modulen Nebenverbrauchsprädiktionen für das Thermomanagement, die Innenraumklimatisierung sowie weitere Nebenverbraucher erstellt.

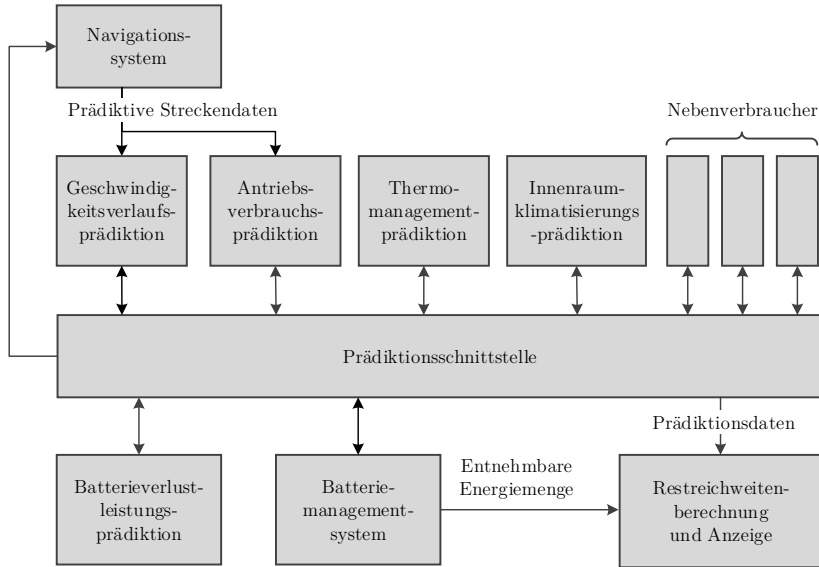


Abb. 4.1: Modulares System zur Berechnung der Restreichweite eines Elektrofahrzeugs unter Nutzung prädiktiver Streckendaten

Der zeitliche Verlauf des Gesamtleistungsbedarfs des Fahrzeugs berechnet sich aus der Summe von Antriebsverbrauch, Nebenverbräuchern und Batterieverlustleistung. Die Fusion der Prädiktionsdaten erfolgt in der Prädiktionsschnittstelle, welche in Abbildung 4.1 abgebildet ist. Von der Prädiktionsschnittstelle wird sichergestellt, dass alle Teilverbrauchsprädiktionen zeitlich synchronisiert werden. Innerhalb der Batterie entstehen thermische Verluste, welche stark mit der Leistungsentnahme korrelieren, aber nicht am Ausgang der Batterie gemessen werden können. Aus diesem Grund wird ein weiteres Modul zur Batterieverlustleistungsprädiktion vorgestellt, welches die Aufgabe hat, die Batterieverlustleistung vorherzusagen und über eine definierte Schnittstelle an die Restreichweitenberechnung zu übermitteln.

Ausgehend von Informationen über den Batterieladestatus, welcher im Batteriemanagementsystem berechnet wird, kann vorhergesagt werden, wie weit mit der entnehmbaren Energiemenge und dem prädizierten Leistungsverlauf entlang der Route noch gefahren werden kann. Sollte die entnehmbare Energiemenge größer sein, als für die Route benötigt, liefert

das Verfahren eine Aussage darüber, wie viel Energie am Zielort noch vorhanden sein wird, wodurch die Anzeige einer Restreichweite am Ziel ermöglicht wird.

4.2 Umgang mit asynchron bereitgestellten Daten

Fahrzeugnetzwerke bestehen aus zahlreichen Steuergeräten, auf denen unterschiedliche Funktionen parallel ablaufen. Viele Steuergeräte kommunizieren ihren Status, Messwerte und berechnete Werte periodisch in Form von Botschaften auf dem Fahrzeugbus. Der zeitliche Abstand wird in Abhängigkeit davon festgelegt, wie häufig der entsprechende Ausgangswert im Steuergerät ausgewertet werden kann, wie hoch die zeitlichen Anforderungen an diese Information in anderen Steuergeräten sind und wird zudem gegebenenfalls durch die verfügbare Bandbreite der Fahrzeugvernetzung beeinflusst.

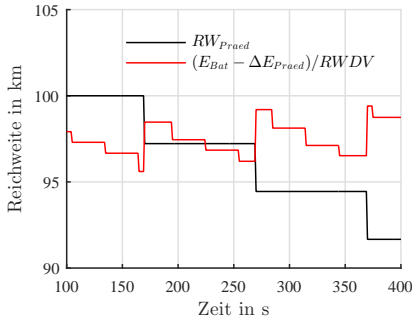
$$RW = RW_{Präd} + \frac{E_{Bat} - \Delta E_{Präd}}{RWDV} \quad (4.1)$$

Gleichung 4.1 setzt sich bei aktiver Routenführung aus mehreren zeitveränderlichen Anteilen zusammen. $RW_{Präd}$ und $\Delta E_{Präd}$ sind Ergebnisse der streckenbasierten Reichweitenprädiktion, welche, je nach Streckenlänge und Verfügbarkeit der prädiktiven Streckendaten, Bruchteile von Sekunden bis mehrere Minuten dauern kann. Müssen Teile der für die Reichweitenprädiktion benötigten Daten, wie zum Beispiel Echtzeitverkehrsinformationen, zuerst von einem Server abgerufen werden, kann sich die Rechenzeit der Prädiktion erhöhen. Der Prädiktionshorizont $RW_{Präd}$ entspricht der maximal zurücklegbaren Distanz gemäß der streckenbasierten Restreichweitenberechnung oder der Länge der Route, falls diese kürzer ist als die verbleibende Restreichweite. $\Delta E_{Präd}$ ist die zum Zurücklegen dieser Distanz notwendige Energiemenge. Der historienbasierte Durchschnittsverbrauch $RWDV$ fließt in die Berechnung von RW ein, falls am Ende der Zielführung voraussichtlich noch Energie in der Batterie sein wird.

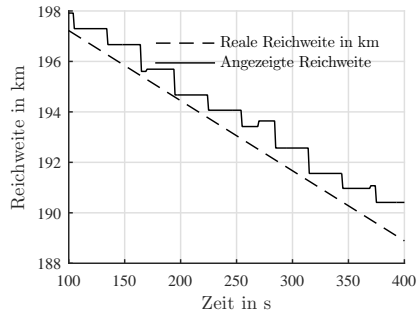
In einer modularen Fahrzeugarchitektur ist anzunehmen, dass diese Informationen nicht im gleichen Steuergerät berechnet werden und daher auch nicht gleich häufig und zeitsynchron zur Verfügung stehen. Es muss daher untersucht werden, ob es dadurch zu systematischen Fehlern in der

Reichweitenberechnung kommen kann und wie diese verhindert werden können.

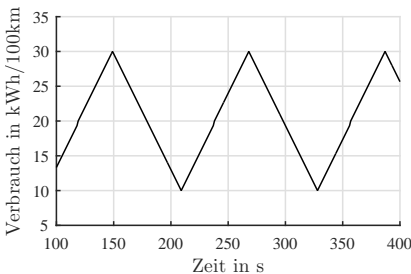
Zur Illustration des Sachverhalts wurde in Abbildung 4.2 eine konstante Geschwindigkeit von 100 km/h und ein zeitlich variabler Verbrauch (siehe Abbildung 4.2c) mit einem Durchschnittswert von 20 kWh/100 km zugrunde gelegt. Der Zeitraum zwischen Aktualisierungen von $RW_{Präd}$ und $E_{Präd}$ beträgt 100 s und die Dauer der Berechnung 70 s. Bei E_{Bat} beträgt das Aktualisierungsintervall 30 s und die Dauer der Berechnung 15 s.



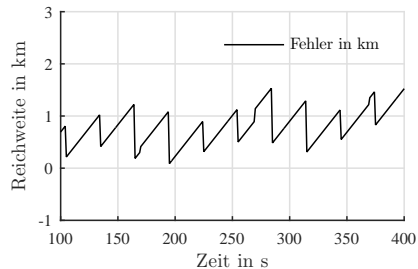
(a) Asynchron und zeitversetzt bereitgestellte Eingangswerte für die Reichweitenberechnung nach Gleichung 4.1



(b) Fehlerhafte Reichweitenanzeige bei asynchron und zeitversetzt bereitgestellten Eingangswerten



(c) Variabler Verbrauch während der Simulation bei konstanter Geschwindigkeit



(d) Reichweitenfehler durch asynchrone und zeitversetzte Bereitstellung der in Gleichung 4.1 benötigten Eingangswerte.

Abb. 4.2: Darstellung der Eingangswerte und Ungenauigkeiten in der Reichweitenanzeige bei asynchroner Bereitstellung des Eingangswerts E_{Bat} mit Verzögerung von 15 s bei Auswertung von Gleichung 4.1

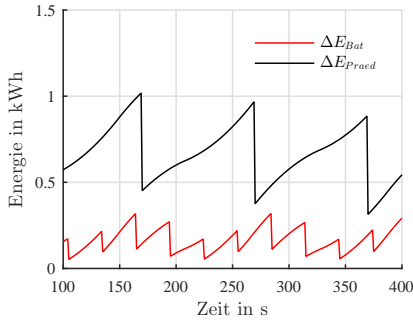
Abbildung 4.2a stellt die Reichweitenanteile von Gleichung 4.1 dar. Der Verlauf von $RW_{Präd}$ zeigt, dass sich die Werte alle 100s aktualisieren, wobei die erste Aktualisierung aufgrund der Verzögerung durch die Rechenzeit nicht nach 100s, sondern erst nach 170s stattfindet. Der Term $(E_{Bat} - E_{Präd})/RWDV$ ändert sich bei Aktualisierungen von E_{Bat} , $E_{Präd}$ und $RWDV$. $RWDV$ ist in diesem Beispiel konstant und hat daher keinen Einfluss auf den Fehler. Wie in Abschnitt 4.7 noch gezeigt wird, kann $RWDV$ bis zum Ende der festgelegten Route annähernd fixiert werden, indem die Berechnung des $RWDV$ an die streckenbasierte Verbrauchsprädiktion gekoppelt wird.

In den Abbildungen 4.2b und 4.2d sind die berechnete Reichweite und der Reichweitenfehler dargestellt. Durch die Zeitabstände zwischen den Aktualisierungen entsteht ein Stufenverhalten in der angezeigten Reichweite. Die Rechenzeit führt zudem dazu, dass Werte, die bei der Aktualisierung übertragen werden, bereits veraltete Informationen enthalten. Dadurch entsteht eine Verschiebung des Verlaufs nach rechts, was einer Überprädiktion der Reichweite entspricht. Der systematische Reichweitenfehler, der aus der asynchronen und zeitversetzten Bereitstellung der Größen in Gleichung 4.1 resultiert, liegt in diesem Beispiel zwischen 0 und 2 km. Die Größenordnung des Fehlers zeigt, dass diese Effekte mit dem Ziel einer möglichst genauen Restreichweitenanzeige keinesfalls vernachlässigt werden sollten.

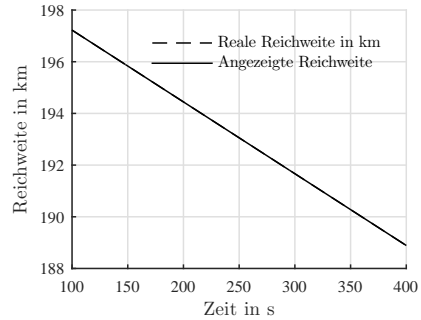
Unter der Annahme, dass die streckenbasierte Verbrauchsprädiktion korrekt ist, kann der systematische Reichweitenfehler mit Gleichung 4.2 korrigiert werden:

$$RW = RW_{Präd} - \Delta RW_{Präd} + \frac{E_{Bat} - \Delta E_{Bat} - E_{Präd} + \Delta E_{Präd}}{RWDV} \quad (4.2)$$

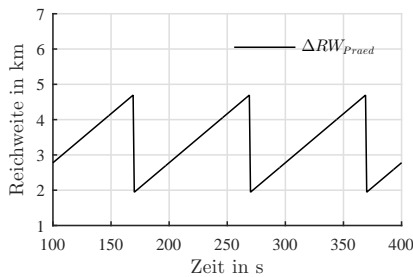
$\Delta RW_{Präd}$ ist die zurückgelegte Strecke und $\Delta E_{Präd}$ der zugehörige Verbrauch seit der letzten Berechnung von $RW_{Präd}$. Wie in Abbildung 4.3a zu erkennen ist, muss dabei die Rechenzeit der prädiktiven Restreichweitenberechnung berücksichtigt werden, weshalb der Wert von $\Delta RW_{Präd}$ zwischen Aktualisierungen nicht vollständig auf 0 zurückgesetzt werden kann. ΔE_{Bat} ist der Verbrauch seit der letzten Aktualisierung von E_{Bat} , wiederum unter Berücksichtigung der Rechenzeit. Bei Auswertung von Gleichung 4.2 mit den hier dargestellten Werten lässt sich eine vollständige Korrektur des Fehlers erreichen. Voraussetzung dafür ist, dass die Rechenzeiten entweder konstant und bekannt sind, oder bei Aktualisierungen als Information bereitgestellt werden.



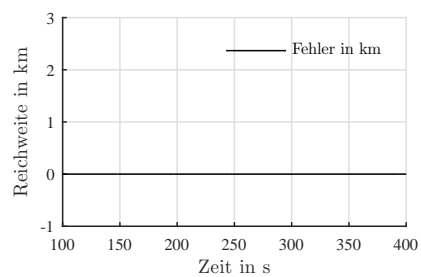
(a) Korrekturwerte zur Anpassung des Ladezustands E_{Bat} für die erweiterte Reichweitenformel gemäß Gleichung 4.2



(b) Deckungsgleichheit der angezeigten und realen Restreichweite nach Korrektur der asynchron und zeitversetzt bereitgestellten Werte gemäß Gleichung 4.2



(c) Korrekturwerte zur Anpassung von $RW_{Präd}$ zwischen streckenbasierten Reichweitenprädiktionen



(d) Auslöschung des systematischen Fehlers durch Berücksichtigung asynchron und zeitversetzt bereitgestellter Eingangswerte

Abb. 4.3: Korrektur des systematischen Reichweitenfehlers durch Erweiterung der Reichweitenformel von Gleichung 4.1 auf Gleichung 4.2 zur Berücksichtigung asynchron und zeitversetzt bereitgestellter Eingangswerte.

4.3 Festlegung der angezeigten Restreichweite

Im Folgenden wird eine parametrisierbare Funktion für die Berechnung der angezeigten Reichweite in Abhängigkeit der berechneten Reichweite vorgestellt. Sie wird als Filter zwischen Berechnungsalgorithmus und Anzeige implementiert und ermöglicht dem Applikationsingenieur, durch geeignete Wahl von Parametern, das Verhalten der Restreichweitenanzeige zu beeinflussen, ohne dafür Änderungen am zugrundeliegenden Restreichweitenberechnungsverfahren vorzunehmen. Damit kann der berechnete Wert der Restreichweite entweder unverändert im Fahrzeug angezeigt werden oder auf Wunsch eine Entkopplung (Abbildung 4.4) zwischen der berechneten Restreichweite und der angezeigten Restreichweite unter Berücksichtigung der OEM-spezifischen Anzeigecharakteristik erzielt werden.



Abb. 4.4: Entkopplung zwischen berechneter und im Fahrzeug angezeigter Restreichweite mit anschließender Quantisierung

4.3.1 Quantisierung zur Verbesserung der Lesbarkeit

Um eine schnelle Lesbarkeit während der Fahrt zu gewährleisten, wird die Restreichweite in Fahrzeugen üblicherweise ohne Nachkommastellen dargestellt. Zudem wird die Reichweite häufig nicht auf einzelne Kilometer genau angezeigt, sondern auf 5 km- bzw. 10 km-Schritte abgestuft. Dazu ist es notwendig eine Festlegung für das Verhalten der Abstufung zu treffen, da sich daraus Implikationen hinsichtlich Über- bzw. Unterprädiktion der Restreichweite ergeben.

Als Parameter wird der Quantisierungsparameter $\zeta_q \in [0, 1]$ definiert, wobei der Wert 0 einer Abrundung auf die nächstgelegene Quantisierungsstufe und der Wert 1 einer Aufrundung auf die nächstgelegene Quantisierungsstufe entspricht (vgl. Abb. 4.5). Wird der Quantisierungsparameter mit dem Wert 0,5 eingestellt, so entspricht dies einer gewöhnlichen Rundung auf die nächstgelegene Quantisierungsstufe. Der Quantisierungsfehler e_Q der Restreichweitenanzeige wird als die Differenz zwischen dem angezeigten Wert $RW_{Anzeige,Q}$ und dem anzuzeigenden $RW_{Anzeige}$ definiert.

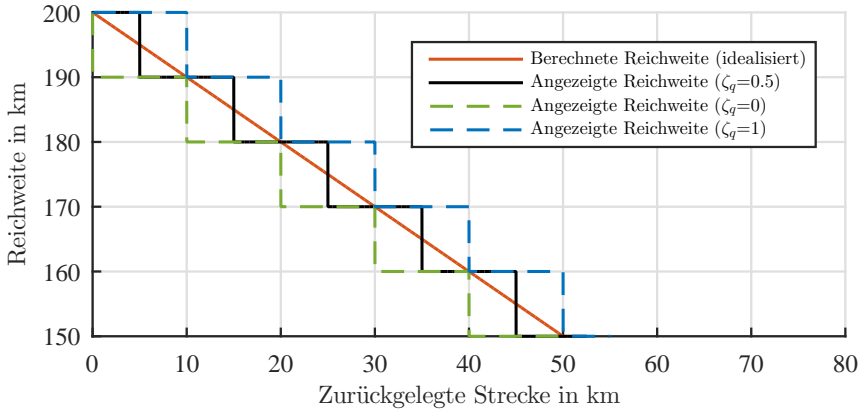


Abb. 4.5: Stufen in der Restreichweitenanzeige durch Quantisierung der berechneten Reichweite

$$e_Q = RW_{Anzeige,Q} - RW_{Anzeige} \quad (4.3)$$

Der Quantisierungsfehler e_Q ist von der Größe der Quantisierungsintervalle Q und dem Quantisierungsparameter ζ_q anhängig. Es gelten Gleichungen 4.4 bis 4.6 mit dem maximalen Quantisierungsfehler \bar{e}_Q in Gleichung 4.7.

$$0 \leq e_Q < Q \text{ wenn } \zeta_q = 1 \quad (4.4)$$

$$-\frac{Q}{2} \leq e_Q \leq \frac{Q}{2} \text{ wenn } \zeta_q = 0.5 \quad (4.5)$$

$$-Q \leq e_Q \leq 0 \text{ wenn } \zeta_q = 0 \quad (4.6)$$

$$\bar{e}_Q = \begin{cases} \frac{Q}{2} & \text{wenn } \zeta_q = 1 \\ 0 & \text{wenn } \zeta_q = 0.5 \\ -\frac{Q}{2} & \text{wenn } \zeta_q = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

Mathematisch betrachtet ist die Rundung auf den nächstgelegenen Wert aufgrund des geringen maximalen Quantisierungsfehlers vorteilhaft. Alle drei Rundungsmethoden haben jedoch das Problem, dass sie richtungsabhängig sind. Durch diese Richtungsabhängigkeit kommt es vor, dass die Anzeige bei sinkender Reichweite zwar den gleichen Wert anzeigt wie bei

zunehmender Reichweite, der Energiegehalt zum Zeitpunkt des Wechsels auf diese Quantisierungsstufe aber ein anderer ist. Hinsichtlich Nachvollziehbarkeit ist daher keines der drei Rundungsverfahren ohne Anpassung für den Einsatz im Fahrzeug geeignet. Zur Behebung dieses Problem kann bei sinkender Reichweite aufgerundet ($\zeta_q = 1$) und bei steigender Reichweite abgerundet ($\zeta_q = 0$) werden (vgl. Abbildung 4.6).

Es kann zudem vorteilhaft sein, die Größe des Quantisierungsintervalls an die verbleibende Reichweite anzupassen. Abbildung 4.6 zeigt beispielhaft die reichweitenabhängige Anpassung des Quantisierungsintervalls in vier Stufen.

$$Q = \begin{cases} 10 \text{ km} & \text{wenn } 150 \text{ km} \leq RW_{\text{Anzeige}} \\ 5 \text{ km} & \text{wenn } 100 \text{ km} \leq RW_{\text{Anzeige}} < 150 \text{ km} \\ 2 \text{ km} & \text{wenn } 50 \text{ km} \leq RW_{\text{Anzeige}} < 100 \text{ km} \\ 1 \text{ km} & \text{wenn } 0 \text{ km} \leq RW_{\text{Anzeige}} < 50 \text{ km} \end{cases}$$

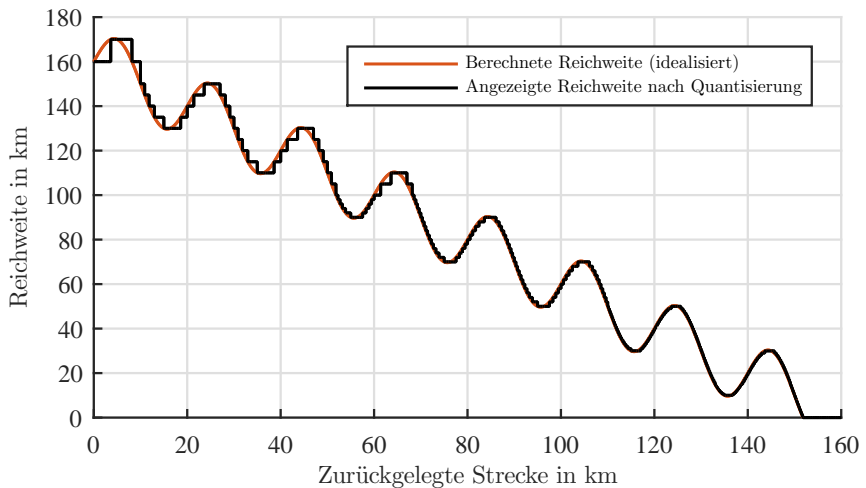


Abb. 4.6: Quantisierung der Restreichweite durch Aufrundung bei sinkender Reichweite und Abrundung bei steigender Reichweite inklusive reichweitenabhängiger Anpassung des Quantisierungsintervalls

Durch die reichweitenabhängige Anpassung des Quantisierungsintervalls können Quantisierungsfehler bei geringer Restreichweite minimiert werden, ohne dass dadurch häufige Anzeigewertänderungen bei hoher Reichweite verursacht werden.

4.3.2 Entkopplung zwischen Berechnung und Anzeige

Bei der streckenbasierten Restreichweitenberechnung kann es durch Aktualisierung der Verbrauchsprädiktion zu schnellen Änderungen in der Reichweite kommen. Dabei gilt, dass Reichweitesprünge, welche Ihre Ursache in der Adaption der Fahrwiderstandsparameter während der Fahrt haben, umso kleiner bleiben, je kürzer die Abstände zwischen den einzelnen Verbrauchsprädiktionen sind.

Es gibt jedoch auch Fälle, in denen äußere Einflüsse, wie beispielsweise eine Aktualisierung von Echtzeitverkehrsinformationen, zu plötzlichen und häufigen Änderungen in der berechneten Reichweite führen. Wirkt sich die Aktualisierung von Echtzeitverkehrsinformationen auf den voraussichtlichen Geschwindigkeitsverlauf des Fahrzeugs aus, so verändert dies den Antriebsverbrauch und die Dauer der Fahrt, welche sich wiederum auf die entlang der Route benötigte Energie der Nebenverbraucher auswirkt.

Für die Passagiere könnten plötzliche Änderungen der Reichweite durch eine angepasste Verbrauchsprädiktion verwirrend wirken, insbesondere dann, wenn die bisherige Fahrweise entlang der Route den gegenteiligen Effekt auf die Reichweite hätte erwarten lassen. Im folgenden Abschnitt wird daher ein Lösungsansatz vorgestellt, welcher durch die Entkopplung zwischen berechneter und angezeigter Reichweite bei häufig wechselnder Verkehrslage zur Beruhigung der Reichweitenanzeige beitragen kann.

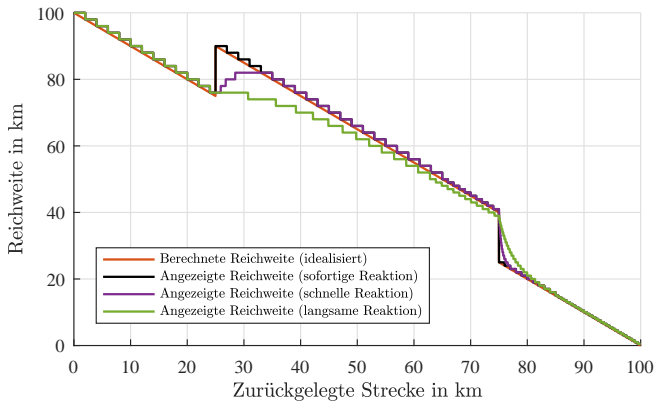


Abb. 4.7: Unterschiedliche Reaktionsmöglichkeiten der Reichweitenanzeige auf sprunghafte Veränderung der prädierten Restreichweite

Abbildung 4.7 zeigt die Reaktion der Reichweitenanzeige mit unterschiedlichen Adaptionsgeschwindigkeiten. Um am Ende der Route einen sanften Übergang zur historienbasierten Prädiktion sicherzustellen (vgl. Abschnitt 4.7), muss die Anpassung der angezeigten Reichweite an die tatsächliche Reichweite noch während der streckenbasierten Prädiktion abgeschlossen werden. Über den Parameter zur Glättung der Reichweitenanzeige λ kann die Reaktionsgeschwindigkeit der Anzeige auf Reichweitensprünge vorgegeben werden.

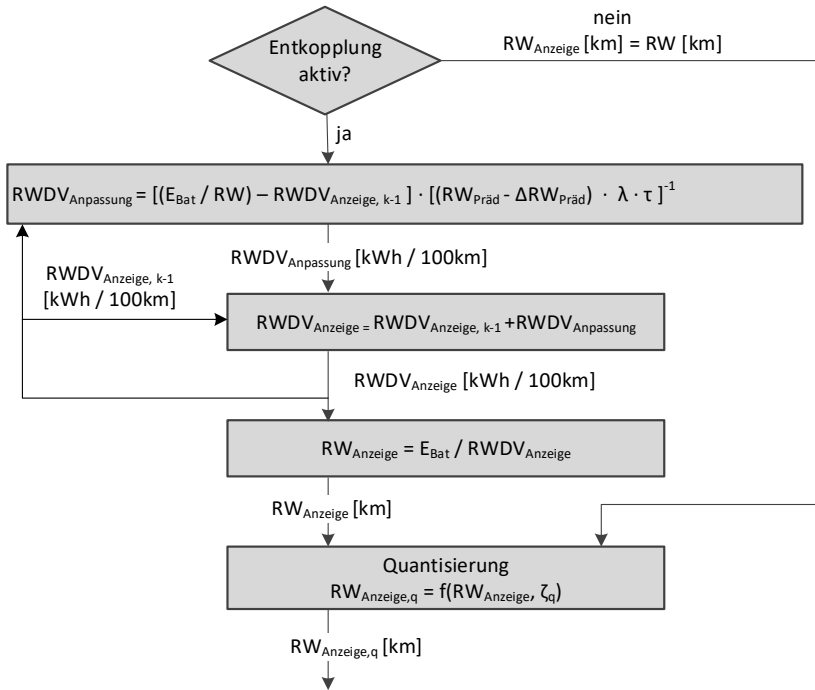


Abb. 4.8: Algorithmus zur Entkopplung der berechneten von der angezeigten Reichweite zur Glättung von Reichweitensprüngen

Abbildung 4.8 zeigt den Algorithmus für die Entkopplung, welche bereits in Abb. 4.4 schematisch dargestellt wurde. Als Eingangswerte werden die entnehmbare Energiemenge der Batterie E_{Bat} , die berechnete Restreichweite RW und die verbleibende Reststrecke der streckenbasierten Prädiktion $RW_{Präd} - \Delta RW_{Präd}$ benötigt (vgl. Abschnitt 4.7).

Da im Algorithmus eine Rückkopplung des aktuell angezeigten Wertes der Reichweite $RWDV_{Anzeige}$ stattfindet, muss die Häufigkeit der Auswertung des Algorithmus berücksichtigt werden. Deshalb findet sich in der Formel zur Berechnung von $\Delta RWDV_{Anzeige}$ der Parameter τ , welcher für die Anzahl der Auswertungen des Algorithmus pro zurückgelegtem Kilometer steht.

Die Festlegung des Quantisierungsintervalls in Abhängigkeit der verbleibenden Reichweite sorgt dafür, dass Änderungen bei geringer Restreichweite schneller sichtbar werden. Durch temporäre Deaktivierung der Entkopplung kann bei Berechnung der streckenbasierten Reichweite der Wert auch direkt angezeigt werden. Dies ist wichtig, da bei erstmaliger Berechnung der Reichweite, bei Routenneuberechnungen und bei Verbrauchsänderungen, welche das Erreichen des Fahrziels gefährden, die berechnete Reichweite ohne Verzögerung angezeigt werden muss. In diesem Fall sollte aktiv auf die Aktualisierung der Restreichweite und ihre Ursache hingewiesen werden, um sie für den Fahrer zu plausibilisieren.

4.3.3 Festlegung des Reichweitenpuffers

Neben dem psychologischen Reichweitenpuffer (vgl. Abschnitt 1.1), den der Fahrer unterbewusst für sich selbst festlegt, um innerhalb seiner komfortablen Reichweite zu bleiben, gibt es auch einen technisch bedingten Reichweitenpuffer, der bei der Auslegung des Systems zur Reichweitenberechnung berücksichtigt werden sollte. Der Reichweitenpuffer ist notwendig, um Unsicherheiten bei der Berechnung und Anzeige der Restreichweite auszugleichen und potentielle Liegenbleiber aufgrund fehlerhafter Restreichweitenanzeige zu minimieren.

Auch bei herkömmlichen Fahrzeugen gibt es einen Reichweitenpuffer, der durch die Messungenauigkeit bei der Bestimmung der Tankfüllmenge bedingt ist. Anders als bei Elektrofahrzeugen, bei denen die aus der Batterie entnehmbare Energiemenge E_{Bat} durch das Batteriemanagementsystem festgelegt wird, kann die Messungenauigkeit bei vermeintlich leeren Tanks noch mehrere Liter betragen. Diese Restmenge führt dazu, dass bei den meisten Fahrzeugen bei laut Anzeige leerem Tank oft noch weit über 10 km zurückgelegt werden können, auch wenn bereits 0 km verbleibende Reichweite angezeigt wird. Da es bei Elektrofahrzeugen keine Einschränkung hinsichtlich der Bestimmung der nutzbaren Energiemenge bei niedrigem Ladezustand (SOC) gibt, muss die Größe des Reichweitenpuffer vorgegeben werden.

$$E_{Bat} = \begin{cases} E(SOC) - E(SOC_{0km}) & \text{wenn } SOC > SOC_{0km} \\ 0 \text{ kWh} & \text{wenn } SOC \leq SOC_{0km} \end{cases} \quad (4.8)$$

$$\max(E_{Bat}) = E(SOC_{Max}) - E(SOC_{0km}) \quad (4.9)$$

$$RW_{Puffer} = \frac{E_{Bat, Puffer}}{\text{Verbrauch}} = \frac{E(SOC_{0km}) - E(SOC_{Min})}{\text{Verbrauch}} \quad (4.10)$$

Die verfügbare Reichweite sinkt um die Strecke des Reichweitenpuffers RW_{Puffer} .

$$\max(RW) = \frac{E(SOC_{Max}) - E(SOC_{Min})}{\text{Verbrauch}} - RW_{Puffer} \quad (4.11)$$

Für die Festlegung von SOC_{0km} könnte entweder die verbleibende Energiemenge in kWh oder die verbleibende Sollreichweite in km herangezogen werden. Die Festlegung der zu reservierenden Energiemenge in Abhängigkeit der Reichweite würde dazu führen, dass der Energiepuffer sich an den Verbrauch anpasst, was zu zusätzlichen Reichweiteschwankungen in der Reichweitenberechnung führen könnte.

Durch die Festlegung eines Festwerts der verbleibenden Energiemenge in kWh wird sichergestellt, dass sich das Fahrzeug bei der Erreichung von angezeigten 0 km immer gleich verhält. Um in verschiedenen Fahrzeugderivaten ähnliche Verhaltensweisen sicherzustellen, sollte die verbleibende Energiemenge so gewählt werden, dass ähnliche Reststrecken erzielt werden können. Es empfiehlt sich daher eine derivatspezifische Festlegung der Energiemenge $E_{Bat, Puffer}$, die den zu erwartenden Verbrauch des jeweiligen Fahrzeugderivats berücksichtigt.

4.4 Antriebsverbrauchsprädiktion

4.4.1 Leistungsbedarf des Antriebsstrangs

Ausgangspunkt für die Antriebsverbrauchsprädiktion ist die Fahrwiderstandsformel nach Gleichung 4.12. Durch Multiplikation des Fahrwiderstands mit der Fahrzeuggeschwindigkeit v lässt sich die zur Überwindung der Fahrwiderstände notwendige Radantriebsleistung P_{Antrieb} berechnen.

$$\begin{aligned} P_{\text{Antrieb}} &= v \cdot F_A \\ &= v \cdot (F_{\text{Luft}} + F_{\text{Roll}} + F_{\text{Steig}} + F_{\text{Beschl}} + F_{\text{Kurv}}) \end{aligned} \quad (4.12)$$

Die zwischen zwei Punkten s_0 und s_1 entlang einer Strecke verrichtete Arbeit E_A lässt sich gemäß der Beziehung Arbeit = Kraft · Weg als Wegintegral formulieren.

$$E_A = \int_{s_0}^{s_1} F_A(s) ds \quad (4.13)$$

Alternativ kann E_A durch ein Integral über die Zeit berechnet werden. Die Integrationsgrenzen t_0 und t_1 in Gleichung 4.14 müssen dafür den Start- und Endzeitpunkten s_0 und s_1 entsprechen.

$$E_A = \int_{t_0}^{t_1} P_{\text{Antrieb}}(t) dt \quad (4.14)$$

Einsetzen der Fahrwiderstände in Gleichung 4.14 führt auf 4.15 und in Folge unter Berücksichtigung des Wirkungsgrads im Antriebsstrang η auf 4.16.

$$E_A = \int_{t_0}^{t_1} \frac{1}{\eta(t)} [F_{\text{Luft}}(t) + F_{\text{Roll}}(t) + F_{\text{Steig}}(t) + F_{\text{Beschl}}(t) + F_{\text{Kurv}}(t)] v(t) dt \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} E_A = \int_{t_0}^{t_1} \frac{1}{\eta(t)} \left[\frac{\rho_{\text{Luft}}(t) \cdot c_W \cdot A \cdot v_{\text{Luft,rel}}(t)^2}{2} + m \cdot g \cdot c_R \cdot \cos(\chi(t)) \right. \\ \left. + m \cdot g \cdot \sin(\chi(t)) + \left(m + \frac{J_{\text{Red}}}{r_{\text{dyn}}^2} \right) \cdot a(t) + \frac{m^2 \cdot v^4(t)}{R^2(t) \cdot 4 \cdot C_S} \right] v(t) dt \end{aligned} \quad (4.16)$$

Der Vollständigkeit halber sei erwähnt, dass selbstverständlich auch für die Parameter A , c_R , C_S , c_W , g , J_{Red} , m und r_{dyn} Wertänderungen entlang einer Strecke möglich sind. Sofern zusätzliche Informationen, wie beispielsweise ein hochgenauer Verlauf von $g(t)$ oder der Wert der Masse $m(t)$, verfügbar sind, könnten diese ebenfalls zeitabhängig berücksichtigt werden.

Für die Berechnung der benötigten Antriebsleistung muss der Wirkungsgrad η des Antriebsstranges berücksichtigt werden. Abbildung 4.9 zeigt die Zusammensetzung der Antriebsleistung bestehend aus der Radleistung und den elektrischen und mechanischen Verlusten.

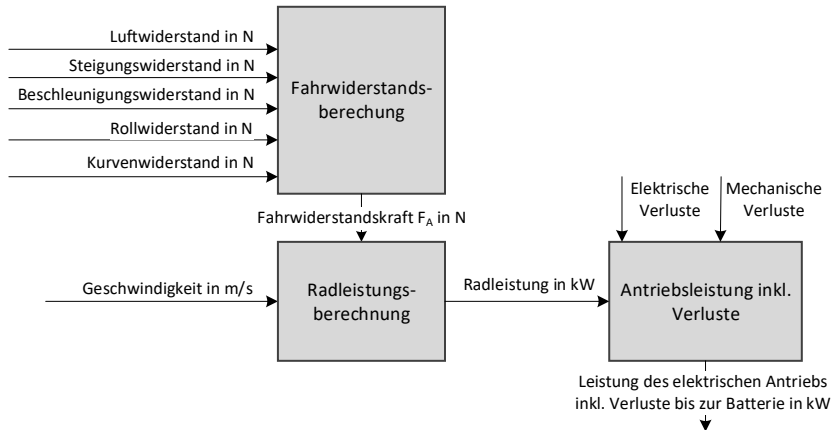


Abb. 4.9: Berechnung der Antriebsleistung

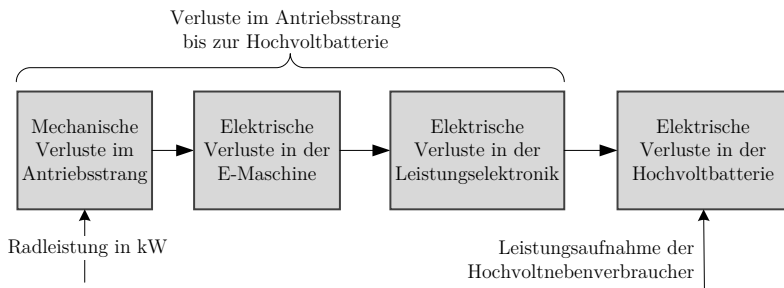
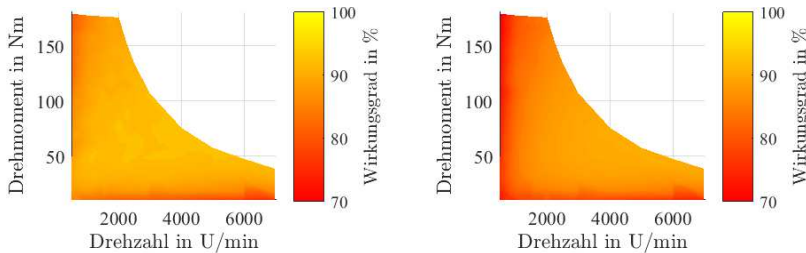


Abb. 4.10: Verluste im elektrischen Antriebsstrang

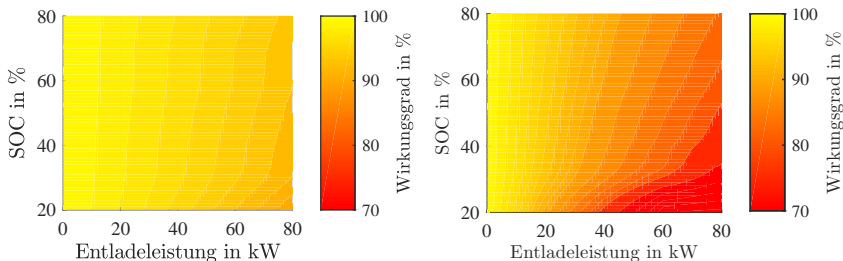
Der Wirkungsgrad η berechnet sich durch Multiplikation der zu den jeweiligen Blöcken gehörenden Teilwirkungsgrade in Abbildung 4.10. Die Verluste in der Hochvoltbatterie werden später separat betrachtet und sind daher nicht in η berücksichtigt.

In Abbildung 4.11 sind die Wirkungsgradkennfelder einer E-Maschine und ihrer zugehörigen Leistungselektronik dargestellt. Diese Wirkungsgrade hängen vom aktuellen Drehmoment und der Drehzahl der E-Maschine ab. Der kombinierte Wirkungsgrad von E-Maschine und Leistungselektronik wird durch Multiplikation der Wirkungsgradkennfelder berechnet.



(a) Beispielhaftes Wirkungsgradkennfeld einer permanentenerregten Asynchronmaschine (b) Beispielhaftes Wirkungsgradkennfeld einer Leistungselektronik zur Ansteuerung der E-Maschine

Abb. 4.11: Beispiel für Wirkungsgradkennfelder von Komponenten im Antriebsstrang

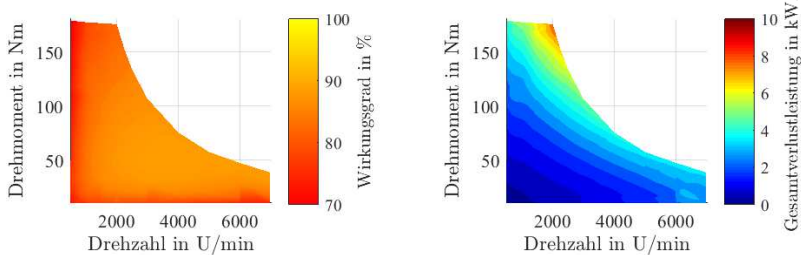


(a) Beispielhaftes Wirkungsgradkennfeld einer Hochvoltbatterie bei $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ (b) Beispielhaftes Wirkungsgradkennfeld einer Hochvoltbatterie bei $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$

Abb. 4.12: Ladezustand- und Temperaturabhängigkeit des Wirkungsgrades einer Hochvoltbatterie

Im Inneren einer Hochvoltbatterie treten thermische Verluste auf, die von

der Temperatur, dem Ladezustand und dem Entladestrom abhängig sind [21]. In den Abbildungen 4.12a und 4.12b sind Abhängigkeiten des Wirkungsgrads von Ladezustand und der Temperatur dargestellt. In den Abbildungen 4.13a und 4.13b sind der Gesamtwirkungsgrad des Antriebsstrangs (inkl. Hochvoltbatterie) und die zugehörige Verlustleistung dargestellt.



(a) Beispielhafter Wirkungsgrad des Antriebsstrangs bei 30 °C (b) Beispielhafte Verlustleistung bei 30 °C

Abb. 4.13: Gesamtwirkungsgrad und Verlustleistung im Antriebsstrang (inkl. Batterieverluste)

Für eine vollständige Modellierung der elektrischen Verluste im Antriebsstrang müssten die Wirkungsgradkennfelder sämtlicher im Antriebsstrang vorhandenen Komponenten in Abhängigkeit von Drehzahl, Drehmoment und Komponententemperaturen bestimmt werden. Für die modellbasierte Berechnung des Wirkungsgrads wäre somit eine Temperaturverlaufsprädiktion für die Einzelkomponenten notwendig. In der Hochvoltbatterie müssten zusätzlich Informationen für die Berücksichtigung des Ladezustands und der Batteriealterung vorhanden sein.

Zusätzlich zu den bereits vorgestellten Komponenten gibt es Verbraucher, die nicht Teil des Antriebsstrangs sind, jedoch von dessen Abwärme beeinflusst werden. Beispiele dafür sind die Innenraumklimatisierung und das Thermomanagement, welches für die Sicherstellung der optimalen Betriebstemperatur der Komponenten zuständig ist.

In der Praxis ist die Gewinnung der in diesem Abschnitt vorgestellten Kennfelder mit hohem Messaufwand verbunden, da alle möglichen Konstellationen abgebildet werden müssten. Ein weiterer Nachteil in der Nutzung von Kennfeldern liegt darin, dass Speicherplatz auf Steuergeräten reserviert werden muss und die Auswertung detaillierter Kennfelder viel Rechenleistung erfordert. Im folgenden Abschnitt wird daher ein alternatives Konzept zur Prädiktion des Antriebsverbrauchs vorgestellt.

4.4.2 Indikatorenbasierte Antriebsverbrauchsprädiktion

In diesem Abschnitt wird ein selbstlernendes Verfahren vorgestellt, bei dem der Antriebsverbrauch des Fahrzeugs auf Basis streckenbasierter Verbrauchsindikatoren entlang einer definierten Route vorhergesagt wird. Dabei wird die zurückgelegte Strecke in Segmente fester Länge (z.B. 100 m) unterteilt und der Verbrauch in Beziehung mit den charakteristischen Merkmalen der Segmente gebracht.

Während der Fahrt wird auf Sensordaten des Fahrzeugs und aktuelle Streckendaten aus dem Navigationssystem zurückgegriffen, welche die notwendigen Informationen für die Berechnung der Verbrauchsindikatoren für das aktuelle Streckensegment enthalten. Ein Streckensegmentierungsmodul unterteilt die zurückgelegte Strecke in Segmente gleicher Länge und berechnet die zugehörigen charakteristischen Merkmale, welche im Folgenden als Verbrauchsindikatoren bezeichnet werden. In Abbildung 4.14 wird dieser Block als *Segmentierung* dargestellt. Am Ende jedes Segments werden die berechneten Verbrauchsindikatoren und der gemessene Antriebsverbrauch im Block *Parameteridentifikation* ausgewertet und das Verfahren damit trainiert.

Zur Prädiktion des Verbrauchs entlang einer Strecke können diese Verbrauchsindikatoren aus prädiktiven Streckendaten extrahiert werden. Dazu werden die prädiktiven Streckendaten in Segmente unterteilt und die zugehörigen Verbrauchsindikatoren berechnet. In Abschnitt 6.3 wird der Einfluss unterschiedlicher Segmentlängen auf die Prädiktionsgenauigkeit untersucht.

Über den angelernten Zusammenhang zwischen den Verbrauchsindikatoren und dem Antriebsverbrauch pro Segment wird im Block *Antriebsverbrauchsprädiktion der Segmente* der Verbrauch für das jeweilige Segment berechnet. Durch Anwendung des Verfahrens auf die gesamte Route und Addition der N segmentweisen Verbräuche wird der Gesamtverbrauch des Antriebsstrangs entlang der Route berechnet.

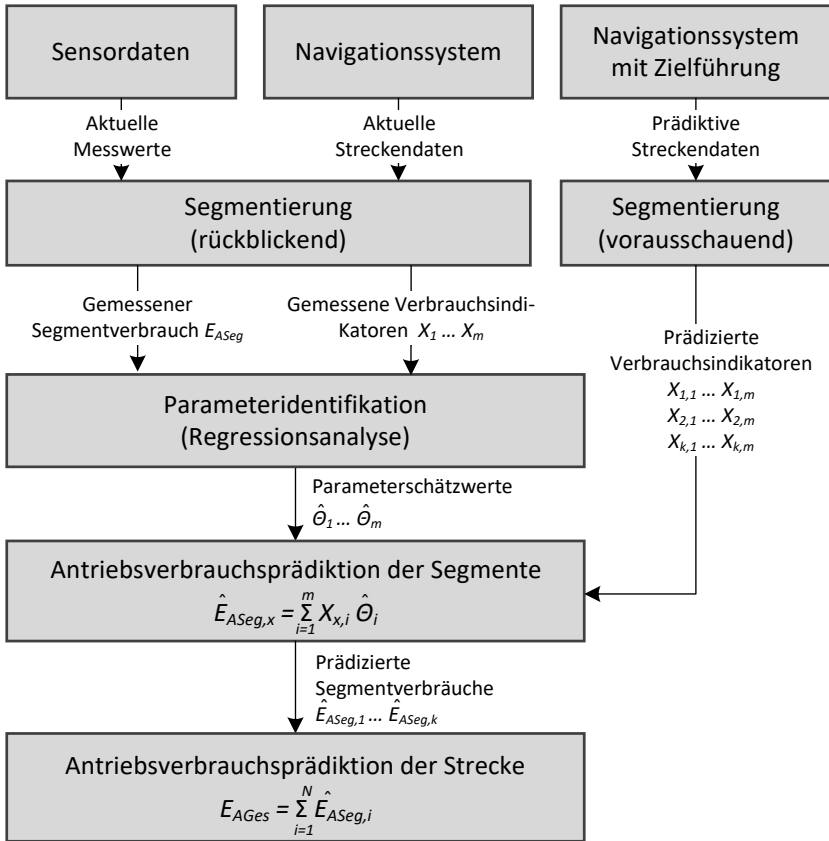


Abb. 4.14: Übersicht der Abläufe bei der Identifikation von Parametern und der Prädiktion des Antriebsverbrauchs

4.4.2.1 Berechnung des Segment- und Streckenverbrauchs

Der gemessene Segmentverbrauch des Fahrzeugs E_{ASeg} lässt sich als Linearkombination der Verbrauchsindikatoren X_1 bis X_m mit den zugehörigen Faktoren θ_1 bis θ_m darstellen.

$$E_{ASeg} = \sum_{i=1}^m X_i \theta_i \quad (4.17)$$

Der Antriebsverbrauch entlang einer Strecke E_{AGes} ist die Summe der N Segmentverbräuche.

$$E_{AGes} = \sum_{i=1}^N E_{ASeg_i} \quad (4.18)$$

Ziel der Parameteridentifikation (vgl. Abbildung 4.14) ist es, optimale Faktoren bzw. Parameterschätzwerte $\hat{\theta}_1$ bis $\hat{\theta}_m$ zu finden, um E_{AGes} möglichst genau vorhersagen zu können. Mittels Regressionsanalyse (vgl. Abschnitt 2.7.1) ist es möglich, die mittlere Abweichung von \hat{E}_{ASeg} im Vergleich zu E_{ASeg} zu minimieren.

$$\hat{E}_{ASeg} = \sum_{i=1}^m X_i \hat{\theta}_i \quad (4.19)$$

Der prädizierte Antriebsverbrauch entlang einer Strecke \hat{E}_{AGes} kann anschließend nach Gleichung 4.20 berechnet werden.

$$\hat{E}_{AGes} = \sum_{i=1}^N \hat{E}_{ASeg,i} = \sum_{i=1}^N [\hat{\theta}_1 X_{i1} + \hat{\theta}_2 X_{i2} + \dots + \hat{\theta}_m X_{im}] \quad (4.20)$$

Um die Parameteridentifikation durchführen zu können, müssen die Verbrauchsindikatoren X_1 bis X_m passend gewählt werden. Dabei ist die Verfügbarkeit von Daten im Fahrzeug zur Berechnung von X_1 bis X_m zu berücksichtigen. Die Berechnung der Verbrauchsindikatoren erfolgt segmentweise. Entsprechend wird ihr Wert zu Beginn jedes neuen Segments auf den Wert 0 zurückgesetzt. Für die streckenbasierte Verbrauchsprädiktion müssen diese Daten zudem auch aus prädiktiven Streckeninformationen extrahiert werden können.

Aus Abschnitt 4.4.1 ist Gleichung 4.21 bekannt. Sie setzt zeitkontinuierliche Messwerte zur Auswertung voraus.

$$E_A = \int_{t_0}^{t_1} \underbrace{\frac{[F_{Luft}(t) + F_{Roll}(t) + F_{Steig}(t) + F_{Beschl}(t) + F_{Kurv}(t)]}{\eta(t)}}_{P_{Antrieb}(t)} v(t) dt \quad (4.21)$$

Da Messwerte im Fahrzeug in festen Zeitintervallen zur Verfügung gestellt werden, muss zur Berechnung des Integrals eine Diskretisierung durchgeführt werden. Ausgangspunkt für die Diskretisierung ist der Zusammenhang zwischen Integral und Summe nach Riemann.

$$\int_a^b f(x)dx = \lim_{\|\Delta\| \rightarrow 0} \sum_{k=1}^n f(c_k)\Delta x_k \quad (4.22)$$

Die Mindestlänge der Zeitintervalle bei der Diskretisierung wird durch die Taktzeiten der jeweils für die Berechnung benötigten CAN-Signale vorgegeben.

Zur besseren Lesbarkeit werden für die Herleitung der Verbrauchsindikatoren im folgenden Abschnitt Abkürzungen für den Zeitschritt Δt , die zurückgelegte Strecke Δs und die Geschwindigkeitsänderung Δv festgelegt.

$$\Delta t_k = t_k - t_{k-1} \quad (4.23)$$

$$\Delta s_k = \frac{(v_k + v_{k-1}) \cdot \Delta t_k}{2} \quad (4.24)$$

$$\Delta v_k = v_k - v_{k-1} \quad (4.25)$$

4.4.3 Festlegung der Verbrauchsindikatoren

In den Abschnitten 2.6 und 4.4.1 wurde der Zusammenhang zwischen den Fahrwiderständen und der Antriebsleistung diskutiert. Demzufolge wird die Radantriebsleistung $P_{Antrieb}$ durch die auftretenden Fahrwiderstände bestimmt und berücksichtigt den variablen Wirkungsgrad η .

4.4.3.1 Verbrauchsindikator für den Luftwiderstand

Aus Abschnitt 2.6.1 ist die Formel des Luftwiderstands bekannt.

$$F_{Luft} = \frac{\rho_{Luft} \cdot c_W \cdot A \cdot v_{Luft,rel}^2}{2} \quad (4.26)$$

$$E_{Luft} = \frac{1}{\eta_{Seg}^{Seg}} \int F_{Luft}(t)v(t)dt \quad (4.27)$$

$$E_{Luft} = \frac{c_W \cdot A}{\eta_{Seg} \cdot 2} \int_{Seg} \rho_{Luft}(t) v_{Luft,rel}^2(t) v(t) dt \quad (4.28)$$

Für den Fall, dass keine Windgeschwindigkeitsdaten entlang der Strecke bekannt sind, muss die Annahme $v_{rel} = v$ getroffen werden.

$$E_{Luft} = \underbrace{\frac{c_W \cdot A}{\eta_{Seg} \cdot 2}}_{\theta_{Luft}} \underbrace{\int_{Seg} \rho_{Luft}(t) v^3(t) dt}_{X_{Luft}} \quad (4.29)$$

Die Diskretisierung von Gleichung 4.29 liefert Gleichung 4.30.

$$E_{Luft} = \underbrace{\frac{c_W \cdot A}{\eta_{Seg} \cdot 2}}_{\theta_{Luft}} \underbrace{\sum_{Seg} \left(\frac{\rho_{Luftk} + \rho_{Luftk-1}}{2} \right) \left(\frac{v_k + v_{k-1}}{2} \right)^3 \Delta t_k}_{X_{Luft}} \quad (4.30)$$

Da ρ_{Luft} vom Luftdruck, der Temperatur und der Luftfeuchtigkeit abhängt, kann dieser Wert zwischen Fahrten und entlang Strecken mit großen Höhenunterschieden sehr stark variieren (vgl. Abschnitt 2.6.1). Liegen keine Informationen zur Berechnung der Luftdichte ρ_{Luft} vor, kann diese nicht im Verbrauchsindikator X_{Luft} berücksichtigt werden, sondern muss als Teil des Parameters θ_{Luft} identifiziert werden.

$$E_{Luft} = \underbrace{\frac{\rho_{Luft} \cdot c_W \cdot A}{\eta_{Seg} \cdot 2}}_{\theta_{Luft}} \underbrace{\sum_{Seg} \left(\frac{v_k + v_{k-1}}{2} \right)^3 \Delta t_k}_{X_{Luft}} \quad (4.31)$$

4.4.3.2 Verbrauchsindikatoren für Roll- und Steigungswiderstand

Auch bei der Herleitung der Verbrauchsindikatoren für den Roll- und Steigungswiderstand wird eine Trennung zwischen messbaren und zu identifizierenden Größen vorgenommen. Aus Abschnitt 2.6.2 ist die Formel des Rollwiderstands bekannt.

$$F_{Roll} = m \cdot g \cdot c_R \cdot \cos(\chi) \quad (4.32)$$

$$E_{Roll} = \underbrace{\frac{m \cdot g \cdot c_R}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Roll}} \underbrace{\int_{Seg} \cos(\chi(t)) v(t) dt}_{X_{Roll}} \quad (4.33)$$

In den Verbrauchsindikator X_{Roll} fließen die zeitabhängigen Größen χ und v ein. Die während einer Fahrt als konstant angenommenen Werte der Masse m , der Erdbeschleunigung g und des Rollwiderstandskoeffizienten c_R werden in dem zu identifizierenden Parameter θ_{Roll} zusammengefasst.

Alternativ kann E_{Roll} energetisch äquivalent über die Steigung k ausgedrückt werden.

$$E_{Roll} = \underbrace{\frac{m \cdot g \cdot c_R}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Roll}} \underbrace{\int_{Seg} \cos\left(\arctan\left(\frac{k(t)}{100}\right)\right) v(t) dt}_{X_{Roll}} \quad (4.34)$$

Die Diskretisierung von Gleichung 4.33 führt zu Gleichung 4.35 bzw. 4.36.

$$E_{Roll} = \underbrace{\frac{m \cdot g \cdot c_R}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Roll}} \underbrace{\sum_{Seg} \cos\left(\frac{\chi_k + \chi_{k-1}}{2}\right) \Delta s_k}_{X_{Roll}} \quad (4.35)$$

$$E_{Roll} = \underbrace{\frac{m \cdot g \cdot c_R}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Roll}} \underbrace{\sum_{Seg} \cos\left(\arctan\left(\frac{k_k - k_{k-1}}{2 \cdot 100}\right)\right) \Delta s_k}_{X_{Roll}} \quad (4.36)$$

Nach dem gleichen Prinzip wird für den Verbrauchsindikator X_{Steig} das Produkt von $\sin(\chi)$ und der Geschwindigkeit v ausgewertet.

$$F_{Steig} = m \cdot g \cdot \sin(\chi) \quad (4.37)$$

$$E_{Steig} = \frac{1}{\eta_{Seg}} \int_{Seg} F_{Steig}(t) v(t) dt \quad (4.38)$$

$$E_{Steig} = \underbrace{\frac{m \cdot g}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Steig}} \underbrace{\int \sin(\chi(t)) v(t) dt}_{X_{Steig}} \quad (4.39)$$

X_{Steig} entspricht dabei dem Höhenunterschied Δh zwischen der Startposition und Endposition des jeweiligen Segments, wodurch sich die Berechnungsvorschrift noch weiter vereinfachen lässt.

$$E_{Steig} = \underbrace{\frac{m \cdot g}{\eta_{Seg}}}_{\theta_{Steig}} \underbrace{\Delta h}_{X_{Steig}} \quad (4.40)$$

4.4.3.3 Verbrauchsindikatoren für Beschleunigung und Verzögerung

Aus Abschnitt 2.6.4 ist die Formel des Beschleunigungswiderstands bekannt.

$$F_{Beschl} = \left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) a \quad (4.41)$$

Der Beschleunigungswiderstand setzt sich aus der Summe des translatorischen Anteils $F_{Beschl, Trans}$ und des rotatorischen Anteils $F_{Beschl, Rot}$ zusammen.

$$F_{Beschl} = F_{Beschl, Trans} + F_{Beschl, Rot} \quad (4.42)$$

$$F_{Beschl, Trans} = m \cdot a = (m_{Fz} + m_{Zul}) \cdot a \quad (4.43)$$

$$F_{Beschl, Rot} = \left(\frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) a \quad (4.44)$$

Die Kraft $F_{Beschl, Rot}$ tritt bei der rotatorischen Beschleunigung von Teilen im Antriebsstrang auf. Das Massenträgheitsmoment J_{Red} setzt sich aus den Massenträgheitsmomenten von Rädern, Wellen, der Kupplung, des Getriebes und des Motors zusammen. Bei Getrieben mit mehreren Übersetzungen ergeben sich für unterschiedliche Gänge auch unterschiedliche Massenträgheitsmomente J_{Red} . Dadurch ist es unter der Zielsetzung der Erreichung höchstmöglicher Genauigkeit bei der Identifikation der Systemparameter notwendig, für alle Gänge $G = g_1 \dots g_n$ die zugehörigen

Massenträgheitsmomente $J_{Red,1} \dots J_{Red,n}$ zu identifizieren.

Für die Prädiktion des Fahrzeugverbrauchs müsste folglich neben der Geschwindigkeit auch der gewählte Gang vorhergesagt werden, um das entsprechende Massenträgheitsmoment zu bestimmen. Bei Elektrofahrzeugen mit nur einem Vorwärtsgang ist der Wert J_{Red} konstant, was für die Systemidentifikation vorteilhaft ist.

Im Folgenden wird ein Verbrauchsindikator X_{Beschl} hergeleitet. Dazu ist es notwendig, einen identifizierbaren Zusammenhang zwischen der für die Beschleunigung notwendigen Leistung P_{Beschl} in Gleichung 4.41 und dem Antriebsverbrauch E_A herzustellen. Im ersten Schritt werden die bekannten von den zu identifizierenden Größen getrennt. Die Masse m , das Massenträgheitsmoment J_{Red} sowie der dynamische Radhalbmesser r_{dyn} sind nicht bekannt und werden in dem zu identifizierenden Parameter $\hat{\theta}_{Beschl}$ zusammengefasst.

Da es sich bei Segmenten um kurze Streckenabschnitte handelt, können Veränderungen von m , J_{Red} und r_{dyn} innerhalb eines Segments vernachlässigt werden. Aus Messdaten stehen Informationen über die Geschwindigkeit v und die Beschleunigung a zur Verfügung. Das zeitliche Integral über das Produkt von Beschleunigung und Geschwindigkeit in Gleichung 4.46 und anschließende Diskretisierung in Gleichung 4.47 liefert den Verbrauchsindikator X_{Beschl} .

$$E_{Beschl} = \frac{1}{\eta_{Seg}} \int \underbrace{\left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) a(t) v(t) dt}_{P_{Beschl}} \quad (4.45)$$

$$E_{Beschl} = \frac{1}{\eta_{Seg}} \underbrace{\left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right)}_{\theta_{Beschl}} \underbrace{\int_{Seg} a(t) v(t) dt}_{X_{Beschl}} \quad (4.46)$$

$$E_{Beschl} = \frac{1}{\eta_{Seg}} \underbrace{\left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right)}_{\theta_{Beschl}} \underbrace{\sum_{Seg} \frac{\Delta v_k}{\Delta t_k} \Delta s_k}_{X_{Beschl}} \quad (4.47)$$

Innerhalb eines Segments wird X_{Beschl} nach der Rechenvorschrift 4.48 berechnet.

$$X_{Beschl,k} = X_{Beschl,k-1} + \frac{\Delta v_k}{\Delta t_k} \Delta s_k \quad (4.48)$$

4.4.3.4 Verbrauchsindikator für den Kurvenwiderstand

Aus Abschnitt 2.6.5 ist die Formel des Kurvenwiderstands bekannt.

$$F_{Kurvv} = \frac{(m \cdot a_y)^2}{4 \cdot C_S} = \frac{m^2 \cdot v^4}{R^2 \cdot 4 \cdot C_S} \quad (4.49)$$

$$E_{Kurvv} = \frac{1}{\eta_{Seg} \int_{Seg}} F_{Kurvv}(t) v(t) dt \quad (4.50)$$

$$E_{Kurvv} = \underbrace{\frac{m^2}{\eta_{Seg} \cdot 4 \cdot C_S}}_{\theta_{Kurvv}} \underbrace{\int_{Seg} \frac{v^4(t)}{R^2(t)} dt}_{X_{Kurvv}} \quad (4.51)$$

Zur Berechnung des Verbrauchsindikators X_{Kurvv} werden die Geschwindigkeit v und der Kurvenradius R bzw. die Kurvenkrümmung κ benötigt.

$$\kappa = \frac{1}{R} \quad (4.52)$$

$$E_{Kurvv} = \underbrace{\frac{m^2}{\eta_{Seg} \cdot 4 \cdot C_S}}_{\theta_{Kurvv}} \underbrace{\int_{Seg} \kappa^2(t) v^4(t) dt}_{X_{Kurvv}} \quad (4.53)$$

Diskretisierung führt wiederum auf Gleichung 4.54 und liefert die Berechnungsvorschrift für X_{Kurvv} .

$$E_{Kurvv} = \underbrace{\frac{m^2}{\eta_{Seg} \cdot 4 \cdot C_S}}_{\theta_{Kurvv}} \cdot \underbrace{\sum_{Seg} \left(\frac{\kappa_k + \kappa_{k-1}}{2} \right)^2 \left(\frac{v_k + v_{k-1}}{2} \right)^4 \Delta t_k}_{X_{Kurvv}} \quad (4.54)$$

Für die Parameteridentifikation steht die Querbeschleunigung a_y aus den Sensormesswerten zur Verfügung.

$$\kappa = \frac{a_y}{v^2} \quad (4.55)$$

4.4.4 Formulierung des Regressionsproblems

Bei der Identifikation der Parameterschätzwerte kann die Masse implizit als Teil der zur identifizierenden Parameter oder als separate Eingangsgröße berücksichtigt werden.

$$E_A = \frac{1}{\eta_{Seg}} \cdot \left[\frac{\rho_{Luft} \cdot c_W \cdot A}{2} \cdot X_{Luft} + m \cdot g \cdot c_R \cdot X_{Roll} + m \cdot g \cdot X_{Steig} + \left(m + \frac{J_{Red}}{r_{dyn}^2} \right) \cdot X_{Beschl} + \frac{m^2}{4 \cdot C_S} \cdot X_{Kurv} \right] \quad (4.56)$$

$$E_A = \theta_{Luft} \cdot X_{Luft} + \theta_{Roll} \cdot X_{Roll} + \theta_{Steig} \cdot X_{Steig} + \theta_{Beschl} \cdot X_{Beschl} + \theta_{Kurv} \cdot X_{Kurv} \quad (4.57)$$

Eingänge des Regressionsproblems

$$\varphi_k = [X_{Luft_k}, X_{Roll_k}, X_{Steig_k}, X_{Beschl_k}, X_{Kurv_k}]^T \quad (4.58)$$

$$y_k = E_{A_k} \quad (4.59)$$

Ausgangsvektor der Parameterschätzwerte:

$$\hat{\theta}_{k+1} = [\hat{\theta}_{Luft_{k+1}}, \hat{\theta}_{Roll_{k+1}}, \hat{\theta}_{Steig_{k+1}}, \hat{\theta}_{Beschl_{k+1}}, \hat{\theta}_{Kurv_{k+1}}]^T \quad (4.60)$$

Prädiktion der benötigten Energiemenge des Antriebsstrangs für die verbleibenden Streckensegmente $k+1$ bis N .

$$\begin{aligned}
 \hat{E}_{AGes} &= \sum_{i=k+1}^N \hat{E}_{ASeg,i} \\
 &= \sum_{i=k+1}^N \hat{\theta}_{k+1}^\top \varphi_i \\
 &= \sum_{i=k+1}^N \left(\begin{bmatrix} \hat{\theta}_{Luftk+1} \\ \hat{\theta}_{Rollk+1} \\ \hat{\theta}_{Steigk+1} \\ \hat{\theta}_{Beschl k+1} \\ \hat{\theta}_{Kurvk+1} \end{bmatrix}^\top \cdot \begin{bmatrix} X_{Luft_i} \\ X_{Roll_i} \\ X_{Steig_i} \\ X_{Beschl_i} \\ X_{Kurv_i} \end{bmatrix} \right) \quad (4.61)
 \end{aligned}$$

4.4.4.1 Umformulierung des Regressionsproblems zur expliziten Berücksichtigung der Fahrzeugmasse

Die Masse des Fahrzeugs $m = m_{Fz} + m_{Zul}$ kommt in mehreren zu identifizierenden Parameterschätzwerten vor. Jede Änderung der Masse, beispielsweise durch Ein- oder Aussteigen von Personen, hat zur Folge, dass bei der Parameteridentifikation vier von fünf Parameter neu identifiziert werden müssen. Diese Vorgehensweise kann unter Umständen problematisch sein, da die Identifikation der jeweiligen Parameter von der Anregung der zugehörigen Verbrauchsindikatoren abhängig ist. Ist der Wert eines Verbrauchsindikators sehr klein, wird der zugehörige Parameter in der Regressionsanalyse nicht korrekt adaptiert. Dies ist beispielsweise der Fall, wenn ein Fahrzeug auf nahezu ebener Straße fährt und X_{Steig} Werte nahe Null liefert und θ_{Roll} nicht korrekt identifiziert werden kann. In der streckenbasierten Verbrauchsprädiktion würde danach ein veralteter Wert von θ_{Roll} vorliegen, welcher für Straßen mit Steigungen oder Gefällen zu ungenauen Resultaten führen würde.

Ein Ansatz zur Lösung dieses Problems ist das Umformulieren von Gleichung 4.57 in ein weiterhin lineares Regressionsproblem mit zusätzlichem Eingangssignal m sowie neuen Parametern θ_{RollB} , θ_{SteigB} und θ_{KurvB} . Die Masse kann dazu beispielsweise durch eine federwegbasierte Massenschätzung im Stand durchgeführt werden (vgl. Stand des Wissens, Abschnitt 2.7.2.2)

$$\begin{aligned}
E_A &= \theta_{Luft} \cdot X_{Luft} + m \cdot \theta_{RollB} \cdot X_{Roll} + m \cdot \theta_{SteigB} \cdot X_{Steig} \\
&\quad + \theta_{Beschl} \cdot X_{Beschl} + m^2 \cdot \theta_{KurvB} \cdot X_{Kurv}
\end{aligned} \tag{4.62}$$

Durch die Massenschätzung im Stand ist es möglich, die Veränderung der Reichweite sofort zu Beginn der Fahrt zu detektieren. Sofern die Massenschätzung korrekt ist und sich andere Fahrzeugeigenschaften nicht geändert haben, bleiben die Schätzwerte der Parameter θ bis auf $\hat{\theta}_{Beschl}$ nach einer Massenänderung nahezu unverändert. Abweichungen zwischen echter und geschätzter Masse werden automatisch durch die Anpassung der restlichen Parameterschätzwerte ausgeglichen.

Eingänge des Regressionsproblems

$$\varphi_k = \begin{bmatrix} X_{Luft_i} \\ m \cdot X_{Roll_i} \\ m \cdot X_{Steig_i} \\ X_{Beschl_i} \\ m^2 \cdot X_{Kurv_i} \end{bmatrix} \tag{4.63}$$

$$y_k = E_{A_k} \tag{4.64}$$

Parameterschätzwertvektor:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_{Luft_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Roll_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Steig_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Beschl_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Kurv_{k+1}} \end{bmatrix} \tag{4.65}$$

Prädiktion der benötigten Energiemenge des Antriebsstrangs für die verbleibenden Streckensegmente $k+1$ bis N .

$$\begin{aligned}
\hat{E}_{AGes} &= \sum_{i=k+1}^N \hat{E}_{ASeg,i} \\
&= \sum_{i=k+1}^N \hat{\theta}_{k+1}^\top \varphi_i \\
&= \sum_{i=k+1}^N \left(\begin{bmatrix} \hat{\theta}_{Luft_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Roll_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Steig_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Beschl_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Kurv_{k+1}} \end{bmatrix}^\top \cdot \begin{bmatrix} X_{Luft_i} \\ m \cdot X_{Roll_i} \\ m \cdot X_{Steig_i} \\ X_{Beschl_i} \\ m^2 \cdot X_{Kurv_i} \end{bmatrix} \right)
\end{aligned} \tag{4.66}$$

4.4.4.2 Umformulierung des Regressionsproblems zur expliziten Berücksichtigung der Fahrzeugmasse und Luftdichte

Wie in Abschnitt 2.6.1 gezeigt, ist die Luftdichte ρ_{Luft} entlang einer Strecke nicht immer konstant. Die Veränderung entlang einer Strecke mit Höhenunterschieden kann mehrere Prozent betragen und hat damit einen relevanten Einfluss auf die Reichweitenprädiktion. Zur expliziten Berücksichtigung des Luftdichte ρ_{Luft} wird das Regressionsproblem erweitert und der Parameter θ_{Luft} durch θ_{LuftC} ersetzt. Für die Verbrauchsprädiktion muss der Luftdichteverlauf in Abhängigkeit des Luftdrucks, der Luftfeuchtigkeit und der Umgebungstemperatur entlang der Strecke auf Basis prädiktiver Streckendaten berechnet werden.

$$E_A = \rho_{Luft} \cdot \theta_{LuftC} \cdot X_{Luft} + m \cdot \theta_{RollB} \cdot X_{Roll} + m \cdot \theta_{SteigB} \cdot X_{Steig} + \theta_{Beschl} \cdot X_{Beschl} + m^2 \cdot \theta_{KurvB} \cdot X_{Kurv} \quad (4.67)$$

Eingänge des Regressionsproblems

$$\varphi_k = \begin{bmatrix} \rho_{Luft} \cdot X_{Luft_i} \\ m \cdot X_{Roll_i} \\ m \cdot X_{Steig_i} \\ X_{Beschl_i} \\ m^2 \cdot X_{Kurv_i} \end{bmatrix} \quad (4.68)$$

$$y_k = E_{Ak} \quad (4.69)$$

Parameterschätzwertvektor:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_{Luft_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Roll_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Steig_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Beschl_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Kurv_{k+1}} \end{bmatrix} \quad (4.70)$$

Prädiktion der benötigten Energiemenge des Antriebsstrangs für die verbleibenden Streckensegmente $k+1$ bis N .

$$\begin{aligned}
 \hat{E}_{AGes} &= \sum_{i=k+1}^N \hat{E}_{ASeg,i} \\
 &= \sum_{i=k+1}^N \hat{\theta}_{k+1}^\top \varphi_i \\
 &= \sum_{i=k+1}^N \left(\begin{bmatrix} \hat{\theta}_{Luft_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Roll_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Steig_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Beschl_{k+1}} \\ \hat{\theta}_{Kurv_{k+1}} \end{bmatrix}^\top \cdot \begin{bmatrix} \rho_{Luft} \cdot X_{Luft_i} \\ m \cdot X_{Roll_i} \\ m \cdot X_{Steig_i} \\ X_{Beschl_i} \\ m^2 \cdot X_{Kurv_i} \end{bmatrix} \right) \quad (4.71)
 \end{aligned}$$

4.4.5 Lösung des Regressionsproblems

In Abschnitt 4.4.4 wurde das zur Prädiktion des Antriebsverbrauchs zu lösende Regressionsproblem formuliert. Da das Regressionsproblem linear formuliert wurde, können lineare Verfahren zur Bestimmung der Parameter eingesetzt werden.

Ein fundamentales Verfahren zur Lösung eines solchen Regressionsproblems bei der Identifikation von linearen Systemen ist das Least Squares (LS)-Verfahren. Um das Least Squares Verfahren für Echtzeitanwendungen einsetzen zu können, muss die Rechenzeit für einzelne Adaptionsschritte begrenzt sein. Es kann gezeigt werden, dass sich das Least Squares Verfahren so umformulieren lässt, dass die darin vorkommenden Matrizen nicht mehr in jedem Adaptionsschritt vollständig ausgewertet werden müssen [61]. Ein bekannter Algorithmus, der diesen Eigenschaften entspricht, ist das sogenannte Recursive Least Squares (RLS) Verfahren.

4.4.5.1 Das Recursive Least-Squares Verfahren

Der Algorithmus des Recursive Least Squares (RLS)-Verfahren lautet:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + K_{k+1} (y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (4.72)$$

mit

$$K_{k+1} = P_k \varphi_k (I + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \quad (4.73)$$

$$P_{k+1} = P_k (I - \varphi_k (I + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \varphi_k^T P_k) \quad (4.74)$$

Die Herleitung des Recursive Least-Squares Verfahrens nach [61] kann im Anhang unter A.3 und A.4 nachgelesen werden.

Der Parameterschätzvektor $\hat{\theta}_{k+1}$ beinhaltet die gesuchten Größen. Der Eingangsvektor φ_k und der Ausgang y_k werden gemäß Abschnitt 4.4.4 definiert. Die Matrix P wird als Kovarianzmatrix bezeichnet.

In der dargestellten Form ist das RLS-Verfahren mit dem LS-Verfahren identisch. Alle Eingangs-Ausgangs-Beziehungen der Vergangenheit fließen gleich stark gewichtet in die Bestimmung des Parameterschätzvektors ein. Folglich liefern beide Verfahren zunächst nur dann gute Ergebnisse, wenn die zu identifizierenden Systemparameter zeitlich invariant sind. Eine entscheidende Eigenschaft für korrekte Lösung des Regressionsproblems ist die Konvergenz des gewählten Verfahrens (siehe Anhang A.4.2);

Die im gegebenen Regressionsproblem vorkommenden Fahrwiderstandsparameter können jedoch nicht als konstant angenommen werden, da sie ständigen Veränderungen unterworfen sind. Ein Beispiel dafür ist der Wechsel zwischen Sommer- und Winterreifen, welcher sich typischerweise auf den Rollwiderstand und das Gewicht der Räder auswirkt. Auch der Luftwiderstandsbeiwert c_w und die Querschnittsfläche A können nicht als konstant angenommen werden, da sie sich beispielsweise bei Anbringung eines Dachgepäckträgers verändern könnten.

In diesem Zusammenhang spricht man von einem *zeitveränderlichen System* und muss bei der Anwendung von RLS-Algorithmen entsprechende Mechanismen vorsehen, um neue Daten stärker in die Identifikation einfließen zu lassen. Diese Mechanismen werden bei RLS-Algorithmen als *Vergessensstrategie* bezeichnet [99][100].

4.4.5.2 Exponentielles Vergessen

Ausgehend von der Kostenfunktion des RLS-Algorithmus kann diese um einen Gewichtungsfaktor w_k erweitert werden, um eine stärkere Gewichtung neuer Werte zu implementieren.

$$V_N(\theta) = \sum_{k=1}^N w_k (y_k - \varphi_k^T \theta)^2 \quad (4.75)$$

In Matrixschreibweise dargestellt ergibt sich

$$V_N(\theta) = \epsilon^T W \epsilon \quad (4.76)$$

mit der Diagonalmatrix W , welche die Vergessensfaktoren w_1 bis w_N beinhaltet und als Instrumentenmatrix bezeichnet wird.

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & w_{NN} \end{bmatrix} \quad (4.77)$$

Für RLS mit exponentiellem Vergessen setzt sich diese Matrix W , mit dem Gewichtungsfaktor λ und $0 < \lambda \leq 1$, folgendermaßen zusammen:

$$W = \begin{bmatrix} \lambda^N & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \lambda^{N-1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \lambda \end{bmatrix} \quad (4.78)$$

Es kann gezeigt werden, dass sich diese Vergessensstrategie in eine rekursive Berechnungsvorschrift umformen lässt [61]. Die Berechnungsvorschrift für Recursive Least Squares - Exponential Forgetting (RLS-EF) nach [59] lautet

$$K_{k+1} = P_k \varphi_k (\lambda + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \quad (4.79)$$

$$P_{k+1} = (P_k - K_{k+1} \varphi_k^T P_k) \frac{1}{\lambda} \quad (4.80)$$

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + K_{k+1} (y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (4.81)$$

$$(4.82)$$

und unterscheidet sich vom ursprünglichen RLS-Algorithmus nur durch eine Division der Kovarianzmatrix P_{k+1} durch den Vergessensfaktor $\lambda \in]0, 1]$.

RLS-EF eignet sich gut zur Identifikation von Systemen mit kontinuierlich veränderlichen Systemparametern, bei denen die Änderungsgeschwindigkeit der Parameter nicht stark variiert. Über den Vergessensfaktor λ kann die

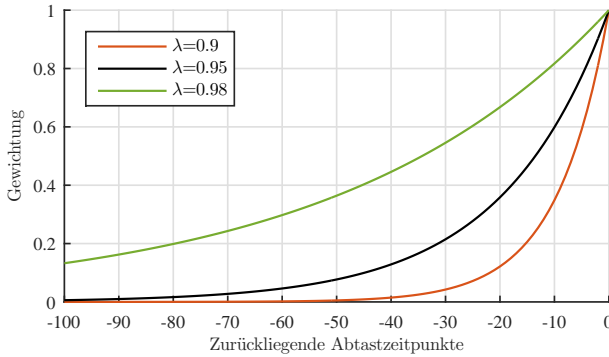


Abb. 4.15: Gewichtung von Datenpunkten in Abhängigkeit von λ bei RLS-EF

Adaptionsgeschwindigkeit an die Änderungsgeschwindigkeit des Systems angepasst werden. Umso kleiner λ , desto schneller gehen alte Informationen verloren. Im Umkehrschluss sind kleine λ -Werte tendenziell besser dazu geeignet, um Systeme mit schnell veränderlichen Systemparametern zu verfolgen.

4.4.5.3 Stabilität des Adaptionsverfahrens

Bei Verfahren nach RLS-EF besteht das Risiko des unkontrollierten Wachstums der Kovarianzmatrix P , dem sogenannten Estimator-Windup. Konvergenz kann ohne zusätzliche Mechanismen in der Vergessenstrategie daher nur für den Vergessensfaktor $\lambda = 1$ garantiert werden, was dem ursprünglichen RLS-Algorithmus entsprechen würde.

Das unkontrollierte Ansteigen der Eigenwerte der Kovarianzmatrix P tritt auf, wenn die Anregung des Systems nicht stark genug ist. Die Ursache dafür ist, dass zuvor angelernte Informationen bei jeder Ausführung des Algorithmus anteilig vergessen werden und zeitgleich nicht ausreichend neue Informationen zur Identifikation in das System eingebracht werden [101]. Große Eigenwerte der Kovarianzmatrix haben zur Folge, dass der Parameterschätzer sehr empfindlich auf neue Informationen reagiert, sobald die Anregung wieder zunimmt [102]. Aufgrund des exponentiellen Wachstums der Kovarianzmatrix können zudem numerische Probleme auftreten, die den Algorithmus zum Absturz bringen.

Methoden zur Verhinderung des Estimator-Windups zielen darauf ab,

das unkontrollierte Ansteigen der Eigenwerte der Kovarianzmatrix P zu verhindern. Es existieren Lösungsansätze zur Vermeidung dieses Problems. Einige dieser Ansätze werden im Folgenden kurz vorgestellt.

Aktivierung / Deaktivierung der Adaption

Durch Deaktivierung der Adaption bei geringer Anregung wird das Abdriften der Parameter verhindert [103].

Begrenzung der Parameter

Oftmals sind bei der Identifikation eines Systems physikalische Zusammenhänge und somit Wertebereiche für die zu erwartenden Parameterwerte bekannt. So kann es sinnvoll sein, die identifizierten Parameter $\theta_1, \dots, \theta_d$ zu begrenzen, damit diese nur positive Werte annehmen. Die Beschränkung der zu identifizierenden Parameter auf vordefinierte Wertebereiche wird in der Literatur als *Parameter Projection* bezeichnet und kann zur Robustheit der Identifikation beitragen [59].

Zeitvariabler Vergessensfaktor

Bei niedriger Anregung wird λ auf Werte nahe 1 erhöht, um die Adaptionsgeschwindigkeit zu verringern [102].

Rücksetzung der Kovarianzmatrix

Durch das Zurücksetzen der Kovarianzmatrix auf vordefinierte Werte wird unbegrenztes Aufschwingen verhindert [104][99].

Addition einer positiv definiten Matrix zu P^{-1}

In Gleichung 4.79 wird eine positiv definite Matrix zur Inversen der Matrix P addiert [105] um sicherzustellen, dass der Algorithmus numerisch stabil bleibt.

Richtungsabhängiges Tracking

Diese Klasse von Algorithmen zielt darauf, nur jene Richtungen des Parameterraumes zu aktualisieren, für welche neue Informationen über das System verfügbar sind [106][107][108].

4.4.5.4 Richtungsabhängiges Tracking

Durch Anpassung der Berechnungsvorschrift von P_{k+1} des RLS-EF können die Eigenschaften des Algorithmus verändert werden. In [108] wird ein Algorithmus vorgestellt, der darauf abzielt, das Aufschwingen der Kovarianzmatrix P bei unzureichender Anregung, durch richtungsabhängiges

Tracking, zu verhindern. Diese Methode wird als Recursive Least Squares - Directional Tracking (RLS-DT) bezeichnet.

$$K_{k+1} = P_k \varphi_k (r + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \quad (4.83)$$

$$P_{k+1} = P_k - \frac{P_k \varphi_k \varphi_k^T P_k}{r + \varphi_k^T P_k \varphi_k} + \frac{\gamma \varphi_k \varphi_k^T}{\epsilon + \varphi_k^T \varphi_k} \quad (4.84)$$

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + K_{k+1} (y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (4.85)$$

Dabei gilt, dass für die Parameter ϵ , γ und r positive Skalare gewählt werden müssen. In der Validierung des Konzepts in Abschnitt 6.1 kommen RLS-EF und RLS-DT zum Einsatz.

4.4.5.5 Messdatenverarbeitung und Segmentierung

In der Literatur finden sich einige Beispiele, in denen Regressions-Algorithmen zur Bestimmung von Fahrwiderstandsparametern direkt auf Messwerte des Fahrzeugbussystems angewendet werden [101]. Dadurch können zwar sehr viele Messwerte in kurzer Zeit berücksichtigt werden, es bestehen aber auch Fehlerquellen, die bei der Applikation berücksichtigt werden müssen. Dazu gehören unterschiedliche Abtastraten der Sensoren, Verzögerungen bei der Übertragung von Messwerten innerhalb des Fahrzeugbussystems und ungenaue Einzelmesswerte von Sensoren, die beispielsweise durch Rauschen verfälscht wurden. Aufgrund der Art und Weise, wie das Regressionsproblem in Abschnitt 4.4.4 formuliert wurde, werden die zur Identifikation herangezogenen Eingangs- und Ausgangsgrößen über längere Zeiträume berechnet. Dadurch fließen in jeden Messwert eine Vielzahl von Einzelmesswerten ein, wodurch mittelwertfreie Messfehler, die beispielsweise durch Signalrauschen bei Sensoren auftreten, nur minimalen Einfluss auf den Endwert nehmen.

4.5 Nebenverbrauchsprädiktion

In Fahrzeugen gibt es zahlreiche Komponenten, die zur Realisierung von Komfort- oder Sicherheitsfunktionen erforderlich sind. Die Leistungsaufnahme der Nebenverbraucher kann bei modernen Fahrzeugen insgesamt mehrere Kilowatt betragen und muss deshalb in der Restreichweitenberechnung berücksichtigt werden.

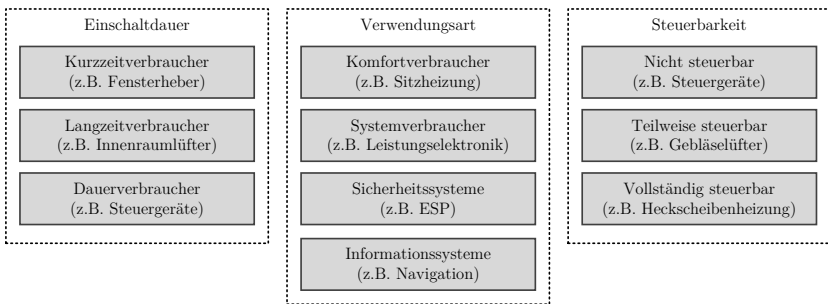


Abb. 4.16: Klassifizierung von Nebenverbrauchern in Kraftfahrzeugen hinsichtlich Einschaltdauer, Verwendungsart und Steuerbarkeit nach Büchner [109].

Abbildung 4.16 zeigt eine mögliche Klassifizierung von Nebenverbrauchern in Kraftfahrzeugen hinsichtlich Einschaltdauer, Verwendungsart und Steuerbarkeit [109]. Für die Nebenverbrauchsprädiktion ist Kenntnis über die Einschaltdauer und Leistungsaufnahme der einzelnen Nebenverbraucher notwendig. Zusätzlich kann zwischen Nebenverbrauchern mit konstanter und dynamischer Leistungsaufnahme unterschieden werden. Verbraucher mit konstanter Leistungsaufnahme zeichnen sich dadurch aus, dass die Leistungsaufnahme während der Einschaltzeit annähernd konstant bleibt, wohingegen sie sich bei dynamischen Verbrauchern ändert. Zu den dynamischen Verbrauchern gehört beispielsweise die Innenraumklimatisierung, welche bis zum erstmaligen Erreichen der Solltemperatur im Innenraum eine erhöhte Leistungsaufnahme hat und zudem stark von den Witterungsbedingungen beeinflusst wird. Der Leistungsbedarf von Nebenverbrauchern mit konstanter Leistungsaufnahme kann im Vorfeld gemessen und in einer Datentabelle im Fahrzeug hinterlegt werden. Für dynamische Verbraucher muss die Leistungsaufnahme in Abhängigkeit der aktuellen Situation prädiziert und über eine definierte Schnittstelle in die gesamtheitliche Reichweitenprädiktion kommuniziert werden.

4.5.1 Deaktivierung von Nebenverbrauchern

Durch Deaktivierung aktiver Nebenverbraucher bzw. Aktivierung inaktiver Nebenverbraucher lässt sich die erzielbare Reichweite durch den Fahrer beeinflussen. Zur Darstellung des Reichweiteneinflusses der steuerbaren Nebenverbraucher muss die Reichweite jeweils mit und ohne den jeweiligen Nebenverbraucher berechnet werden. Die Differenz zur aktuell angezeigten Reichweite entspricht der voraussichtlichen Reichweitenänderung.

Abbildung 4.17 zeigt eine mögliche Darstellung des Einflusses von Nebenverbrauchern auf die Restreichweite. Die aktuelle Reichweite berücksichtigt dabei den prädierten Antriebsverbrauch sowie alle aktuell aktiven Nebenverbraucher.

Aktuelle Reichweite:	250 km	Aktuelle Reichweite:	278,3 km
<u>Aktive Nebenverbraucher</u>		<u>Aktive Nebenverbraucher</u>	
Nebenverbraucher 1	+28,3 km	Nebenverbraucher 2	+ 19,8 km
Nebenverbraucher 2	+16,0 km	Nebenverbraucher 3	+ 12,9 km
Nebenverbraucher 3	+10,4 km		
<u>Inaktive Nebenverbraucher</u>		<u>Inaktive Nebenverbraucher</u>	
Nebenverbraucher 4	- 4,9 km	Nebenverbraucher 1	- 28,3 km
		Nebenverbraucher 4	- 6,0 km

- (a) Ausgangszustand mit einem inaktiven und drei aktiven Nebenverbraucher (b) Zustand nach Deaktivierung von Nebenverbraucher 1 aus Abb. 4.17a

Abb. 4.17: Darstellung des Einflusses von Nebenverbrauchern auf die Restreichweite

In Abbildung 4.17a ist ein Szenario dargestellt, bei dem ein Fahrzeug 250 km Restreichweite hat. In diesem Szenario weiß der Fahrer, dass sein Ziel noch 270 km weit entfernt ist. Über die angezeigten Reichweitenpotentiale der aktiven Nebenverbraucher sieht er, dass entweder Nebenverbraucher 1 oder die beiden Nebenverbraucher 2 und 3 zur Erreichung seines Ziels deaktiviert werden müssen. Er entscheidet sich für die Deaktivierung von Nebenverbraucher 1. Abbildung 4.17b zeigt den neuen Zustand nach Deaktivierung des Nebenverbrauchers. Sollte die Reichweite zukünftig noch weiter einbrechen, weiß er, dass über die Nebenverbraucher 2 und 3 weitere Potentiale zur Steigerung der Reichweite vorhanden sind.

Durch Änderung des Betriebszustands von Nebenverbrauchern ändert sich nicht nur die angezeigte Reichweite, sondern es ändern sich auch die Reichweitenpotentiale der anderen Nebenverbraucher. Nach jeder Betriebszustandsänderung muss daher eine Neubewertung der Reichweitenpotentiale durchgeführt werden.

Im folgenden Abschnitt wird eine Schnittstelle vorgestellt, um Nebenverbrauchsprädiktionen zu einer Gesamtverbrauchsprädiktion zusammenzuführen und die Vorgehensweise anhand eines Beispiels illustriert.

4.5.2 Schnittstelle für Nebenverbrauchsprädiktionen

Aus Abschnitt 4.4 ist das Konzept der streckenbasierten Verbrauchsprädiktion mit Unterteilung der Strecke in Segmente bekannt. Wird der Verbrauch mehrerer Komponenten getrennt voneinander berechnet, müssen die resultierenden Teilverbrauchsprädiktionen zur Berechnung des Gesamtverbrauchs pro Segment auf identische Streckensegmente abgebildet werden. Über die Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion ist die Beziehung zwischen zurückgelegter Distanz und Zeit entlang der Route bekannt. Teilverbrauchsprädiktionen können daher zeitabhängig, wie es beispielsweise bei Komponenten mit zeitlich konstanter Leistungsaufnahme der Fall ist, oder streckenabhängig, wie beispielsweise der Antriebsverbrauch, berechnet werden, solange die Ergebnisse anschließend auf die selben Streckensegmente abgebildet werden.

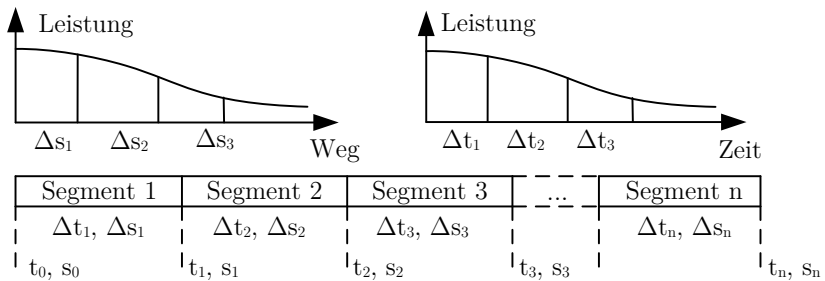
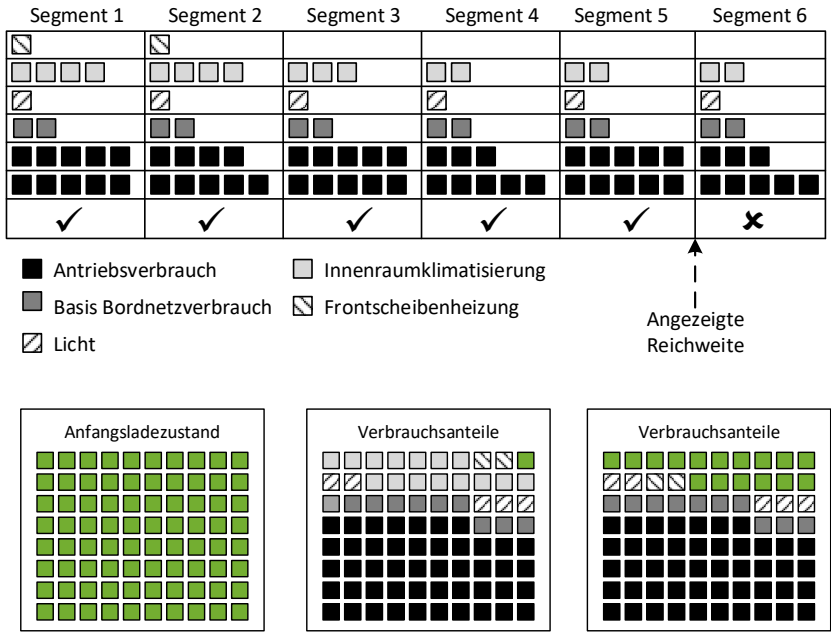


Abb. 4.18: Abbildbarkeit zeitbasierter und streckenbasierter Verbrauchsprädiktionen auf die selben Streckensegmente durch Nutzung der Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion zur Herstellung der Beziehung zwischen Zeit und Weg

Der Nebenverbrauch pro Streckensegment ergibt sich aus der Summe der Teilverbrauchsprädiktionen. Durch Aufsummierung der Segmentgesamtverbräuche lässt sich der streckenbezogene Gesamtverbrauch $E_{Präd}$ berechnen (vgl. Gleichung 4.86).

$$E_{Präd} = \sum_{i=1}^N \hat{E}_{ASeg}(i) + \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \hat{E}_{NebVerbr,k}(i) \quad (4.86)$$

Im folgenden Beispiel wird die Vorgehensweise zur Berechnung der erzielbaren Zusatzreichweite bei Deaktivierung der Innenraumklimatisierung erläutert. Abbildung 4.19 zeigt die segmentweise Kombination von Antriebsverbrauchsprädiktion und den Nebenverbrauchsprädiktionen zur Berechnung der Restreichweite. Die Anzahl der Quadrate repräsentiert die benötigte Energiemenge der Verbraucher pro Segment. Die für das Beispiel frei gewählte Anzahl der Quadrate wurde bewusst klein gewählt.



(a) Batterieladezustand zu Beginn von Segment 1 (b) Verbrauchsanteile und voraussichtlich entnehmbare Restenergie nach Segment 5 bei aktiver Innenraumklimatisierung (c) Verbrauchsanteile und voraussichtlich entnehmbare Restenergie nach Segment 5 bei inaktiver Innenraumklimatisierung

Abb. 4.19: Beispiel für segmentbezogene Verbrauchsprädiktionen mit Innenraumklimatisierung (ohne Batterieverlustleistung)

Zur Berechnung der Restreichweite werden die aufsummierten Teilverbräuche pro Segment solange addiert, bis der nächste Segmentgesamtverbrauch durch den verbleibenden Batterieladezustand nicht mehr bereitgestellt werden kann. Dies führt auf Gleichung 4.87.

$$RW_{Präd} = \max \left(\sum_{i=1}^N \Delta s_N \right) \mid E_{Präd}(N) \leq E_{Bat} \quad (4.87)$$

Der Abgleich der aufsummierten Segmentverbräuche mit der verfügbaren Energiemenge ergibt im dargestellten Szenario, dass für das sechste Segment nicht mehr ausreichend Energie vorhanden sein wird. Die prädiktive Restreichweite $RW_{Präd}$ entspricht daher der Summe der ersten fünf Segmentlängen.

Durch Deaktivierung der Innenraumklimatisierung wird der Gesamtsegmentverbrauch verringert. In Abbildung 4.20 sind die prädizierten Segmentverbräuche der Innenraumklimatisierung nur noch angedeutet, da sie nicht mehr in die Reichweitenprädiktion einfließen. Die angezeigte Reichweite erhöht sich in diesem Szenario um die Länge des sechsten Streckensegments Δs_6 .

Segment 1	Segment 2	Segment 3	Segment 4	Segment 5	Segment 6
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>				
○○○○○	○○○○○	○○○	○○	○○	○○
▣	▣	▣	▣	▣	▣
■ ■	■ ■	■ ■	■ ■	■ ■	■ ■
■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■
■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■	■ ■ ■ ■ ■
✓	✓	✓	✓	✓	✓

Abb. 4.20: Beispiel für Segmentbezogene Verbrauchsprädiktionen ohne Innenraumklimatisierung (ohne Batterieverlustleistung)

Auch für den Fall, dass die potenzielle Zusatzreichweite für mehrere aktive Nebenverbraucher getrennt angezeigt werden soll, lässt sich nach dem Prinzip der segmentweisen Verbrauchszuordnung eine effiziente Berechnung durchführen.

Die Ergebnisse der Teilverbrauchsprädiktionen werden dazu einmalig berechnet, den Segmenten zugeordnet, und die unterschiedlichen Restreichweiten durch segmentweise Auswertung der jeweils aktiven Verbraucher berechnet.

$$E_{Präd} = \sum_{i=1}^N \hat{E}_{ASeg}(i) + \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \hat{E}_{NebVerbr,k}(i) \cdot f_{aktiv}(k) \quad (4.88)$$

$$f_{\text{aktiv}}(k) = \begin{cases} 1 & \text{wenn Nebenverbraucher } k \text{ aktiv} \\ 0 & \text{wenn Nebenverbraucher } k \text{ inaktiv} \end{cases} \quad (4.89)$$

Es ist notwendig, die Berechnung der Zusatzreichweite für jeden Nebenverbraucher einzeln durchzuführen. Dafür wird die aktuelle Restreichweite unter Berücksichtigung der zum aktuellen Zeitpunkt aktiven Nebenverbraucher berechnet und das Ergebnis RW_1 gespeichert. Im Anschluss wird für jeden anzuzeigenden Nebenverbraucher durch virtuelle Aktivierung / Deaktivierung die Restreichweitenänderung durch Differenzbildung in Bezug auf RW_1 berechnet.

Tab. 4.1: Berechnung der Zusatzreichweiten bezogen auf den Fall mit vier Nebenverbrauchern

	Komponente aktiv					Zusatzreichweite
Verbraucher 1	1	0	1	1	1	$RW_2 - RW_1$
Verbraucher 2	1	1	0	1	1	$RW_3 - RW_1$
Verbraucher 3	1	1	1	0	1	$RW_4 - RW_1$
Verbraucher 4	0	0	0	0	1	$RW_5 - RW_1$
$E_{Präd}$	$E_{Präd1}$	$E_{Präd2}$	$E_{Präd3}$	$E_{Präd4}$	$E_{Präd5}$	
$RW_{Präd}$	$RW_{Präd1}$	$RW_{Präd2}$	$RW_{Präd3}$	$RW_{Präd4}$	$RW_{Präd5}$	
Reichweite	RW_1	RW_2	RW_3	RW_4	RW_5	

Tabelle 4.1 illustriert die Berechnungsvorschrift für die in Abbildung 4.17a gezeigte Ausgangssituation. Die Anzahl der durchzuführenden Reichweitenberechnungen entspricht der Anzahl der auszuweisenden Nebenverbraucher.

Die Berechnung der Restreichweite erfolgt mit Gleichung 4.90.

$$RW = \underbrace{RW_{Präd}}_{\text{Entfernung zum Ziel}} + \underbrace{\frac{E_{Bat} - E_{Präd}}{RWDV}}_{\text{Restreichweite am Ziel}} \quad (4.90)$$

In Abschnitt 4.7.1 wird zur Verbesserung der Genauigkeit, bei gleichzeitiger Berücksichtigung historien- und streckenbasierter Informationen, eine Erweiterungsmöglichkeit für diese Gleichung vorgestellt.

4.6 Batterieverlustleistungsprädiktion

In diesem Abschnitt werden die Verluste der Hochvoltbatterie diskutiert und eine Schnittstelle zur Anbindung eines Batteriemodells an die Restreichweitenprädiktion festgelegt.

An den Klemmen der Hochvoltbatterie wird Leistung für den Antriebsstrang sowie zur Versorgung von Nebenverbrauchern entnommen, dabei treten innerhalb der Batterie Verluste auf. Die Gesamtleistung der Batterie setzt sich somit aus der Entnahmelistung und der Verlustleistung innerhalb der Batterie zusammen (vgl. Abbildung 4.21).

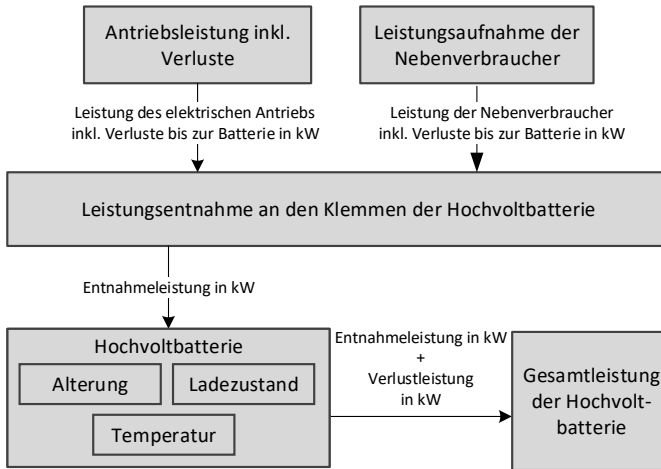


Abb. 4.21: Zusammensetzung des Gesamtleistungsbedarfs der Hochvoltbatterie

Zur Bestimmung der Gesamtleistung der Hochvoltbatterie müssen die Entnahmelistung und die Verlustleistung bekannt sein. Die pro Segment benötigte Energie kann, wie im vorangegangenen Abschnitt erläutert, durch Addition der Teilverbrauchsprädiktionen berechnet werden. Daraus kann durch den Zusammenhang mit der Dauer pro Segment Δt die durchschnittliche Leistung für jedes Segment berechnet werden. Die Verlustleistung der Hochvoltbatterie kann anschließend in einem Batteriemodell, welches zusätzlich Faktoren wie Ladezustand, Temperatur und Alterung berücksichtigt, auf Basis des Entnahmel Leistungsverlaufs berechnet werden.

4.6.1 Verlustleistung am Batterieinnenwiderstand

Wie alle nicht-idealen Spannungsquellen verfügen auch Batterien über einen Innenwiderstand, der bei Leistungsentnahme zu einem Spannungsverlust an den Batteriepolen führt. Da im Inneren der Batterie Spannung abfällt, findet bei Stromfluss ein entsprechender Wärmeeintrag in die Batterie statt.

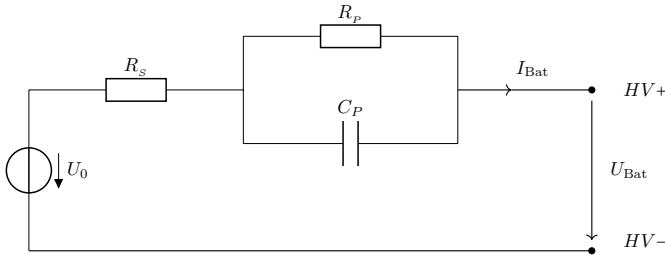


Abb. 4.22: Ersatzschaltbild der Batterie [110][111]

Abbildung 4.22 zeigt ein Ersatzschaltbild für Lithium-Ionen Batterien, welches in der Literatur zur Modellierung der dynamische Beziehung zwischen Strom und Klemmspannung häufig eingesetzt wird [110][111][112]. Es besteht aus einer Spannungsquelle U_0 , einem Widerstand R_S sowie einer dazu in Serie geschalteten Parallelschaltung bestehend aus einem Widerstand R_P und einem Kondensator C_P .

In der Literatur finden sich zahlreiche weitere Ersatzschaltbilder, die je nach Zielsetzung der Betrachtung noch weitere gesteuerte oder empirisch bestimmte Widerstände und Kondensatoren beinhalten [113][114][115]. Damit werden beispielsweise Batteriealterung, Temperaturabhängigkeit und Ladezustandsabhängigkeit berücksichtigt.

Die Gesamtleistung P_{Bat} setzt sich aus der zwischen den Batteriepolen entnehmbaren Leistung $P_{Bat,Klemme}$ und dem nicht während dem Fahrbetrieb messbaren Anteil $P_{Bat,Verlust}$ zusammen [116].

$$P_{Bat} = U_0 \cdot I_{Bat} = P_{Bat,Klemme} + P_{Bat,Verlust} \quad (4.91)$$

$P_{Bat,Klemme}$ lässt sich über die Messung der Klemmspannung U_{Bat} und des Batteriestroms I_{Bat} direkt bestimmen. Die Batterieverlustleistung

$P_{Bat, Verlust}$ kann für konstante Ströme unter Kenntnis der Batteriequellspannung U_0 und dem Innenwiderstand R_i berechnet werden.

$$P_{Bat, Verlust} = (U_0 - U_{Bat}) \cdot I_{Bat} = R_i \cdot I_{Bat}^2 \quad (4.92)$$

Gleichung 4.92 zeigt, dass der Verlust $P_{Bat, Verlust}$ quadratisch mit der Stromstärke zunimmt. Der Innenwiderstand von Hochvoltbatterien auf Lithium-Ionen Basis beträgt typischerweise Werte im zwei- bis dreistelligen $m\Omega$ -Bereich [117]. Um die Relevanz des Innenwiderstands im Vergleich zu anderen Verbrauchern im Fahrzeug zu verdeutlichen, sei an dieser Stelle ein kurzes Rechenbeispiel erlaubt. Bei einem Innenwiderstand von $100\text{ m}\Omega$, einer Leistungsentnahme von 50 kW und einem Batteriestrom von 125 A treten Verluste von $1,56\text{ kW}$ innerhalb der Batterie auf, was vergleichbar mit der durchschnittlichen Leistungsaufnahme der Innenraumklimatisierung im Sommer ist. Bei einer Verdoppelung der Entnahmelistung auf 100 kW vervierfacht sich die Verlustleistung bereits auf 6250 W .

Dementsprechend ist es mit der Zielsetzung einer hochgenauen Verbrauchs- und Reichweitenprädiktion wichtig, die Batterieverlustleistung zur berücksichtigen.

Die Einflüsse der Batterieverlustleistung auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen wurden im Rahmen dieser Doktorarbeit untersucht und in [21] veröffentlicht. Darin wurde gezeigt, dass die Verluste in der Hochvoltbatterie einen großen Einfluss auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen haben und dementsprechend in einem ganzheitlichen Verfahren zur Reichweitenberechnung berücksichtigt werden müssen. Die Batterieverluste werden durch den Innenwiderstand der Batterie und die Entnahmelistung bestimmt. Der Innenwiderstand der Batterie wird von der eingesetzten Zelltechnologie und der Verschaltung der Zellen, sowie Temperatur, Ladezustand und Alterungszustand der Zellen beeinflusst. Aufgrund der Abhängigkeit des Innenwiderstands vom Ladezustand hat zudem der zeitliche Verlauf der Leistungsentnahme einen Einfluss. All diese Faktoren müssen bei der Modellierung der Batterie berücksichtigt werden, um damit eine zuverlässige Batterieverlustleistungsprädiktion zu ermöglichen. Es wurde ein Verfahren vorgestellt, mit dem die Batterieverlustleistung eines Elektrofahrzeugs unter Zuhilfenahme eines solchen Batteriemodells prädiziert werden kann.

4.6.2 Schnittstellen des Batteriemodells

Um die Batterieverlustleistung in die Restreichweitenprädiktion integrieren zu können, müssen die Schnittstellen des Batteriemodells definiert werden. Das Batteriemodell muss Informationen liefern, welche mit den restlichen Teilverbrauchsprädiktionen zu einer Gesamtverbrauchsprädiktion fusioniert werden können. Zusätzlich müssen Anforderungen aus der Fusion historien- und streckenbasierter Restreichweitendaten aus Abschnitt 4.7 sowie Möglichkeiten zur Ausweisung von Zusatzreichweite bei Deaktivierung von Nebenverbrauchern aus Abschnitt 4.5.1 berücksichtigt werden. Daraus resultiert die notwendige Fähigkeit des Batteriemodells, nicht nur den aktuellen Ladezustand zu bestimmen, sondern auch die Batterieverlustleistung in Abhängigkeit des Ladezustands vorherzusagen. Abbildung 4.23 zeigt die relevanten Schnittstellen des Batteriemodells.

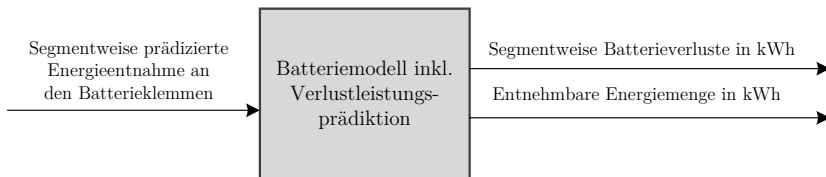


Abb. 4.23: Schnittstellen des Modells zur Batterieverlustleistungsprädiktion

Als Ausgangswerte liefert das Batteriemodell zwei Größen. Die erste Ausgangsgröße ist der entnehmbare Energiegehalt E_{Bat} unter Berücksichtigung der Batterieverlustleistung. Dieser Wert wird für die Berechnung der Reichweite genutzt. In der zweiten Ausgangsgröße werden die Batterieverluste segmentweise aufgeschlüsselt, um sie bei Bedarf eindeutig den Segmenten der Gesamtverbrauchsprädiktion zuzuordnen.

4.7 Fusion historien- und streckenbasierter Restreichweitenalgorithmen

In diesem Abschnitt wird das Zusammenspiel zwischen historienbasierten und streckenbasierten Restreichweitenverfahren untersucht. Es wird gezeigt, dass selbst bei perfekter streckenbasierter Reichweitenprädiktion Unsicherheiten in der Restreichweitenberechnung auftreten können. Zur Lösung dieses Problems wird ein Verfahren vorgestellt, durch das sich eine deutliche Steigerung der Restreichweitengenauigkeit erzielen lässt, wenn situationsbedingt sowohl streckenbasierte als auch historienbasierte Reichweitenberechnung zum Einsatz kommt. Die vorgestellten Simulationsergebnisse illustrieren die Funktionsweise des Verfahrens.

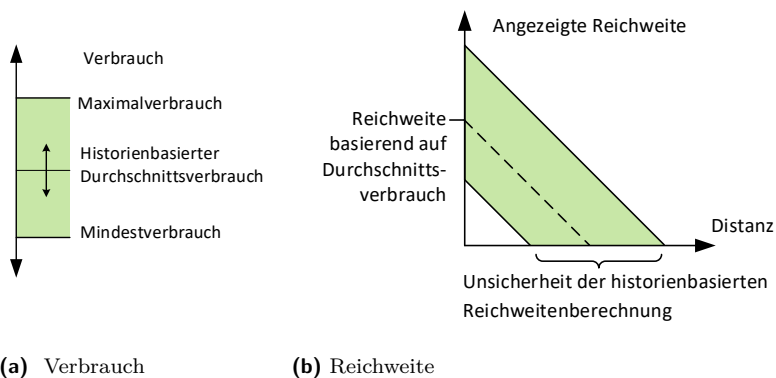


Abb. 4.24: Unsicherheit bei historienbasierter Reichweitenberechnung [45]

Unabhängig von der Wahl der Gewichtungsfunktion, lässt sich mit rein historienbasierten Verfahren, welche nur den adaptierten Durchschnittsverbrauch des eigenen Fahrzeugs berücksichtigen, nie eine perfekte Restreichweitenanzeige realisieren, da Informationen über den zukünftigen Streckenverlauf unberücksichtigt bleiben. Wie in Abbildung 4.24 dargestellt, ergibt sich dadurch ein großer Reichweitenunsicherheitsbereich, der nur durch den Mindest- und Maximalverbrauch des Fahrzeugs, sofern diese Werte definiert wurden, begrenzt wird. In der Praxis ist es schwierig diese Grenzen mit physikalisch begründbaren Werten zu belegen, da bei Fahrten bergauf oder beim Stehen im Stau extrem hohe streckenbezogene Verbrauchswerte und bei Fahrten bergab durch Rekuperation sogar negative Verbrauchswerte vorliegen können. Es ist jedoch legitim, Unter- und Obergrenzen für den

Reichweitendurchschnittsverbrauch festzulegen, um dem Fahrer keine unrealistisch hohen oder niedrigen Reichweiten anzuzeigen. Die zum jeweiligen Zeitpunkt angezeigte Reichweite hängt bei historienbasierten Verfahren nur vom Batterieladezustand und dem Reichweitendurchschnittsverbrauch ab, der sich zwischen den definierten Grenzen bewegt.

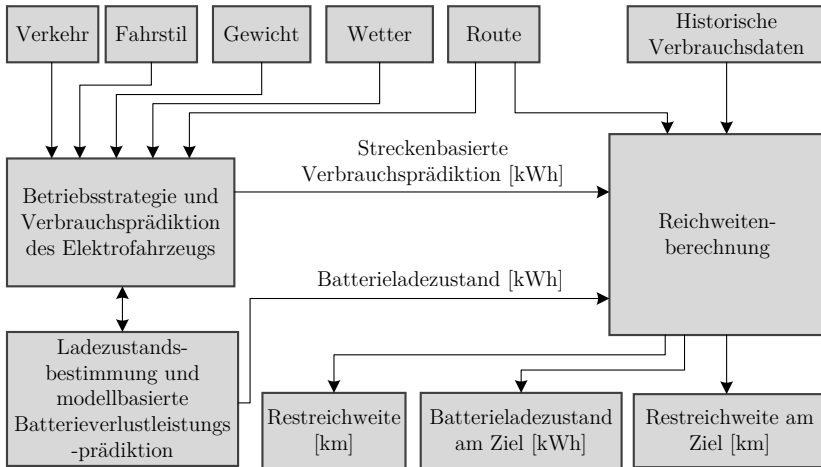


Abb. 4.25: Datenflüsse bei der streckenbasierten Restreichweitenberechnung [45]

In Abbildung 4.25 ist das Verfahren zur streckenbasierten, prädiktiven Restreichweitenberechnung dargestellt. Im Gegensatz zum historienbasierten Verfahren aus Abbildung 2.5, können hierbei auch Einflussfaktoren wie Verkehr, Fahrstil, Fahrzeuggewicht, Temperatur und Streckenverlauf in der Verbrauchsprädiktion berücksichtigt werden. Die Verbrauchsprädiktion berechnet in Abhängigkeit der prädiktiven Streckendaten den zukünftigen Verbrauch entlang der Route. Die Ladezustandsbestimmung wird um eine modellbasierte Batterieverlustleistungsprädiktion ergänzt, wodurch Verluste auf Basis des Leistungsentnahmeverlaufs vorhergesagt werden können.

Der Reichweitenberechnung stehen die Ergebnisse der streckenbasierten Verbrauchsprädiktion entlang der Route, die Daten der historienbasierten Reichweitenberechnung sowie der Batterieladezustand zur Verfügung. Neben der Berechnung der Restreichweite ist es somit möglich, den Batterieladezustand sowie die Restreichweite am Ziel zu bestimmen und bei Bedarf als Zusatzinformation anzuzeigen.

Durch die streckenbasierte Verbrauchsprädiktion können in Abhängigkeit

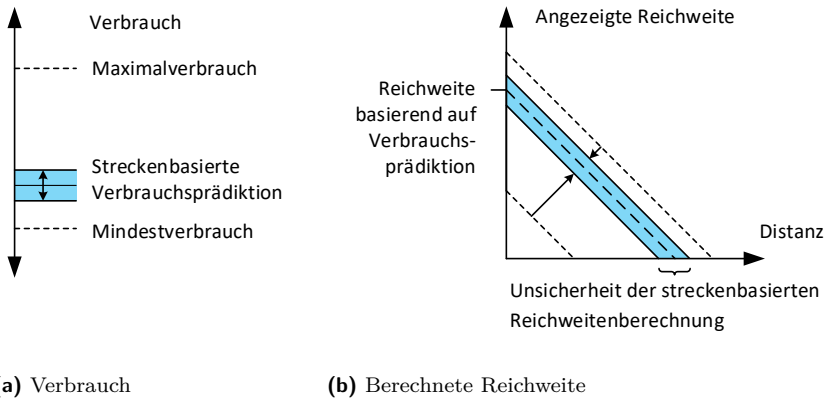


Abb. 4.26: Unsicherheit bei streckenbasierter Reichweitenberechnung [45]

des erwarteten Prädiktionsfehlers der Maximalverbrauch und der Mindestverbrauch, wie in Abbildung 4.26a dargestellt, mit höherer Genauigkeit als bei historienbasierter Berechnung bestimmt werden. Wie in Abbildung 4.26b illustriert, verringert sich dadurch im Vergleich zur historienbasierten Reichweitenberechnung die Reichweitenunsicherheit.

Bei der Eingabe eines Fahrziels im Navigationssystem ergeben sich drei mögliche Szenarien für die Restreichweitenberechnung.

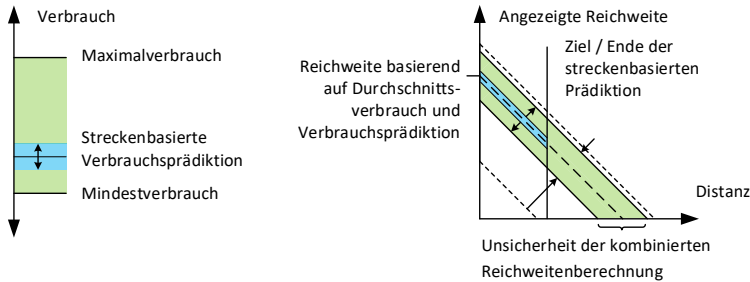
- 1.) Die Restreichweite ist nicht ausreichend, um das Ziel zu erreichen.
- 2.) Die Restreichweite ist exakt ausreichend, um das Ziel zu erreichen.
- 3.) Es ist mehr Energie vorhanden, als für das Erreichen des Ziels notwendig ist.

Die Reichweite für die Szenarien 1 und 2 kann mit Gleichung 4.94 adäquat berechnet werden. In Szenario 3 kann die streckenbasierte Reichweitenberechnung den Ladezustand am Ziel, jedoch nicht die Restreichweite am Ziel berechnen, da hierfür keine prädiktiven Streckendaten bekannt sind. Allgemein gilt, dass es beim Umschalten von der streckenbasierten Reichweitenprädiktion zur historienbasierten Reichweitenprädiktion, beim Erreichen des Ziels, keine sprunghafte Änderung in der Reichweitenanzeige geben soll. Aus diesem Grund muss der Reichweitendurchschnittsverbrauch auch bei aktiver Routenführung adaptiert werden. Die Restreichweite am Ziel wird über das historienbasierte Verfahren auf Basis des prädizierten Restladezustands berechnet.

$$RW = \begin{cases} \text{Streckenbasiert} & \text{wenn } E_{Bat} - \Delta E_{Bat} - E_{Präd} + \Delta E_{Präd} \leq 0 \\ \text{Distanz zum Ziel} + & \text{wenn } E_{Bat} - \Delta E_{Bat} - E_{Präd} + \Delta E_{Präd} > 0 \\ \text{Reichweite am Ziel} & \end{cases} \quad (4.93)$$

$$RW = \underbrace{RW_{Präd} - \Delta RW_{Präd}}_{\text{Entfernung zum Ziel}} + \underbrace{\frac{E_{Bat} - \Delta E_{Bat} - E_{Präd} + \Delta E_{Präd}}{RWDV}}_{\text{Restreichweite am Ziel}} \quad (4.94)$$

Abbildung 4.27 zeigt die Reichweitenunsicherheit, die durch Kombination der beiden Verfahren entsteht. Da für den Teil der Strecke, für den prädiktive Streckendaten vorliegen, eine Verbrauchsprädiktion hoher Güte vorliegt, liegt für den ersten Streckenabschnitt eine vergleichsweise geringe Reichweitenunsicherheit vor.



(a) Verbrauch

(b) Berechnete Reichweite

Abb. 4.27: Unsicherheit der streckenbasierten Reichweitenberechnung mit verbleibendem Anteil der historienbasierten Reichweitenberechnung [45]

Durch den historienbasierten Reichweitenanteil ab Erreichung des Fahrziels besteht jedoch eine höhere Reichweitenunsicherheit. Die absolute Reichweitenunsicherheit kann auch im ersten Streckenabschnitt nicht geringer sein als dieser Wert. Die Reichweitenunsicherheit des historienbasierten Verfahrens wirkt sich somit negativ auf die Güte der Gesamtprädiktion aus. Aus diesem Grund umfasst der grün dargestellte Unsicherheitsbereich der Reichweite am Ziel in Abbildung 4.27b den blauen Unsicherheitsbereich der streckenbasierten Verbrauchsprädiktion.

4.7.1 Reduktion von Reichweiteschwankungen

Um Reichweiteschwankungen zu verhindern, die durch den historienbasierten Reichweitenanteil in der Gesamtreichweitenanzeige bei aktiver Zielführung entstehen können, wird ein neues Verfahren vorgestellt. Es basiert auf dem Prinzip der streckenbasierten Reichweitenberechnung, welches zu Beginn des Kapitels (vgl. Abbildung 4.25) vorgestellt wurde. In der streckenbasierten Verbrauchsprädiktion liegt der prädizierte Geschwindigkeitsverlauf sowie der zeitliche Verlauf des Verbrauchs vor. Diese beiden Informationen werden genutzt, um den Filter der historienbasierten Reichweitenprädiktion virtuell bis zum Ende des Prädiktionshorizonts adaptieren zu lassen. Bei optimaler Verbrauchsprädiktion liefert der Ausgangswert $RWDV_{Präd}$ (vgl. Abbildung 4.28) bereits zu Beginn der Fahrt den gleichen Wert, der auch für die historienbasierte Reichweitenberechnung am Ende der Route vorliegen würde. Für die Gewichtung von $RWDV_{Präd1}$ und $RWDV_{Präd2}$ muss der Gewichtungsfaktor $K_{Präd}$ bekannt sein, der aus dem voraussichtlichen Ladezustand der Batterie berechnet wird (vgl. Abbildung 4.28). Der Ladezustand am Ziel ist aus der Ladezustandsprädiktion bekannt, die im ursprünglichen streckenbasierten Algorithmus die verbleibende Energie am Ziel liefert. Demnach stehen alle notwendigen Informationen zur Vorhersage des Reichweitendurchschnittsverbrauchs am Ziel $RWDV_{Präd}$ zur Verfügung.

In der Reichweitenformel wird $RWDV$ durch $RWDV_{Präd}$ ersetzt.

$$RW = \underbrace{RW_{Präd} - \Delta RW_{Präd}}_{\text{Entfernung zum Ziel}} + \underbrace{\frac{E_{Bat} - \Delta E_{Bat} - E_{Präd} + \Delta E_{Präd}}{RWDV_{Präd}}}_{\text{Restreichweite am Ziel}} \quad (4.95)$$

Es folgen kurze Beispiele, welche die Funktionsweise des Verfahrens anhand von Simulationsergebnissen verdeutlichen. Im Anschluss werden die Anzeigefehler des erweiterten Verfahrens mit dem Verfahren ohne Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs verglichen. In Abbildung 4.29 sind der simulierte Reichweitendurchschnittsverbrauch und der prädizierte Reichweitendurchschnittsverbrauch dargestellt. Die RWDV-Prädiktion ist aktiv, sobald das Fahrziel bekannt ist und prädiktive Streckendaten vorliegen.

Die RWDV-Prädiktion ist in der Lage, den Wert des RWDV für das Ende der Zielführung bei 150 km annähernd korrekt vorherzusagen. Bei genauer Betrachtung des zeitlichen Verlaufs der RWDV-Prädiktion lassen sich

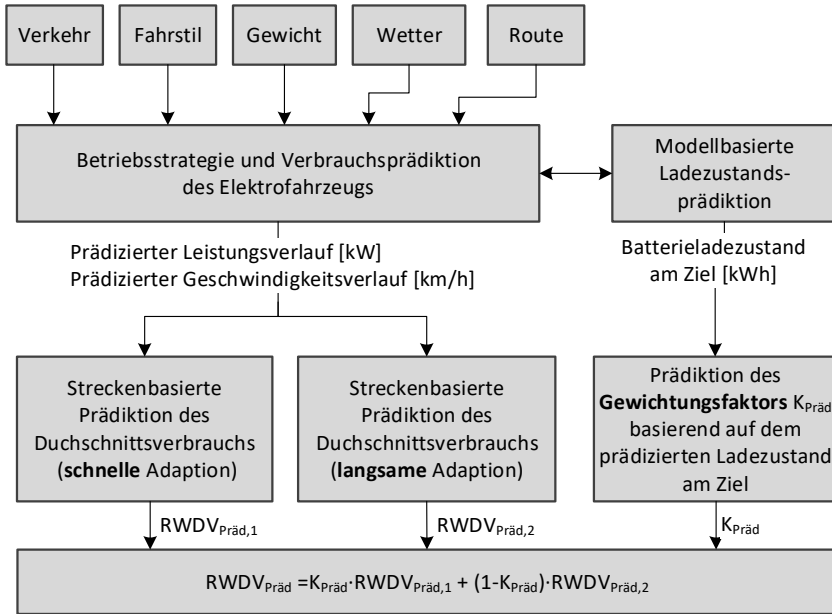
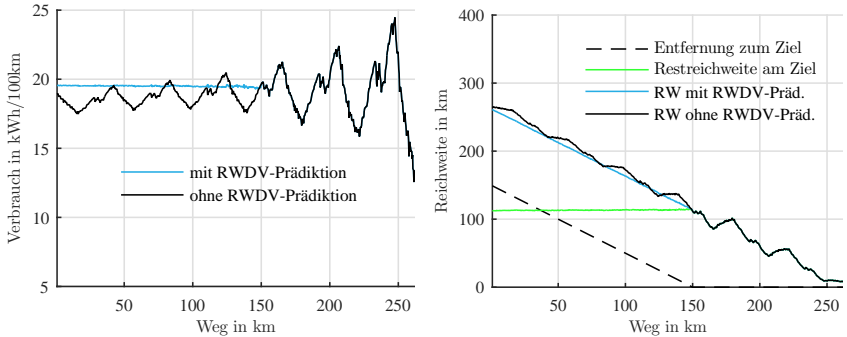


Abb. 4.28: Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs basierend auf dem prädizierten Momentanverbrauch und Geschwindigkeitsverlauf [45]

geringfügige Schwankungen erkennen, die entstehen, da die streckenbasierte Verbrauchsprädiktion während der Fahrt aktualisiert wird und diese die Grundlage der RWDV-Prädiktion ist. Im Vergleich zur ursprünglichen Schwankung ist sie jedoch viel geringer. Die angezeigte Reichweite mit RWDV-Prädiktion in Abbildung 4.29a wird damit durch Berechnung nach Gleichung 4.95 annähernd zu einer Geraden. Für den Fahrer ergibt sich dadurch eine nachvollziehbare Reichweitenanzeige, deren angezeigter Wert mit der zurückgelegten Strecke zusammenpasst und vom Momentanverbrauch entlang der Route weitgehend entkoppelt ist.

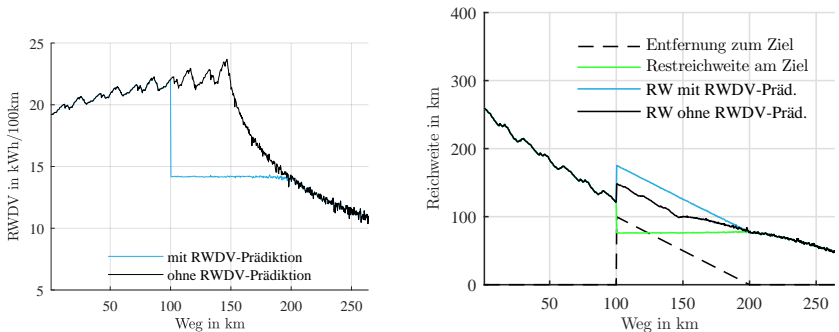
Im zweiten Szenario wird die streckenbasierte Reichweitenberechnung durch den Fahrer erst nach 100 km aktiviert und, um die Funktionsweise des Algorithmus besser zu verdeutlichen, nach weiteren 100 km wieder beendet. Der Verbrauch entlang der Strecke nimmt anfangs zu und dann wieder ab (vgl. RWDV-Adaption in Abbildung 4.30a). In Abbildung 4.30b steigt in diesem Streckenabschnitt ohne RWDV-Prädiktion die angezeigte Reichweite.



(a) Vergleich des historienbasierten und prädizierten Reichweitendurchschnittsverbrauchs [45] (b) Vergleich der berechneten Reichweiten mit $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$ im Fall geringer Verbrauchsschwankungen [45]

Abb. 4.29: Streckenbasierte Reichweitenprädiktion bei variablem Verbrauch und Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs

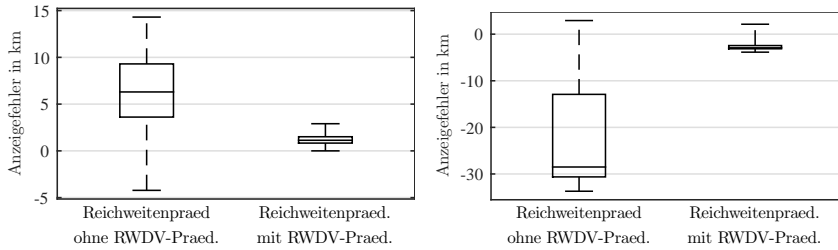
Die berechnete Reichweite mit RWDV-Prädiktion berücksichtigt diese zukünftige Veränderung bereits zu Beginn des Streckenabschnitts und liefert einen annähernd linearen Verlauf.



(a) Vergleich des historienbasierten und prädizierten Reichweitendurchschnittsverbrauchs bei starker Verbrauchsänderung [45] (b) Vergleich der berechneten Reichweiten mit $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$ im Fall einer starken Verbrauchsänderung [45]

Abb. 4.30: Streckenbasierte Reichweitenprädiktion bei starker Verbrauchsänderung und Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs

In Abbildung 4.31 werden die Anzeigefehler mit und ohne RWDV-



(a) Vergleich der Prädiktionsfehler zwischen Berechnung auf Basis von $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$ im Fall geringer Verbrauchsschwankungen [45]

(b) Vergleich der Prädiktionsfehler zwischen Berechnung auf Basis von $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$ im Fall einer starken Verbrauchsänderung [45]

Abb. 4.31: Vergleich der Reichweitenfehler zwischen Berechnung auf Basis von $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$

Prädiktion gegenübergestellt. Durch das vorgestellte Verfahren wurden die durch RWDV-Adaption während der Fahrt verursachten Reichweitenschwankungen während der aktiven Zielführung signifikant verringert.

5 Vorstellung des Simulationskonzepts

Zur Erprobung und Optimierung von verschiedenen Reichweitenalgorithmen wurde im Rahmen dieser Doktorarbeit ein Reichweitensimulator entwickelt. Der Reichweitensimulator wurde in Matlab/Simulink implementiert und verfügt über einen modularen Aufbau, sodass unterschiedliche Fahrzeugmodelle, Identifikationsverfahren und Szenarien per Konfigurationsdatei ausgewählt und parametrisiert werden können.

5.1 Simulationsaufbau

Um Experimente und Ergebnisse nachvollziehbar zu machen, wurde eine Dateistruktur festgelegt, in welcher zu jedem Experiment eine Konfigurationsdatei erstellt werden muss, welche den Reichweitensimulator den Vorgaben entsprechend konfiguriert.

Um Ergebnisse unterschiedlicher Reichweitenalgorithmen und Parametrisierungen miteinander zu vergleichen, können Konfigurationen als Vektor übergeben werden, welche automatisch nacheinander für die Simulation genutzt werden. So wird beispielsweise für eine definierte Strecke untersucht, welche Identifikationsverfahren die besten Ergebnisse liefern, ohne die Simulation mehrfach initialisieren zu müssen. Der Reichweitensimulator ist zudem so aufgebaut, dass die Verbrauchssimulation, die Parameteridentifikation, die Reichweitenberechnung und die Reichweitenanzeige unabhängig voneinander konfiguriert und ausgeführt werden können. So ist es möglich, auf Basis einer einzigen Verbrauchssimulation mehrere voneinander unabhängige Parameteridentifikationsverfahren zu erproben und diese wiederum mit mehreren Prädiktionsszenarien zu untersuchen, ohne den jeweils vorausgehenden Schritt erneut ausführen zu müssen. Die Prädiktionsszenarien könnten sich beispielsweise durch Geschwindigkeitsprädiktionen oder abweichende prädiktive Streckendaten voneinander

unterscheiden. Die aus der Simulation resultierenden Ergebnisse werden automatisch in der zugehörigen Dateistruktur gespeichert. Es ist zudem möglich, die Ergebnisse der jeweiligen Simulationsschritte zu laden, um die Simulation an der gleichen Stelle fortzusetzen.

5.2 Konfiguration

5.2.1 Konfiguration Fahrzeugmodell

Zur Simulation des Antriebsverbrauchs wird ein Fahrwiderstandsmodell in zwei Ausführungen implementiert, welches auf den in Abschnitt 2.6 vorgestellten Fahrwiderständen basiert. In Ausführung 1 (linear) beträgt der Wirkungsgrad des Antriebsstrangs in der Simulation konstant $\eta = 90\%$. In Ausführung 2 (nichtlinear) werden für Leistungselektronik, E-Maschine und mechanische Verluste Kennfelder (vgl. Abschnitt 4.4.1) hinterlegt. Für beide Ausführungen gilt der gleiche Parametersatz aus Tabelle 5.1.

Tab. 5.1: Parametersatz für das Fahrzeugmodell

Konstante Parameter	Wertebereich
A	2,15 m ²
c_W	0,26
c_R	0,015
C_S	25 000
J_{Red}	35 kg m ²
m_{Fz}	1300 kg
r_{dyn}	0,3 m
P_{max}	100 kW
E_{Batmax}	60 kWh
Variable Parameter	
m_{Zul}	0 bis 800 kg
T_{Bat}	-20 bis 40 °C

Sofern nicht explizit im jeweiligen Szenario beschrieben, wurde für alle in Folge dargestellten Simulationsergebnisse eine Zuladung von 80 kg festgelegt.

5.2.2 Konfiguration Streckendaten

Zur Simulation des Antriebsverbrauchs muss zunächst ein Straßenverlauf definiert werden, zu dem aus prädiktiven Streckendaten ein Simulationsverlauf für die Fahrwiderstandsberechnung generiert werden kann. Alternativ können auch gesetzlich standardisierte Fahrzyklen, wie beispielsweise der NEFZ oder WLTP für Simulationen eingesetzt werden. Beim Einsatz von standardisierten Fahrzyklen ist zu beachten, dass sie beispielsweise keine Steigungen oder Kurvenkrümmungen beinhalten und deshalb für die Reichweitenberechnung nicht alle relevanten Eingangsgrößen liefern können.

Tab. 5.2: Prädiktive Streckendaten der Simulation

Parameter	Bezeichnung	Wert
g	Erdbeschleunigung	9,81 m/s ²
k	Steigung	Verlauf
T	Umgebungstemperatur	Verlauf
h	Höhe	Verlauf
$p(h_0)$	Luftdruck	Verlauf
R	Kurvenradius	Verlauf

Die in dieser Arbeit genutzten prädiktiven Streckendaten wurden von der Firma HERE kostenlos zur Verfügung gestellt. Für die Abfrage der prädiktiven Streckendaten von der HERE Plattform werden GPS-Positionen für Start und Ziel, die Routenkriterien (z.B. schnellste Route, Maut ja / nein) sowie die Abfahrtszeit definiert. Auf Basis dieser Information wird über die Routen-API von HERE eine XML-Datei erzeugt, welche bezogen auf Streckenabschnitte entlang der Strecke folgende Daten beinhaltet:

1. Abschnitts-ID (LinkId)
2. GPS-Positionen entlang des Streckenabschnitts
3. Geschwindigkeitsbeschränkungen
4. Höhe
5. Straßenklasse
6. Straßenbezeichnung
7. Verkehrsinformationen zu jedem Streckensegment
8. Verbleibende Fahrzeit zu Beginn jedes Streckensegments

Der Kurvenradius wurde zum Zeitpunkt der Auswertung über die Routen-API noch nicht bereitgestellt und auf Basis der GPS-Punkte entlang der Strecke berechnet. Für die Berechnung kam eine modifizierte Version der Matlab Bibliothek *2D Line Curvature and Normals* [118] zum Einsatz.

Zur Simulation des Luftwiderstands muss die Luftdichte ρ bekannt sein, welche unter Berücksichtigung der dynamischen Einflüsse Temperatur, Luftdruck und Luftfeuchtigkeit berechnet wird (vgl. Abschnitt 2.6.1). Sofern keine gesonderten Informationen angegeben sind, gelten als Wetterparameter die Werte gemäß Tabelle 5.3.

Tab. 5.3: Standardparameter der Simulationen zur Berechnung der Luftdichte

Parameter	Bezeichnung	Wert
φ_L	Relative Luftfeuchtigkeit	80 %
$T(h_0)$	Umgebungstemperatur auf Meereshöhe	20 °C
ΔT	Temperaturveränderung pro 100 m	-0,65 °C
p_{Red}	Reduzierter Luftdruck	1030 Pa
$v_{Wind, Geg}$	Gegenwindgeschwindigkeit	0 m/s

5.2.3 Konfiguration Geschwindigkeitsverlauf

Der Geschwindigkeitsverlauf wird auf Basis der prädiktiven Streckendaten unter Berücksichtigung eines Fahrerprofils berechnet. Da die prädiktiven Streckendaten für Echtzeitverkehrsinformationen nur die Durchschnittsgeschwindigkeiten beinhalten, existieren im Geschwindigkeitsverlauf zunächst Sprünge, für die realisierbare Übergänge festgelegt werden müssen. Dazu wird ein Fahrerprofil parametrisiert und in Abhängigkeit der resultierenden Längs- und Querbeschleunigungsvorgaben aus dem Geschwindigkeitsverlauf der Echtzeitverkehrsinformationen ein sanfter Geschwindigkeitsverlauf erzeugt.

Folgende Eigenschaften werden bei der Erzeugung des Geschwindigkeitsverlaufs berücksichtigt

1. Geschwindigkeitsbeschränkungen (Prädiktive Streckendaten)
2. Steigung (Prädiktive Streckendaten)
3. Kurvenkrümmung (Prädiktive Streckendaten)

4. Echtzeitverkehrsinformationen (Prädiktive Streckendaten)
5. Längsbeschleunigungsprofil des Fahrers (Fahrerprofil)
6. Querbeschleunigungsprofil der Fahrers (Fahrerprofil)
7. Maximale Antriebsleistung des Fahrzeugs P_{max}

Die einfachste Möglichkeit zur Parametrisierung der Längs- und Querbeschleunigungsdynamik wäre die Vorgabe von Konstanten. Dieser Ansatz wird nicht gewählt, da die resultierenden Geschwindigkeitsverläufe dadurch zu synthetisch wären. Die Längs- und Querdynamikparameter werden daher auf Basis vom Stand der Technik bezüglich menschenähnlicher Längsbeschleunigungsverhaltensweisen gemäß den Abbildungen 5.1a, 5.1b, 5.2 und Tabelle 5.4 definiert.

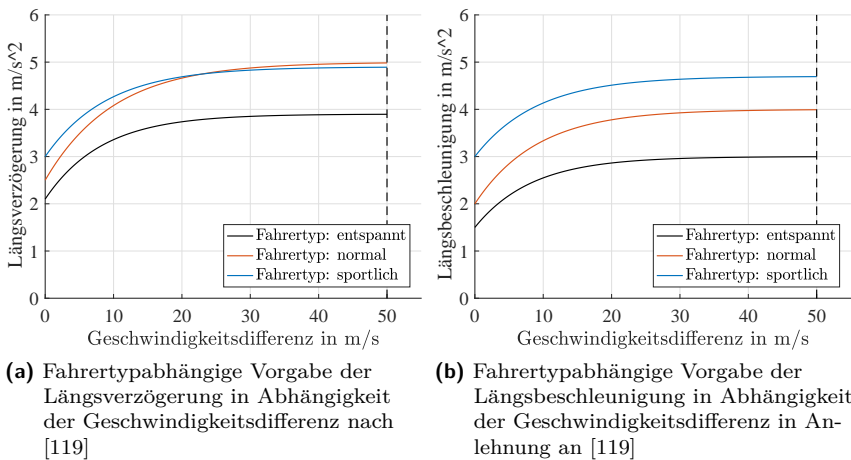


Abb. 5.1: Parametrisierung des Brems- und Beschleunigungsverhaltens zur Berechnung des Geschwindigkeitsverlaufs entlang eines definierten Straßenverlaufs

Die Reduktion der Geschwindigkeit vor und in Kurven in Abhängigkeit der vom Fahrer tolerierten Querbeschleunigung erfolgt nach Formel 2.25 (vgl. Abbildung 2.27b).

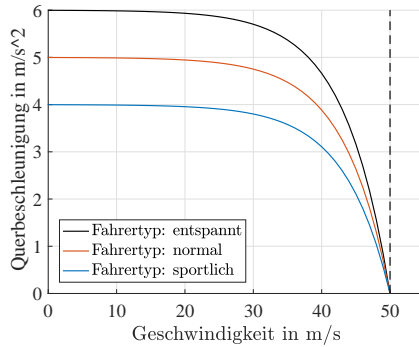


Abb. 5.2: Fahrertypabhängige Parametrisierung der maximal tolerierten Querbeschleunigung zur Berechnung des Geschwindigkeitsverlaufs entlang einer Strecke

Tab. 5.4: Parameter für die Berechnung der maximal tolerierten Querbeschleunigung

Parameter	Bezeichnung	Wert	
$a_{y,max}$	Maximal tolerierte Querbeschleunigung	6 m/s ² (sportlich) 5 m/s ² (normal) 4 m/s ² (entspannt)	
	v_{max}	Max. Geschwindigkeit	50 m/s
	β_y	Querbeschl.-parameter	0,15

Als Ergebnis liegt anschließend ein Geschwindigkeitsverlauf entlang der Strecke vor, welcher für die Simulation folgende Datenvektoren beinhaltet.

Tab. 5.5: Datenvektoren der Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion

Parameter	Bezeichnung	Wert
v	Geschwindigkeit	Verlauf
a	Beschleunigung	Verlauf
a_y	Querbeschleunigung	Verlauf

5.2.4 Konfiguration Geschwindigkeitsprädiktion

Für die Geschwindigkeitsprädiktion werden Fahrerprofile (entspannt, normal, sportlich) aus dem vorausgegangenen Abschnitt gewählt, um auf Basis von prädiktiven Streckendaten Geschwindigkeitsverläufe zu erzeugen. Dadurch können Simulationen durchgeführt werden, bei denen der simulierte bzw. gemessene Geschwindigkeitsverlauf mit dem prädizierten Geschwindigkeitsverlauf identisch ist. Dies wird benötigt um zu vermeiden, dass sich Fehler der Geschwindigkeitsprädiktion auf die Bewertung der Parameteridentifikationsverfahren auswirken. Zur Bewertung von Ungenauigkeiten der Verbrauchs-prädiktion, welche durch Fehlprädiktionen der Geschwindigkeit verursacht werden, können gezielt Fahrerprofile gewählt werden, die mit dem aktuellen Fahrerprofil nicht übereinstimmen. Stimmt der simulierte bzw. gemessene Geschwindigkeitsverlauf nicht mit dem prädizierten Geschwindigkeitsverlauf überein, so wird dies bei der Beschreibung des jeweiligen Szenarios gekennzeichnet.

Tab. 5.6: Parameter des prädizierten Geschwindigkeitsverlaufs

Parameter	Bezeichnung	Wert
$v_{Präd}$	Prädizierte Geschwindigkeit	Verlauf
$a_{Präd}$	Prädizierte Beschleunigung	Verlauf
$a_{y,Präd}$	Prädizierte Querbeschleunigung	Verlauf

5.2.5 Konfiguration Prädiktionsverfahren

In diesem Konfigurationsschritt wird festgelegt, welche Prädiktionsverfahren bei der Simulation zum Einsatz kommen sollen und wie diese Verfahren parametrisiert werden. Dazu gibt es Einstellungsmöglichkeiten, die im folgenden kurz erläutert werden.

Formulierung des Regressionsmodells

1. Regressionsmodell 1 (Masse implizit)
2. Regressionsmodell 2 (Masse explizit)
3. Regressionsmodell 3 (Masse und Luftdichte explizit)

Auswahl der Vergessenstrategie

1. RLS mit exponentiellem Vergessen (RLS-EF) [61]
2. RLS mit richtungsabhängigem Tracking (RLS-DT) [108]

Festlegung der Segmentlänge zur Unterteilung der Strecke und Berechnung der Verbrauchsindikatoren

Tab. 5.7: Parameter des Segmentlänge

Parameter	Bezeichnung	Wert
Segmentlänge	Segmentlänge	50 m - 1000 m

5.2.6 Konfiguration Arbeitspunkte

In diesem Schritt wird festgelegt, welches Arbeitspunktverfahren genutzt wird. Neben der standardmäßigen Vorgabe eines einzigen Arbeitspunkts wurde ein Verfahren mit einem zweiten Arbeitspunkt implementiert, um Wirkungsgradunterschiede bei Energieentnahme und Rückspeisung durch den Antriebsstrang besser zu identifizieren. Für die Prädiktion des Verbrauchs erfolgt für jedes Segment zunächst eine Segmentverbrauchsprädiktion mit Parametern aus Arbeitspunkt 1. Liefert die Prädiktion einen negativen Segmentverbrauch, wird die Prädiktion erneut mit Parametern aus Arbeitspunkt 2 durchgeführt und dieser Wert in der Streckenverbrauchsprädiktion berücksichtigt.

Auswahl des Arbeitspunktverfahrens

1. 1 Arbeitspunkt
2. 2 Arbeitspunkte (positive / negative Segmentverbräuche getrennt)

5.2.7 Konfiguration Reichweitenanzeige

In der Konfiguration der Reichweitenanzeige werden jene Parameter eingestellt, die sich direkt auf die angezeigte Reichweite auswirken. Die historienbasierte Reichweitenanzeige muss mit Durchschnittsverbrauchswerten initialisiert werden. Die Werte von $RWDV_{Kurz}$ und $RWDV_{Lang}$ unterscheiden sich in der Adaptionsgeschwindigkeit (siehe Tabelle 5.8) und werden

Tab. 5.8: Parameter zur Adaption des Reichweitendurchschnittsverbrauchs für die historienbasierte Restreichweitenberechnung

Parameter	Bezeichnung	Wert
F_{Kurz}	Filterkonstante des RWDV mit schneller Adaption	25 km
F_{Lang}	Filterkonstante des RWDV mit langsamer Adaption	250 km
$RWDV_{Kurz}$	Initialwert des RWDV mit schneller Adaption	20 kWh
$RWDV_{Lang}$	Initialwert des RWDV mit langsamer Adaption	20 kWh
$RWDV_{Min}$	Minimalwert des RWDV	3 kWh
$RWDV_{Max}$	Maximalwert des RWDV	100 kWh

parallel berechnet. Die Gewichtung erfolgt linear in Abhängigkeit der entnehmbaren Energiemenge der Hochvoltbatterie (vgl. Abbildung 2.8a).

Für die Simulationen zur Bewertung der Prädiktionsgenauigkeit wird keine Entkopplung zwischen berechneter und angezeigter Reichweite durchgeführt. Der Reichweitenpuffer wird auf 0 km festgelegt.

Tab. 5.9: Parameter der Reichweitenanzeige

Parameter	Bezeichnung	Wert
Q	Quantisierungsintervall	0 km
$E_{Bat, Puffer}$	Energetischer Reichweitenpuffer	0 kWh

5.3 Simulationsstrecken

Für die Durchführung der Simulation wurden 4 reale Strecken gewählt, für welche prädiktive Streckendaten von HERE verfügbar sind. Bei der Auswahl wurde darauf geachtet, dass sich die jeweiligen Streckenprofile deutlich unterscheiden, um überprüfen zu können, ob die Reichweitenberechnung auch beim Wechsel zwischen unterschiedlichen Streckenprofilen konstant gute Vorhersagen liefert.

- A: München - Karlsruhe (Länge: 284,5 km, Höhendifferenz: -402 m)

- B: Ingolstadt - München (Länge: 81,1 km, Höhendifferenz 132 m)
- C: Salzburg - Obertauern (Länge: 99,4 km, Höhendifferenz 1316 m)
- D: Obertauern - Salzburg (Länge: 99,4 km, Höhendifferenz -1316 m)

Grafische Darstellungen der Streckenverläufe auf Basis von Navigationsdaten sowie weitere Details wie Fahrzeit, Durchschnittsgeschwindigkeit und insgesamt zurückgelegte Höhenmeter befinden sich im Anhang A.1.

5.4 Vorgehensweise

In diesem Abschnitt wird die Vorgehensweise zur Bewertung der Regressionsmodelle hinsichtlich ihrer Eignung für die Prädiktion des Antriebsverbrauchs vorgestellt. Dazu werden die Ziele der Untersuchungen definiert und anschließend im nächsten Kapitel Schritt für Schritt abgearbeitet.

1. Validierung der Regressionsmodelle

In Abschnitt 6.1 werden die drei aus Abschnitt 4.4.4 bekannten Regressionsmodelle hinsichtlich ihrer korrekten Formulierung überprüft. Dazu werden Fahrten mit dem in Abschnitt 5.2 definierten Fahrzeugmodell in den zwei Ausführungen linear (konstanter Wirkungsgrad des Antriebsstrangs) und nichtlinear (Wirkungsgrad-Kennfelder für Antriebsstrangkomponenten) auf den Strecken A bis C simuliert. Anschließend wird das Verhalten der Regressionsmodelle bei der Änderung dynamischer Einflussfaktoren wie der Fahrzeugmasse und der Luftdichte untersucht.

2. Validierung der rekursiven Parameterschätzverfahren

In Abschnitt 6.2 wird überprüft, ob die rekursiven Parameterschätzverfahren korrekt implementiert wurden. Dazu werden alle Parameterschätzwerte mit 0 initialisiert und es wird überprüft, ob sich die während der Simulation geschätzten Parameter den korrekten Werte annähern. Die auf Basis der geschätzten Parameter berechneten Verbräuche werden den tatsächlichen Verbräuchen gegenübergestellt.

3. Einfluss der Segmentlänge

In Abschnitt 6.3 wird untersucht, welchen Einfluss die Segmentlänge auf die Genauigkeit der Parameteridentifikation hat. Dazu werden auf den Strecken A bis C insgesamt 30 Anlernvorgänge mit den RLS-EF und RLS-DT Algorithmen durchgeführt und der prädizierte Antriebsverbrauch mit dem tatsächlichen Antriebsverbrauch verglichen.

4. **Untersuchung der Adaptionfähigkeit**

In Abschnitt 6.4 wird untersucht, wie sich die Verfahren nach abgeschlossenem Anlernvorgang bei Änderung der Fahrzeugmasse unterscheiden. Dazu werden mehrmals zwei aufeinanderfolgende Fahrten simuliert, wobei nach der ersten Fahrt eine Veränderung der Zuladung stattfindet.

5. **Untersuchung des Verfahrens mit zweitem Arbeitspunkt**

In Abschnitt 6.5 wird ein zweiter Arbeitspunkt für die Parameteridentifikation eingeführt, um die Wirkungsgradunterschiede bei Energieentnahme bzw. Rückspeisung durch den Antriebsstrang besser zu identifizieren. Zur Untersuchung des Optimierungspotentials werden insgesamt 48 Simulationen auf den Strecken A bis D mit unterschiedlicher Fahrzeugzuladung und jeweils einem und zwei Arbeitspunkten durchgeführt.

6. **Untersuchung der Restreichweitenanzeige für ausgewählte Szenarien**

In Abschnitt 6.6 werden Simulationen mit dem nichtlinearen Fahrzeugmodell durchgeführt, um das Verhalten der Restreichweitenanzeige in ausgewählten Szenarien zu untersuchen. Dabei werden die Ergebnisse der historienbasierten Restreichweitenanzeige direkt den Ergebnissen der in dieser Doktorarbeit vorgestellten Verfahren gegenübergestellt und auf Basis der im nachfolgenden Abschnitt 5.5 definierten, objektiven Bewertungskriterien, analysiert.

7. **Analyse möglicher Fehlerquellen**

In Kapitel 7 wird untersucht, welche Auswirkungen fehlerhafte Eingangswerte auf die Genauigkeit der Antriebsverbrauchsprädiktion haben könnten. Dazu werden die Fehlerquellen zunächst in Kategorien unterteilt und ihre direkten und indirekten Auswirkungen auf die Reichweitenberechnung erörtert. In der anschließenden Sensitivitätsanalyse werden Simulationen durchgeführt, um die Auswirkungen zu quantifizieren und damit eine Abschätzung möglicher Reichweitenfehler durchführen zu können.

5.5 Bewertungskriterien

Zur Bewertung der Simulationsergebnisse müssen objektive Bewertungskriterien definiert werden, anhand derer unterschiedliche Algorithmen verglichen werden können.

5.5.1 Parameteridentifikation

Bestimmtheitsmaß

Das Bestimmtheitsmaß liefert eine Aussage darüber, welcher Anteil der Variation des Ausgangs eines linearen Modells durch das vorliegende Regressionsmodell erklärt werden kann. Das Bestimmtheitsmaß liegt zwischen 0 (kein linearer Zusammenhang) und 1 (perfekter linearer Zusammenhang).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{E}_{ASeg_i} - \bar{E}_{ASeg})^2}{\sum_{i=1}^N (E_{ASeg_i} - \bar{E}_{ASeg})^2} \quad (5.1)$$

Mittlere quadratische Abweichung (Varianz)

Mittelwert der quadratischen Abweichung zwischen den realen und den geschätzten Segmentverbräuchen.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{E}_{ASeg_i} - E_{ASeg_i})^2 \quad (5.2)$$

Standardabweichung

Varianz der Differenz zwischen prädiiziertem und realem Segmentverbrauch unter Nutzung der identifizierten Parameterwerte zu Beginn des jeweiligen Segments.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{E}_{ASeg_i} - E_{ASeg_i})^2} \quad (5.3)$$

5.5.2 Restreichweitenprädiktion

Mittelwert des Prädiktionsfehlers

Mittelwert der Differenz zwischen prädiziertem und realem Restverbrauch bis zum Fahrziel, ausgewertet entlang der Route von Beginn bis Ende der routenbasierten Verbrauchsprädiktion.

$$\text{Mittlerer Fehler} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RW_{Präd}(i) - RW(i)) \quad (5.4)$$

Mittelwert des Absolutbetrags der Prädiktionsfehler

Mittelwert des Absolutbetrags der Differenz zwischen prädiziertem und realem Restverbrauch bis zum Fahrziel, ausgewertet entlang der Route von Beginn bis Ende der routenbasierten Verbrauchsprädiktion.

$$\text{Mittlerer Abs. Fehler} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |RW_{Präd}(i) - RW(i)| \quad (5.5)$$

Maximale Reichweitenüberprädiktion

Maximale Differenz zwischen prädiziertem und realem Verbrauch entlang der Route von Beginn bis Ende der routenbasierten Verbrauchsprädiktion

$$\text{Max. Überprädiktion} = \max \{0, \max \{RW_{Präd} - RW\}\} \quad (5.6)$$

Maximale Reichweitenunterprädiktion

Maximale Differenz zwischen prädiziertem und realem Verbrauch entlang der Route von Beginn bis Ende der routenbasierten Verbrauchsprädiktion

$$\text{Max. Unterprädiktion} = \max (0, \max (RW - RW_{Präd})) \quad (5.7)$$

Nichtlinearität der Reichweitenanzeige

Abweichung vom linearen Zusammenhang zwischen der Abnahme der angezeigten Restreichweite und der zurückgelegten Distanz.

$$\text{Nichtlinearität} = \frac{\sum_{i=1}^N |\Delta RW_{Präd}(i) - \Delta RW(i)|}{\sum_{i=1}^N |\Delta RW(i)|} \quad (5.8)$$

6 Validierung des Konzepts

6.1 Validierung der Regressionsmodelle

In diesem Abschnitt werden die in Abschnitt 4.4.4 vorgestellten Regressionsmodelle hinsichtlich ihrer korrekten Formulierung überprüft. Dazu werden Fahrten auf den zuvor definierten Strecken A bis C mit Segmentierungsintervallen einer Länge von 100 m simuliert. Die ermittelten Verbrauchsindikatoren und der simulierte Segmentverbrauch werden während der Simulation aufgezeichnet. Anschließend wird lineare Regression (Methode der kleinsten Quadrate) auf den Datensatz angewendet und die Genauigkeit der Regressionsmodelle untersucht. In Abschnitt 6.2 wird anschließend eine Validierung in Kombination mit rekursiven Parameterschätzverfahren durchgeführt.

Zur besseren Lesbarkeit der nachfolgenden Abschnitte sind in Tabelle 6.1 die Unterschiede zwischen den Regressionsmodellen dargestellt.

Tab. 6.1: Übersicht der Unterschiede zwischen den von den Regressionsmodellen berücksichtigten Eingangswerten

Eingang	Regressionsmodell		
	Modell 1	Modell 2	Modell 3
X_{Luft}	✓	✓	✓
X_{Roll}	✓	✓	✓
X_{Steig}	✓	✓	✓
X_{Beschl}	✓	✓	✓
X_{Kurv}	✓	✓	✓
m	-	✓	✓
ρ_{Luft}	-	-	✓
E_A	✓	✓	✓

Regressionsmodell 1

In der ersten Simulation wird die Fahrt mit dem Fahrzeugmodell (linear), mit konstantem Wirkungsgrad des Antriebsstrangs, simuliert. Der Wirkungsgrad des Antriebsstrangs in der Simulation beträgt $\eta = 90\%$.

Tab. 6.2: Ergebnisse von Regressionsmodell 1, Fahrzeugmodell (linear)

	Parameterschätzwerte				
	$\hat{\theta}_{Roll}$	$\hat{\theta}_{Beschl}$	$\hat{\theta}_{Luft}$	$\hat{\theta}_{Steig}$	$\hat{\theta}_{Kurv}$
Strecke A	9.4366e-08	6.9951e-05	3.7549e-03	4.6701e-04	2.0930e-04
Strecke B	9.8004e-08	6.5182e-05	3.8516e-03	4.8021e-04	1.2086e-04
Strecke C	8.5725e-08	6.9401e-05	3.8972e-03	4.8760e-04	8.1809e-05

	E_A [kWh]	\hat{E}_A [kWh]	$\bar{E}_A - E_A$ [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [%]	MSE [kWh ²]	σ [kWh]	R^2
Strecke A	40.184	40.184	-5.0555e-04	-1.26e-03	1.98e-05	4.45e-03	0.9778
Strecke B	12.014	12.014	-2.5512e-04	-2.12e-03	8.20e-06	2.86e-03	0.9874
Strecke C	16.014	16.015	1.3611e-04	8.50e-04	5.01e-06	2.24e-03	0.9954

Die Ergebnisse in Tabelle 6.2 zeigen, dass der Verbrauch auf Basis der in Abschnitt 4.4.2 vorgestellten Verbrauchsindikatoren in der Simulation gut geschätzt werden kann. Das durchschnittliche Bestimmtheitsmaß R^2 für die Verbrauchsschätzung liegt bei 0.987.

In der zweiten Simulation kommt das nichtlineare Fahrzeugmodell zum Einsatz, bei dem für Komponenten des Antriebsstrangs Wirkungsgradkennfelder genutzt werden. Es wird untersucht, wie stark sich die Identifizierbarkeit des Fahrzeugmodells über die Gesamtstrecke dadurch verschlechtert.

Das durchschnittliche Bestimmtheitsmaß sank durch die Nichtlinearität um knapp 0,002 auf 0,9852. Die Parameterschätzwerte unterscheiden sich zwischen den Strecken stärker, als es beim linearen Fahrzeugmodell der Fall war. Dies kann dadurch begründet werden, dass die Nichtlinearität des Antriebsstrangs auf die Parameterschätzwerte einfließt und sich je nach Streckenverlauf unterschiedlich stark auswirkt. Die gemittelte Standardabweichung σ war in diesem Szenario im Durchschnitt um 13,8% höher als bei der Simulation mit dem linearen Fahrzeugmodell.

Tab. 6.3: Ergebnisse von Regressionsmodell 1, Fahrzeugmodell (nichtlinear)

	Parameterschätzwerte				
	$\hat{\theta}_{Roll}$	$\hat{\theta}_{Beschl}$	$\hat{\theta}_{Luft}$	$\hat{\theta}_{Steig}$	$\hat{\theta}_{Kurv}$
Strecke A	9.7723e-08	8.2162e-05	4.0822e-03	5.2446e-04	1.4092e-04
Strecke B	8.3689e-08	9.4347e-05	3.9468e-03	5.3202e-04	7.3657e-05
Strecke C	9.2592e-08	8.6533e-05	3.6784e-03	5.3711e-04	7.1605e-05

	E_A [kWh]	\hat{E}_A [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [%]	MSE [kWh ²]	σ [kWh]	R^2
Strecke A	44.163	44.162	-1.0083e-03	-2.28e-03	2.87e-05	5.36e-03	0.9736
Strecke B	13.447	13.447	-4.1843e-04	-3.11e-03	7.65e-06	2.77e-03	0.9894
Strecke C	17.650	17.650	-2.5949e-05	-1.47e-04	7.54e-06	2.75e-03	0.9926

Regressionsmodell 2

In Regressionsmodell 2 wird die Masse des Fahrzeugs explizit im Eingangsvektor φ berücksichtigt. Dadurch ist es prinzipiell in der Lage, durch Kenntnis der Fahrzeugmasse selbst bei Massenänderungen stabile Parameterschätzwerte zu liefern.

Tab. 6.4: Einsatz von Regressionsmodell 2 bei einem nichtlinearen Fahrzeugmodell ohne Massenänderung

	Parameterschätzwerte				
	$\hat{\theta}_{Roll}$	$\hat{\theta}_{Beschl}$	$\hat{\theta}_{Luft}$	$\hat{\theta}_{Steig}$	$\hat{\theta}_{Kurv}$
Strecke A	9.7723e-08	6.3201e-08	3.1402e-06	4.0343e-07	8.3386e-11
Strecke B	8.3689e-08	7.2575e-08	3.0360e-06	4.0925e-07	4.3584e-11
Strecke C	9.2592e-08	6.6564e-08	2.8295e-06	4.1316e-07	4.2370e-11

	E_A [kWh]	\hat{E}_A [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [%]	MSE [kWh ²]	σ [kWh]	R^2
Strecke A	44.163	44.162	-1.0083e-03	-2.28e-03	2.87e-05	5.36e-03	0.9736
Strecke B	13.447	13.447	-4.1843e-04	-3.11e-03	7.65e-06	2.77e-03	0.9894
Strecke C	17.650	17.650	-2.5949e-05	-1.47e-04	7.54e-06	2.75e-03	0.9925

Das Bestimmtheitsmaß R^2 beträgt im Durchschnitt 0,9852 und ist mit dem Resultat von Regressionsmodell 1 für das nichtlineare Fahrzeugmodell mit gleicher Zuladung identisch. Regressionsmodell 2 ist demnach korrekt formuliert und dazu geeignet, die Parameterschätzwerte bei bekannter Masse zu bestimmen.

Regressionsmodell 3

Zur Prüfung der korrekten Formulierung von Regressionsmodell 3 wird bei der Simulation zusätzlich zur Fahrzeugmasse auch die Luftdichte als explizite Eingangsgröße des Regressionsmodells berücksichtigt.

Tab. 6.5: Einsatz von Regressionsmodell 3 bei einem nichtlinearen Fahrzeugmodell und konstanter Luftdichte

	Parameterschätzwerte				
	$\hat{\theta}_{Roll}$	$\hat{\theta}_{Beschl}$	$\hat{\theta}_{Luft}$	$\hat{\theta}_{Steig}$	$\hat{\theta}_{Kurv}$
Strecke A	8.5312e-08	6.3270e-08	3.1436e-06	4.0352e-07	8.3089e-11
Strecke B	7.2943e-08	7.2633e-08	3.0363e-06	4.0922e-07	4.3397e-11
Strecke C	8.2108e-08	6.6658e-08	2.8383e-06	4.1274e-07	4.2499e-11

	E_A [kWh]	\hat{E}_A [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [kWh]	$\hat{E}_A - E_A$ [%]	MSE [kWh ²]	σ [kWh]	R^2
Strecke A	44.163	44.162	-1.0318e-03	-2.34e-03	2.86e-05	5.35e-03	0.9737
Strecke B	13.447	13.447	-4.2610e-04	-3.17e-03	7.61e-06	2.76e-03	0.9895
Strecke C	17.650	17.651	2.5931e-05	1.4691e-04	7.39e-06	2.72e-03	0.9927

Der Vergleich der Ergebnisse in Tabelle 6.5 mit den Tabellen 6.3 und 6.4 zeigt, dass auch Regressionmodell 3 korrekt formuliert ist.

Diskussion der Ergebnisse

Es wurde gezeigt, dass prinzipiell alle drei Regressionsmodelle dazu geeignet sind, die Identifikationsaufgabe zu lösen. Durch Festlegung der Luftdichte und Masse auf konstante Werte ungleich 0 liefert Regressionsmodell 3 die gleichen Parameterwertschätzungen wie die Regressionsmodell 1. Aus diesem Grund ist die Nutzung von Regressionsmodell 3 unabhängig von der Verfügbarkeit dieser Eingangsgrößen möglich.

Erst durch den Einsatz von Online-Identifikationsverfahren, die dadurch charakterisiert sind, dass sie die Parameterschätzwerte während der Fahrt kontinuierlich identifizieren, kann bewertet werden, wie gut das Regressionsmodell für die Reichweitenprädiktion geeignet ist. Dies wird in Abschnitt 6.2 untersucht. Das Verhalten des Regressionsmodells bei Änderungen der Zuladung wird in Abschnitt 6.4 separat untersucht.

6.2 Validierung der rekursiven Parameterschätzverfahren

In diesem Abschnitt wird die korrekte Funktionsweise der rekursiven Parameterschätzwertverfahren validiert. Dazu werden die Parameterschätzwerte $\hat{\theta}_{Roll}$, $\hat{\theta}_{Luft}$, $\hat{\theta}_{Beschl}$, $\hat{\theta}_{Steig}$ und $\hat{\theta}_{Kurv}$ mit dem Wert 0 initialisiert und überprüft, wie sich der Schätzfehler während der Adaption verhält. Dabei wird der prädizierte Gesamtverbrauch für die Strecke zum jeweiligen Zeitpunkt der Adaption den tatsächlichen Werten gegenübergestellt.

6.2.1 Exponentielles Vergessen

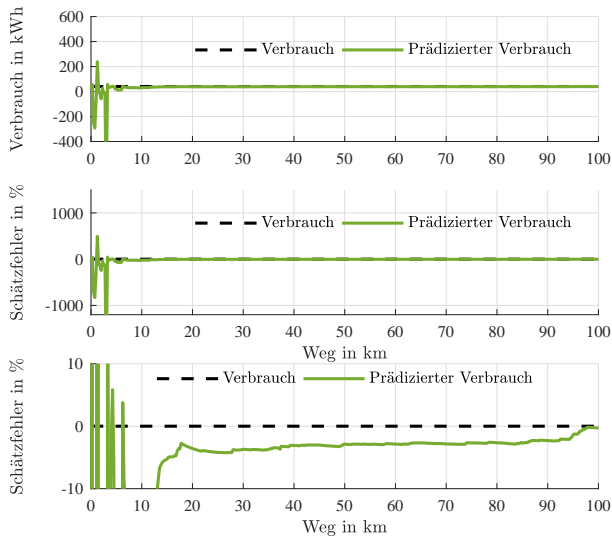


Abb. 6.1: Verbrauchsschätzung während der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus, Regressionsmodell 3, Strecke A, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$, Segmentlänge 250 m. Schätzfehler nach 50 km < 3 %

In Abbildung 6.1 sind die Ergebnisse der Verbrauchsschätzung für die Gesamtstrecke des RLS-EF Algorithmus während der Adaption entlang der Strecke dargestellt. Tabelle 6.6 zeigt die Abweichungen zwischen dem tatsächlichen Wert und dem Schätzwert am Ende der Strecke

nach erstmaliger Adaption sowie die relativen Fehler der anteiligen Verbrauchsschätzungen und des prädierten Gesamtverbrauchs bezogen auf den Gesamtverbrauch E_A .

Tab. 6.6: Verbrauchsprädiktion und Verbrauch am Ende der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus ($\lambda = 0.997$) und Regressionsmodell 3 auf Strecke A, Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m.

	Verbrauchsanteile					E_{AGes}
	E_{Luft}	E_{Roll}	E_{Steig}	E_{Beschl}	E_{Kurv}	
Verbrauch in kWh	22.144	16.532	-0.728	2.030	0.206	40.184
Prädizierter Verbrauch in kWh	19.836	22.222	-1.490	-0.013	0.227	40.782
Fehler bezogen auf E_A in	-5.746	14.160	-1.895	-5.082	0.052	1.489

6.2.2 Richtungsabhängiges Tracking

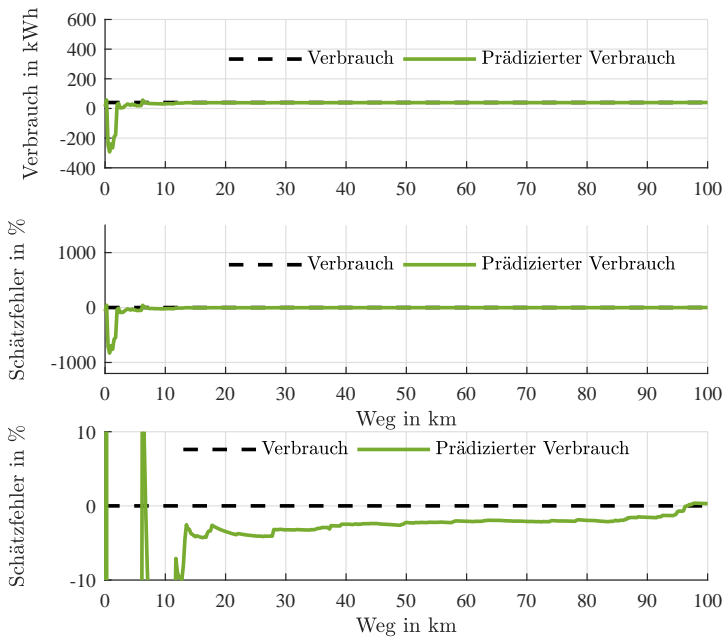


Abb. 6.2: Verbrauchsschätzung während der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus ($\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$) mit Regressionsmodell 3 auf Strecke A mit dem Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m. Größe des Schätzfehlers nach 50 km $< 3\%$.

In Abbildung 6.2 sind die Ergebnisse der Verbrauchsschätzung des RLS-DT Algorithmus bei erstmaliger Adaption entlang der Strecke dargestellt. Tabelle 6.7 zeigt die Abweichungen zwischen dem tatsächlichen Wert und dem Schätzwert am Ende der Strecke sowie die relativen Fehler der anteiligen Verbrauchsschätzungen und des prädizierten Gesamtverbrauchs bezogen auf den Gesamtverbrauch E_A .

Tab. 6.7: Vergleich zwischen Verbrauchsprädiktion und Verbrauch am Ende der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus ($\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$) mit Regressionsmodell 3 auf Strecke A mit dem Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m.

	Verbrauchsanteile					E_{AGes}
	E_{Luft}	E_{Roll}	E_{Steig}	E_{Beschl}	E_{Kurv}	
Verbrauch in kWh	22.144	16.532	-0.728	2.030	0.206	40.184
Prädizierter Verbrauch in kWh	21.116	20.247	-1.510	-0.013	0.170	40.010
Fehler bezogen auf E_A in %	-2.560	9.243	-1.945	-5.082	-0.090	-0.433

6.2.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse in den Tabellen 6.6 und 6.7 zeigen, dass die Parameter E_{Roll} , E_{Luft} , E_{Beschl} , E_{Steig} und E_{Kurv} durch das Regressionsverfahren angenähert werden. Auffällig sind die Abweichungen bei E_{Luft} , E_{Roll} und E_{Beschl} . Da die Gesamtverbrauchsprädiktion insgesamt sehr gute Werte liefert, ist es naheliegend, dass sich Identifikationsfehler bei Parametern teilweise gegenseitig aufheben.

Die Prädiktionsaufgabe kann prinzipiell durch beide Verfahren gelöst werden kann. Das RLS-DT Verfahren liefert im ersten Versuch bessere Ergebnisse als das RLF-EF Verfahren, was die Prädiktion der Einzelverbrauchsanteile und des Gesamtverbrauchs angeht. Daraus lässt sich jedoch noch keine eindeutige Aussage ableiten, welches der beiden Verfahren durchschnittlich bessere Ergebnisse liefert und welche Verbesserungsmöglichkeiten durch Anpassung der Segmentlänge und Optimierung der Systemparameter bei den Verfahren noch vorhanden sind. Aus diesem Grund werden in den folgenden Abschnitten weitere Untersuchungen durchgeführt.

6.3 Einfluss der Segmentlänge

Die Segmentlänge legt jene Distanz fest, die zurückgelegt werden muss, bevor das rekursive Parameterschätzverfahren den nächsten Adaptionsschritt durchführt. Entsprechend beeinflusst die Segmentlänge, wie schnell Parameter identifiziert werden, aber auch, wie viele neue Daten bis zum nächsten Adaptionsschritt gesammelt werden können. Damit ist die Segmentlänge ein wichtiger Stellwert für die Optimierung der Verbrauchsprädiktion.

Für die Auswertungen wird der aus Abschnitt 6.2 bekannte Anlernvorgang mit RLS-EF und RLS-DT auf den Strecken A bis C mit fünf unterschiedlichen Segmentlängen durchgeführt. Insgesamt wurden für diesen Abschnitt somit 30 Anlernvorgänge simuliert und die auf den Gesamtverbrauch bezogenen prozentualen Fehler der Teilverbrauchsschätzungen sowie der Gesamtfehler ausgewertet.

Die Ergebnisse sind in Tabellenform dargestellt und die jeweils besten und schlechtesten Ergebnisse zur besseren Einordnung farblich hervorgehoben.

6.3.1 Exponentielles Vergessen

Tab. 6.8: Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus auf den Strecken A und B, Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$.

Strecke A	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-6.437	18.148	-1.885	-5.087	-0.124	4.615
Segmentlänge 100 m	-8.638	18.769	-1.888	-5.088	-0.105	3.051
Segmentlänge 250 m	-5.746	14.160	-1.895	-5.082	0.052	1.489
Segmentlänge 500 m	-4.830	12.116	-1.914	-5.073	0.383	0.682
Segmentlänge 1000 m	-4.593	11.660	-1.904	-5.083	0.318	0.398

Strecke B	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-3.174	8.147	-1.217	-3.515	-0.232	0.009
Segmentlänge 100 m	-2.108	7.114	-1.182	-3.515	-0.123	0.187
Segmentlänge 250 m	-0.650	5.100	-1.080	-3.516	0.291	0.145
Segmentlänge 500 m	1.087	2.840	-1.102	-3.514	0.722	0.032
Segmentlänge 1000 m	0.207	3.657	-1.128	-3.414	0.946	0.268

Tab. 6.9: Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus auf Strecke C, Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$.

Strecke C	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-2.795	6.729	-0.819	-2.208	-0.197	0.710
Segmentlänge 100 m	-3.259	6.946	-0.764	-2.207	-0.220	0.496
Segmentlänge 250 m	-4.501	8.093	-0.893	-2.199	-0.158	0.342
Segmentlänge 500 m	-3.537	6.947	-1.022	-2.196	0.053	0.245
Segmentlänge 1000 m	-4.113	7.495	-1.087	-2.194	0.149	0.251

6.3.2 Richtungsabhängiges Tracking

Tab. 6.10: Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecke A, B und C mit Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$.

Strecke A	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-2.430	9.297	-1.920	-5.087	-0.113	-0.252
Segmentlänge 100 m	-3.145	10.098	-1.929	-5.089	-0.138	-0.203
Segmentlänge 250 m	-2.560	9.243	-1.945	-5.082	-0.090	-0.433
Segmentlänge 500 m	-3.549	10.200	-1.942	-5.073	0.116	-0.249
Segmentlänge 1000 m	-4.004	10.666	-1.930	-5.082	0.108	-0.242

Strecke B	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-1.493	5.991	-1.134	-3.514	-0.181	-0.331
Segmentlänge 100 m	-1.301	5.822	-1.132	-3.514	-0.202	-0.327
Segmentlänge 250 m	-0.483	4.695	-1.074	-3.515	0.184	-0.194
Segmentlänge 500 m	0.207	3.756	-1.117	-3.514	0.514	-0.154
Segmentlänge 1000 m	-0.018	3.899	-1.121	-3.414	1.285	0.630

Strecke C	Fehler bezogen auf E_A in %					\hat{E}_{AGes}
	\hat{E}_{Luft}	\hat{E}_{Roll}	\hat{E}_{Beschl}	\hat{E}_{Steig}	\hat{E}_{Kurv}	
Segmentlänge 50 m	-4.071	6.843	-0.867	-2.206	0.124	-0.177
Segmentlänge 100 m	-3.676	6.386	-0.801	-2.207	0.057	-0.241
Segmentlänge 250 m	-3.875	6.510	-0.829	-2.200	0.056	-0.337
Segmentlänge 500 m	-3.351	6.018	-1.020	-2.198	0.448	-0.103
Segmentlänge 1000 m	-3.990	6.757	-1.062	-2.197	0.745	0.254

6.3.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Auswertung der Tabellen 6.8 und 6.9 zeigt, dass der RLS-EF Algorithmus in Abhängigkeit der gewählten Segmentlängen unterschiedlich gute Ergebnisse in der Prädiktion liefert. Dies betrifft sowohl die Präzizierbarkeit der Verbrauchsanteile, als auch die Schätzung des Gesamtverbrauchs. Tendenziell schneiden die Segmentlängen 50 m und 100 m mit einem Maximalfehler von mehr als 3 % schlechter ab als die größeren Segmentlängen. Bei 250 m Segmentlänge beträgt der maximale Fehler der Gesamtverbrauchsprädiktion weniger als 1,5 %, bei 500 m weniger als 0,7 % und bei 1000 m weniger als 0,4 %.

Anders hingegen zeigt sich beim richtungsabhängigen Tracking, dass sich Segmentlängen unter 100 m im Durchschnitt weniger negativ auf die Gesamtverbrauchsprädiktion auswirken. Der Maximalfehler des RLS-DT Algorithmus bei der Gesamtverbrauchsprädiktion lag über alle 15 Simulationen hinweg bei weniger als 0,7 %, womit der RLS-DT Algorithmus im Durchschnitt auch hier besser abschneidet als der RLS-EF Algorithmus und für die Reichweitenprädiktion sehr gute Ergebnisse erwarten lässt.

6.4 Untersuchung der Adaptionfähigkeit

In diesem Abschnitt wird untersucht, wie sich die Prädiktionsverfahren bei Änderungen von Fahrzeugeigenschaften verhalten. Im Fokus liegt dabei die Frage, ob Regressionsmodell 2 (und somit auch Regressionsmodell 3) aufgrund der expliziten Berücksichtigung der Masse bei sprunghaften Massenänderungen bessere Ergebnisse liefert als Regressionsmodell 1.

Für die Simulation werden die Strecken A: München - Karlsruhe und C: Salzburg - Obertauern ausgewählt, da diese aufgrund des Höhenverlaufs unterschiedlich starke Verbrauchsänderungen erwarten lassen.

Die Fahrzeuge sind in der ersten Fahrt zunächst mit 100 kg, 200 kg oder 300 kg beladen. Anschließend wird die gleiche Fahrt mit einer Zuladung von 100 kg bis 500 kg wiederholt und der Prädiktionsfehler zu Beginn der Fahrt ausgewertet.

6.4.1 RLS mit exponentiellem Vergessen

Tab. 6.11: Auswirkung veränderter Zuladung auf die Prädiktionsgenauigkeit. RLS-EF Algorithmus, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$, Segmentlänge = 250 m.

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
Strecke A	Regressionsmodell 1			Regressionsmodell 2		
Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg	300 kg
100 kg	1.7997	5.199	8.606	1.8009	1.2807	0.7749
200 kg	-1.4507	1.8399	5.138	2.3465	1.8414	1.3489
300 kg	-4.5065	-1.318	1.8777	2.8467	2.3576	1.879
400 kg	-7.3877	-4.2956	-1.1964	3.3004	2.8284	2.3647
500 kg	-10.1067	-7.1055	-4.0974	3.7128	3.259	2.811

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
Strecke C	Regressionsmodell 1			Regressionsmodell 2		
Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg	300 kg
100 kg	0.1284	5.4632	10.8160	0.1929	-0.0767	-0.3262
200 kg	-4.9238	0.1412	5.2234	0.4608	0.4411	-0.0384
300 kg	-9.5041	-4.6837	0.1530	0.6943	0.4411	0.2149
400 kg	-13.6760	-9.0780	-4.4648	0.8975	0.6528	0.4378
500 kg	-17.4910	-13.0970	-8.6881	1.0738	0.8380	0.6338

6.4.2 Richtungsabhängigem Tracking

Tab. 6.12: Auswirkung veränderter Zuladung auf die Prädiktionsgenauigkeit. RLS-DT Algorithmus, Fahrzeugmodell (linear), $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$.

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
Strecke A	Regressionsmodell 1			Regressionsmodell 2		
Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg	300 kg
100 kg	0.1063	3.4126	6.7264	-0.5024	-0.816	-1.1131
200 kg	-3.0919	0.1087	3.3166	-0.267	-0.5765	-0.869
300 kg	-6.0987	-2.9974	0.1109	-0.0515	-0.3568	-0.6449
400 kg	-8.9337	-5.9261	-2.9117	0.1421	-0.159	-0.4427
500 kg	-11.609	-8.6899	-5.7641	0.3177	0.0208	-0.2584

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
Strecke C	Regressionsmodell 1			Regressionsmodell 2		
Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg	300 kg
100 kg	-0.0300	5.2889	10.6256	-0.7897	-1.0722	-1.3494
200 kg	-5.0803	-0.0304	5.0364	-0.6339	-0.9051	-1.1716
300 kg	-9.6588	-4.8528	-0.0308	-0.5183	-0.7788	-1.0354
400 kg	-13.8288	-9.2450	-4.6458	-0.4387	-0.6892	-0.9365
500 kg	-17.6424	-13.2618	-8.8664	-0.3909	-0.6321	-0.8708

6.4.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse in Tabelle 6.11 zeigen, dass Regressionsmodell 2 mit expliziter Berücksichtigung bei Massensprüngen im Durchschnitt erheblich genauere Ergebnisse liefert als Regressionsmodell 1. Die Ergebnisse decken sich somit mit der Erwartungshaltung.

6.5 Verbesserung durch zweiten Arbeitspunkt

In diesem Abschnitt wird untersucht, ob durch die Einführung eines zweiten Arbeitspunkts, welcher eine getrennte Identifikation der Parameter bei Energieentnahme und Rückspeisung ermöglicht, weitere Genauigkeitssteigerungen erzielt werden können. Die Vorgehensweise wurde in Abschnitt 5.4 erläutert.

Tab. 6.13: Auswirkung eines zweiten Arbeitspunkts auf die Prädiktion zu Beginn der Fahrt mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecken A bis D mit dem Fahrzeugmodell (linear), Regressionsmodell 2, $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$.

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
	1 Arbeitspunkt			2 Arbeitspunkte		
Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg	300 kg
Strecke A	-0.5111	-0.5845	-0.6527	-0.3310	-0.3765	-0.4092
Strecke B	-0.1496	-0.1856	-0.2229	-0.0738	-0.0484	-0.0879
Strecke C	-0.7365	-0.8553	-0.9889	-0.5424	-0.6516	-0.7697
Strecke D	-0.9309	-1.0897	-1.2487	0.5000	0.7769	0.9828

Der Absolutwert des Prädiktionsfehler bei 48 Simulationen (vgl. Tabellen 6.13 und 6.14) sank durch Einführung eines zweiten Arbeitspunkts beim

Tab. 6.14: Auswirkung eines zweiten Arbeitspunkts auf die Prädiktion zu Beginn der Fahrt mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecken A bis D mit dem Fahrzeugmodell (nichtlinear), Regressionsmodell 2, $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$.

	Fehler von \hat{E}_{AGes} zu Beginn der Fahrt in %					
	1 Arbeitspunkt			2 Arbeitspunkte		
	Zuladung	100 kg	200 kg	300 kg	100 kg	200 kg
Strecke A	-0.4053	-0.5162	-0.5984	-0.3679	-0.3582	-0.3970
Strecke B	-0.1633	-0.2047	-0.2523	-0.1511	-0.0835	-0.1419
Strecke C	-0.6240	-0.7345	-0.8596	-0.4354	-0.5478	-0.5930
Strecke D	-0.2745	-0.4565	-0.6971	-0.1127	0.0385	0.0322

linearen Fahrzeugmodell durchschnittlich um 31,8 % von 0,6797 auf 0,4625 % und beim nichtlinearen Fahrzeugmodell um 43,7 % von 0,4822 auf 0,2716 %. Der zusätzliche Implementierungsaufwand des zweiten Arbeitspunkts ist daher gut investiert.

6.6 Restreichweitenprädiktion für ausgewählte Szenarien

In diesem Abschnitt werden Simulationen durchgeführt, um das Verhalten der Antriebsverbrauchsprädiktion während der Fahrt zu untersuchen.

Dazu wird zunächst eine Fahrt mit dem nichtlinearen Fahrzeugmodell auf Strecke A simuliert, um die Parameter und die Reichweitendurchschnittsverbräuche anzulernen. Anschließend werden Fahrten auf den Strecken B, C, D simuliert und das Verhalten der Restreichweitenanzeige anhand der in Abschnitt 5.5.2 definierten Bewertungskriterien ausgewertet. Details zu den Strecken befinden sich im Anhang unter A.1.

Für die Identifikation kommen Regressionsmodell 3 und das RLS-DT Verfahren mit einer Segmentlänge von 250 m zum Einsatz. In den Ergebnissen wird der historienbasierte Reichweitenalgorithmus den in dieser Doktorarbeit erarbeiteten, prädiktiven Verfahren mit und ohne Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs gegenübergestellt. Die Simulationen werden zunächst mit einem Arbeitspunkt und anschließend mit zwei Arbeitspunkten durchgeführt. Die Bewertung der Restreichweitenanzeige erfolgt nach den in Kapitel 5.5.2 definierten Bewertungskriterien.

6.6.1 Szenario 1 auf Strecke B: Ingolstadt - München

Das Fahrzeug startet in Ingolstadt mit einer entnehmbaren Energiemenge von 25 kWh und schafft es damit, die gesamte Strecke bis München zurückzulegen.

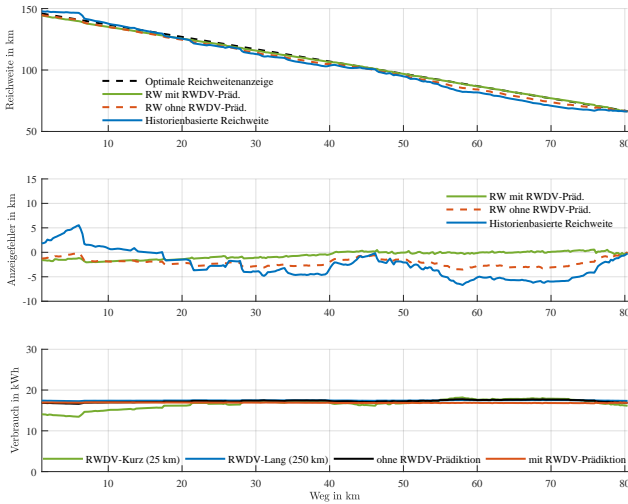


Abb. 6.3: Restreichweitenanzeige auf der Strecke B

Tab. 6.15: Auswertung der Reichweitenanzeige auf Strecke B

	Mittlerer Fehler [km]	Mittlerer Abs. Fehler [km]	Max. Überprädiktion [km]	Max. Unterprädiktion [km]	Nicht-linearität [km]
Historienbasierte RW	-2.511	3.242	5.541	-6.688	1.711
RW ohne RWDV-Prädiktion, 1 AP	-2.109	2.109	0.023	-3.523	1.332
RW ohne RWDV-Prädiktion, 2 AP	-2.044	2.044	0.051	-3.381	1.330
RW mit RWDV-Prädiktion, 1 AP	-0.623	0.719	0.565	-2.044	1.338
RW mit RWDV-Prädiktion, 2 AP	-0.566	0.597	0.460	-1.573	1.325

Der streckenbasierte Reichweitenalgorithmus mit RWDV-Prädiktion und 2 Arbeitspunkten (letzte Zeile) liefert bei vier von fünf Bewertungskriterien die besten Ergebnisse. Bei der maximalen Überprädiktion liefert er mit einer Abweichung von 0,46 km nur den drittbesten Wert, ist jedoch im Vergleich zur Abweichung des historienbasierten RW und in Bezug auf die Länge der Gesamtstrecke nahezu vernachlässigbar gering. Insbesondere bei den für die Abschätzung relevanten Maximalwerten der Über- und Unterprädiktion

sowie der Nichtlinearität (siehe Definition in Abschnitt 5.5.2) schneiden die vier prädiktiven Verfahren besser ab, als die historienbasierten Reichweite.

6.6.2 Szenario 2 auf Strecke C: Salzburg - Obertauern

Das Fahrzeug startet in Salzburg mit einer entnehmbaren Energiemenge von 10 kWh und schafft es damit nicht, die gesamte Strecke bis Obertauern zurückzulegen.

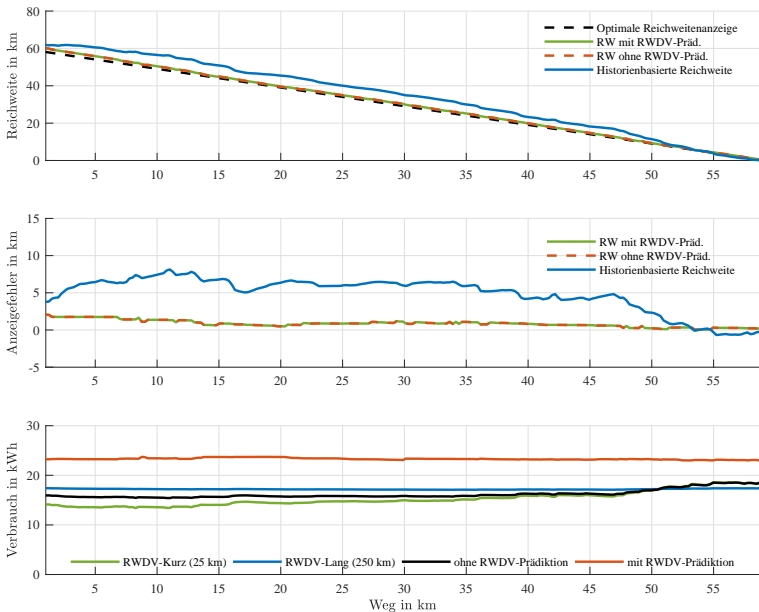


Abb. 6.4: Restreichweitenanzeige auf der Strecke C

Tab. 6.16: Auswertung der Reichweitenanzeige auf Strecke C

	Mittlerer Fehler [km]	Mittlerer Abs. Fehler [km]	Max. Überprädiktion [km]	Max. Unterprädiktion [km]	Nicht-linearität [km]
Historienbasierte RW	4.887	4.958	8.138	-0.675	1.496
RW ohne RWDV-Prädiktion, 1 AP	0.876	0.876	2.058	0.000	1.189
RW ohne RWDV-Prädiktion, 2 AP	1.119	1.119	2.325	0.000	1.214
RW mit RWDV-Prädiktion, 1 AP	0.876	0.876	2.058	0.000	1.189
RW mit RWDV-Prädiktion, 2 AP	1.119	1.119	2.325	0.000	1.214

Auch in diesem Szenario liefert der streckenbasierte Reichweitenalgorithmus zuverlässigere Anzeigewerte als der historienbasierte Algorithmus.

Zwischen der Berechnung mit und ohne RWDV-Prädiktion gibt es hier keinen Unterschied (vgl. Tabelle 6.16), da es aufgrund der Nichterreichung des Fahrziels keine entnehmbare Energie am Ziel gibt, die sich über RWDV-Schwankungen negativ auf die Restreichweitenberechnung auswirken könnte.

6.6.3 Szenario 3 auf Strecke D: Obertauern - Salzburg

Das Fahrzeug startet in Obertauern mit einer entnehmbaren Energiemenge von 14 kWh und schafft es damit, die gesamte Strecke bis Salzburg zurückzulegen.

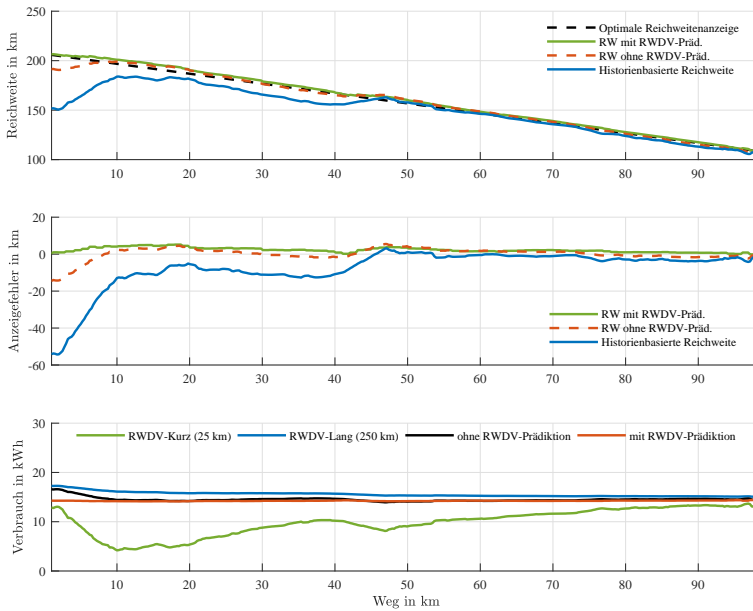


Abb. 6.5: Restreichweitenanzeige auf der Strecke D

Im dritten und letzten Szenario sieht man erneut die Vorteile des vorgestellten Restreichweitenverfahrens. Aufgrund der starken Verbrauchsänderung zeigt der historienbasierte Algorithmus anfangs um 50 km zu wenig Reichweite an, wohingegen der streckenbasierte Reichweitenalgorithmus mit RWDV-Prädiktion nahezu keine Unterprädiktion aufweist. Im direkten Vergleich zwischen den streckenbasierten Reichweitenalgorithmen mit und

Tab. 6.17: Auswertung der Reichweitenanzeige auf der Strecke D

	Mittlerer Fehler [km]	Mittlerer Abs. Fehler [km]	Max. Überprädiktion [km]	Max. Unterprädiktion [km]	Nicht-linearität [km]
Historienbasierte RW	-7.899	8.086	3.149	-56.992	2.207
RW ohne RWDV-Prädiktion, 1 AP	0.107	2.318	5.479	-15.310	1.637
RW ohne RWDV-Prädiktion, 2 AP	0.060	2.363	5.811	-15.158	1.618
RW mit RWDV-Prädiktion, 1 AP	2.226	2.235	5.179	-0.386	1.269
RW mit RWDV-Prädiktion, 2 AP	2.237	2.246	4.546	-0.244	1.232

ohne RWDV-Prädiktion schneidet der Algorithmus mit RWDV-Prädiktion deutlich besser ab. Im Verhältnis dazu ist der Unterschied zwischen den Verfahren mit 1 bzw. 2 Arbeitspunkten gering.

7 Betrachtungen zur erzielbaren Genauigkeit

Die erreichbare Genauigkeit der Antriebsverbrauchsprädiktion hängt von der Qualität der Eingangswerte ab. Das Online-Identifikationsverfahren ist dafür zuständig, die Fahrzeugparameter auf Basis gemessener Werte zu schätzen. Prädiktive Streckendaten werden ausgewertet und daraus die streckenbasierten Verbrauchsindikatoren bestimmt. Liegen die Parameterschätzwerte und die streckenbasierten Verbrauchsindikatoren vor, kann auf Basis dieser Daten eine Antriebsverbrauchsprädiktion für die gewählte Strecke durchgeführt werden.

Es erfolgt eine Aufstellung der Parameter, die während der Parameteridentifikation und während der Verbrauchsprädiktion benötigt werden. Die Parameter sind in Tabelle 7.1 zusammengefasst und zeigen die jeweils zugehörige Datenquelle.

Tab. 7.1: Ursprung der Eingangsgrößen von Parameterschätzung und Prädiktion

Wert	Parameteridentifikation	Verbrauchsprädiktion
α	Steigungssensor	Präd.-Streckendaten
a_y	Querbeschleunigungssensor	-
κ	-	Präd.-Streckendaten
m	Massenschätzer	Massenschätzer
ρ_{Luft}	Wetterdaten	Wetterdaten
t	-	Geschw.-Prädiktion
v	Geschwindigkeitssensor	Präd.-Streckendaten + Geschw.-Prädiktion
$v_{Wind, Geg}$	-	Wetterdaten + Präd.-Streckendaten
E_A	Strom-/Spannungssensor	-

Die Fehlerquellen können in 3 Arten unterteilt werden

1. Fehlerbehaftete Messwerte mit Auswirkung auf die Genauigkeit der Parameteridentifikation
2. Fehlerbehaftete prädiktive Streckendaten mit Auswirkung auf die Verbrauchsprädiktion (Streckenverlauf, Höhenverlauf)
3. Fehlerbehaftete berechnete Daten, auf deren Basis die Verbrauchsprädiktion durchgeführt wird (Massenschätzung, Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion, Wettervorhersage entlang der Strecke).

7.1 Fehlerbehaftete Messwerte

Bei Messabweichungen wird zwischen systematischen und zufälligen Messabweichungen unterschieden.

7.1.1 Systematische Messfehler

Zu den systematischen Messabweichungen gehören statische Messabweichungen (Offsetfehler) und prozentuale Messabweichungen (Skalierung). Bei der Messung der Steigung könnte ein Offsetfehler beispielsweise durch ungleichmäßige Beladung des Fahrzeugs auftreten. Dieser Offsetfehler könnte zudem von Fahrt zu Fahrt unterschiedlich sein. Prozentuale Abweichungen sind beispielsweise beim Geschwindigkeitsmesswert möglich. Da der Fahrzeugbesitzer über die Auswahl der Felgen und Reifen Einfluss auf den Abrollradius der Räder nehmen kann, ist dieser Fehler unvermeidbar. Auch der Verschleiß an den Reifen, der sich auf die Profiltiefe auswirkt, beeinflusst die prozentuale Abweichung.

7.1.2 Zufällige Messfehler

Zu den zufälligen Messabweichungen gehört das Rauschen von Sensorwerten. Aus den Parametern werden gemäß der in Abschnitt 4.4.3 vorgestellten Summenformeln die Verbrauchsindikatoren X_{Luft} , X_{Roll} , X_{Steig} , X_{Beschl} , X_{Kurv} berechnet. Über die Festlegung der Länge der Streckensegmente kann indirekt beeinflusst werden, wie viele Einzelmessungen der Sensoren pro Streckensegment ausgewertet werden. Das Rauschen einzelner Sensoren spielt für den Gesamtfehler keine maßgebliche Rolle, da Sensorwerte gemittelt werden.

Der Defekt eines Sensors kann zu unplausiblen Messwerten oder einem Komplettausfall des Sensors führen. Die im Automobilbereich übliche Plausibilisierung wichtiger Messwerte muss daher für alle Sensorwerte eingesetzt werden.

7.2 Fehlerbehaftete prädiktive Streckendaten

Für die Vorhersage des Antriebsverbrauchs müssen die prädiktiven Streckendaten bis zum Ziel ausgewertet werden, um daraus die Verbrauchsindikatoren X_{Luft} , X_{Roll} , X_{Steig} , X_{Beschl} , X_{Kurv} zu berechnen. Daher führen ungenaue Streckendaten auch zu Fehlern in den Verbrauchsindikatoren und in Folge zu einem fehlerhaft prädizierten Antriebsverbrauch.

Eine mögliche Fehlerursache ist, dass die vom Fahrer ausgewählte Strecke nicht oder nicht überall mit der vom Navigationssystem vorgegebenen Strecke übereinstimmt. Dieses Szenario ist nicht unrealistisch, da es vorkommen kann, dass neue Straßen noch nicht im Navigationssystem hinterlegt, oder aufgrund von Baustellen gesperrt sind. Eine andere Möglichkeit ist, dass der Fahrer auf Basis von Erfahrungswerten bewusst eine andere Route wählt. In diesem Fall können sich insbesondere die tatsächliche Länge der Strecke, das Höhenprofil und der Geschwindigkeitsverlauf von den erwarteten Eigenschaften der prädizierten Strecke unterscheiden.

Es ist ebenfalls möglich, dass nicht alle notwendigen Daten aus den prädiktiven Streckendaten extrahiert werden können, weil Daten fehlen. Es könnten beispielsweise Höhendaten oder Kurvenkrümmungen fehlen, da das Navigationssystem diese Daten aus Speicherplatzgründen nicht für alle Länder weltweit gespeichert hat. Eine weitere potentielle Fehlerquelle ist, dass diese Daten aus Speicherplatzgründen geografisch nicht ausreichend hoch aufgelöst sind, um daraus zuverlässige Aussagen treffen zu können.

7.3 Fehler durch unsichere Datenlage

Bei der Berechnung der Verbrauchsindikatoren werden auch Informationen benötigt, welche auf Basis einer unsicheren Datenlage erzeugt werden müssen. Dazu gehören beispielsweise die Vorhersage des tatsächlichen Geschwindigkeitsverlaufs des Fahrzeugs oder des Wetters entlang einer Route sowie die Massenschätzung des Fahrzeugs zu Beginn der Fahrt.

7.3.1 Fehlerbehaftete Geschwindigkeitsprädiktion

Eine wichtige Einflussgröße des zu prädizierenden Antriebsverbrauchs ist die Geschwindigkeit des Fahrzeugs. Zur Berechnung des Geschwindigkeitsverlaufs müssen mehrere Datenquellen kombiniert werden. Aus Abschnitt 2.10 sind Möglichkeiten zur Modellierung des Fahrertyps bekannt, die darauf abzielen, die Geschwindigkeitswahl des Fahrers entlang der Strecke vorherzusagen. Aus den prädiktiven Streckendaten sind Steigungen, Kurven, Geschwindigkeitsbeschränkungen sowie gegebenenfalls Informationen zu Verkehrsschildern und Ampeln bekannt. Zusätzlich müssen Echtzeitverkehrsinformationen und Verkehrsflussprognosen ausgewertet werden, da der aus Fahrertypmodellierung hervorgehende Geschwindigkeitswunsch des Fahrers wegen der Wechselwirkung mit anderen Verkehrsteilnehmern nicht immer realisiert werden kann.

7.3.2 Fehlerbehaftete Wetterdaten

Wettervorhersagen werden durch Verbesserungen in Simulationsmodellen und immer leistungsstärkeren Rechenzentren zwar kontinuierlich besser, trotzdem werden Wetterdaten auch auf absehbare Zeit mit einer Unsicherheit behaftet sein. Zudem ist die geografische und zeitliche Auflösung von Wetterdaten aktuell noch nicht ausreichend hoch, um daraus alle lokalen Einflüsse auf das Fahrzeug entlang der gesamten Fahrt vorherzusagen. Dabei kann zwischen langsam und schnell veränderlichen Wetterdaten unterschieden werden. Werte, die mittlerweile größenordnungsmäßig gut vorhergesagt werden können, sind die Temperatur und der Luftdruck. Die Windgeschwindigkeit und Windrichtung sind schwer vorhersagbar, da sie sich sehr schnell ändern können und zudem von der lokalen Topologie abhängen.

Unter der optimistischen Annahme, dass diese streckenbezogenen Windinformationen in Zukunft vorliegen werden, besteht weiterhin die Herausforderung, dass die zeitliche Zuordnung des Fahrzeugs zu den Streckenabschnitten vom tatsächlichen Geschwindigkeitsverlauf des Fahrzeugs abhängt, der ebenfalls nur mit Unsicherheiten vorhergesagt werden kann.

7.3.3 Fehlerbehaftete Massenschätzung

Eine weitere wichtige Einflussgröße auf die Restreichweitenprädiktion zu Beginn der Fahrt ist die Fahrzeugmasse. In Abschnitt 2.7.2 wurde erläutert, dass die Abschätzung der Fahrzeugmasse im Stillstand über Wegsensoren an den Federn des Fahrwerk möglich ist. Dabei wurde aufgezeigt, dass die stationäre Abweichung der Massenschätzung selbst unter optimalen Testbedingungen mehrere Prozente betragen kann.

Die Massenschätzung könnte zudem durch Alterungseffekte der Federn beeinflusst werden. Wird das Fahrzeug auf unebener Fläche abgestellt, könnte dies ebenfalls negative Auswirkungen auf die Genauigkeit der Massenschätzung haben. Nicht oder nicht ausreichend erkennbar ist zudem die Masse von Anhängern. Dabei könnte vor Beginn der Fahrt im Optimalfall die auf die Anhängervorrichtung des Fahrzeugs wirkende Gewichtskraft (Stützlast) erkannt werden. Die Gesamtmasse des Anhängers, welche sich bei Steigungen deutlich auf den Verbrauch auswirkt, kann jedoch erst während der Fahrt erkannt werden.

7.4 Sensitivitätsanalyse

Ziel der Sensitivitätsanalyse in diesem Abschnitt ist es, die Größenordnung der in den vorangegangenen Abschnitten vorgestellten potenziellen Fehlerquellen der Verbrauchsprädiktion zu bewerten. Dazu werden die aus Abschnitt 6.6 bekannten Strecken mit Fahrzeugmodell 1 (nichtlinear) erneut simuliert, wobei sich die Eingangs-Datensätze in der jeweils zu untersuchenden Fehlerursache unterscheiden.

Untersucht werden die Einflüsse von fehlerhaften Prädiktionen der Geschwindigkeit, der Windgeschwindigkeit, Luftdichte und Massenschätzung, da diese direkten Einfluss auf die Gesamtverbrauchsprädiktion haben.

Zur Festlegung der abweichenden Geschwindigkeit wird der Geschwindigkeitsverlauf des normalen Fahrertyps (siehe Abschnitt 5.2.3) so angepasst, dass die Änderung der Durchschnittsgeschwindigkeit entlang der Strecke der jeweiligen prozentualen Abweichung entspricht. Dabei wurde darauf geachtet, dass das Fahrerprofil bezüglich Beschleunigungs- und Verzögerungsvorgängen weitestgehend unverändert bleibt.

7.4.1 Unsicherheitsfaktor Geschwindigkeitsprädiktion

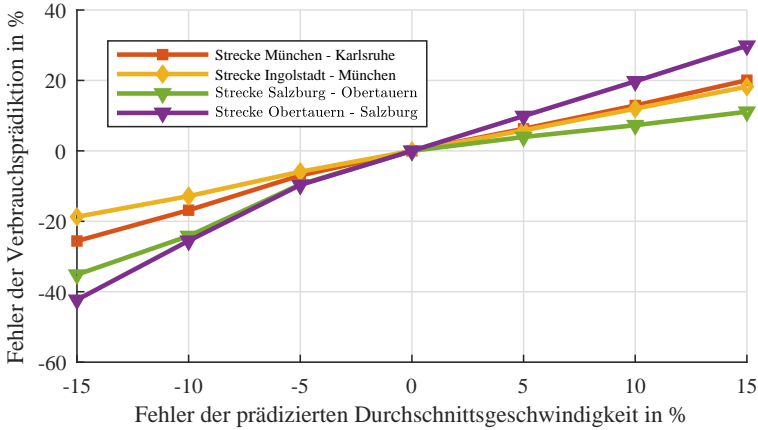


Abb. 7.1: Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen dem prädizierten und tatsächlichen Geschwindigkeitsverlauf

7.4.2 Unsicherheitsfaktor Luftdichte

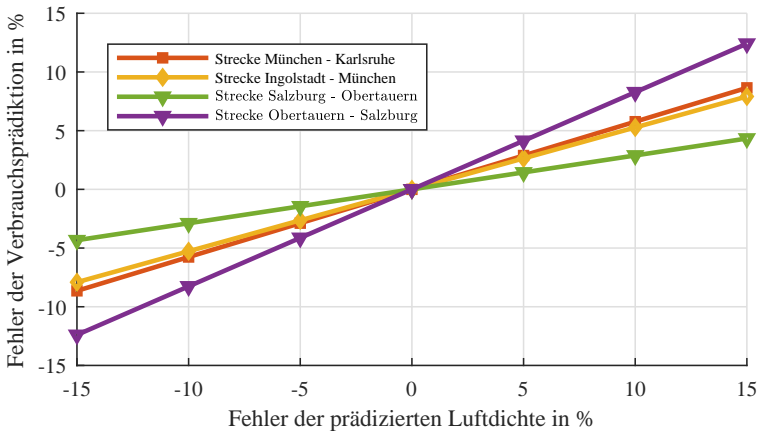


Abb. 7.2: Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der prädizierten und tatsächlichen Luftdichte

7.4.3 Unsicherheitsfaktor Windgeschwindigkeit

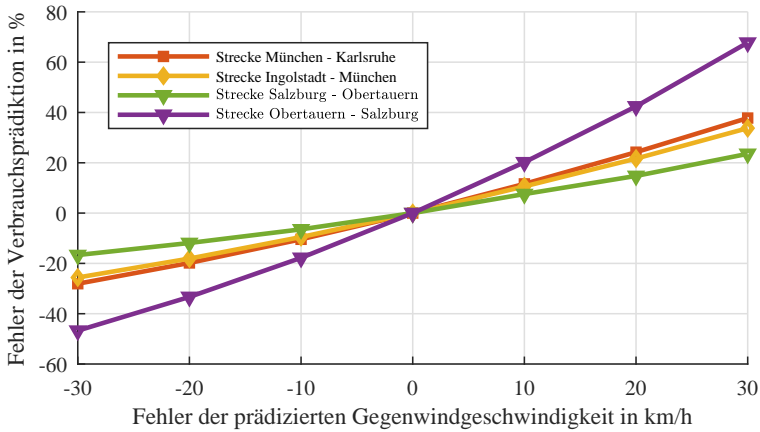


Abb. 7.3: Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der präzidierten und tatsächlichen Gegenwindgeschwindigkeit

7.4.4 Fehlerbehaftete Massenschätzung

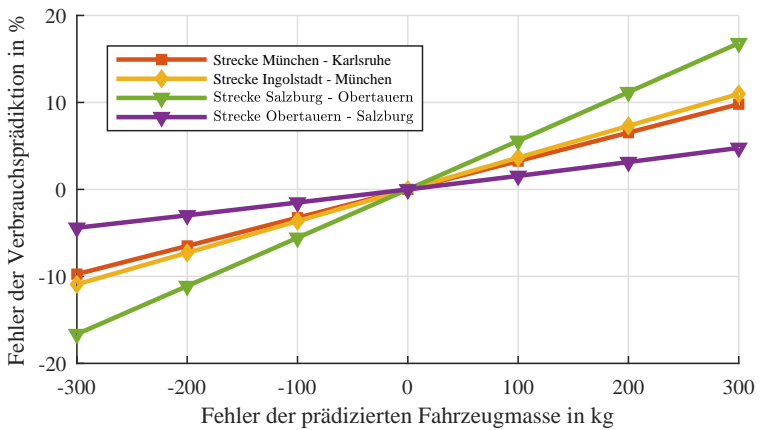


Abb. 7.4: Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der geschätzten und tatsächlichen Fahrzeugmasse

7.4.5 Fazit

Tabelle 7.2 fasst die Ergebnisse der Sensibilitätsanalyse hinsichtlich der potenziellen Fehlerauswirkung der Unsicherheitsfaktoren zusammen und ergänzt diese um Abschätzungen bezüglich der Auftrittswahrscheinlichkeit und der technischen Beherrschbarkeit.

Tab. 7.2: Potenzielle Auswirkung, Auftrittswahrscheinlichkeit und technische Beherrschbarkeit der Unsicherheitsfaktoren

Unsicherheitsfaktoren	Potenzielle Fehlerauswirkung	Auftrittshäufigkeit	Technische Beherrschbarkeit
Geschwindigkeitswahl des Fahrers	hoch	häufig	gering
Gegenwindgeschwindigkeit	hoch	standortabhängig	gering
Luftdichte	mittel	standortabhängig	mittel
Massenschätzung	mittel	häufig	mittel

Die potenzielle Fehlerauswirkung ergibt sich aus den Simulationsergebnissen der Abschnitte 7.4.1 bis 7.4.4 und ist für einige der Unsicherheitsfaktoren als hoch einzustufen. Die Auftrittshäufigkeit der Fehler wird auf Basis der Fehlerursache bewertet. Es gibt eine Unsicherheit durch die freie Geschwindigkeitswahl des Fahrer. Da auch Verkehr die Geschwindigkeitswahl beeinflussen kann, wird dieser Unsicherheitsfaktor als hoch eingestuft. Die Wahrscheinlichkeit hoher Unsicherheitsfaktoren bei der Gegenwindgeschwindigkeit und der Luftdichte hängt maßgeblich vom Standort ab. Da die Massenschätzung zu Beginn jeder Fahrt durchzuführen ist, wird auch diese Auftrittswahrscheinlichkeit als hoch eingestuft.

In der letzten Spalte wird die technische Beherrschbarkeit der Unsicherheitsfaktoren bewertet. Wie in den Abschnitten 7.3.1 und 7.3.2 gezeigt, können die Geschwindigkeitswahl des Fahrers und die Geschwindigkeit des Gegenwinds entlang der Strecke nicht ausreichend beeinflusst oder präzisiert werden. Auch die Luftdichte kann nicht beeinflusst werden, ist jedoch mit prädiktiven Strecken- und Wetterdaten technisch besser beherrschbar als die Geschwindigkeit des Fahrzeugs und des Windes.

Die Masse des Fahrzeugs ist nicht von externen Einflüssen während der Fahrt abhängig. Die Größe der Unsicherheit für die Massenschätzung des Fahrzeugs hängt daher ausschließlich von der Genauigkeit des Massenschätzers ab, was für die Bewertung eine hohe technische Beherrschbarkeit nahelegt. Bei Berücksichtigung der Möglichkeit von Fahrzeuganhängern kann die technische Beherrschbarkeit zu Beginn der Fahrt für diesen Unsicherheitsfaktor aber nur als mittel eingestuft werden.

8 Diskussion der Ergebnisse

In den vorangegangenen Abschnitten wurden Simulationsergebnisse zur Bewertung der erarbeiteten Restreichweitenalgorithmen für Elektrofahrzeuge vorgestellt.

Durch die vorausschauende Restreichweitenberechnung kann mit den vorgestellten Verfahren eine deutliche Verbesserung bei der Genauigkeit der Antriebsverbrauchsprädiktion für die Restreichweitenanzeige erzielt werden, die auf Basis objektiver Bewertungskriterien quantifiziert wurde. Auch Schwankungen in der Restreichweitenanzeige während der Fahrt können deutlich reduziert werden.

Zur bestmöglichen Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse erfolgt die Diskussion der Ergebnisse immer direkt im Anschluss an den jeweiligen Auswertungsabschnitt. In diesem Kapitel liegt der Fokus daher auf der Bewertung der Ergebnisse hinsichtlich der in Kapitel 3 definierten Anforderungen und Forschungsfragen.

8.1 Erfüllung der Anforderungen und Forschungsfragen

In Anforderung A1 wird festgelegt, dass bei Antritt der Fahrt eine konkrete Aussage möglich sein soll, ob ein Ziel mit der aktuell verfügbaren Energiemenge erreichbar ist und welche Energiemenge am Ziel noch vorhanden sein wird. Forschungsfrage F1 beschäftigt sich daher mit der Frage, welche Verfahren dazu geeignet sind, den Antriebsverbrauch eines Fahrzeugs schnell und zuverlässig, unabhängig von der gewählten Strecke, zu bestimmen.

In dieser Arbeit werden Konzepte zur vorausschauenden Berechnung der Restreichweite und der verbleibenden Energiemenge am Zielort vorgestellt (siehe Abschnitte 4.2, 4.3, 4.5, 4.7). Dazu werden Verfahren und Algorithmen zur Berechnung des Antriebsverbrauchs vorgestellt und durch umfangreiche Simulationen untersucht (siehe Abschnitte 4.4, 6.1 bis 6.6). Durch explizite

Berücksichtigung der Fahrzeugmasse als Eingang der verbrauchsindikatorbasierten Restreichweitenberechnung kann vor Fahrtbeginn eine noch bessere Aussage über die Erreichbarkeit des Fahrziels gegeben werden (siehe Abschnitte 2.7.2, 4.4.4, 6.1, 6.6). In einer Vielzahl von Szenarien kann eine deutliche Verbesserung gegenüber der Berechnung ohne explizite Berücksichtigung der Fahrzeugmasse festgestellt werden (siehe Abschnitt 6.4). Durch explizite Berücksichtigung der Luftdichte, welche aus Wetterdaten und dem Höhenverlauf entlang der Strecke berechnet wird, können weitere Verbesserungen in der Prädiktionsgenauigkeit erzielt werden (siehe Abschnitte 2.6.1, 4.4.4.2, 6.1, 6.6). Die eingesetzten rekursiven Verfahren der Regressionsanalyse sind rechnerisch effizient und erlauben eine schnelle und zuverlässige Prädiktion des Antriebsverbrauchs entlang der Strecke. Zudem erfüllen die Verfahren die in Anforderung A4 geforderten Eigenschaften, da sie aufgrund ihrer Lernfähigkeit mit minimalem Applikationsaufwand für den Einsatz in einer Vielzahl von Derivaten geeignet sind. Im Vergleich zu historienbasierten Reichweitenalgorithmen wird mit der vorausschauenden Verbrauchsberechnung eine deutliche Verbesserung erzielt, die auf Basis objektiver Bewertungskriterien quantifizierbar ist (siehe Abschnitte 5.5, 6.6.1 - 6.6).

Aus Anforderung A2 wird Forschungsfrage F2 abgeleitet, die sich damit befasst, wie sich Änderungen der Restreichweite, welche durch Aktivierung / Deaktivierung von steuerbaren Nebenverbrauchern auftreten können, rechnerisch effizient ermitteln lassen. In dieser Arbeit wird eine modulare Architektur zur vorausschauenden Restreichweitenberechnung vorgestellt (Kapitel 4). Durch den Austausch von Informationen unterschiedlicher Nebenverbrauchsprädiktionen über definierte Schnittstellen und die Herstellung eines Bezugs zu den Streckensegmenten der Antriebsverbrauchsprädiktion wird ein rechnerisch effizientes Verfahren zur Berechnung der streckenbezogenen Gesamtverbrauchsprädiktion realisiert (Abschnitt 4.5). Auswirkungen von Verbrauchsänderung auf die Restreichweite des Fahrzeugs können berechnet werden, ohne dafür die Gesamtsimulation entlang der Strecke erneut durchführen zu müssen. Voraussichtliche Reichweitenänderungen können bereits vor der Aktivierung / Deaktivierung der jeweiligen Komponente angezeigt werden. Aktualisierte Reichweitenauswirkungen der Komfortverbraucher stehen sofort zur Verfügung, was für Fahrer zur Bewältigung der Fahraufgabe besonders vorteilhaft ist (Abschnitt 1.1).

Forschungsfrage F3 beschäftigt sich mit dem Thema, wie Schwankungen in der Restreichweite während der Fahrt minimiert werden können. Historienbasierte Reichweitenalgorithmen führen verfahrensbedingt zu Schwan-

kungen in der angezeigten Reichweite, wenn sich der Reichweitendurchschnittsverbrauch entlang der Strecke verändert (Abschnitt 2.2). Durch Nutzung prädiktiver Streckendaten kann der Verbrauch entlang einer Strecke deutlich besser vorhergesagt werden, wodurch Schwankungen in der Verbrauchsschätzung während der Fahrt reduziert wurden (Abschnitte 2.3, 4.4). Zudem wird ein Konzept vorgestellt, mit dem die angezeigte Reichweite über eine applizierbare Funktion, mit definierbarer Adaptionsgeschwindigkeit, Quantisierungsstufen und Hysterese von der berechneten Reichweite entkoppelt werden kann. Dies bietet die Möglichkeit zu einer weiteren Senkung von Reichweiteschwankungen (Abschnitt 4.3). Abschnitt 4.7 beschäftigt sich mit der Fusion historien- und streckenbasierter Restreichweitenalgorithmen. Mit dem vorgestellten Verfahren können deutliche Verbesserungen bei der Genauigkeit der Reichweitenanzeige zu Beginn der Fahrt erzielt werden, wenn gleichzeitig streckenbasierte und historienbasierte Reichweitenalgorithmen zum Einsatz kommen. Schwankungen in der Restreichweitenanzeige während der Fahrt können entlang einer bekannten Strecke signifikant reduziert werden, was direkt zur Erfüllung von Anforderung A3 beiträgt.

In Forschungsfrage F4 geht es um die Frage, welche Voraussetzungen zur Erreichung einer optimalen Restreichweitenanzeige bereits heute erfüllt sind und welche Unsicherheitsfaktoren gegebenenfalls auch in Zukunft bestehen bleiben werden. Der Begriff der optimalen Restreichweitenanzeige wurde in Definition D1 in Abschnitt 3.1 so definiert, dass eine optimale Restreichweitenanzeige gegeben ist, wenn die zu Beginn der Fahrt angezeigte Restreichweite während der gesamten Fahrt linear mit der zurückgelegten Distanz abnimmt und das Fahrzeug zuverlässig bis 0 km angezeigter Restreichweite bewegt werden kann. Um dieses Ziel zu erreichen, müssen alle äußeren Einflüsse, die auf das Fahrzeug einwirken, im Vorfeld bekannt sein und berücksichtigt werden. Die Genauigkeit der Prädiktion hängt von der Güte der prädiktiven Streckendaten ab. In Kapitel 7 wird diesbezüglich eine ausführliche Analyse potenzieller Fehlerquellen sowie eine zugehörige Sensitivitätsanalyse durchgeführt.

8.2 Bewertung des heutigen Stands

Auf Basis der heute verfügbaren prädiktiven Streckendaten kann noch nicht von einer optimalen Restreichweitenanzeige gesprochen werden, da einige Einflüsse, wie beispielsweise Windgeschwindigkeiten oder Verkehrsprädiktionen nicht in ausreichender Qualität vorliegen.

Der technologische Fortschritt bei Kartendaten, Verkehrsprädiktionen und Wetterinformationen wird dazu führen, dass die Datenlage in diesen Bereichen immer besser werden wird. Der Geschwindigkeitsverlauf des Fahrzeugs sowie der Betriebszustand von Komfortverbrauchern wird maßgeblich durch den Fahrer selbst beeinflusst, weshalb der Faktor Mensch auch in Zukunft Unsicherheiten in das System einbringen wird (Abschnitte 2.9, 2.10, 4.5).

Erst mit der Einführung hochautomatisierter Fahrzeuge, bei denen die Reisegeschwindigkeit vom Start bis zum Ziel im Vorfeld festgelegt werden kann, wird das Ziel der optimalen Restreichweitenanzeige in greifbare Nähe rücken.

9 Zusammenfassung

Zu Beginn der Arbeit wird aufgezeigt, dass die Einführung von Elektrofahrzeugen eine große Rolle bei der Senkung der CO₂-Flottendurchschnittswerte von Automobilherstellern spielen wird. Um dieses Ziel zu erreichen, sind weitere Anstrengungen zur Senkung der Herstellungskosten und eine Steigerung der Reichweite notwendig. Wie in der Einleitung erläutert, erfüllen viele der auf dem Markt erhältlichen Elektrofahrzeuge, insbesondere Klein- und Mittelklassewagen, noch nicht die von den Kunden erwarteten Anforderungen an die Reichweite. Im Hochpreissegment gibt es bereits vereinzelte Elektrofahrzeuge mit großen Batterien, die bezüglich Reichweite annähernd an die Reichweiten konventioneller Fahrzeuge herankommen.

In Kapitel 1.1 wird der Begriff der Reichweitenangst vorgestellt und es werden die Ursachen diskutiert, warum die meisten Fahrer von Elektrofahrzeugen nicht die volle Reichweite des Fahrzeugs ausschöpfen. Fahrer bewerten die Reichweite in Abhängigkeit der vom Fahrzeug angezeigten Reichweite sowie ihrer individuellen Reichweitereinschätzung, welche auf persönlichen Erfahrungswerten basiert. Zur Aufrechterhaltung eines „psychologischen Sicherheitspuffers“ werden durchschnittlich nur 75-80 % der verfügbaren Reichweite ausgenutzt [26].

Eine Möglichkeit zur Steigerung der im Alltag nutzbaren Reichweite liegt darin, die technisch realisierbare Reichweite durch eine nachvollziehbare und zuverlässige Restreichweitenanzeige für Fahrer besser nutzbar zu machen. Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt daher auf der Entwicklung von Konzepten und Verfahren zur Bereitstellung einer verbesserten Restreichweitenanzeige.

In den Kapiteln 2.1 bis 2.10 wird der Stand des Wissens der Restreichweitemessung und -anzeige sowie die damit im Zusammenhang stehenden Technologien wie prädiktive Streckendaten und Echtzeitverkehrsinformationen vorgestellt. Die Funktionsweise historienbasierter Reichweitenalgorithmen wird diskutiert und es wird erläutert, weshalb diese aufgrund ihrer konzeptbedingten Einschränkungen für eine zuverlässige Reichweitenanzeige, insbesondere für eine konkrete Aussage über die Erreichbarkeit von

Fahrzielen, ungeeignet sind. Aufgrund ihrer geringen Komplexität sind diese jedoch auch weiterhin eine legitime Möglichkeit zur Reichweitenberechnung bei Fahrten ohne Zieleingabe.

Im Stand des Wissens werden Fahrwiderstandsgleichungen erörtert und die Methode der Regressionsanalyse zur Fahrwiderstandsschätzung vorgestellt. In 2.6.1 und in Anhang A.2 werden die physikalischen Grundlagen des Luftwiderstands genauer betrachtet. Es wird gezeigt, dass die Luftdichte, welche stark von der Meereshöhe und Temperatur abhängig ist, einen maßgeblichen Einfluss auf den Verbrauch haben kann und deshalb als Einfluss in der Reichweitenberechnung berücksichtigt werden sollte.

In Abschnitt 2.7.2 werden Möglichkeiten zur Schätzung der Fahrzeugmasse untersucht. Diese gliedern sich in Verfahren zur Ermittlung der Masse im Stillstand und während der Fahrt. Aufgrund von Anforderung A1 (siehe Abschnitt 3.1) wird eine initiale Massenschätzung im Stillstand bevorzugt, da diese eine Prädiktion der Restreichweite vor Fahrtbeginn ermöglicht.

Die Abschnitte 2.8 bis 2.10 geben einen Überblick zu den Methoden der Ladezustandsbestimmung, dem Einfluss des Thermomanagementverbrauchs sowie Möglichkeiten zur fahrertypabhängigen Geschwindigkeitsprädiktion.

In Abschnitt 3.1 wird die Zielsetzung der Arbeit in Form konkreter Anforderungen an die Reichweitenanzeige formuliert. Darauf folgt in 3.2 eine Zusammenfassung und Analyse des aktuellen Stand des Wissens hinsichtlich der Erfüllung dieser Anforderungen. Basierend auf dieser Analyse werden in 3.4 weitere Forschungsfragen abgeleitet, die zur Erreichung der in der Zielsetzung formulierten Anforderung beantwortet werden müssen.

Anschließend wird das erarbeitete Konzept zur vorausschauenden Restreichweitenberechnung in Elektrofahrzeugen vorgestellt. In Abschnitt 4.1 wird zunächst die modulare Systemarchitektur vorgestellt sowie auf die Notwendigkeit zur Definition von Schnittstellen zwischen den Einzelmodulen und beteiligten Abteilungen im frühen Produktentwicklungsstadium hingewiesen. Anschließend wird in Abschnitt 4.2 auf potenzielle Risiken im Umgang mit asynchron und zeitversetzt bereitgestellten Daten hingewiesen und ein Lösungsansatz zur signifikanten Reduktion des damit einhergehenden potenziellen Reichweitenfehlers vorgestellt.

In Abschnitt 4.3 wird eine parametrisierbare Funktion für die Berechnung der angezeigten Reichweite vorgestellt. Sie kann als Filter zwischen dem Berechnungsalgorithmus und der Reichweitenanzeige implementiert

werden und ermöglicht den Applikationsingenieuren das Verhalten der Restreichweitenanzeige durch Vorgabe der Quantifizierungsschritte und Adaptionsgeschwindigkeit der Reichweitenanzeige maßgeblich zu beeinflussen. Dadurch kann bei Bedarf eine Entkopplung zwischen der berechneten Restreichweite und der angezeigten Restreichweite unter Berücksichtigung der OEM-spezifischen Zieleigenschaften realisiert werden.

Abschnitt 4.4 beschäftigt sich mit dem Modul der Antriebsverbrauchsprädiktion. In Abschnitt 4.4.1 werden dafür die physikalischen Zusammenhänge erörtert und anschließend in Abschnitt 4.4.2 das Konzept der verbrauchsindikatorenbasierten Antriebsverbrauchsprädiktion vorgestellt. Dabei werden unter Berücksichtigung physikalisch begründeter Zusammenhänge quantifizierbare Kenngrößen hergeleitet, die während der Fahrt auf Basis von im Fahrzeug verfügbaren Messgrößen berechenbar sind.

Für die Vorhersage des Antriebsverbrauchs entlang einer Strecke wird eine segmentweise Analyse der prädiktiven Streckendaten zur Berechnung dieser Verbrauchsindikatoren durchgeführt. Durch Addition der einzelnen Segmentverbräuche wird der Gesamtverbrauch des Antriebsstrangs entlang der Route berechnet. In Abschnitt 4.4.4 werden geeignete Regressionsmodelle zur Parameteridentifikation formuliert. Diese unterscheiden sich vorwiegend durch die Anzahl und Auswahl der darin vorkommenden Parameter. Zur Lösung des Regressionsproblems werden in Abschnitt 4.4.5 das Recursive Least Squares Verfahren mit zugehörigen Vergessenstrategien vorgestellt.

In Abschnitt 4.5 wird ein Konzept zur Anzeige von Reichweitenänderungen bei Aktivierung oder Deaktivierung von Komfortverbrauchern präsentiert.

Abschnitt 4.6 beschäftigt sich mit der Vorhersage der Verlustleistung innerhalb der Hochvoltbatterie. Dabei werden Verluste über eine definierte Schnittstelle ähnlich einem nicht deaktivierbaren Nebenverbraucher in der modularen Systemarchitektur modelliert und entsprechend in der Reichweitenberechnung berücksichtigt. Da im Rahmen dieser Doktorarbeit eine Veröffentlichung zum Thema des Einflusses des Batterieinnenwiderstands auf die Reichweite von Elektrofahrzeugen verfasst wurde, wird für weitere Details auf diese Arbeit verwiesen [21].

Abschnitt 4.7 befasste sich mit der Fusion von Ergebnissen historien- und streckenbasierter Restreichweitenalgorithmen. Es wurde gezeigt, dass mit diesem Verfahren erhebliche Verbesserungen bei der Genauigkeit der Reichweitenanzeige zu Beginn und während der Fahrt erzielt werden können, wenn situationsbedingt sowohl streckenbasierte als auch historienbasierte

Reichweitenalgorithmen zum Einsatz kommen. Dieses Verbesserungspotential kann immer dann genutzt werden, wenn gemäß der vorausschauenden Restreichweitenberechnung am Zielort noch Energie vorhanden ist, was im täglichen Gebrauch von Fahrzeugen häufig der Fall ist.

Nachdem in den Kapiteln 1 bis 4 das theoretische und konzeptionelle Fundament gelegt wird, folgen in den Kapiteln 5 und 6 die Implementierung, Validierung und Optimierung des Konzepts. Dazu wurde im Rahmen dieser Doktorarbeit ein modular aufgebauter Reichweitensimulator entwickelt. In Abschnitt 5.1 wird ein Überblick zum Simulationsaufbau gegeben und anschließend in 5.2 die Vorgehensweise bei der Konfiguration von Fahrzeugmodellen, Streckendaten, Geschwindigkeitsverläufen, der Auswahl des Prädiktionsverfahrens und der Reichweitenanzeige vorgestellt. Es werden vier Simulationsstrecken definiert, deren Streckenprofile sich bezüglich Steigungs- und Geschwindigkeitsverlauf wesentlich voneinander unterscheiden.

In Abschnitt 5.4 wird das Simulationskonzept zur Bewertung der Regressionsmodelle hinsichtlich ihrer Eignung für die Prädiktion des Antriebsverbrauchs vorgestellt. Dazu werden in 5.4 Ziele und in 5.5 objektive Bewertungskriterien der Untersuchungen definiert.

In Kapitel 6 werden die Simulationen für die zuvor definierten Ziele durchgeführt und die Ergebnisse dokumentiert. Sie umfassen folgende Themen: Validierung der Regressionsmodelle (6.1), Validierung der rekursiven Parameterschätzverfahren (6.2), Einfluss der Segmentlänge (6.3), Untersuchung der Adaptionsfähigkeit (6.4), Verbesserung durch zweiten Arbeitspunkt (6.5) und Untersuchung der Restreichweitenanzeige für ausgewählte Szenarien (6.6).

In Kapitel 7 werden potenzielle Fehlerquellen der Reichweitenprädiktion erörtert und anschließend eine Sensitivitätsanalyse zu den am wahrscheinlichsten auftretenden Unsicherheitsfaktoren durchgeführt.

Die detaillierte Diskussion der Ergebnisse dieser Doktorarbeit mit Bezug auf die Anforderungen und Forschungsfragen sowie eine Bewertung des heutigen Stands erfolgt in Kapitel 8.

9.1 Wirtschaftlicher Nutzen im Produktentstehungsprozess

Das in dieser Arbeit vorgestellte Konzept zur vorausschauenden Restreichweitenberechnung zeichnet sich durch seine Modularität und die einfache Applizierbarkeit der Antriebsverbrauchsprädiktion aus. Durch die automatische Erkennung der Fahrzeugparameter während der Fahrt kann auf eine manuelle Modellierung und die zeitintensive Ermittlung von Kennfeldern des Antriebsstrangs verzichtet werden.

Hinzu kommt, dass sich die Eigenschaften von Fahrzeugen während des Produktentstehungsprozesses durch neue Bauteilmuster ständig ändern können und die Modellierung dadurch mehrfach durchgeführt werden müsste. Durch die Vermeidung dieses Modellierungsaufwands wird der Produktentstehungsprozess schlanker und günstiger.

Neben einer zuverlässigen Restreichweitenanzeige für den Endkunden ergeben sich somit auch auf OEM-Seite Vorteile, die im wirtschaftlich angespannten Wettbewerbsumfeld nicht zu vernachlässigen sind.

9.2 Zukünftige Entwicklungen

Die Elektromobilität wird in den nächsten Jahren weiterhin ein zentrales Thema bei Automobilherstellern sein. Der Volkswagen Konzern geht davon aus, dass im Jahr 2025 bereits jedes vierte Konzernfahrzeug batterieelektrisch angetrieben sein wird [120]. Bei Audi wurde dieses Ziel bereits 2017 auf ein Drittel erhöht und fest in der Unternehmensstrategie verankert [121].

Gleichzeitig hält die Digitalisierung Einzug in das Fahrzeug und führt dazu, dass die eingesetzten Systeme immer nahtloser mit der Onlinewelt verknüpft werden. Cloudbasierte Systeme werden in der Lage sein, lokale Systeme durch nahezu beliebig skalierbare Rechenleistung zu unterstützen und das Kundenerlebnis noch weiter steigern.

Bezüglich der Reichweitenberechnung und Anzeige im Fahrzeug ergeben sich durch die Vernetzung des Fahrzeugs mit seiner Umwelt neue Möglichkeiten. So kann die Reichweitenberechnung in Zukunft zusätzlich zur Anzeige im Fahrzeug als Basistechnologie für eine Gruppe von Funktionen genutzt werden.

Intelligente Ladesysteme sollen das Kundenerlebnis möglichst unkompliziert gestalten. Auf Basis der vorausschauenden Restreichweitenberechnung kann der Energiebedarf zukünftiger Fahrten ermittelt und die Ladezeitpunkte in Abhängigkeit der Verfügbarkeit erneuerbarer Energiequellen und flexibler Strompreise optimiert werden.

Zukünftig wird es fahrerlose Elektrofahrzeugflotten geben, die auf Abruf von jedermann genutzt werden können. Automatisierte Flottenmanagementlösungen verfolgen das Ziel, die Auslastung dieser Fahrzeuge zu maximieren und vermeidbare Ausgaben zu minimieren. Die Zuteilung von Fahrzeugen zu Passagieren wird im Optimalfall unter Berücksichtigung der im Fahrzeug verfügbaren Energiemenge und der Anfahrtstrecke des Fahrzeugs erfolgen. Cloudbasierte, vorausschauende Restreichweitenalgorithmen sind daher notwendig, um die Vielzahl von Fahrten und regelmäßig notwendige Ladestopps zeitlich und energetisch optimal einzuplanen.

Um diese Zielvision zu erreichen, bedarf es weiterer Untersuchungen zur Optimierung der vorgestellten Algorithmen hinsichtlich Parallelisierbarkeit und Skalierbarkeit auf cloudbasierten Systemen. Der technologische Fortschritt bei Kartendaten, Verkehrsprädiktionen und Wetterinformationen führt dazu, dass die Datenlage in diesen Bereichen immer besser wird. Die genauen Auswirkungen dieser Daten auf das Einzelfahrzeug können daher ebenfalls Teil der weiterführenden Forschung in diesem Bereich sein.

Glossar

Backend Server oder Serververbund, dessen Hauptaufgaben die Speicherung, Verarbeitung und Bereitstellung von Daten sind.

Batterieladezustand Der Batterieladezustand gibt Auskunft darüber, wie viel Energie aus der Batterie noch entnommen werden kann.

Echtzeitverkehrsinformationen Informationen, welche Auskunft über den aktuellen Verkehrszustand des Straßennetzes geben und als Teil der prädiktiven Streckendaten zur Optimierung der Betriebsstrategie und der Berechnung der Restreichweite genutzt werden können.

Elektrofahrzeug Rein elektrisch angetriebenes Fahrzeug.

Estimator Windup Unerwünschtes Aufschwingen der identifizierten Parameter aufgrund unzureichender Anregung in rekursiven Least Squares Verfahren.

Gesamtleistungsbedarf Leistung, welche das Fahrzeug zur Versorgung aller aktiven Komponenten benötigt.

Historienbasierte Reichweitenberechnung Verfahren, bei dem die Restreichweite eines Fahrzeug ausschließlich in Abhängigkeit vergangener und aktueller Messwerte berechnet wird.

Kombiinstrument Anzeigeeinstrument, welches sich im Fahrzeug im Bereich hinter dem Lenkrad befindet und Informationen wie Geschwindigkeit, Batterieladezustand und Restreichweite anzeigt.

Konventionelles Fahrzeug Rein verbrennungsmotorisch angetriebenes Fahrzeug, bei dem die Batterie nur zum Starten des Motors und für die Versorgung der Nebenverbraucher genutzt wird.

Lineares Reichweitenverhalten Linearer Zusammenhang zwischen der Abnahme der angezeigten Restreichweite und der zurückgelegten Distanz.

- Prädiktionshorizont** Entfernung von der aktuellen Position entlang einer Route, bis zu der prädiktive Streckendaten für die Reichweitenberechnung zur Verfügung stehen.
- Prädiktionsschnittstelle** Schnittstelle, über welche die Berechnung der auf mehrere Teilmodule verteilte Verbrauchsberechnung koordiniert wird.
- Prädiktive Streckendaten** Streckenbezogene Informationen, welche bei bekanntem Fahrziel für die Berechnung der Restreichweite genutzt werden können.
- Reichweitenangst** Angst der Fahrer von Elektrofahrzeugen, vor Erreichen der nächsten Lademöglichkeit mit leerer Batterie liegen zu bleiben, welche dazu führen kann, dass die Reichweite von Elektrofahrzeugen nicht bis zum letzten Kilometer ausgereizt wird.
- Reichweitenpuffer** Distanz, welche mit dem Fahrzeug noch zurückgelegt werden kann, wenn die Reichweitenanzeige beginnt 0 km anzuzeigen.
- Reichweitenschwankungen** Sich wiederholender Wechsel zwischen Über- und Unterprädiktionen der Restreichweite, welcher bei historienbasierten Verfahren durch die Adaption an den Momentanverbrauch auftreten kann.
- Restreichweite** Strecke, die mit der vorhandenen Energie im Fahrzeug ohne Nachladung noch zurückgelegt werden kann.
- Windrichtung** Himmelsrichtung, aus der der Wind kommt. Die Windrichtung wird in 16 Himmelsrichtungen mit einem Winkelabstand von je $22,5^\circ$ unterteilt, wobei 0° einem Nordwind und 180° einem Südwind entspricht.

Abkürzungsverzeichnis

API Anwendungsprogrammierschnittstelle.

BMS Batteriemanagementsystem.

EHP Electronic Horizon Provider.

EHR Electronic Horizon Reconstructor.

HV-Batterie Hochvoltbatterie.

LRPSD Long Range Prädiktive Streckendaten.

LS Least Squares.

NEFZ Neuer Europäischer Fahrzyklus.

OEM Original equipment manufacturer.

RLS Recursive Least Squares.

RLS-DT Recursive Least Squares - Directional Tracking.

RLS-EF Recursive Least Squares - Exponential Forgetting.

RW Restreichweite.

RWDV Reichweitendurchschnittsverbrauch.

SRPSD Short Range Prädiktive Streckendaten.

TM Thermomanagement.

TMC Traffic Message Channel.

ULEZ Ultra Low Emission Zone.

Lateinische Formelzeichen

$\Delta RW_{Präd}$	kWh	Änderung der prädizierten Restreichweite seit der letzten Berechnung.
ΔRW	km	Änderung der Restreichweite seit der letzten Berechnung
\hat{E}_{AGes}	kWh	Prädizierter Antriebsverbrauch der Strecke
\hat{E}_A	kWh	Prädiktionswert der für den Antrieb benötigten Energie
\hat{E}_{Beschl}	kWh	Prädizierter X_{Beschl} zugeordneter Segmentverbrauch
\hat{E}_{Kurv}	kWh	Prädizierter X_{Kurv} zugeordneter Verbrauch
\hat{E}_{Luft}	kWh	Prädizierter X_{Luft} zugeordneter Verbrauch
$\hat{E}_{NebVerbr}$	kWh	Geschätzter Verbrauch eines Nebenverbrauchers
\hat{E}_{Roll}	kWh	Prädizierter X_{Roll} zugeordneter Segmentverbrauch
\hat{E}_{Steig}	kWh	Prädizierter X_{Steig} zugeordneter Verbrauch
A	m ²	Fahrzeugstirnfläche
C_S	-	Seitenkraftsteifigkeit
E_{AGes}	kWh	Antriebsverbrauch der Strecke
E_{ASeg}	kWh	Antriebsverbrauch des Streckensegments
E_A	kWh	Für den Antrieb benötigte Energie
$E_{Bat, Max}$	kWh	Aus der HV-Batterie entnehmbare Energiemenge bei voller Batterie
$E_{Bat, Puffer}$	kWh	Entnehmbare Energiemenge bei erstmaliger Anzeige von 0 km Reichweite
E_{Bat}	kWh	Entnehmbare Energiemenge der Batterie
E_{Beschl}	kWh	X_{Beschl} zugeordneter Segmentverbrauch
E_{Gesamt}	kWh	Benötigte Energie

E_{Kin}	N	Kinetische Energie
E_{Kurv}	kWh	X_{Kurv} zugeordneter Verbrauch
E_{Luft}	kWh	X_{Luft} zugeordneter Verbrauch
$E_{Neb\ Verbr}$	kWh	Verbrauch eines Nebenverbrauchers
$E_{Präd}$	kWh	Für die Strecke $RW_{Präd}$ prädierte Energiemenge
E_{Roll}	kWh	X_{Roll} zugeordneter Segmentverbrauch
E_{Steig}	kWh	X_{Steig} zugeordneter Verbrauch
$\hat{E}_{AGes, Rest}$	kWh	Geschätzter Antriebsverbrauch für die verbleibende Strecke
\hat{E}_{AGes}	kWh	Geschätzter Antriebsverbrauch der Strecke
\bar{E}_{ASeg}	kWh	Mittlerer Antriebsverbrauch der Streckensegmente
\hat{E}_{ASeg}	kWh	Geschätzter Antriebsverbrauch des Streckensegments
F_A	N	Antriebskraft
F_{Beschl}	N	Beschleunigungswiderstand
$F_{Beschl, Rot}$	N	Rotatorischer Anteil des Beschleunigungswiderstands
$F_{Beschl, Trans}$	N	Translatorischer Anteil des Beschleunigungswiderstands
F_{Brems}	N	Bremskraft
F_{Kurv}	N	Kurvenwiderstand
$F_{Lat, H}$	N	Querkraft am Vorderrad
$F_{Lat, V}$	N	Querkraft am Vorderrad
F_{Luft}	N	Luftwiderstandskraft
F_N	N	Normalkraft
F_{Roll}	N	Rollwiderstandskraft
F_{Steig}	N	Steigungswiderstand
F_{Zf}	N	Zentrifugalkraft
F_x	N	Kraft in Richtung der x-Achse
F_y	N	Kraft in Richtung der y-Achse
F	km	Filterkonstante
H	-	Hesse-Matrix
I	-	Identitätsmatrix
I_{Bat}	A	Strom der Hochvoltbatterie
J_{Red}	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$	Massenträgheitsmoment aller rotierenden Teile auf die Antriebswelle reduziert

$K_{Präd}$	-	Gewichtungsfaktor für die Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs
K	-	Verstärkungsfaktor (RLS-Verfahren)
L	m	Längenänderung der Feder aus der Ruhelage
MSE	-	Mittlere quadratische Abweichung
$P_{Antrieb}$	W	Radantriebsleistung
$P_{Antrieb}$	kW	Leistungsbedarf des Antriebsstrangs
P_{Bat}	W	Leistung der Hochvoltbatterie inkl. Verluste
$P_{Bat, Klemme}$	W	Klemmleistung der Hochvoltbatterie
$P_{Bat, Verlust}$	W	Verlustleistung der Hochvoltbatterie
P_{Beschl}	kW	Leistungsbedarf der Beschleunigungskraft
P_{Brems}	kW	Leistungsbedarf der Bremskraft
P_{Luft}	kW	Leistungsbedarf der Luftwiderstandskraft
P	-	Inverse the Hesse-Matrix
Q	s	Quantisierungsintervall
RW	km	Berechnete Restreichweite
$RW_{Anzeige}$	km	Restreichweite vor Quantisierung
$RW_{Anzeige, Q}$	km	Restreichweite nach Quantisierung
RW_{Puffer}	km	Reichweitenpuffer
$RWDV$	$\frac{\text{kWh}}{100 \text{ km}}$	Adaptierter Reichweitendurchschnittsverbrauch
$RWDV_{Anzeige}$	$\frac{\text{kWh}}{100 \text{ km}}$	Reichweitendurchschnittsverbrauch der Anzeige
$RWDV_{Anzeige, Q}$	$\frac{\text{kWh}}{100 \text{ km}}$	Reichweitendurchschnittsverbrauch nach Quantisierung
$RWDV_{Präd}$	$\frac{\text{kWh}}{100 \text{ km}}$	Prädizierter Reichweitendurchschnittsverbrauch
$RW_{Präd}$	kWh	Prädizierte Restreichweite oder Länge der Reststrecke entlang der Route, falls das Ziel ohne Zwischenladung erreicht werden kann .
R	m	Kurvenradius
R^2	m	Bestimmtheitsmaß
R_D	$\frac{\text{J}}{\text{kg K}}$	Gaskonstante Wasserdampf
R_{fL}	$\frac{\text{J}}{\text{kg K}}$	Gaskonstante feuchter Luft
R_i	Ω	Innenwiderstand der Hochvoltbatterie
R_{iL}	$\frac{\text{J}}{\text{kg K}}$	Gaskonstante trockener Luft

SOC_{0km}	kWh	Energiegehalt der Batterie, bei dem 0 km als Restreichweite angezeigt wird
SOC_{Max}	kWh	Maximaler Energiegehalt der Batterie
SOC_{Min}	kWh	Minimaler Energiegehalt der Batterie
SOC	kWh	Absoluter Energiegehalt der Batterie
T	s	Zeitkonstante
T_{Bat}	°C	Temperatur der Hochvoltbatterie
T_C	°C	Temperatur in Grad Celsius
T_K	K	Temperatur in Grad Kelvin
T_{Luft}	°C	Temperatur der Umgebungsluft
U_0	V	Leerlaufspannung der Hochvoltbatterie
U_{Bat}	V	Spannung zwischen dem HV+ und HV-Anschluss der Hochvoltbatterie
V	-	Kostenfunktion
W	-	Instrumentenmatrix
X	-	Verbrauchsindikator
X_{Beschl}	$\frac{kWh}{kg}$	Verbrauchsindikator Beschleunigung
X_{Kurv}	$\frac{kg \cdot m^4}{s^4 m^2}$	Verbrauchsindikator für Kurvenwiderstand
X_{Luft}	$\frac{kWh \cdot m}{kg}$	Verbrauchsindikator für den Luftwiderstand
X_{Roll}	$\frac{kWh \cdot s^2 \cdot kg^2}{m}$	Verbrauchsindikator für den Rollwiderstand
$X_{Segmentlänge}$	-	Vorgabe der Segmentlänge
X_{Steig}	$\frac{kWh \cdot s^2}{kg^2}$	Verbrauchsindikator Steigung
Y	-	Ausgangsmatrix
$a_{Präd}$	$\frac{m}{s^2}$	Prädizierte Beschleunigung
$a_{y,Präd}$	N	Prädizierte Querb beschleunigung
a_y	N	Querb beschleunigung
a	$\frac{m}{s^2}$	Beschleunigung
c_{Init}	-	Konstante zur Initialisierung des RLS-Verfahren
c_{Offset}	-	Konstante der Gewichtung von Reichweitenfiltern mit Versatz
c_R	-	Rollwiderstandskoeffizient
c_W	-	Luftwiderstandszahl
d	-	Dämpfungsgrad
e_Q	N	Quantisierungsfehler
e	-	Störgröße
g	$\frac{m}{s^2}$	Fallbeschleunigung

h	m	Höhe über Meeresspiegel in Metern
k	%	Steigung
k_0	-	Koeffizient des Constant Trace Algorithmus
k_F	$\frac{N}{m}$	Federkonstante
k_d	-	Verzögerung
l_H	N	Distanz zwischen Massenschwerpunkt und hinterer Fahrzeugachse
l_V	N	Distanz zwischen Massenschwerpunkt und vorderer Fahrzeugachse
l	N	Radstand
m	kg	Masse
m_{Fz}	kg	Fahrzeugleergewicht
m_{Zul}	kg	Zuladung
n_a	-	Grad des Polynoms $A(q)$
n_b	-	Grad des Polynoms $B(q)$
n_c	-	Grad des Polynoms $C(q)$
n_d	-	Grad des Polynoms $D(q)$
p	hPa	Umgebungsluftdruck
p_{Red}	hPa	Reduzierter Luftdruck (bezogen auf den Meeresspiegel)
p_{sat}	hPa	Sättigungsdampfdruck über Wasseroberflächen
r_{dyn}	m	Dynamischer Radhalbmesser
s	m	Weg
t	s	Zeit
u	-	Systemeingangsgröße
v	$\frac{m}{s}$	Geschwindigkeit des Fahrzeugs
$v_{Luft,rel}$	$\frac{m}{s}$	Relativgeschwindigkeit der Luft zum Fahrzeug entgegen der Fahrtrichtung
$v_{Präd}$	$\frac{m}{s}$	Prädizierte Geschwindigkeit des Fahrzeugs
$v_{Wind,Geg}$	$\frac{m}{s}$	Windgeschwindigkeit entgegen der Fahrtrichtung
v_{Wind}	$\frac{m}{s}$	Windgeschwindigkeit
\bar{v}_k	$\frac{m}{s}$	Über Mittelwertbildung angenäherte Durchschnittsgeschwindigkeit in einem Zeitschritt
w	-	Gewichtungsfaktor
y	-	Systemausgangsgröße

Griechische Formelzeichen

α	rad	Schräglaufwinkel
$\bar{\alpha}_k$	rad	Über Mittelwertbildung angenäherte durchschnittliche Steigung in einem Zeitschritt
β_y	rad	Parameter für Berechnung der tolerierten Querbesehleunigung
β	rad	Windanströmwinkel entgegen der Fahrtrichtung des Fahrzeugs
δ	rad	Fahrtrichtung des Fahrzeugs, wobei 0 rad einer Fahrt Richtung Norden entspricht, zählend im Uhrzeigersinn.
ψ	rad	Windrichtung, wobei 0 rad einem Nordwind entspricht.
ϵ_{max}	-	Fehler
ϵ	-	Fehler
η	-	Wirkungsgrad
η_{Seg}	-	Mittlerer Wirkungsgrad des Streckensegments
γ	-	Glättungsparameter der Reichweitenanzeige
κ	$\frac{1}{m}$	Kurvenkrümmung
λ	-	Gewichtungsfaktor
χ	rad	Steigungswinkel
Φ	-	Eingangswertmatrix
φ	-	Eingangswertvektor
φ_L	-	Relative Luftfeuchtigkeit
ρ	-	Korrelation
ρ_{Luft}	$\frac{kg}{m^3}$	Luftdichte

ρ_{fL}	$\frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$	Dichte feuchter Luft
Σ_0	-	Parameter (RLS-STVFF Verfahren)
σ^2	-	Varianz)
σ	-	Empirische Standardabweichung
τ	-	Reichweitenneuberechnungen pro km
θ	-	Parametervektor
θ_{Beschl}	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl}
$\theta_{Beschl1}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\theta_{Beschl2}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\theta_{BeschlB}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\hat{\theta}$	-	Parameterschätzvektor
$\hat{\theta}_{Beschl}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl}
$\hat{\theta}_{Beschl1}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\hat{\theta}_{Beschl2}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\hat{\theta}_{BeschlB}$	kg	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Beschl} (Masse explizit)
$\hat{\theta}_{Kurv}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Kurv}
$\hat{\theta}_{KurvB}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Kurv} (Masse explizit)
$\hat{\theta}_{Luft}$	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Luft}
$\hat{\theta}_{Roll}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Roll}
$\hat{\theta}_{RollB}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Roll} (Masse explizit)
$\hat{\theta}_{Steig}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Steig}
$\hat{\theta}_{SteigB}$	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Steig} (Masse explizit)
θ_{Kurv}	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Kurv}
θ_{KurvB}	$\frac{\text{mètre}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Kurv} (Masse explizit)

$\hat{\theta}_{Luft,\rho}$	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterwert für die Berechnung von E_{Luft} (ρ_{Luft} explizit)
θ_{Luft}	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterwert für die Berechnung von E_{Luft}
θ_{LuftC}	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Luft} (Luftdichte explizit)
$\hat{\theta}_{LuftC}$	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterwert für die Berechnung von E_{Luft} (Luftdichte explizit)
$\theta_{Luft,\rho}$	$\frac{\text{kg}}{\text{m}}$	Parameterwert für die Berechnung von E_{Luft} (ρ_{Luft} explizit)
θ_{Roll}	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Roll}
θ_{RollB}	$\frac{\text{mètre}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Roll} (Masse explizit)
θ_{Steig}	$\frac{\text{kg}^2 \cdot \text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Steig}
θ_{SteigB}	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Parameterschätzwert für die Berechnung von E_{Steig} (Masse explizit)
ζ_q	-	Quantisierungsparameter der Reichweitenanzeige

Abbildungsverzeichnis

1.1	Historische Entwicklung der CO ₂ -Grenzwerte (durchgezogen) und für die Zukunft beschlossene CO ₂ -Grenzwerte (strichliert) im <i>Neuen Europäischen Fahrzyklus</i> (NEFZ) für ausgewählte Regionen [1]	1
1.2	Darstellung der historischen Entwicklung von durchschnittlichen Batteriekosten für Elektrofahrzeuge in USD [3]	2
1.3	Reichweitenangaben für Elektrofahrzeuge auf Herstellerwebsites	4
1.4	Modell zum Verhalten des Fahrers für die adaptive Kontrolle von Reichweitenressourcen nach [26]	6
1.5	Low Emission und Ultra Low Emission Zones in London [34]	9
2.1	Audi Virtual Cockpit mit digitaler Restreichweitenanzeige [35]	11
2.2	Alternative Darstellungsmöglichkeiten der Reichweite und Tankhinweis	12
2.3	Zweidimensionale Reichweitendarstellung bei Toyota und Audi	12
2.4	Routenplanung für Elektrofahrzeuge auf Websites unter Berücksichtigung prädiktiver Streckendaten	14
2.5	Prinzip der historienbasierten Restreichweitenberechnung [45]	15
2.6	Zusammenhang zwischen Reichweitendurchschnittsverbrauch und angezeigter Reichweite bei Änderung des Momentanverbrauchs	16
2.7	Einfluss unterschiedlicher Filterkonstanten auf die Adaptionsgeschwindigkeit des Reichweitendurchschnittsverbrauchs . .	17
2.8	Gewichtungsfaktoren für Reichweitendurchschnittsverbräuche mit unterschiedlichen Gewichtungen in Abhängigkeit des Batterieladezustands	18
2.9	Adaption des Reichweitendurchschnittsverbrauchs	18
2.10	Angezeigte Reichweite in Abhängigkeit des Reichweitendurchschnittsverbrauchs	19
2.11	Fahrfunktionen mit Anwendung prädiktiver Streckendaten nach [46]	20

2.12	Bereitstellung und Aufbereitung prädiktiver Streckendaten .	22
2.13	Darstellung von Echtzeitverkehrsinformationen bei Be-Mobile und Google	23
2.14	Induktionsschleifen und Videoüberwachung als Datenquellen	24
2.15	Gewinnung von Echtzeitverkehrsinformationen durch Auswertung von Mobilfunkdaten	24
2.16	Wetterprognose auf Basis stündlicher Wetterdaten für Ingolstadt [53]	25
2.17	Luftwiderstand	26
2.18	Rollwiderstand	27
2.19	Steigungswiderstand	28
2.20	Beschleunigungswiderstand	28
2.21	Kurvenwiderstand	29
2.22	MISO-System und zugehöriges Modell zur Schätzung des Ausgangswerts.	30
2.23	Eingangs-Ausgangs-Beziehung eines auf den Fahrwiderstandsparametern basierenden Massenschätzers	33
2.24	Vergleich zwischen Antriebsverbrauch und Thermomanagement-Verbrauch [22]	38
2.25	Vergleich der Streuung zwischen Antriebsverbrauch und Thermomanagement-Verbrauch in der Probandenstudie [22]	38
2.26	Zusammenhang zwischen der Umgebungstemperatur und der mittleren Heiz- und Kühlleistung in der Probandenstudie [22]	39
2.27	Schematischer Zusammenhang zwischen Geschwindigkeit und Querbeschleunigung. Links: nach [74][70], Rechts: nach [75]	41
2.28	Vergleich der Wettereinflüsse Regen, Schnee und Eis auf die Verringerung der Geschwindigkeit [82]	42
4.1	Modulares System zur Berechnung der Restreichweite eines Elektrofahrzeugs unter Nutzung prädiktiver Streckendaten .	52
4.2	Darstellung der Eingangswerte und Ungenauigkeiten in der Reichweitenanzeige bei asynchroner Bereitstellung des Eingangswerts E_{Bat} mit Verzögerung von 15 s bei Auswertung von Gleichung 4.1	54
4.3	Korrektur des systematischen Reichweitenfehlers durch Erweiterung der Reichweitenformel von Gleichung 4.1 auf Gleichung 4.2 zur Berücksichtigung asynchron und zeitversetzt bereitgestellter Eingangswerte.	56
4.4	Entkopplung zwischen berechneter und im Fahrzeug angezeigter Restreichweite mit anschließender Quantisierung	57

4.5	Stufen in der Restreichweitenanzeige durch Quantisierung der berechneten Reichweite	58
4.6	Quantisierung der Restreichweite durch Aufrundung bei sinkender Reichweite und Abrundung bei steigender Reichweite inklusive reichweiten-abhängiger Anpassung des Quantisierungsintervalls	59
4.7	Unterschiedliche Reaktionsmöglichkeiten der Reichweitenanzeige auf sprunghafte Veränderung der prädizierten Restreichweite	60
4.8	Algorithmus zur Entkopplung der berechneten von der angezeigten Reichweite zur Glättung von Reichweitesprüngen .	61
4.9	Berechnung der Antriebsleistung	65
4.10	Verluste im elektrischen Antriebsstrang	65
4.11	Beispiel für Wirkungsgradkennfelder von Komponenten im Antriebsstrang	66
4.12	Ladezustand- und Temperaturabhängigkeit des Wirkungsgrades einer Hochvoltbatterie	66
4.13	Gesamtwirkungsgrad und Verlustleistung im Antriebsstrang (inkl. Batterieverluste)	67
4.14	Übersicht der Abläufe bei der Identifikation von Parametern und der Prädiktion des Antriebsverbrauchs	69
4.15	Gewichtung von Datenpunkten in Abhängigkeit von λ bei RLS-EF	84
4.16	Klassifizierung von Nebenverbrauchern in Kraftfahrzeugen hinsichtlich Einschaltdauer, Verwendungsart und Steuerbarkeit nach Büchner [109].	87
4.17	Darstellung des Einflusses von Nebenverbrauchern auf die Restreichweite	88
4.18	Abbildbarkeit zeitbasierter und streckenbasierter Verbrauchsprädiktionen auf die selben Streckensegmente durch Nutzung der Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion zur Herstellung der Beziehung zwischen Zeit und Weg	89
4.19	Beispiel für segmentbezogene Verbrauchsprädiktionen mit Innenraumklimatisierung (ohne Batterieverlustleistung)	90
4.20	Beispiel für Segmentbezogene Verbrauchsprädiktionen ohne Innenraumklimatisierung (ohne Batterieverlustleistung)	91
4.21	Zusammensetzung des Gesamtleistungsbedarfs der Hochvoltbatterie	93
4.22	Ersatzschaltbild der Batterie [110][111]	94
4.23	Schnittstellen des Modells zur Batterieverlustleistungsprädiktion	96

4.24	Unsicherheit bei historienbasierter Reichweitenberechnung [45]	97
4.25	Datenflüsse bei der streckenbasierten Restreichweitenberechnung [45]	98
4.26	Unsicherheit bei streckenbasierter Reichweitenberechnung [45]	99
4.27	Unsicherheit der streckenbasierten Reichweitenberechnung mit verbleibendem Anteil der historienbasierten Reichweitenberechnung [45]	100
4.28	Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs basierend auf dem prädizierten Momentanverbrauch und Geschwindigkeitsverlauf [45]	102
4.29	Streckenbasierte Reichweitenprädiktion bei variablem Verbrauch und Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs . .	103
4.30	Streckenbasierte Reichweitenprädiktion bei starker Verbrauchsänderung und Prädiktion des Reichweitendurchschnittsverbrauchs	103
4.31	Vergleich der Reichweitenfehler zwischen Berechnung auf Basis von $RWDV$ und $RWDV_{Präd}$	104
5.1	Parametrisierung des Brems- und Beschleunigungsverhaltens zur Berechnung des Geschwindigkeitsverlaufs entlang eines definierten Straßenverlaufs	109
5.2	Fahrertypabhängige Parametrisierung der maximal tolerierten Querbeschleunigung zur Berechnung des Geschwindigkeitsverlaufs entlang einer Strecke	110
6.1	Verbrauchsschätzung während der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus, Regressionsmodell 3, Strecke A, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$, Segmentlänge 250 m. Schätzfehler nach 50 km $< 3\%$	123
6.2	Verbrauchsschätzung während der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus ($\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$) mit Regressionsmodell 3 auf Strecke A mit dem Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m. Größe des Schätzfehlers nach 50 km $< 3\%$	124
6.3	Restreichweitenanzeige auf der Strecke B	132
6.4	Restreichweitenanzeige auf der Strecke C	133
6.5	Restreichweitenanzeige auf der Strecke D	134
7.1	Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen dem prädizierten und tatsächlichen Geschwindigkeitsverlauf	142

7.2	Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der prädizierten und tatsächlichen Luftdichte . . .	142
7.3	Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der prädizierten und tatsächlichen Gegenwindgeschwindigkeit	143
7.4	Sensitivitätsanalyse der Verbrauchsprädiktion für Abweichungen zwischen der geschätzten und tatsächlichen Fahrzeugmasse .	143
A.1	Kartendarstellung Strecke A: München - Karlsruhe [122] . .	194
A.2	Kartendarstellung Strecke B: Ingolstadt - München [122] . .	195
A.3	Kartendarstellung Strecke C: Salzburg - Obertauern [122] . .	196
A.4	Kartendarstellung Strecke D: Obertauern - Salzburg [122] . .	197
A.5	Geschwindigkeit des Windes entgegen der Fahrtrichtung in Abhängigkeit des Windanströmwinkels β	198
A.6	Veränderung der Luftdichte ρ_{Luft} durch wetterbedingte Luftdruckschwankungen und Temperaturänderungen auf Meereshöhe $h=0$ m bei konstanter Luftfeuchtigkeit von 80 % . .	200
A.7	Veränderung der Luftdichte ρ_{Luft} in Abhängigkeit der Meereshöhe bei konstanter Luftfeuchtigkeit von 80 %	201
A.8	ARX Modellstruktur	206
A.9	Leistungselektronik eines Audi A3 e-tron. Quelle: AUDI AG	209
A.10	Messaufbau und Toolkette zur Auswertung von Messdaten	211

Tabellenverzeichnis

1.1	tableposition=bottom	3
1.2	Reichweiten markteingeführter, großserientauglicher Elektrofahrzeuge im Oberklassensegment	3
4.1	Berechnung der Zusatzreichweiten bezogen auf den Fall mit vier Nebenverbrauchern	92
5.1	Parametersatz für das Fahrzeugmodell	106
5.2	Prädiktive Streckendaten der Simulation	107
5.3	Standardparameter der Simulationen zur Berechnung der Luftdichte	108
5.4	Parameter für die Berechnung der maximal tolerierten Querbeschleunigung	110
5.5	Datenvektoren der Geschwindigkeitsverlaufsprädiktion	110
5.6	Parameter des prädizierten Geschwindigkeitsverlaufs	111
5.7	Parameter des Segmentlänge	112
5.8	Parameter zur Adaption des Reichweitendurchschnittsverbrauchs für die historienbasierte Restreichweitenberechnung	113
5.9	Parameter der Reichweitenanzeige	113
6.1	Übersicht der Unterschiede zwischen den von den Regressionsmodellen berücksichtigten Eingangswerten	119
6.2	Ergebnisse von Regressionsmodell 1, Fahrzeugmodell (linear)	120
6.3	Ergebnisse von Regressionsmodell 1, Fahrzeugmodell (nichtlinear)	121
6.4	Einsatz von Regressionsmodell 2 bei einem nichtlinearen Fahrzeugmodell ohne Massenänderung	121
6.5	Einsatz von Regressionsmodell 3 bei einem nichtlinearen Fahrzeugmodell und konstanter Luftdichte	122
6.6	Verbrauchsprädiktion und Verbrauch am Ende der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus ($\lambda = 0.997$) und Regressionsmodell 3 auf Strecke A, Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m.	124

6.7	Vergleich zwischen Verbrauchsprädiktion und Verbrauch am Ende der erstmaligen Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus ($\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$) mit Regressionsmodell 3 auf Strecke A mit dem Fahrzeugmodell (linear), Segmentlänge 250 m.	125
6.8	Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus auf den Strecken A und B, Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$	126
6.9	Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-EF Algorithmus auf Strecke C, Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$	127
6.10	Untersuchung der Parameteridentifikation mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecke A, B und C mit Regressionsmodell 3, Fahrzeugmodell (linear), $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$	127
6.11	Auswirkung veränderter Zuladung auf die Prädiktionsgenauigkeit. RLS-EF Algorithmus, Fahrzeugmodell (linear), $\lambda = 0.997$, Segmentlänge = 250 m.	129
6.12	Auswirkung veränderter Zuladung auf die Prädiktionsgenauigkeit. RLS-DT Algorithmus, Fahrzeugmodell (linear), $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$	129
6.13	Auswirkung eines zweiten Arbeitspunkts auf die Prädiktion zu Beginn der Fahrt mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecken A bis D mit dem Fahrzeugmodell (linear), Regressionsmodell 2, $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$	130
6.14	Auswirkung eines zweiten Arbeitspunkts auf die Prädiktion zu Beginn der Fahrt mit dem RLS-DT Algorithmus auf den Strecken A bis D mit dem Fahrzeugmodell (nichtlinear), Regressionsmodell 2, $\epsilon = 10^{-3}$, $\gamma = 10^{-8}$ und $r = 10^9$	131
6.15	Auswertung der Reichweitenanzeige auf Strecke B	132
6.16	Auswertung der Reichweitenanzeige auf Strecke C	133
6.17	Auswertung der Reichweitenanzeige auf der Strecke D	135
7.1	Ursprung der Eingangsgrößen von Parameterschätzung und Prädiktion	137
7.2	Potenzielle Auswirkung, Auftrittswahrscheinlichkeit und technische Beherrschbarkeit der Unsicherheitsfaktoren	144
A.1	Eigenschaften Strecke A: München - Karlsruhe [123]	194
A.2	Eigenschaften Strecke B: Ingolstadt - München [123]	195
A.3	Eigenschaften Strecke C: Salzburg - Obertauern [123]	196
A.4	Eigenschaften Strecke D: Obertauern - Salzburg [123]	197

Literaturverzeichnis

- [1] THE INTERNATIONALE COUNCIL ON CLEAN TRANSPORTATION (Hrsg.): *Passenger vehicle fuel economy*, <https://theicct.org/pv-fuel-economy>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [2] ELECTRIC VEHICLES INITIATIVE (Hrsg.): *GLOBAL EV OUTLOOK: Understanding the Electric Vehicle Landscape to 2020*, https://www.ourenergypolicy.org/wp-content/uploads/2013/09/GlobalEVOutlook_2013.pdf, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [3] BLOOMBERGNEF (Hrsg.): *Battery Pack Prices Cited Below \$100/kWh for the First Time in 2020, While Market Average Sits at \$137/kWh*, <https://about.bnef.com/blog/battery-pack-prices-cited-below-100-kwh-for-the-first-time-in-2020-while-market-average-sits-at-137-kwh/>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022. 16.12.2020
- [4] 2HM & ASSOCIATES GMBH: Elektroauto: Eine gute Marke macht noch keinen Umsatz: Anforderungen von Zielgruppen entscheidend für Markterfolg, Pressemitteilung vom 10.03.2012, https://2hmforum.de/documents/PM_Elektroauto_032012b.pdf, abgerufen am 06.07.2014.
- [5] RENAULT DEUTSCHLAND (Hrsg.): *TWINGO E-Tech 100% elektrisch – Das elektrische Stadtauto – Renault*, <https://www.renault.de/elektromodelle/twingo-electric.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [6] VOLKSWAGEN AG (Hrsg.): *Der e-up! Style „Plus“ — Kleinwagen — Modelle — Volkswagen Deutschland*, <https://www.volkswagen.de/de/modelle/e-up.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [7] VOLKSWAGEN AG (Hrsg.): *Emissionswerte & Emissionsnormen*, https://www.volkswagen.de/idhub/content/dam/onehub_pkw/importers/de/besitzer-und-nutzer/wissenswertes/

- wltp/WLTP_Emissionswerte_Emissionsnormen_DE_10-19.pdf*, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [8] PEUGEOT (Hrsg.): *PEUGEOT e-208 & 208 — Der Elektro-Kleinwagen für die Stadt*, <https://www.peugeot.de/modelle/kleinwagen-208.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [9] RENAULT DEUTSCHLAND (Hrsg.): *Technische Daten — Renault ZOE E-Tech 100% elektrisch — Abmessungen u.v.m.*, <https://www.renault.de/elektromodelle/zoe/technische-daten.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [10] VOLKSWAGEN AG (Hrsg.): *Der ID.3 — Elektrofahrzeug — Modelle — Volkswagen Deutschland*, <https://www.volkswagen.de/de/modelle/id3.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [11] VOLKSWAGEN AG (Hrsg.): *Maximale Reichweite: Effizientes Fahren und neue Technik*, <https://www.volkswagen.de/de/elektrofahrzeuge/elektromobilitaet-erleben/elektromobilitaet-lifestyle/maximale-reichweite-effizientes-fahren-und-neue-technik.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [12] CARLEY, Sanya ; KRAUSE, Rachel M. ; LANE, Bradley W. ; GRAHAM, John D.: *Intent to purchase a plug-in electric vehicle: A survey of early impressions in large US cities*, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Volume 18, 2013, S. 39-45. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2012.09.007>. – DOI 10.1016/j.trd.2012.09.007
- [13] AUDI AG (Hrsg.): *Audi e-tron* <https://pdf.audi.com/audicode/stck/A0FX7WWA>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [14] BMW AG (Hrsg.): *BMW Elektroautos: Aktuelle Infos & Überblick — BMW.de* <https://www.bmw.de/de/topics/faszination-bmw/elektromobilitaet/elektrofahrzeuge.html>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [15] BMW AG (Hrsg.): *BMW iX i4 Media Launch online*, <https://www.p26.bmw.com/en/all-models/bmw-i/i4/2021/bmw-i4-technical-data.htm>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [16] AUDI AG (Hrsg.): *Audi RS e-tron GT* <https://pdf.audi.com/audicode/stck/A8993PVA>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022

- [17] MERCEDES BENZ (Hrsg.): *360 Grad Umweltcheck Mercedes-Benz EQC*, <https://group.mercedes-benz.com/dokumente/nachhaltigkeit/produkt/daimler-umweltcheck-mb-eqc-klasse-org.pdf>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [18] BMW ASIA PTE LTD (Hrsg.): *The new i7*, <https://www.p26.bmw.com/en/all-models/bmw-i/i7/2022/bmw-i7-technical-data.html#tab-0>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [19] MERCEDES BENZ (Hrsg.): *Der neue vollelektrische EQS*, <https://www.mercedes-benz.com/de/fahrzeuge/personenwagen/eqs>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [20] MERCEDES BENZ (Hrsg.): *Der neue EQS[1]: das Wichtigste in Kürze*, <https://group-media.mercedes-benz.com/marsMediaSite/de/instance/ko/Der-neue-EQS1--das-Wichtigste-in-Kuerze.xhtml?oid=49578620>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [21] ENTHALER, Achim ; GAUTERIN, Frank: Significance of internal battery resistance on the remaining range estimation of electric vehicles, 2013 International Conference on Connected Vehicles and Expo, Las Vegas, NV, USA, 2013, S. 94-99. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCVE.2013.6799776>. – DOI 10.1109/ICCVE.2013.6799776
- [22] ENTHALER, Achim ; GAUTERIN, Frank: Method for Reducing Uncertainties of Predictive Range Estimation Algorithms in Electric Vehicles, 2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall), Boston, MA, USA, 2015, S. 1-5. <http://dx.doi.org/10.1109/VTCFall.2015.7391023>. – DOI 10.1109/VTCFall.2015.7391023
- [23] DAINA, Nicolò ; SIVAKUMAR, Aruna ; POLAK, John: Modelling the Effects of Range Uncertainty on Electric Vehicle Users' Charging Behaviour, International Choice Modelling Conference, Sydney, Australia, 2013, https://www.researchgate.net/publication/351307998_Modelling_the_Effects_of_Range_Uncertainty_on_Electric_Vehicle_Users%27_Charging_Behaviour, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [24] *Herstellerwebsite*, <https://www.nissan.de>, zuletzt abgerufen am 06.07.2014
- [25] TESLA MOTORS (Hrsg.): *Herstellerwebsite*, <https://www.teslamotors.com>, zuletzt abgerufen am 06.07.2014

- [26] FRANKE, Thomas: *Nachhaltige Mobilität mit begrenzten Ressourcen: Erleben und Verhalten im Umgang mit der Reichweite von Elektrofahrzeugen*. Chemnitz, Technischen Universität Chemnitz, Dissertation, 2014. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:ch1-qucosa-133509>
- [27] FRANKE, Thomas ; NEUMANN, Isabel ; BÜHLER, Franziska ; COCRON, Peter. ; KREMS, Josef. F.: Experiencing Range in an Electric Vehicle: Understanding Psychological Barriers, *Applied Psychology*, Volume 61, Issue 3, 2012. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1464-0597.2011.00474.x> – DOI 10.1111/j.1464-0597.2011.00474.x
- [28] OBERLANDESGERICHT HAMM: *Urteil vom 17.06.1993 (27 U 55 / 93)*, <http://www.verkehrslexikon.de/Texte/Treibstoff03.php>, zuletzt abgerufen am 29.12.2016
- [29] OBERLANDESGERICHT DÜSSELDORF: *Beschluss vom 30.12.1999 (2b Ss OWi 251/99)*, <https://www.iww.de/quellenmaterial/id/231>, zuletzt abgerufen am 15.09.2022
- [30] BUNDESMINISTERIUMS DER JUSTIZ: *Straßenverkehrsordnung (StVO)*, https://www.gesetze-im-internet.de/stvo_2013, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [31] SCHWEIZERISCHES BUNDESGERICHT: *Urteil vom 16. Februar 2010 (6B_1099/2009)*, http://www.tcs-schwyz.ch/cms/images/stories/PDF-Dokumente/BGE_nicht_betriebsssicheres_Fahrzeug.pdf, zuletzt abgerufen am 29.12.2016
- [32] EUROPÄISCHE UNION: *Urban Access Regulation in Europe*, <http://urbanaccessregulations.eu>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [33] JOWIT, Juliette ; GUARDIAN (Hrsg.): *Q&A: London's Low Emission Zone (LEZ)*, <https://www.theguardian.com/environment/2008/feb/04/travelandtransport.carbonemissions>, zuletzt aufgerufen am 15.07.2022. 4.2.2008
- [34] *Ultra Low Emission Zone*, <https://tfl.gov.uk/modes/driving/ultra-low-emission-zone>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [35] AUDI AG (Hrsg.): *Audi virtual cockpit: Navigation map, Image No: A155510*, <https://www.audi-mediacycenter.com>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022

- [36] AUDI AG (Hrsg.): *Analoge Restreichweitenanzeige Audi A3 e-tron concept*, <http://www.goingelectric.de/2012/06/06/news/audi-a3-e-tron-video>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [37] AUDI AG (Hrsg.): *Reichweitenanzeige Audi A3 e-tron*, http://www.audi.de/content/dam/nemo/models/a3/a3-sportback-e-tron/my-2016/gallery-1920x1080/1920x1080_AA3_D_141073_1.jpg.resize.maxWidth=1180.jpg, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [38] REISCHL, Gerald: *Tankwarnung*, <https://futurezone.at/produkte/der-audi-a3-sportback-e-tron/127.681.495/slideshow>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [39] LAMPRECHT, Andreas: *Energiepra[^]diktion und Reichweitendarstellung durch Navigationsdaten im Kraftfahrzeug*. Chemnitz, Technische Universität Chemnitz, Dissertation, 2016. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:ch1-qucosa-213218>
- [40] EBAY MOTORS (Hrsg.): *Review: 2013 Toyota RAV4 EV*, <https://www.ebay.com/motors/blog/review-2012-toyota-rav4-ev>, zuletzt abgerufen am 16.07.2022
- [41] AUDI AG (Hrsg.): *Together all-electric through Europe*, <https://www.audi.com/en/company/home-of-football/audi-and-fc-bayern/journey-to-salzburg.html>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [42] EV NAVIGATION (Hrsg.): *EV Range and Smart Route Planner*, <https://evnavigation.com>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [43] VOLKSWAGEN AG (Hrsg.): *Car-Net Online-Zielimport*, http://volkswagen-carnet.com/de/de/start/app-overview/guide-inform/mod_destination_import.html, zuletzt abgerufen am 29.12.2016. http://volkswagen-carnet.com/de/de/start/app-overview/guide-inform/mod_destination_import.html
- [44] AUDI AG (Hrsg.): *myAudi App*, <https://www.audi.de/de/brand/de/service-zubehoer/connect/layer/myaudi-app.html>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [45] ENTHALER, Achim ; WEUSTENFELD, Thomas ; GAUTERIN, Frank ; KOEHLER, Juergen: *Thermal management consumption and its effect on remaining range estimation of electric vehicles*, 2014 International

- Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE), Vienna, Austria, 2014, S. 170-177. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCVE.2014.7297537>. – DOI 10.1109/ICCVE.2014.7297537
- [46] LUDWIG, Jürgen ; ELEKTROBIT AUTOMOTIVE GMBH (Hrsg.): *Elektronischer Horizont: Flexible Implementierung von vorausschauenden Fahrerassistenzfunktionen*, https://d23rjziej2pu9i.cloudfront.net/wp-content/uploads/2015/04/02085527/EB_Techpaper_Elektronischer_Horizont-Flexible_Implementierung.pdf, zuletzt abgerufen am 15.07.2022. 2015
- [47] CRAMER, Heiko ; GABLER, Anja ; PASTOR, Falk ; WINZIG, Stefan: *Grundlagen Prädiktive Streckendaten*, AUDI AG, I/EE-31, unveröffentlichte Präsentation, Ingolstadt, 2012, Folien 57-58
- [48] BE-MOBILE (Hrsg.): *Echtzeitverkehrsinformationen*, <http://www.be-mobile.com>, zuletzt abgerufen am 27.10.2014. 2014
- [49] GOOGLE (Hrsg.): *Echtzeitverkehrsinformationen bei Google Maps*, <https://www.google.com/maps>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [50] MAGISTRATSABTEILUNG 33 - WIEN (Hrsg.): *Induktionsschleifen*, <http://www.providing-concepts.com/induktion.htm>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [51] TRAFFICCAST (Hrsg.): *Bluetoad*, <http://www.trafficast.com/bluetoad.html>, zuletzt abgerufen am 27.10.2014
- [52] GOOGLE (Hrsg.): *The bright side of sitting in traffic: Crowdsourcing road congestion data*, <https://googleblog.blogspot.com/2009/08/bright-side-of-sitting-in-traffic.html>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022. 25.08.2009
- [53] THE WEATHER COMPANY, L. L. (Hrsg.): *Wettervorhersage Ingolstadt am 29.12.2016*, <http://www.wunderground.com/weather-forecast/DE/Ingolstadt.html>, zuletzt abgerufen am 29.12.2016. <http://www.wunderground.com/weather-forecast/DE/Ingolstadt.html>
- [54] MITSCHKE, Manfred ; WALLENTOWITZ, Henning: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 5., überarb. u. erg. Aufl. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2014 (VDI-Buch). – ISBN 9783658050672

- [55] HAKEN, Karl-Ludwig: *Grundlagen der Kraftfahrzeugtechnik*. 3., aktualisierte Aufl. München : Hanser, 2013. <http://dx.doi.org/10.3139/9783446441057>. <http://dx.doi.org/10.3139/9783446441057>. – ISBN 9783446435278
- [56] RIEKERT, Paul ; SCHUNCK, Theo-Ernst: Zur Fahrmechanik des gummbereiften Kraftfahrzeugs, Ingenieur Archiv 11, 1940. <http://dx.doi.org/10.1007/BF02086921>. – DOI 10.1007/BF02086921
- [57] MEYER, Tom: *Dynamische Beobachtung der Fahrwiderstände zur optimalen Steuerung von Ausrollmanövern eines Kraftfahrzeugs*. Bremen, Universität Bremen, Diplomarbeit, 2010
- [58] BASS, Kostyantyn: *Online Fahrwiderstandsbestimmung*. Kassel, Universität Kassel, Diplomarbeit, 2010
- [59] RHODE, Stephan ; GAUTERIN, Frank: Online estimation of vehicle driving resistance parameters with recursive least squares and recursive total least squares, 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Gold Coast, QLD, Australia, 2013, S. 269–276. <http://dx.doi.org/10.1109/IVS.2013.6629481>. – DOI 10.1109/IVS.2013.6629481
- [60] BACKHAUS, Klaus ; ERICHSON, Bernd ; PLINKE, Wulf ; WEIBER, Rolf: *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Elfte, überarbeitete Aufl. Berlin : Springer, 2006. – ISBN 3540278702
- [61] DEL RE, Luigi: *Adaptive und prädiktive Regelung*. Linz, Johannes Kepler Universität Linz, Vorlesungsskript, 2009
- [62] HALFMANN, Christoph ; HOLZMANN, Henning: *Adaptive Modelle für die Kraftfahrzeugdynamik*. Berlin : Springer, 2003 (VDI-Buch). – ISBN 978-3-642-18215-0
- [63] GHOTIKAR, Tejas: *Estimation of vehicle mass and road grade*. Clemson, South Carolina, Clemson University, Master Thesis, 2008. https://tigerprints.clemson.edu/all_theses/412/
- [64] BRAESS, Hans-Hermann ; SEIFFERT, Ulrich: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 6. Wiesbaden : Vieweg+Teubner Verlag, 2012. – ISBN 978-3-8348-8298-1

- [65] CHANG, Wen-Yeou: The State of Charge Estimating Methods for Battery: A Review, International Scholarly Research Notices, Volume 2013, Article ID 953792, 2013, o.S. <http://dx.doi.org/10.1155/2013/953792>. – DOI 10.1155/2013/953792
- [66] LENG, Feng ; TAN, Cher M. ; PECHT, Michael: Effect of Temperature on the Aging rate of Li Ion Battery Operating above Room Temperature, Scientific Reports 5, Article ID 12967 (2015), 2015, o.S. <http://dx.doi.org/10.1038/srep12967>. – DOI 10.1038/srep12967
- [67] SCHERER, Sebastian: *Entwicklung eines Innenraumklimatisierungsmodells mit MATLAB für die Verbrauchsprädiktion in Elektro- und Hybridfahrzeugen*. Niederrhein, Deutschland, Hochschule Niederrhein, Masterthesis, 2012
- [68] KRUPPOK, Kurt ; CLARET, Felix ; NEUGEBAUER, Peter ; KRIESTEN, Reiner ; SAX, Eric: Validation of a 5-Zone-Car-Cabin Model to Predict the Energy Saving Potentials of a Battery Electric Vehicle's HVAC system, 2018 International Joint Conference on Materials Science and Mechanical Engineering, Bangkok, Thailand, IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 383, Art. Nr. 012037. <http://dx.doi.org/10.1088/1757-899X/383/1/012037>. – DOI 10.1088/1757-899X/383/1/012037
- [69] WOLF, Hagen ; ZÖLLNER, Rolf M. ; BUBB, Heiner: Ergonomischer Lösungsansatz für die gleichzeitige Rückmeldung mehrerer Fahrerassistenzsysteme an den Fahrer, 2. Tagung "Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz", Garching bei München, Deutschland, 2006, <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1145177/1145177.pdf>, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [70] ODHAMS, Andrew M. C.: *Identification of Driver Steering and Speed Control*. Cambridge, United Kingdom, University of Cambridge, Dissertation, 2006
- [71] FRANKE, Christoph: *Entwicklung eines Verfahrens zur Vorhersage der Fahrzeuggeschwindigkeit basierend auf prädiktiven Streckendaten am Beispiel des Audi A3 e-tron*. Zwickau, Deutschland, Westsächsische Hochschule Zwickau, Diplomarbeit, 2013
- [72] KRUPPOK, Kurt ; WALTER, Tobias ; KRIESTEN, Reiner ; SAX, Eric: Improving Range Prediction of Battery Electric Vehicles by Periodical

- Calculation of Driver Parameters based on Real Driving Data, Proceedings of the 4th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems, VEHITS 2018, Funchal, Portugal, 2018, S. 349-356. <http://dx.doi.org/10.5220/0006696103490356>. – DOI 10.5220/0006696103490356
- [73] MITSCHKE, Manfred ; WALLENTOWITZ HENNING: *Dynamik von Kraftfahrzeugen, 4. [bearb.] Aufl.* Berlin : Springer, 2003. – ISBN 978-3-540-42011-8
- [74] RITCHIE, Malcolm L. ; MCCOY, William K. ; WELDE, William L.: A Study of the Relation between Forward Velocity and Lateral Acceleration in Curves During Normal Driving, *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, Volume 10, Issue 3, 1968, S. 255–258. <http://dx.doi.org/10.1177/001872086801000307>. – DOI 10.1177/001872086801000307
- [75] HERRIN, Gary D. ; NEUHARDT, John B.: An empirical model for automobile driver horizontal curve negotiation, *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, Volume 16, Issue 2, 1974, S.129–133.
- [76] RITCHIE, Malcolm L.: Choice of speed in driving through curves as a function of advisory speed and curve signs, *Human Factors*, Volume 14, Issue 6, 1972, S. 533–538. <http://dx.doi.org/10.1177/001872087201400604>. – DOI 10.1177/001872087201400604
- [77] BALAKRISHNAN, Srijith ; SIVANANDAN, R.: Influence of Lane and Vehicle Subclass on Free-flow Speeds for Urban Roads in Heterogeneous Traffic, *Transportation Research Procedia*, Volume 10, 2015, S. 166–175. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trpro.2015.09.066>. – DOI 10.1016/j.trpro.2015.09.066
- [78] GODTHELP, Hans ; MILGRAM, Paul ; BLAAUW, Gerard J.: The development of a time-related measure to describe driving strategy, *Human Factors*, Volume 26, Issue 3, 1984, S. 257–268. <http://dx.doi.org/10.1177/001872088402600302>. – DOI 10.1177/001872088402600302
- [79] FIGUEROA MEDINA, Alberto ; TARKO, Andrew: Speed factors on two-lane rural highways in free-flow conditions, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Volume 1912, Issue 1, 2005, S. 39–46. <http://dx.doi.org/10.1177/0361198105191200105>. – DOI 10.1177/0361198105191200105

- [80] LUCA, Mario de ; LAMBERTI, Renato ; DELL'ACQUA, Gianluca: Free-way free flow speed: a case study in Italy, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Volume 54, 2012, S. 628–636. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.780>. – DOI 10.1016/j.sbspro.2012.09.780
- [81] KYTE, Michael ; KHATIB, ZAHER ; SHANNON, PATRICK ; KITCHENER, FRED: Effect of environmental factors on free-flow speed, *Transportation Research Board: Transportation Research Circular*, Issue Number: E-C018, 2000, S. 108–119.
- [82] HABLAS, Hossam E.: *A study of inclement weather impacts on freeway free-flow speed*. Blacksburg, Virginia, Virginia Polytechnic Institute and State University, Master Thesis, 2007. <https://vtechworks.lib.vt.edu/bitstream/handle/10919/33880/Hablas.pdf?sequence=1>
- [83] WADA, Takahiro ; DOI, Shun'ichi ; IMAI, Keisuke ; TSURU, Naohiko ; ISAJI, Kazuyoshi ; KANEKO, Hiroshi: Analysis of Drivers' Behaviors in Car Following Based on Performance Index for Approach and Alienation, *SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems*, 2008, S. 306-320. <http://dx.doi.org/10.4271/2007-01-0440>. – DOI 10.4271/2007-01-0440
- [84] LI, Guofa ; LI, Shengbo E. ; CHENG, Bo ; GREEN, Paul: Estimation of driving style in naturalistic highway traffic using maneuver transition probabilities, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Volume 74, 2017, S. 113–125. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2016.11.011>. – DOI 10.1016/j.trc.2016.11.011
- [85] TSENG, Chien-Ming ; CHAU, Chi-Kin: Personalized prediction of driving energy consumption based on participatory sensing, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Volume 18, Issue 11, 2016, S. 3103 - 3113.
- [86] RADKE, Tobias: *Karlsruher Schriftenreihe Fahrzeugsystemtechnik / Institut für Fahrzeugsystemtechnik*. Bd. 19: *Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen durch den Einsatz vorausschauender Fahrstrategien*. Karlsruhe and Hannover : KIT Scientific Publishing and Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek, 2013. – ISBN 978-3731500698
- [87] MCMILLAN, Robert J. ; CRAIG, Alexander D. ; HEINEN, John P.: Motor vehicle monitoring system for determining a cost of insurance

- (U.S. Patent No. US6064970A), U.S. Patent and Trademark Office, 1998.
- [88] COLLOPY, Fred ; ALLEN NARD, Craig ; S. AMIN, Himanshu ; TUROCY, Gregory ; VAHID SHARIFI TAKIEH, Seyed ; KROSKY, Ronald C. ; NOONAN DAVID ; ARNALDO, Gustavo N. ; ASQUITH, Brian: Real time insurance generation (U.S. Patent No. US20100131304A1), U.S. Patent and Trademark Office, 2010.
- [89] JOHNSON, Derick A. ; TRIVEDI, Mohan M.: Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform, 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Washington, DC, USA, 2011, S. 1609–1615. <http://dx.doi.org/10.1109/ITSC.2011.6083078>. – DOI 10.1109/ITSC.2011.6083078
- [90] DOSHI, Anup ; TRIVEDI, Mohan M.: Examining the impact of driving style on the predictability and responsiveness of the driver: Real-world and simulator analysis, 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, La Jolla, CA, USA, 2010, S. 232–237. <http://dx.doi.org/10.1109/IVS.2010.5547969>. – DOI 10.1109/IVS.2010.5547969
- [91] ALJAAFREH, Ahmad ; ALSHABATAT, Nabeel ; NAJIM AL-DIN, Munaf S.: Driving style recognition using fuzzy logic, IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012), 2012, S. 460–463. <http://dx.doi.org/10.1109/ICVES.2012.6294318>. – DOI 10.1109/ICVES.2012.6294318
- [92] DÖRR, Dominik ; GRABENGIESSER, David ; GAUTERIN, Frank: Online driving style recognition using fuzzy logic, 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Qingdao, China, 2014, S. 1021–1026. <http://dx.doi.org/10.1109/ITSC.2014.6957822>. – DOI 10.1109/ITSC.2014.6957822
- [93] IRMSCHER, Marita ; EHMANN, Martin: Driver Classification Using ve-DYNA Advanced Driver, SAE Technical Paper 2004-01-0451, 2004, o.S. <http://dx.doi.org/10.4271/2004-01-0451>. – DOI 10.4271/2004-01-0451
- [94] FISCHER, R. ; BUTZ, T. ; EHMANN, M. ; IRMSCHER, M.: Fahrermodellierung für Fahrdynamik und Verbrauchsberechnungen. In: *Fahrermodellierung in Wissenschaft und Wirtschaft*, Bd. 2. Berliner Fachtagung Fahrermodellierung, 19.-20. Juni 2008, S. 1–14

- [95] KEDAR-DONGARKAR, Gurunath ; DAS, Manohar: Driver classification for optimization of energy usage in a vehicle, *Procedia Computer Science*, Volume 8, 2012, S. 388–393. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2012.01.077>. – DOI 10.1016/j.procs.2012.01.077
- [96] ANTONIOU, Constantinos ; PAPATHANASOPOULOU, Vasileia ; GIKAS, Vassilis ; DANEZIS, Chris ; PERAKIS, Harris: Classification of driving characteristics using smartphone sensor data, *hEART 2014: 3rd Symp. of the European Association for Research in Transportation*, Leeds, UK, 2014, https://transp-or.epfl.ch/heart/2014/Paper%20%20287_Antoniouetal_hEART2014.pdf, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [97] WILLE, Matthias: *Selbstinduzierte Geschwindigkeitsszillation in der Fahrzeugführung*. Aachen, Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen, Dissertation, 2009
- [98] MEIRING, Gys Albertus M. ; MYBURGH, Hermanus C.: A Review of Intelligent Driving Style Analysis Systems and Related Artificial Intelligence Algorithms, *Sensors* 2015, 2015, S. 30653–30682. <http://dx.doi.org/10.3390/s151229822>. – DOI 10.3390/s151229822
- [99] NAVRÁTIL, P. ; BOBÁL, V.: Recursive Identification Algorithms Library, 17th International Conference on Process Control 2009, Štrbské Pleso, Slovakia, 2009, S. 516–523.
- [100] CAMPBELL, Stefan ; NGUYEN, Nhan ; KANESHIGE, John ; KRISHNAKUMAR, Kalmanje: Parameter Estimation for a Hybrid Adaptive Flight Controller, *AIAA Infotech@Aerospace Conference*, Seattle, Washington, 2009, AIAA 2009-1803, o.S. <http://dx.doi.org/10.2514/6.2009-1803>. – DOI 10.2514/6.2009-1803
- [101] VAHIDI, Ardalan ; STEFANOPOULOU, Anna ; PENG, Huei: Recursive Least Squares With Forgetting for Online Estimation of Vehicle Mass and Road Grade: Theory and Experiments, *International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility*, Volume 43, Issue 1, 2005, S. 31–55. <http://dx.doi.org/10.1080/00423110412331290446>. – DOI 10.1080/00423110412331290446
- [102] FORTESCUE, T. R. ; KERSHENBAUM, L. S. ; YDSTIE, B. E.: Implementation of self-tuning regulators with variable forgetting factors, *Automatica*, Volume 17, Issue 6, 1981, S. 831–835. [http://dx.doi.org/10.1016/0005-1098\(81\)90070-4](http://dx.doi.org/10.1016/0005-1098(81)90070-4). – DOI 10.1016/0005-1098(81)90070-4

- [103] SRIPADA, N. R. ; FISHER, D. G.: Improved Least Squares Identification for Adaptive Controllers, 1987 American Control Conference, Minneapolis, MN, USA, 1987, S. 2027-2037. <http://dx.doi.org/10.23919/ACC.1987.4789644>. – DOI 10.23919/ACC.1987.4789644
- [104] SALGADO, MARIO E. ; GOODWIN, GRAHAM C. ; MIDDLETON, RICHARD H.: Modified least squares algorithm incorporating exponential resetting and forgetting, International Journal of Control, Volume 47, Issue 2, 1988, S. 477-491. <http://dx.doi.org/10.1080/00207178808906026>. – DOI 10.1080/00207178808906026
- [105] GUNNARSSON, Svante: Combining tracking and regularization in recursive least squares identification, Proceedings of 35th IEEE Conference on Decision and Control, Kobe, Japan, 1996, S. 2551-2552. <http://dx.doi.org/10.1109/CDC.1996.573481>. – DOI 10.1109/CDC.1996.573481
- [106] HÄGGLUND, Tore: *New estimation techniques for adaptive control*. Lund, Lund University, Dissertation, 1983. <https://lucris.lub.lu.se/ws/portalfiles/portal/4390856/8570415.pdf>
- [107] CAO, Liyu ; SCHWARTZ, Howard: A directional forgetting algorithm based on the decomposition of the information matrix, Automatica, Volume 36, Issue 11, 2000, S. 1725-1731. [http://dx.doi.org/10.1016/S0005-1098\(00\)00093-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0005-1098(00)00093-5). – DOI 10.1016/S0005-1098(00)00093-5
- [108] CAO, Liyu ; SCHWARTZ, Howard M.: Analysis of the Kalman filter based estimation algorithm: An orthogonal decomposition approach, Automatica, Volume 40, Issue 1, 2004, S. 5-19. <http://dx.doi.org/10.1016/j.automatica.2003.07.011>. – DOI 10.1016/j.automatica.2003.07.011
- [109] BÜCHNER, Stefan: *Energiemanagement-Strategien für elektrische Energiebordnetze in Kraftfahrzeugen*. Göttingen : CUVILLIER VERLAG, 2008. – ISBN 978-3-86727-803-4
- [110] LI, Meng-Feng ; CHEN, Wen ; WU, Hai ; GORSKI, David: Robust State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries via an Iterative Learning Observer, SAE Technical Paper 2012-01-0659, 2012, o.S. <http://dx.doi.org/10.4271/2012-01-0659>. – DOI 10.4271/2012-01-0659

- [111] HEO, Sang J. ; KANG, Gu-Bae ; KIM, Ho-Gi: Available Power and Energy Prediction Using a Simplified Circuit Model of HEV Li-ion Battery, SAE Technical Paper 2010-01-1074, 2010, o.S. <http://dx.doi.org/10.4271/2010-01-1074>. – DOI 10.4271/2010-01-1074
- [112] KIM, Jonghoon ; LEE, Seongjun ; CHO, Bohyung: The State of Charge estimation employing empirical parameters measurements for various temperatures, 2009 IEEE 6th International Power Electronics and Motion Control Conference, Wuhan, China, 2009, S. 939-944. <http://dx.doi.org/10.1109/IPEMC.2009.5157518>. – DOI 10.1109/IPEMC.2009.5157518
- [113] ERDINC, O. ; VURAL, B. ; UZUNOGLU, M.: A dynamic lithium-ion battery model considering the effects of temperature and capacity fading, 2009 International Conference on Clean Electrical Power, Capri, Italy, 2009, S. 383–386. <http://dx.doi.org/10.1109/ICCEP.2009.5212025>. – DOI 10.1109/ICCEP.2009.5212025
- [114] JOHNSON, Valerie H. ; PESARAN, Ahmad A. ; SACK, Thomas: Temperature-Dependent Battery Models for High-Power Lithium-Ion Batteries, 17th Annual Electric Vehicle Vehicle Symposium, Montreal, Canada, 2000, <https://www.nrel.gov/docs/fy01osti/28716.pdf>, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [115] HÜLSEBUSCH, Dirk ; SCHWUNK, Simon ; CARON, Simo ; PROPPE, Bernd: Modeling and simulation of electric vehicles - The effect of different Li-ion battery technologies, The 25th World Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium & Exhibition, Shenzhen, China, 2010, <https://elib.dlr.de/66282/>, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [116] SCHWEIGER, Hans-Georg ; OBEIDI, Ossama ; KOMESKER, Oliver ; RASCHKE, André ; SCHIEMANN, Michael ; ZEHNER, Christian ; GEHNEN, Markus ; KELLER, Markus ; BIRKE, Peter: Comparison of Several Methods for Determining the Internal Resistance of Lithium Ion Cells, Sensors 2010, Volume 10, Issue 6, 2010, S. 5604–5625. <http://dx.doi.org/10.3390/s100605604>. – DOI 10.3390/s100605604
- [117] BRUSA ELEKTRONIK AG (Hrsg.): *EVB1-HP - High Power HV - Batterie (Datenblatt)*. Sennwald, Schweiz, 2012

- [118] KROON, Dirk-Jan ; MATLAB CENTRAL (Hrsg.): *2D Line Curvature and Normals: Accurate Curvature and Normals of a line/contour consisting of 2D points*, <https://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/32696-2d-line-curvature-and-normals>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022. 2007
- [119] MAYSER, Christoph ; EBERSBACH, D. ; DIETZE, M. ; LIPPOLD, C.: Fahrerassistenzsysteme zur Unterstützung der Längsregelung im ungebundenen Verkehr, 1. Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme, München, Deutschland, 2004, <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1145549/1145549.pdf>, zuletzt abgerufen am 15.09.2022.
- [120] *Roadmap E*, https://www.volkswagenag.com/de/news/2017/09/Roadmap_E.html, zuletzt abgerufen am 15.07.2022. Volkswagen AG
- [121] AUDI AG (Hrsg.): *Audi Nachhaltigkeitsbericht 2017*, <https://www.audi.com/content/dam/gbp2/company/sustainability/sustainability-strategy/sustainability-programm/audi-NB17-Nachhaltigkeitsprogramm-de.pdf>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [122] HERE TECHNOLOGIES (Hrsg.): *HERE WeGo*, <https://wego.here.com>, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [123] HERE TECHNOLOGIES (Hrsg.): *Routing API*, <https://route.cit.api.here.com/routing/7.2/calculateroute.xml>, zuletzt abgerufen am 17.02.2017
- [124] HERE TECHNOLOGIES (Hrsg.): *HERE Routing API v7*, https://developer.here.com/documentation/routing/dev_guide/topics/resource-type-heading.html, zuletzt abgerufen am 15.07.2022
- [125] WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (Hrsg.): *Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation: (CIMO guide). 2014 edition, updated in 2017.[SUPERSEDED]*, <http://dx.doi.org/10.25607/DBP-432>, zuletzt geprüft am 15.07.2022

A Anhang

A.1 Simulationsstrecken

A.1.1 Strecke A: München - Karlsruhe

Tab. A.1: Eigenschaften Strecke A: München - Karlsruhe [123]

Bezeichnung	Wert
Start	München
GPS-Position	48,149 44°, 11,567 53°
Ziel	Karlsruhe
GPS-Position	49,011 53°, 8,416 56°
Distanz	284,5 km
Fahrzeit	ca. 3 Stunden 9 Minuten
Maximalgeschwindigkeit	130 km/h
Durchschnittsgeschwindigkeit	90,2 km/h
Höhendifferenz	-402 m
Höhenmeter	4128 m

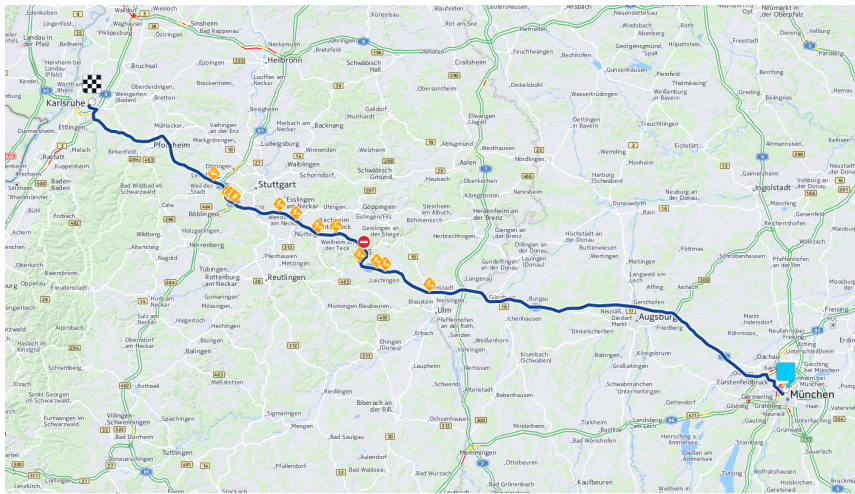


Abb. A.1: Kartendarstellung Strecke A: München - Karlsruhe [122]

A.1.2 Strecke B: Ingolstadt - München

Tab. A.2: Eigenschaften Strecke B: Ingolstadt - München [123]

Bezeichnung	Wert
Start	Ingolstadt
GPS-Position	48,771 84°, 11,381 08°
Ziel	München
GPS-Position	48,180 09°, 11,563 71°
Distanz	81,1 km
Fahrzeit	ca. 59 Minuten
Maximalgeschwindigkeit	130 km/h
Durchschnittsgeschwindigkeit	81,5 km/h
Höhendifferenz	132 m
Höhenmeter	724 m

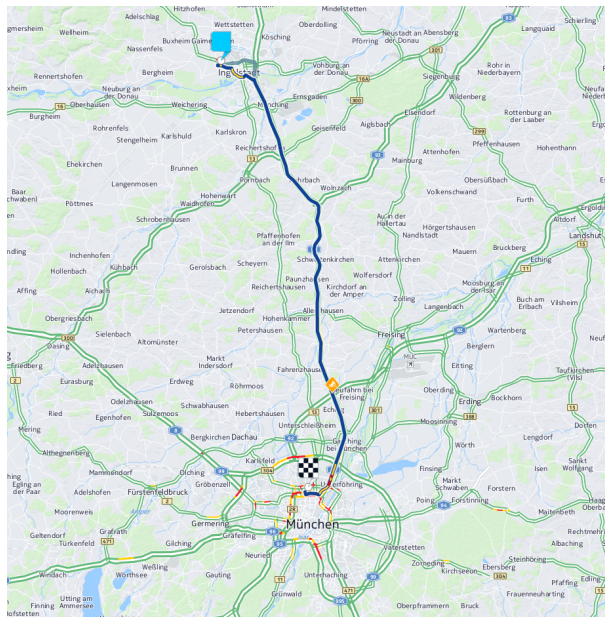


Abb. A.2: Kartendarstellung Strecke B: Ingolstadt - München [122]

A.1.3 Strecke C: Salzburg - Obertauern

Tab. A.3: Eigenschaften Strecke C: Salzburg - Obertauern [123]

Bezeichnung	Wert
Start	Salzburg
GPS-Position	47,824 86°, 13,059 85°
Ziel	Obertauern
GPS-Position	47,247 92°, 13,559 07°
Distanz	99,4 km
Fahrzeit	ca. 1 Stunde 22 Minuten
Maximalgeschwindigkeit	98 km/h
Durchschnittsgeschwindigkeit	69,5 km/h
Höhendifferenz	1316 m
Höhenmeter	1866 m

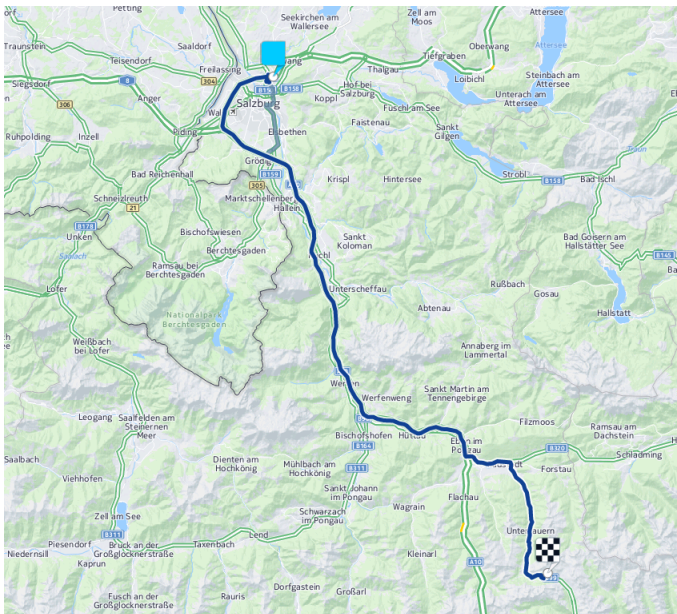


Abb. A.3: Kartendarstellung Strecke C: Salzburg - Obertauern [122]

A.1.4 Strecke D: Obertauern - Salzburg

Tab. A.4: Eigenschaften Strecke D: Obertauern - Salzburg [123]

Bezeichnung	Wert
Start	Obertauern
GPS-Position	47,247 92°, 13,559 07°
Ziel	Salzburg
GPS-Position	47,824 86°, 13,059 85°
Distanz	99,4 km
Fahrzeit	ca. 1 Stunde 14 Minuten
Maximalgeschwindigkeit	108 km/h
Durchschnittsgeschwindigkeit	79,8 km/h
Höhendifferenz	-1319 m
Höhenmeter	1835 m

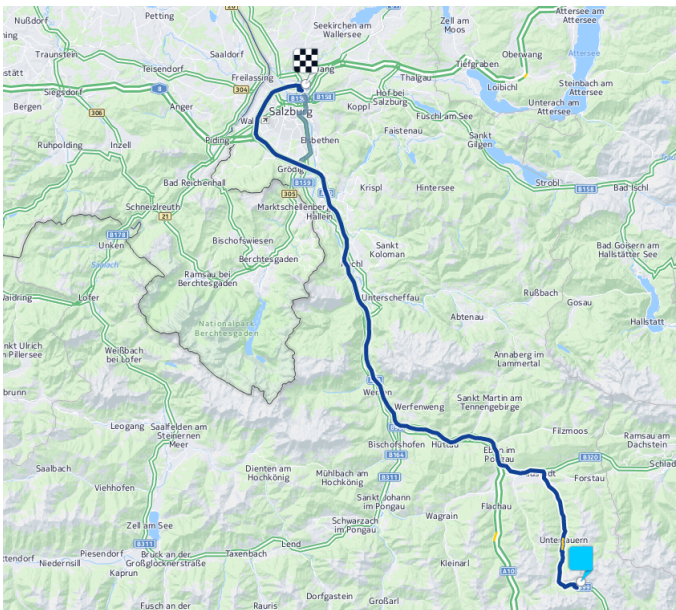


Abb. A.4: Kartendarstellung Strecke D: Obertauern - Salzburg [122]

A.2 Luftwiderstand unter Berücksichtigung der Windrichtung und Luftdichte

Zur Bestimmung der Gegenwindgeschwindigkeit müssen die Fahrtrichtung δ , die Windrichtung ψ und die Windgeschwindigkeit v_{Wind} bekannt sein. Dabei ist es wichtig darauf zu achten, auf welches Polarkoordinatensystem die zur Verfügung stehenden Daten bezogen sind. Die Windrichtung ist jene Himmelsrichtung, aus der der Wind kommt und hat ihren Winkelursprung im Norden, zählend im Uhrzeigersinn. Die Fahrtrichtung (engl. „heading“) wird in prädiktiven Streckendaten teilweise ebenfalls mit Ursprung im Norden und Winkelzählrichtung im Uhrzeigersinn angegeben [124]. Die Richtungen von Wind und Fahrzeug sind in diesem Fall jedoch entgegengesetzt. In Abbildung A.5 ist dieser Sachverhalt dargestellt.

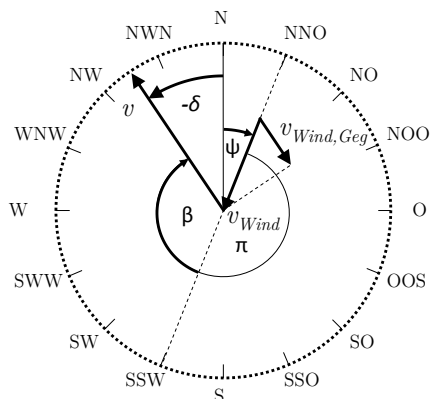


Abb. A.5: Geschwindigkeit des Windes entgegen der Fahrtrichtung in Abhängigkeit des Windanströmwinkels β

Für die Berechnung der Gegenwindgeschwindigkeit $v_{Wind,Geg}$ muss der Winkel β zwischen Fahrtrichtung und Windrichtung bestimmt werden, um damit den entgegen der Fahrtrichtung wirkenden Anteil des Windes zu bestimmen.

$$v_{Wind,Geg} = v_{Wind} \cdot \cos(\beta + \pi) \quad (\text{A.1})$$

Damit kann der Luftwiderstand nach Gleichung A.2 berechnet werden. Bei ausreichender Datenbasis zum Fahrzeug könnte zudem der aufgrund

schräger Anströmung veränderte Luftwiderstandsbeiwert berücksichtigt werden.

$$F_{Luft} = \frac{\rho_{Luft} \cdot c_W \cdot A \cdot (v + v_{Wind} \cdot \cos(\beta))^2}{2} \quad (\text{A.2})$$

Die Luftdichte wird in der Parametrisierung von Fahrwiderstandsmodellen häufig als konstant angenommen. Diese Vereinfachung muss jedoch kritisch hinterfragt werden, da die Annahme nur bei konstanter Temperatur, konstanter Luftfeuchtigkeit und konstantem Luftdruck zutrifft. In der Realität schwanken alle drei Werte wetterabhängig. Zudem ist der Luftdruck nicht nur vom Wetter, sondern auch von der Höhe über Meeresspiegel abhängig.

Bei Wetterinformationen entspricht der angezeigte Luftdruck häufig dem auf den Meeresspiegel bezogenen, reduzierten Luftdruck p_{Red} . Um daraus den tatsächlichen Luftdruck vor Ort am Boden zu berechnen, wird die barometrische Höhenformel eingesetzt.

$$p(h) = p(h_0) \left(1 - \frac{0,0065 \text{ K m}^{-1} \cdot \Delta h}{T_K(h_0)} \right)^{5,255} \quad (\text{A.3})$$

In der barometrischen Höhenformel wird der Luftdruck p auf Höhe h in Abhängigkeit des Luftdrucks p auf Höhe h_0 , der Höhendifferenz $\Delta h = h - h_0$ und der Temperatur T auf Höhe h_0 berechnet. Der Temperaturgradient beträgt $-0,65 \text{ K}/100\text{m}$.

Die barometrische Höhenformel muss angepasst werden, da als Eingangswert die Temperatur vor Ort und nicht die Temperatur am Meeresspiegel genutzt werden muss.

$$p = p_{Red} \left(1 - \frac{0,0065 \text{ K m}^{-1} \cdot h}{T_K + 0,0065 \text{ K m}^{-1} \cdot h} \right)^{5,255} \quad (\text{A.4})$$

Berechnung des Sättigungsdampfdrucks p_{sat} nach [125]:

$$p_{sat} = 6,112 \text{ hPa} \cdot \exp\left(\frac{17,62 \cdot T_C}{243,12 T_C}\right) \quad (\text{A.5})$$

Mit dem Luftdruck kann nun die Luftdichte ρ berechnet werden. Dazu muss die relative Luftfeuchtigkeit φ_L berücksichtigt werden. Die Luftdichte feuchter Luft ρ_{fL} kann mit Gleichung A.6 berechnet werden.

$$\rho_{fL} = \frac{p}{R_{fL} \cdot T_K} \quad (\text{A.6})$$

Dazu muss die Gaskonstante der feuchten Luft R_{fL}

$$R_{fL} = \frac{R_{tL}}{1 - \left(\frac{\varphi_L \cdot p_{sat}}{p} \right) \cdot \left(1 - \frac{R_{tL}}{R_D} \right)} \quad (\text{A.7})$$

unter Berücksichtigung der Gaskonstante der trockenen Luft $R_{tL} = 287,058 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ und der Gaskonstante von Wasserdampf $R_{tL} = 461,523 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ berechnet werden. Da die Umgebungsluft immer ein gewisses Maß an Luftfeuchtigkeit beinhaltet, kann in der Fahrwiderstandsgleichung nun die Luftdichte $\rho_{Luft} = \rho_{fL}$ gesetzt werden, wodurch das Wetter und die Höhe bei der Berechnung des Luftwiderstands berücksichtigt werden .

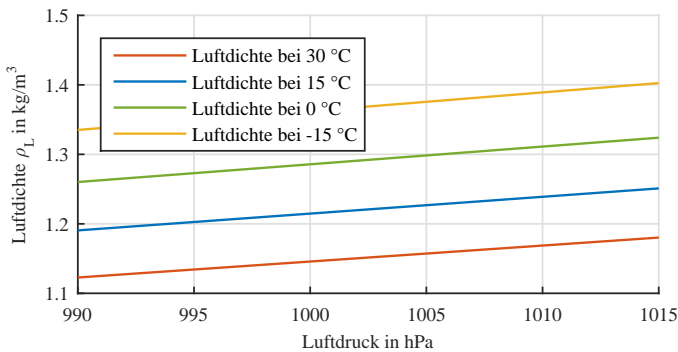


Abb. A.6: Veränderung der Luftdichte ρ_{Luft} durch wetterbedingte Luftdruckschwankungen und Temperaturänderungen auf Meereshöhe $h=0\text{m}$ bei konstanter Luftfeuchtigkeit von 80 %

Wie in Abbildung A.6 und A.7 zu erkennen ist, variiert die Luftdichte sehr stark. Stehen die notwendigen Wetterinformationen zur Verfügung, um die Luftdichte ρ_{Luft} entlang der geplanten Route zu berechnen, sollte die Luftdichte daher als variable Eingangsgröße berücksichtigt werden.

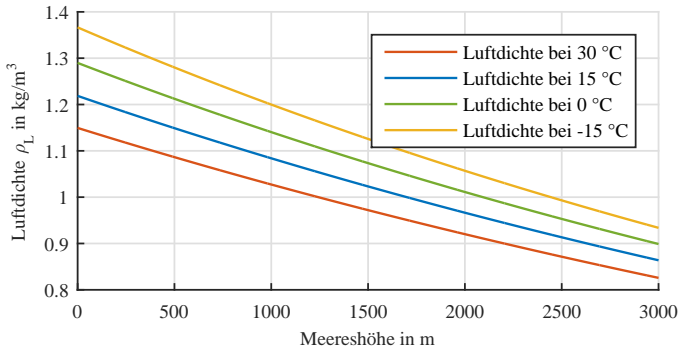


Abb. A.7: Veränderung der Luftdichte ρ_{Luft} in Abhängigkeit der Meereshöhe bei konstanter Luftfeuchtigkeit von 80 %

A.3 Rekursive Formulierung des Least Squares Verfahren

Um das Least Squares Verfahren für Echtzeitanwendungen einsetzen zu können, muss die Rechenzeit für einzelne Adaptionsschritte begrenzt sein. Störend sind dabei die mit jedem Adaptionsschritt wachsenden Matrizen Y und Φ in Gleichung A.45. Es kann gezeigt werden, dass sich das Least Squares Verfahren so umformulieren lässt, dass diese Matrizen nicht mehr in jedem Adaptionsschritt vollständig ausgewertet werden müssen [61].

Für die rekursive Berechnung ist es notwendig, eine Aktualisierungsvorschrift der Form

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \hat{\theta}_{\text{Korrektur}} \quad (\text{A.8})$$

zu finden, in welcher der Parametervektor θ zum Zeitpunkt k aus den berechneten Werten in Zeitpunkt $k-1$ sowie neuen Messwerten aus dem Zeitpunkt $k-1$ aktualisiert werden kann.

Ausgehend von der Hesse-Matrix H aus Gleichung A.44 kann zunächst die Matrix P_N wie folgt definiert werden als

$$P_N := H^{-1} = (\Phi_N^T \theta_N)^{-1}. \quad (\text{A.9})$$

Die Inverse von P_N , welche der Hesse-Matrix H entspricht, kann geschrieben werden als

$$P_N^{-1} = \Phi_N^T \theta_N = \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T, \quad (\text{A.10})$$

und führt durch Aufspaltung der Summenformel zu

$$P_N^{-1} = \sum_{k=1}^{N-1} \varphi_k \varphi_k^T + \varphi_N \varphi_N^T \quad (\text{A.11})$$

$$= P_{N-1}^{-1} + \varphi_N \varphi_N^T. \quad (\text{A.12})$$

Aus Gleichung A.45 erhält man für den Schätzwert des Parametervektors zum Zeitpunkt N den Zusammenhang

$$\hat{\theta}_N = P_N \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k y_k \right) = P_N \left(\sum_{k=1}^{N-1} \varphi_k y_k + \varphi_N y_N \right). \quad (\text{A.13})$$

Durch Umformung erhält man für den Zeitpunkt N

$$P_N^{-1} \hat{\theta}_N = \sum_{k=1}^N \varphi_k y_k \quad (\text{A.14})$$

oder für den Zeitpunkt N-1

$$P_{N-1}^{-1} \hat{\theta}_{N-1} = \sum_{k=1}^{N-1} \varphi_k y_k \quad (\text{A.15})$$

$$(P_N^{-1} - \varphi_N \varphi_N^T) \hat{\theta}_{N-1} = \sum_{k=1}^{N-1} \varphi_k y_k \quad (\text{A.16})$$

Durch Einsetzen der linken Seite von Gleichung A.16 in Gleichung A.13 erhält man

$$\hat{\theta}_N = P_N (P_N^{-1} \hat{\theta}_{N-1} - \varphi_N \varphi_N^T \hat{\theta}_{N-1} + \varphi_N y_N) \quad (\text{A.17})$$

und durch Umformung letztendlich

$$\hat{\theta}_N = \hat{\theta}_{N-1} + P_N \varphi_N (y_N - \varphi_N^T \hat{\theta}_{N-1}). \quad (\text{A.18})$$

Der Parameterschätzvektor $\hat{\theta}_N$ zum Zeitpunkt N kann somit durch ein Update des Parameterschätzvektors $\hat{\theta}_{N-1}$ aus dem vorhergehenden Zeitpunkt N-1 berechnet werden. Dabei kann $y_N - \varphi_N^T \hat{\theta}_{N-1}$ als Prädiktionsfehler und $K_N = P_N \varphi_N$ als Verstärkungsfaktor der Korrektur angesehen werden können.

Für die rekursive Berechnung von P_N kommt das *Matrix Inversionslemma* (auch als *Woodbury-Matrix-Identität* bezeichnet) zum Einsatz.

„Gegeben sind die Matrizen A, B, C, D von passender Dimension wobei $A, C,$

$C^{-1} + DA^{-1}B$ nicht singuläre quadratische Matrizen sind, so ist $A + BCD$ invertierbar und es folgt

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}. \quad (\text{A.19})$$

[61] Damit kann P_N mit Einheitsmatrix $C = I$ geschrieben werden als

$$P_N = (\Phi_N^T \Phi_N)^{-1} \quad (\text{A.20})$$

$$= (\Phi_{N-1}^T \Phi_{N-1} + \varphi_N \varphi_N^T)^{-1} \quad (\text{A.21})$$

$$= \underbrace{(P_{N-1}^{-1})}_A + \underbrace{\varphi_N \varphi_N^T}_{BCD} \quad (\text{A.22})$$

$$= P_{N-1} - P_{N-1} \varphi_N (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1} \varphi_N^T P_{N-1} \quad (\text{A.23})$$

und der Verstärkungsfaktor K_N kann geschrieben werden als

$$K_N = P_N \varphi_N \quad (\text{A.24})$$

$$= (P_{N-1} - P_{N-1} \varphi_N (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1} \varphi_N^T P_{N-1}) \varphi_N \quad (\text{A.25})$$

$$= P_{N-1} \varphi_N [I - (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1} \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N]. \quad (\text{A.26})$$

Erweiterung von Gleichung A.26 führt auf

$$K_N = P_{N-1} \varphi_N \underbrace{[I - (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1} (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)]}_I \quad (\text{A.27})$$

$$+ (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1}]$$

und weitere Vereinfachung zu

$$K_N = P_{N-1} \varphi_N (I + \varphi_N^T P_{N-1} \varphi_N)^{-1}. \quad (\text{A.28})$$

Damit lässt sich die ursprüngliche Gleichung A.45 vollständig rekursiv darstellen. Für ein dynamisches System der Form $y_k = \varphi_{k-1}^T \theta$, bei dem Matrix Φ_k vollen Rang hat und $\Phi_k^T \Phi_k$ nicht singulär für alle $k \geq k_0$ ist, ergibt sich zur Berechnung des Parameterschätzvektors somit folgende Berechnungsvorschrift [61].

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + K_{k+1} (y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (\text{A.29})$$

mit

$$K_{k+1} = P_k \varphi_k (I + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \quad (\text{A.30})$$

$$P_{k+1} = P_k (I - \varphi_k (I + \varphi_k^T P_k \varphi_k)^{-1} \varphi_k^T P_k) \quad (\text{A.31})$$

Dieser Algorithmus wird als RLS-Verfahren bezeichnet.

Zur Initialisierung der Verfahrens kann

$$\hat{\theta}_0 = 0, \hat{P}_0 = c_{Init}I$$

mit der Konstante c_{Init} und der Einheitsmatrix I gewählt werden, wobei groß gewählte c_{Init} zu einer schnellen Adaption zu Beginn der Systemidentifikation führen. Im Gegensatz dazu würde ein klein gewähltes c_{Init} zu sehr langsamen Parameteränderungen in der Systemidentifikation führen.

A.4 Least Squares Verfahren

Ein fundamentales Verfahren zur Lösung eines solchen Regressionsproblems bei der Identifikation von linearen Systemen ist das LS-Verfahren [61]. Dafür muss die Norm 2.18 konkretisiert und darauf aufbauend die minimierende Funktion $g(\varphi_k; \theta)$ formuliert werden [61]. Das Least Square Verfahren basiert auf der Festlegung der Norm gemäß

$$V_N(\theta) := \|y - g(\varphi)\|_{diskret} := \sum_{k=1}^N |y_k - g(\varphi_k; \theta)|^2. \quad (\text{A.32})$$

Die Funktion $V_N(\theta)$ wird auch als *Kostenfunktion* bezeichnet. Die bestmögliche Lösung des Regressionsproblems entspricht jenem Parametervektor $\hat{\theta}_N$, welcher die Kostenfunktion $V_N(\theta)$ minimiert.

$$\hat{\theta}_N = \min \arg V_N(\theta) \quad (\text{A.33})$$

Unter der Voraussetzung reellwertiger Veränderlicher lautet die Kostenfunktion A.32

$$V_N(\theta) = \sum_{k=1}^N (y_k - \varphi_k^T \theta)^2 \quad (\text{A.34})$$

Da es sich bei A.34 um eine quadratische Kostenfunktion handelt, lautet die notwendige Bedingung dafür

$$\frac{\partial}{\partial \theta} V(\theta) = 0. \quad (\text{A.35})$$

Die erste Ableitung ergibt

$$\frac{\partial}{\partial \theta} V_N(\theta) = 2 \sum_{k=1}^N (y_k - \varphi_k^T \theta) \frac{\partial}{\partial \theta} (y_k - \varphi_k^T \theta) \quad (\text{A.36})$$

und weiter vereinfacht

$$\frac{\partial}{\partial \theta} V_N(\theta) = -2 \sum_{k=1}^N \varphi_k (y_k - \varphi_k^T \theta). \quad (\text{A.37})$$

Die zweite Ableitung wird zu

$$\frac{\partial^2}{\partial^2 \theta} V_N(\theta) = 2 \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T, \quad (\text{A.38})$$

wobei der Teil

$$H := \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T \quad (\text{A.39})$$

als *Hesse-Matrix* bezeichnet wird und symmetrisch ist [61].

Durch Einsetzen der Hesse-Matrix in Gleichung A.37, lässt sich diese schreiben als

$$\frac{\partial}{\partial \theta} V_N(\theta) = -2 \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k y_k - H\theta \right) \quad (\text{A.40})$$

Unter Berücksichtigung der Bedingung A.35 lässt sich Gleichung A.40 schreiben als

$$0 = -2 \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k y_k - H\theta \right). \quad (\text{A.41})$$

Bei Invertierbarkeit der Hesse-Matrix folgt als Schätzwert des Parametervektors $\hat{\theta}_N$

$$\hat{\theta}_N = H^{-1} \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k y_k \right). \quad (\text{A.42})$$

A.4.1 Darstellung in Matrixschreibweise

Die hergeleiteten Zusammenhänge können auch in Matrixschreibweise dargestellt werden. Mit

$$Y := \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, \quad \Phi := \begin{bmatrix} \varphi_1^T \\ \vdots \\ \varphi_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \cdots & \varphi_{d1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{1N} & \cdots & \varphi_{dN} \end{bmatrix} \quad (\text{A.43})$$

wird die Hesse-Matrix zu

$$H := \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T = \Phi^T \Phi, \quad (\text{A.44})$$

der Parameterschätzwert wird zu

$$\hat{\theta}_N = H^{-1} \sum_{k=1}^N \varphi_k y_k = H^{-1} \Phi^T Y = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y \quad (\text{A.45})$$

und die Kostenfunktion lässt sich schreiben als

$$V_N(\theta) = \sum_{k=1}^N (y_k - \varphi_k^T \theta)^2 = (Y - \Phi \theta)^T (Y - \Phi \theta). \quad (\text{A.46})$$

A.4.2 Konvergenz des rekursiven Least Squares Verfahrens

Eine entscheidende Eigenschaft für korrekte Lösung des Regressionsproblems ist die Konvergenz des gewählten Verfahrens. Unter der Voraussetzung, dass der Fehler ϵ nicht mit Eingangsvariablen φ korreliert ist und ϵ mittelwertfrei ist, lässt sich zeigen, dass der Schätzwert $\hat{\theta}$ bei ARX-Modellen gegen den wahren Wert konvergiert [61].

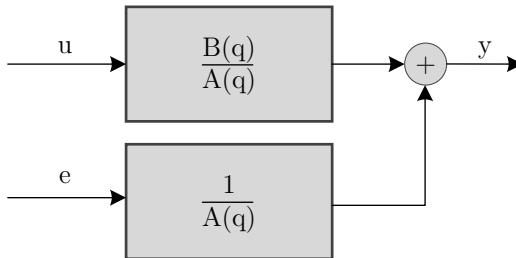


Abb. A.8: ARX Modellstruktur

$$y_k = \frac{B(q)}{A(q)} u_k + \frac{1}{A(q)} e_k \quad (\text{A.47})$$

$$Y = \Phi \theta_0 + \epsilon \quad (\text{A.48})$$

$$(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y = \theta_0 + (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \epsilon \quad (\text{A.49})$$

$$\begin{aligned} E\{\hat{\theta}\} &= E\{\theta_0\} + E\{(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \epsilon\} \\ &= E\{\theta_0\} + E\{(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T\} \underbrace{E\{\epsilon\}}_0 \end{aligned} \quad (\text{A.50})$$

Da der Erwartungswert $E\{\epsilon\}$ sowie die Elemente der Matrix $(\Phi^T \Phi)^{-1}$ mit unendlicher Anzahl an Messwerten $N \rightarrow \infty$ gegen 0 gehen, konvergiert auch der Parameterschätzwert $\hat{\theta}$ gegen den realen Parametervektor.

$$I\{\hat{\theta}\} = \theta_0 \quad (\text{A.51})$$

A.5 Gewichtungformeln der Reichweitenberechnung

Formel der linearen Gewichtung

$$w_{\text{RWDV},1} = \frac{E_{\text{Bat}}}{E_{\text{Bat}, \text{Max}}} \quad (\text{A.52})$$

Nichtlineare Gewichtung:

$$w_{\text{RWDV},1} = 1 - \frac{1}{(1 - c^{-1}) * (c^{\frac{E_{\text{Bat}}}{E_{\text{Bat}, \text{Max}}}} - c^{-1})} \quad (\text{A.53})$$

Formel der lineare Gewichtung mit Offset

$$w_{\text{RWDV},1} = \max\left(\frac{E_{\text{Bat}} \cdot c_{\text{Offset}}}{E_{\text{Bat}, \text{Max}}}, 1\right) \quad (\text{A.54})$$

Nichtlineare Gewichtung mit Offset:

$$w_{\text{RWDV},1} = \max\left(1 - \frac{1}{(1 - c^{-1}) * (c^{\frac{E_{\text{Bat}} \cdot c_{\text{Offset}}}{E_{\text{Bat}, \text{Max}}}} - c^{-1})}, 1\right) \quad (\text{A.55})$$

A.6 Aufbau des Versuchsträgers

Im Rahmen der Doktorarbeit wurde von der AUDI AG ein Elektrofahrzeug des Typs Audi A3 e-tron mit Baujahr 2011 für Messungen zur Verfügung gestellt. Es handelte sich dabei um ein Fahrzeug mit Vorderradantrieb, 25 kWh Batterkapazität, einer Leistung von 85 kW und einer NEFZ-Reichweite von 135 km. Zur Messung von Strömen und Spannungen wurde das Fahrzeug mit zusätzlicher Messelektronik ausgestattet.

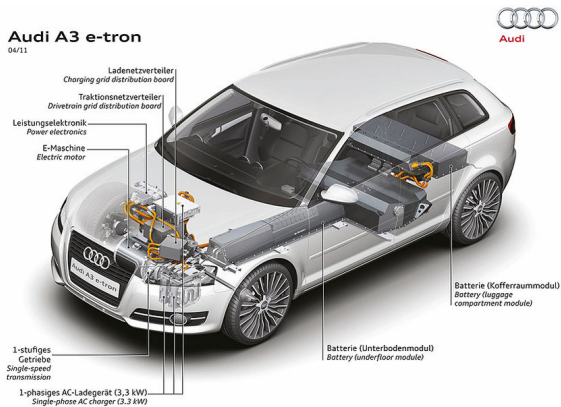


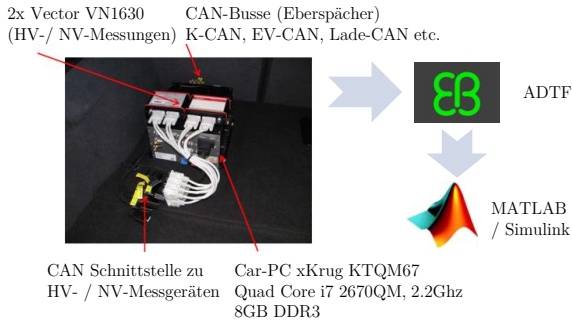
Abb. A.9: Leistungselektronik eines Audi A3 e-tron. Quelle: AUDI AG

Sogenannte „intelligente Sicherungen“ wurden im Sicherungskasten des Fahrzeugs verbaut, um den Energieverbrauch ausgewählter Nebenverbraucher im Niedervoltbordnetz zu bestimmen. In Serienfahrzeugen werden diese Ströme aus Kostengründen üblicherweise nicht einzeln gemessen.

A.6.1 Technische Daten des Versuchsfahrzeugs

Motor und Kraftübertragung	
Bauart	Permanent erregte Synchronmaschine
Leistung in kW(PS)	85 kW (115 PS)
Max. Drehmoment in Nm	270 Nm
Antriebsart	Vorderradantrieb, Elektro
Getriebe	EQ 270 (1-Stufiges Getriebe)
Batteriekapazität	26,5 kWh
Fahrleistung und Verbrauch	
Höchstgeschwindigkeit	146 km h ⁻¹
Reichweite (NEFZ)	135 km
Verbrauch kombiniert	16 kWh/100 km
Ladezeit (230 V)	Ca. 9 Stunden
Ladezeit (400 V)	Ca. 4 Stunden
Abmessungen und Gewicht	
Radstand	2578 mm
Spur vorne	1534 mm
Spur hinten	1507 mm
Länge / Breite / Höhe	4292 mm / 1995 mm / 1423 mm
Leergewicht (inkl. Messtechnik)	1662 kg

A.6.2 Technik zur Messdatenaufzeichnung



Traktionsnetzverteiler



Intelligente Sicherungen

Abb. A.10: Messaufbau und Toolkette zur Auswertung von Messdaten

Hochvolt Messelektronik		
Messpunkt	Messbereich	Sensor
Spannung Traktionsnetzverteiler	0 - 450 V	Klaric HVU-Probe
Strom Hochvoltbatterie	± 300 A	Klaric HVI-Probe
Strom Leistungselektronik	± 300 A	Klaric HVI-Probe
Strom Klimakompressor	0 - 30 A	Klaric HVI-Probe
Strom PTC	0 - 30 A	Klaric HVI-Probe
Niedervolt Messelektronik		
Messpunkt	Messbereich	Sensor
Spannung Bordnetz	0 - 15 V	Klaric U-Probe
Strom Ausgang DC/DC-Wandler	0 - 75 A	Klaric I-Probe
Strom Frontscheibenheizung	0 - 60 A	Intelligente Sicherung (60A:AT0)
Strom Heckscheibenheizung	0 - 60 A	Intelligente Sicherung (30A:AT0)
Strom Sitzheizung vorne	0 - 20A	Intelligente Sicherung (20A:AT0)
Strom Gebläselüfter	0 - 40 A	Intelligente Sicherung (40A:AT0)
Strom Wasserpumpe	0 - 15 A	Intelligente Sicherung (15A:AT0)
Strom Frontwischer	0 - 30 A	Intelligente Sicherung (30A:AT0)
Strom Heckwischer	0 - 15 A	Intelligente Sicherung (15A:AT0)
Strom Car-PC Klemme 30	0 - 15 A	Intelligente Sicherung (15A:AT0)