



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterarbeit

Lino Zurl

Weiterentwicklung und Evaluierung eines Verbrauchskalkulationstools für Elektrofahrzeuge

*Fakultät Technik und Informatik
Department Fahrzeugtechnik und Flugzeugbau*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Automotive and
Aeronautical Engineering*



FAKULTÄT TECHNIK UND INFORMATIK

DEPARTMENT FAHRZEUGTECHNIK UND FLUGZEUGBAU

Professor Jan Friedhoff

Aufgabenstellung

Name: Lino Zurl

Thema: Weiterentwicklung und Evaluierung eines Verbrauchskalkulationstools für Elektrofahrzeuge

1. Einführung

Vor dem Hintergrund des aktuellen Umschwungs zur Elektromobilität und der erweiterten Datenlage zu E-Fahrzeugen soll dessen Energiebedarf in das bestehende Verbrauchskalkulationstool integriert werden. In der Anfangsphase der Konzeptentwicklung ist eine genaue und zuverlässige Vorhersage des Energieverbrauchs und der Reichweite unerlässlich. Sie ermöglicht es, die Konzept- und die Antriebsdimensionierung frühzeitig zu optimieren und die Konsequenzen von Entscheidungen deutlich zu erkennen. Die geplante Erweiterung hat zum Ziel auf der Grundlage erster Konzeptparameter verlässliche Prognosen zum Energiebedarf zu erstellen. Durch die Analyse empirischer Daten werden maßgebliche Einflussfaktoren identifiziert und physikalisch oder mathematisch in Zusammenhang zu anderen konzeptionellen Gesamtfahrzeuggrößen gebracht. Diese umfassen nicht nur offensichtliche Parameter wie Gewicht, Antriebsleistung und Abmaße, sondern berücksichtigen ein breites Spektrum an potenziellen Einflussgrößen. Im Zuge der Untersuchung werden nur die relevantesten Faktoren in das Tool integriert, um eine effiziente, zielorientierte und ausreichend sichere Dimensionierung konzeptioneller Größen während der Konzeptdefinitionsphase des Entwicklungsprozesses zu ermöglichen.

2. Aufgabenstellung in Arbeitsschritten

- Erstellung einer Datenbasis für eine empirische Auswertung
 - Sammeln verfügbarer Daten zu E-Fahrzeugen mit besonderem Augenmerk auf Realverbräuche.
 - Analysemethoden festlegen und Einflussgrößen anhand empirischer Verfahren bewerten.
 - Berücksichtigung und Einbindung potenzieller Parameter des Elektroantriebes, die in dem bestehenden Berechnungsverfahren noch nicht ausreichend berücksichtigt sind, wie z.B. regeneratives Bremsen, Heizleistung und Batteriekapazitäten.
- Integration in das bestehende Kalkulationstool
 - Erweiterung des Tools zur präzisen Vorhersage des Energieverbrauchs und Reichweite von E-Fahrzeugkonzepten.
 - Entwicklung eines Vorhersagemodells basierend auf Kernparametern, die im Laufe der Arbeit identifiziert werden.
- Test und Evaluation
 - Verifizierung des Tools und Bestimmung seiner Genauigkeit mittels existierender Daten und realer Verbrauchswerte.
 - Identifikation von Abweichungen, Analyse der Ursachen und Aufzeigen von Optimierungspotenzialen.

Lino Zurl

**Weiterentwicklung und
Evaluierung eines Verbrauchskalkulati-
onstools für Elektrofahrzeuge**

Masterarbeit eingereicht im Rahmen der Masterprüfung

im Studiengang Fahrzeugtechnik
am Department Fahrzeugtechnik und Flugzeugbau
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Erstprüfer: Prof. Dipl.-Ing. Jan Friedhoff
Zweitprüfer: Prof. Dr.-Ing. Hanno Ihme-Schramm

Abgabedatum: 23.08.2024

Zusammenfassung

Name des Studierenden

Lino Zurl

Thema der Masterthesis

Weiterentwicklung und Evaluierung eines Verbrauchskalkulationstools für Elektrofahrzeuge

Stichworte

Energieverbrauch, Elektrofahrzeug, Simulation, Fahrwiderstände, Realverbrauch, WLTC, Konzeptphase, lineare Regression, Modell, Parameter, Tool, Gewicht, Simulation, Realverbrauch, Effizienz

Kurzzusammenfassung

Diese Arbeit setzt sich mit der Realisierung eines Kalkulationstools zur Verbrauchsbestimmung von Elektrofahrzeugen auseinander. Gestützt auf empirischen Daten sind Zusammenhänge entwickelt, die es ermöglichen einen möglichst genauen Verbrauch vorherzusagen. Eine Analyse verschiedenster Einflussparameter sind systematisch untersucht und bewertet. Eine Simulation ausgehend vom WLTC ermöglicht die Bestimmung des Verbrauchs in verschiedenen Fahrprofilen. Das Tool nutzt grundlegende Parameter, um über eine Gewichts Betrachtung und anschließender Simulation einen möglichst definierten Realverbrauch bestimmt.

Name of Student

Lino Zurl

Title of the paper

Further Development and Evaluation of a Consumption Calculation Tool for Electric Vehicles

Keywords

Energy consumption, electric vehicle, simulation, driving resistances, real-world consumption, WLTC, concept phase, linear regression, model, parameters, tool, weight, simulation, real-world consumption, efficiency

Abstract

This work focuses on the development of a calculation tool for determining the energy consumption of electric vehicles. Based on empirical data, relationships have been established that enable the prediction of energy consumption with a high degree of accuracy. Various influencing parameters have been systematically analyzed and evaluated. A simulation based on the WLTC is utilized to determine consumption across different driving profiles. The tool uses fundamental parameters, incorporating a weight analysis followed by simulation, to estimate a defined real-world energy consumption as accurately as possible.

Inhaltsverzeichnis

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	VI
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	VII
1 EINLEITUNG	1
2 STAND DER TECHNIK	2
2.1 LEERGEWICHTSBERECHNUNG	3
2.2 VERBRAUCHSBERECHNUNG	4
2.2.1 FAHRWIDERSTÄNDE.....	4
2.2.2 ANTRIEBSVERLUSTE UND ELEKTRISCHE VERBRAUCHER	7
2.2.3 SCHLUSSFOLGERUNGEN	10
3 METHODIK.....	11
3.1 DATENERHEBUNG	14
3.2 LINEARE REGRESSION	16
4 MODELLENTWICKLUNG LEERGEWICHT.....	20
4.1 BATTERIE	20
4.1.1 ANALYSE BATTERIESYSTEM	20
4.1.2 MODELLAUFBAU BATTERIEGEWICHT	26
4.2 ANTRIEBSSTRANG & KAROSSERIE.....	28
4.3 MODELLAUFBAU LEERGEWICHT	32
5 MODELLENTWICKLUNG VERBRAUCH.....	34
5.1 FAHRWIDERSTANDS SIMULATION	36
5.1.1 EINFLUSSGRÖßEN FAHRWIDERSTAND.....	36
5.1.2 FAHRWIDERSTANDS SIMULATION.....	45
5.1.3 VERLUSTBESTIMMUNG	49
5.2 REALVERBRAUCH	53
5.2.1 EINFLUSSGRÖßEN	54
5.2.2 REALVERBRAUCH STATISTISCHE BETRACHTUNG.....	57
5.3 MODELLGRENZEN	59
6 MODELLVALIDIERUNG.....	60
7 AUSBLICK & SCHLUSSFOLGERUNGEN	62
8 LITERATURVERZEICHNIS.....	63
9 ANHANG	67

Abkürzungsverzeichnis

BEV - Battery Electric Vehicle

LiB - Lithium-Ionen-Batterie

NAE - Nicht-Antriebs-Energie

NEFZ - Neuer Europäischer Fahrzyklus

SOC - State of Charge (Ladezustand)

SOH - State of Health (Gesundheitszustand der Batterie)

WLTC - Worldwide Harmonized Light-Duty Vehicles Test Cycle

WLTP - Worldwide Harmonized Light-Duty Vehicles Test Procedure

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Prozentuale Abweichung des berechneten Leergewicht nach Fahrzeugklasse	4
Abbildung 2 Prozentuale Abweichung des berechneten Kraftstoffverbrauchs.....	9
Abbildung 3 Schematische Darstellung des methodischen Vorgehens zur Modellentwicklung.....	11
Abbildung 4 Parameter der Datenbank	15
Abbildung 5 Anwendungsbeispiel Smart PLS	19
Abbildung 6 Abweichung des berechneten Leergewichts (Batteriegewicht im Tool addiert).....	20
Abbildung 7 Aufbau Batteriesystem (Doppelbauer, 2020 S. S. 132)	21
Abbildung 8 ermittelte Abweichung bezogen auf das Leergewicht	22
Abbildung 9 Entwicklung der gravimetrischen Energiedichte von LiB-Zellen nach Zellformaten (Thielmann, et al., 2017 S. 16)	22
Abbildung 10 Abweichung der Herstellerangabe vom Brutto- zur Nettokapazität.....	24
Abbildung 11 spez. Energiedichte heutiger Batteriesysteme	25
Abbildung 12 zeitlicher Einfluss auf die spez. Energiedichte	25
Abbildung 13 Linearer Zusammenhang Kapazität zu Batteriegewicht und Technologievergleich.....	26
Abbildung 14 Übersicht Leistungsgewicht unterschiedlicher Motoren (Karle, 2022 S. 198)	28
Abbildung 15 Antriebskonzepte E-Fahrzeug (Doppelbauer, 2020 S. S.58)	29
Abbildung 16 E-Motorgewicht in Abhängigkeit von Leistung und Drehmoment (Fuchs, 2014 S. 58) ...	31
Abbildung 17 Gewichtseinfluss durch Allradantrieb und Leistungssteigerung	31
Abbildung 18 Regressionsmodell Leergewicht	34
Abbildung 19 Bestimmung cw-Wert in Abhängigkeit von Länge und Karosserieform (Fuchs, 2014 S. 56)	37
Abbildung 20 Einfluss von Länge und Höhe auf den cw-Wert	37
Abbildung 21 Temperatureinfluss auf die Ladeeffizienz in Abhängigkeit der Ladeleistung (Genovese, et al., 2015 S. 12)	40
Abbildung 22 Übersicht Einfluss vom SOC auf die Batteriealterung nach (Ou, 2023).....	41
Abbildung 23 Energiefluss bei einem E-Fahrzeug (Zhang, et al., 2017 S. 8)	42
Abbildung 24 Auslastung E-Motor beim WLTC (Doppelbauer, 2020 S. 114)	44
Abbildung 25 Darstellung Rekuperationsbereich eines E-Motors (Doppelbauer, 2020 S. 109).....	44
Abbildung 26 Beispiel vereinfachtes Kennfeld E-Motoreffizienz (Zhang, et al., 2017 S. 6)	51
Abbildung 27 Semi-Automatisiertes Hilfstool zur Unterstützung bei der Modellentwicklung.....	51
Abbildung 28 Stichprobe Grundlastverlauf bei Coldtest -7°	52
Abbildung 29 Innenwiderstand Batterie in Abhängigkeit der Temperatur (Germana, et al., 2018 S. 5)...	53
Abbildung 30 Vergleich NAE-Verbrauch Warmstart und Kaltstart	56
Abbildung 31 Ermittelte Abweichung zwischen WLTP und Realverbrauchen	58
Abbildung 32 Abbildungsgüte Gesamtmodell bei 164 Fahrzeugen getestet.....	60
Abbildung 33 Abbildungsgüte Regressionsmodell bei 164 Fahrzeugen getestet	61

1 Einleitung

Im Zuge des globalen und zunehmenden Wandels hin zur Elektromobilität (Karle, 2022 S. 5) und der gestiegenen Verfügbarkeit von Daten zu Elektrofahrzeugen gewinnt die präzise Vorhersage ihres Energieverbrauchs und Reichweite an Bedeutung. Dies ist besonders in der frühen Konzeptions- und Entwicklungsphase neuer Fahrzeugmodelle entscheidend, da genaue Prognosen über den Energiebedarf eine optimierte Antriebsdimensionierung und fundierte Entscheidungsfindungen ermöglichen. Eine zuverlässige Verbrauchskalkulation ermöglicht es, die Auswirkungen von Entwicklungsentscheidungen frühzeitig zu erkennen und bildet somit die Grundlage für die Entwicklung effizienter und leistungsfähiger E-Fahrzeuge.

Ein großer Nachteil von Elektrofahrzeugen sind die im Vergleich zum Verbrenner eingeschränkte Reichweite, so wie die Kosten der Traktionsbatterie (Karle, 2022 S. 14). Einige wichtige Komponenten, wie beispielsweise das Batteriesystem, bieten zudem erhebliches Potenzial auf zukünftige Verbesserungen. Dies erzeugt, gerade bei den Endverbrauchern, eine Sorge. Knapp 50% geben an, dass die Technologie noch nicht ausgereift ist, und sehen es als Kriterium, welches gegen den Kauf eines E-Fahrzeugs spricht (IfD, 2023). Die Sicht auf die Betrachtung der Käuferentscheidung wird durch weitere Umfragen unterstützt. Es zeigt sich, dass die Reichweite neben den Kosten und Infrastrukturproblemen, die mit Abstand größten Sorgen sind (Management, 2017) (Deloitte, 2021) (Management, 2017). (Civey, 2021).

In Bezug auf den Produktentwicklungsprozess kommt durch die Gewichtsspirale eine wichtige Komponente bei der Dimensionierung hinzu. Dies zeigt, dass eine frühzeitige Erkennung von Problemen in Bezug auf die Reichweite von Bedeutung ist. Des Weiteren muss bei der Erhebung empirischer Daten die technologische Entwicklung in den Modellen berücksichtigt und untersucht sein. Eine entscheidende Herausforderung ist es das Fahrzeug trotz teurer und schwerer Akkus attraktiv zu gestalten, aber genügend Reichweite im realen Betrieb zu gewährleisten. Hier setzt die Arbeit an sich genauer in die theoretischen Grundlagen einzuarbeiten, mögliche Entwicklungen und Zusammenhänge zu erkennen, und so auf einen Realverbrauch schließen zu können.

Die vorliegende Arbeit zielt darauf ab, das bestehende Verbrauchskalkulationstool durch die Integration empirischer und physikalischer Erkenntnisse zum Energiebedarf von Elektrofahrzeugen weiterzuentwickeln. In der Anfangsphase der Konzeptentwicklung ist es unerlässlich, verlässliche Prognosen zum Energieverbrauch und zur Reichweite zu erstellen, um die Dimensionierung des Antriebs und anderer konzeptioneller Fahrzeuggrößen zu optimieren. Hierfür werden empirische Daten analysiert und wesentliche Einflussfaktoren identifiziert, die dann

physikalisch oder mathematisch in Zusammenhang mit anderen konzeptionellen Gesamtfahrzeuggrößen gebracht werden.

Diese Untersuchung berücksichtigt nicht nur offensichtliche Parameter wie Gewicht, Antriebsleistung und Abmaße, sondern ein breites Spektrum potenzieller Einflussgrößen wie regeneratives Bremsen, Heizleistung und Batteriekapazitäten, die im bisherigen Berechnungsverfahren nicht ausreichend berücksichtigt sind, aber gerade bei Elektrofahrzeugen eine entscheidende Rolle spielen. Ziel ist es, nur die relevantesten Faktoren in das Tool zu integrieren, um eine effiziente, zielgerichtete und ausreichend sichere Dimensionierung während der frühen Konzeptdefinitionsphase des Entwicklungsprozesses zu gewährleisten.

2 Stand der Technik

Die Überarbeitung des vorhandenen Kalkulationstool für den Verbrauch von PKWs ist Ausgangspunkt dieser Arbeit. Bei dem Tool handelt es sich um eine Excel-Tabelle die mithilfe grundlegender Parameter die gesuchten Größen berechnet. Die Tabelle ist zuverlässig in der Bestimmung des Verbrauchs anhand weniger Parametereingaben. Es wird mithilfe weniger Konzeptparameter auf das Leergewicht, den Verbrauch und die Reichweite des Fahrzeugs geschlossen. Das Tool ermöglicht die Bestimmung des Verbrauchs nach NEFZ, WLTC sowie eines Realverbrauchs. Im Folgenden wird das aktuelle Tool genauer vorgestellt um einen Einblick in die aktuelle Lösung für Verbrenner zu geben. Eine weitere Darstellung des NEFZ entfällt, da dieser durch den WLTC abgelöst ist.

Der WLTC (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle) ist der zugrunde liegende Fahrzyklus im Rahmen des WLTP (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure). Der WLTP beschreibt alle fest definierten Rahmenbedingungen, um den WLTC einheitlich durchzuführen. Es umfasst unter anderem die Regelung einer Berücksichtigung von Sonderausstattungen, Reifendruck und Umgebungstemperatur. Der WLTC beinhaltet verschiedene Fahrzyklen, wobei sich diese Arbeit auf den WLTC Class 3 Zyklus konzentriert. Dieser Zyklus ist für Fahrzeuge mit einem Leistungsgewicht von mindestens 34 kW/t ausgelegt. Eine weitere Unterteilung findet in Fahrzeuge mit einer Höchstgeschwindigkeit von unter 120km/h (Class 3a und über 120km/h statt. Im Folgenden beschreibt WLTC immer den WLTC Class 3b-Zyklus. Es ist wichtig zwischen WLTC und WLTP zu unterscheiden. Der WLTC bezeichnet den reinen Fahrzyklus, wobei der WLTP die gesamte Prozedur zur Einhaltung der festgelegten Vorschriften beinhaltet.

2.1 Leergewichtsberechnung

Das aktuelle Tool berechnet das Leergewicht eines Fahrzeugs nach der Methode von (Yanni, et al., 2010). Das Karosseriegewicht ist mit Hilfe einer Ersatzdichte und des Ersatzvolumens, basierend auf den Fahrzeugdimensionen, ermittelt. Die Ersatzdichte ergibt sich aus dem Stahl und Aluminiumanteil der Karosserie. Diese Ersatzdichte steht in einem Verhältnis zum Ersatzvolumen des Fahrzeugs, das aus den Fahrzeugdimensionen abgeleitet wird. Mithilfe dieser Werte ist das Karosseriegewicht bestimmt.

$$\text{Ersatzdichte} \left(\frac{\text{kg}}{\text{m}^3} \right) = 102 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3} \cdot \text{Stahlanteil} (\%) + 82 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3} \cdot \text{Aluminiumanteil} (\%)$$

$$\text{Ersatzvolumen} (\text{m}^3) = \text{Fahrzeuglänge} (\text{m}) \cdot \text{Fahrzeugbreite} (\text{m}) \cdot \text{Fahrzeughöhe} (\text{m})$$

$$\text{Karosseriegewicht} (\text{kg}) = \text{Ersatzvolumen} (\text{m}^3) \cdot \text{Ersatzdichte} \left(\frac{\text{kg}}{\text{m}^3} \right)$$

Zusätzlich wird das Gewicht des Antriebsstrangs in Abhängigkeit von der Leistung berücksichtigt (Yanni, et al., 2010). Für Dieselfahrzeuge, Cabrios und per Allrad angetriebene Fahrzeuge wird ein empirisch ermittelter Wert hinzuaddiert.

$$\text{Antriebsstrang} = 1,38 \frac{\text{kg}}{\text{kW}} \cdot \text{Leistung} (\text{kW})$$

Es ergibt sich das Leergewicht des Fahrzeugs. Der Ausdruck „Gewicht“ ist physikalisch nicht richtig. Korrekterweise muss von der Leermasse gesprochen werden. Da auch im Expertenkreis das Wort Leergewicht synonym Verwendung findet, wird es in der Arbeit weiter genutzt. Ein durchgeführter Benchmark mit 25 Verbrenner-Fahrzeugen unterschiedlicher Fahrzeugklassen zeigt die Genauigkeit der Modellberechnung (vgl. Abb. 1).

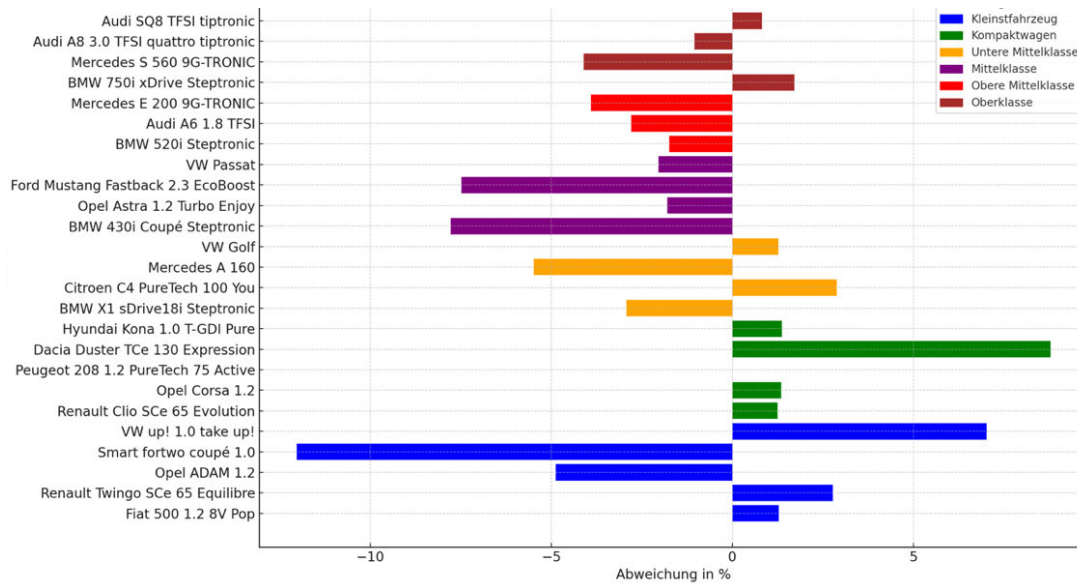


Abbildung 1 Prozentuale Abweichung des berechneten Leergewicht nach Fahrzeugklasse

2.2 Verbrauchsberechnung

Die Berechnung des Verbrauchs setzt sich, aufbauend auf das Leergewicht, aus mehreren Komponenten zusammen. Der größte Einflussfaktor sind die Fahrwiderstände. Diese teilen sich in die drei Hauptfahrwiderstände: Luft-, Roll- und Beschleunigungswiderstand auf (Karle, 2022 S. 125), (Liebl, et al., 2014 S. 190), (Doppelbauer, 2020 S. 99). Hinzukommen beim Verbrenner Restbremsmomente, Gelenkwellenverluste, Getriebeverluste, elektrische Verbraucher, ein Generatorverlust, Klimatisierung und die natürliche Rekuperation.

2.2.1 Fahrwiderstände

Die Berechnung der Fahrwiderstände basiert auf Grundlage des WLTC. Ein gesetzlich vorgeschriebener Fahrzyklus auf dem Rollenprüfstand entspricht immer einer Fahrt auf einer Ebene (Liebl, et al., 2014 S. 188). Die Fahrwiderstände setzen sich daher wie folgt zusammen:

Luftwiderstand ergibt sich aus:

$$F_L = 0,5 \cdot \rho \cdot c_w \cdot A_{\text{Stirn}} \cdot v^2$$

Der Luftwiderstand eines Fahrzeugs entsteht überwiegend durch Druckdifferenzen in Strömungsrichtung (Anteil Druckwiderstand >80%), Reibung an der Fahrzeugoberfläche und Verluste durch die Durchströmung von Kühler und Motorraum. Diese Widerstände werden im dimensionslosen c_w -Wert zusammengefasst. Der Luftwiderstand steigt mit der

Geschwindigkeit, wobei auch Windgeschwindigkeit und -richtung Einfluss haben. Seitenwinde erhöhen den Widerstand meist nur geringfügig (Schütz, 2023 S. 54f).

Rollwiderstand ergibt sich aus:

$$F_R = f \cdot m \cdot g$$

Der Rollwiderstand entsteht hauptsächlich durch sogenannte Walkverluste bei der Deformation der Reifenstruktur während des Abrollens. Diese entstehen durch die Kompression und Biegung der Lauffläche und Seitenwände. Weitere Faktoren sind Mikroschlupf zwischen Reifen und Straße, Schwingungen, Reibungsverluste in Radlagern sowie Luftverwirbelungen. Der Rollwiderstandsbeiwert hat sich in den letzten Jahrzehnten deutlich reduziert. Er variiert jedoch mit Faktoren wie Radlast, Reifeninnendruck, Temperatur und Geschwindigkeit, was bei Verbrauchsberechnungen berücksichtigt werden sollte (Schütz, 2023 S. 172f) (Leister, 2015 S. 75ff).

Beschleunigungswiderstand ergibt sich aus:

$$F_B = m \cdot f_{Rot} \cdot a$$

Der Beschleunigungswiderstand resultiert aus der Trägheit der Masse. Das Trägheitsmoment rotierender Massen im Fahrzeug wird durch einen Faktor berücksichtigt. Dazu gehören beispielsweise Räder und Antriebswellen (Liebl, et al., 2014 S. 189).

Parameter	Größe	Einheit
ρ	Dichte Luft	kg/m ³
c_w	cw-Wert	-
A_{Stirn}	Stirnfläche	m ²
f	Rollwiderstandsbeiwert	-
m	Fahrzeugmasse	kg
g	Erdbeschleunigung	m/s ²
v	Geschwindigkeit	m/s
a	Fahrzeugbeschleunigung	m/s ²
f_{Rot}	Faktor rotatorische Massen	-

Die Berechnung im Tool erfolgt dabei auf Grundlage von (Liebl, et al., 2014 S. 188ff). Die Parameter Rollwiderstandsbeiwert sind mit 0,01 und die Dichte der Luft mit 1,19 kg/m³ konstant angenommen. Der Faktor zur Berücksichtigung der rotatorischen Massen ist mit 1,03 bestimmt. Über den Flächeninhalt der Kraftverlaufskurven im WLTC Fahrzyklus lässt sich die Antriebsarbeit bestimmen.

$$WR = \int FR \cdot ds = \int m \cdot g \cdot f \cdot ds$$

$$WL = \int FL \cdot ds = \int 0,5 \cdot \rho \cdot v^2 \cdot cW \cdot A \cdot ds$$

$$WB = \int FB \cdot ds = \int m \cdot f_{Rot} \cdot a \cdot ds$$

(Liebl, et al., 2014) zieht alle konstanten Größen vor das Integral, dadurch können Fahrzykluspezifische Konstanten bestimmt werden, da das Geschwindigkeitsprofil immer gleich ist. So bestimmen sich die verwendeten WLTC-Konstanten.

$$C_{WR} = \int ds = const.$$

$$C_{WL} = \int v^2 \cdot ds = const.$$

$$C_{WA} = \int a \cdot ds = const.$$

Es ergeben sich die im Tool verwendeten Formeln:

$$WR = m \cdot g \cdot f \cdot C_{WR}$$

$$WL = 0,5 \cdot \rho \cdot c_w \cdot A \cdot C_{WL}$$

$$WB = m \cdot f_{Rot} \cdot C_{WA}$$

Den cw-Wert muss der Anwender manuell eingeben. Die Stirnfläche ergibt sich über einen empirisch ermittelten Korrekturfaktor über die Breite und Höhe vom Fahrzeug. Mit einer Umrechnung von der WLTC-Zykluslänge (23,26km) ist der Verbrauch der Fahrwiderstände in kWh/100km bestimmt.

2.2.2 Antriebsverluste und elektrische Verbraucher

Auf Grundlage von Literaturwerten ist der Verbrauch im Tool präzisiert. Zu der Fahrwiderstandsberechnung kommen weitere Einflüsse hinzu.

Restbremsmomente

Restbremsmomente sind die Bremsmomente, die in einem Bremssystem auch dann auftreten, wenn die Bremse nicht aktiv betätigt wird. Diese Momente entstehen durch die Reibungskräfte zwischen den Bremsbelägen und der Bremsscheibe oder -trommel. In den Bremssystemen werden die Bremsbeläge nach der Betätigung nicht aktiv zurückgestellt, um ein Spiel zu vermeiden. Dies hat den Vorteil, dass bei einer erneuten Betätigung der Bremse eine möglichst schnelle Verzögerung erreicht wird, da die Bremsbeläge bereits nahe an der Bremsscheibe oder -trommel positioniert sind. Allerdings führt dies auch dazu, dass kontinuierlich ein Bremsmoment wirkt (Breuer, et al., 2015 S. 48).

Verbrennerfahrzeuge unterliegen aufgrund der Restbremsmomente einem Energieaufwand, der zwischen 0,6 und 2,1 kWh/100 Kilometer schwankt (Liebl, et al., 2014 S. 200). Das Tool rechnet mit einem konstanten Wert von 1 kWh/100 Kilometer, um die Auswirkungen der Restbremsmomente auf den Energieverbrauch abzubilden.

Gelenkwellenverlust & Getriebeverlust

Gelenkwellenverlust bezeichnet den Energieverlusten, die durch Reibung und elastische Verformungen in der Gelenkwelle und ihren Verbindungen entstehen, während sie die Kraft vom Getriebe zum Differenzial überträgt. Diese Verluste resultieren hauptsächlich aus der Bewegung der Gelenke und der mechanischen Beanspruchung der Welle. Je geringer der Beugewinkel ist, desto effizienter arbeiten die Gelenke. Eine Einbaulage von 0° wäre optimal, ist jedoch aufgrund der Mindestbodenfreiheit nur selten möglich. Verlustenergien steigen linear in Abhängigkeit vom Beugewinkel. Der Beuge Winkel liegt bei den meisten Fahrzeugen zwischen drei und acht Grad. Näherungsweise kann mit einem Verlust von 0,5% der Antriebsleistung pro Gelenk gerechnet werden. (Liebl, et al., 2014 S. 197)

Getriebeverluste beschreiben den Energieverluste, die innerhalb eines Getriebes auftreten. Diese Verluste entstehen durch die Reibung der Zahnräder, Lager und die daraus resultierende Wärmeabgabe. Einfluss darauf hat zudem das Gewicht, Antriebsleistung und ob es sich um ein Manuelles oder Automatikgetriebe handelt. Damit steigt die Verlustleistung bei größeren und leistungstärkeren Fahrzeugen an. Bei Automatikgetrieben kann eine Verdoppelung der

Verlustleistung angenommen werden. (Liebl, et al., 2014 S. 196). Im Tool wird ein Verlust von 0,8% für Manuelle Getriebe und eine Verdopplung für Automatikgetrieben angenommen.

Elektrische Verbraucher

Der elektrische Verbrauch beschreibt, die Last, die durch Verbraucher wie Bordcomputer, Beleuchtung und andere elektronische Systeme entsteht. Die Leistungsaufnahme dieser Verbraucher variiert je nach Fahrzeugklasse und -größe. Das Tool nimmt für Fahrzeuge mit einer Länge zwischen 3500 mm und 5300 mm eine Mindestlast von 0,4 kW bis 1,2 kW an (Liebl, et al., 2014 S. 202). Diese Annahme berücksichtigt so die zunehmende Anzahl an Verbrauchern, die in größeren Fahrzeugen und so korrelierend die Fahrzeugklasse vorhanden sind.

Generatorverlust

Die elektrische Energie wird in der Regel durch einen riemengetriebenen Generator erzeugt. Der Generator wandelt mechanische Energie, die vom Motor über den Riemenantrieb bereitgestellt wird, in elektrische Energie um. Dabei wird eine Effizienz von etwa 70 % angenommen (Liebl, et al., 2014 S. 439).

Klimatisierung

Die Klimatisierung von Fahrzeugen verursacht den signifikantesten elektrischen Anteil und wird separat von den elektrischen Verbrauchern in der Berechnung geführt. Der Energiebedarf der Klimaanlage ist dabei sehr variabel und schwer vorhersagbar, da er von vielen Faktoren wie z.B. Antriebsdrehzahl, Außentemperatur, Luftfeuchtigkeit und Sonneneinstrahlung abhängt (Liebl, et al., 2014 S. 205). Das Tool nutzt empirische Erkenntnisse des ADAC, um diesen Energieverbrauch über einen Mittelwert abzubilden. Basierend auf den Daten des ADAC ist für die Klimatisierung eine konstante Größe von 1,15 kWh pro 100 Kilometer angenommen.

Nach (Liebl, et al., 2014 S. 206) kann bei moderaten Außentemperaturen (ca. 25 °C) die Antriebsleistung des Klimakompressors mit etwa 1 kW angenommen, während sie bei höheren Temperaturen (ca. 35 °C) auf 2 kW steigt. Dabei wird zusätzlich der Energiebedarf geschwindigkeitsabhängig berechnet. Da dies einen großen Einfluss auf den zusätzlichen Verbrauch hat.

Natürliche Rekuperation

Die natürliche Rekuperation bezieht sich auf den Prozess, bei dem ein Fahrzeug durch den Luft- und Rollwiderstand beim Verzögern oder Bergabfahren kinetische Energie abbaut, ohne

dass die Betriebsbremse aktiv eingesetzt werden muss. In diesen Fällen wirken der Luftwiderstand und der Rollwiderstand als Verzögerungskräfte, die dazu beitragen, die Geschwindigkeit des Fahrzeugs zu reduzieren. Dabei wird die bereits aufgebrauchte Energie durch die Trägheit der Fahrzeugmasse genutzt, um diese Widerstände zu überwinden, ohne dass zusätzliche Energie durch den Einsatz der Betriebsbremse in Wärme umgewandelt und somit verloren geht. Auf diese Weise wird die kinetische Energie des Fahrzeugs effizienter genutzt und der Gesamtenergieverbrauch reduziert (Liebl, et al., 2014 S. 207).

Der natürlich rekuperierende Anteil des Rollwiderstands beträgt dabei etwa 30,5 %, während der des Luftwiderstands bei 22,4 % liegt (Kirsch, 2018 S. 20).

Nullleistungsverbrauch Motor

Der Nullleistungsverbrauch vom Motor berücksichtigt den Verbrauch als Grundlast, wenn das Fahrzeug nicht bewegt wird. Die Berechnung findet über die Drehzahl in Abhängigkeit von der Zeit statt.

Mit der Ergänzung dieser Einzelverbräuche zu dem Fahrwiderstandsverbrauch ergibt sich der Gesamtverbrauch. Ein Benchmark der bereits getesteten Fahrzeuge zeigt die Genauigkeit (vgl. Abb. 2).

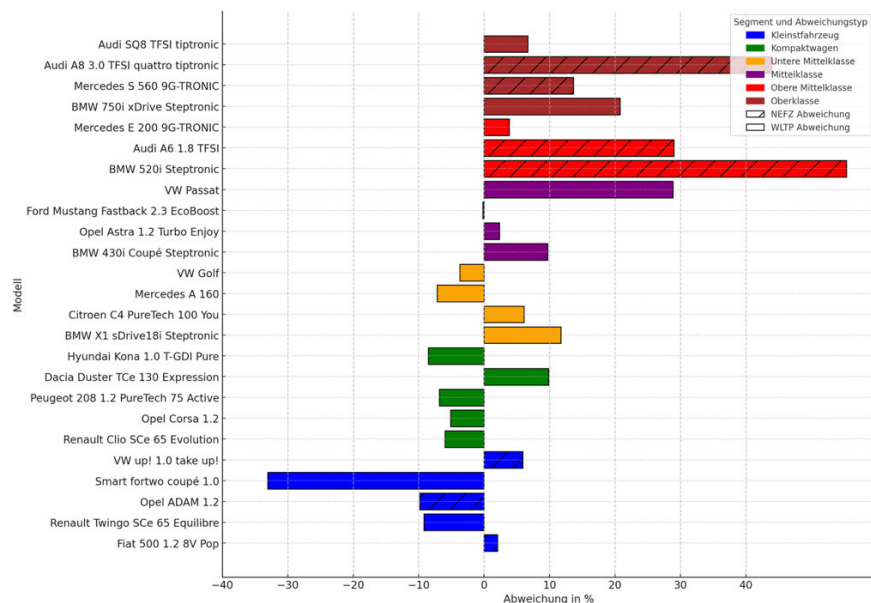


Abbildung 2 Prozentuale Abweichung des berechneten Kraftstoffverbrauchs

2.2.3 Schlussfolgerungen

Das bestehende Tool verwendet grundlegende Parameter wie Fahrzeuggewicht, Fahrwiderstände und Antriebsverluste, um den Verbrauch nach dem WLTC zu bestimmen. Diese Methodik kann auch bei Elektrofahrzeugen angewendet werden, da die Fahrwiderstände unabhängig vom Antrieb sind. Allerdings weist der Antriebsstrang eines Elektrofahrzeugs signifikante Unterschiede auf, die bei der Weiterentwicklung des Tools berücksichtigt werden müssen. Zudem spielt der Einfluss der elektrischen Rekuperation eine entscheidende Rolle. Eine Modellierung der rekuperativen Bremsleistung kann nicht durch die in der Literatur verwendeten Integrationskonstanten dargestellt werden, da der Einfluss auf die zurückgewonnene Energie von verschiedenen Wechselwirkungen abhängt.

Ein weiterer Aspekt sind die elektrischen Verbraucher wie Bordcomputer, Beleuchtung und andere elektronische Systeme. Es wird grundlegend der Einfluss bei Elektrofahrzeugen untersucht. Zudem kann bei der Klimatisierung von Elektrofahrzeugen nicht wie beim Verbrenner die erzeugte Abwärme genutzt werden. Die Antriebsbatterie kommt als zusätzlicher Gewichtungsfaktor hinzu, während gleichzeitig die Energiedichte gegenüber Benzin und Diesel deutlich geringer ist, was sich negativ auf die Reichweite auswirkt.

Das bestehende Tool ist bereits durch einen kontinuierlichen Verbesserungsprozess für Verbrennerfahrzeuge optimiert. Der Vergleich mit realen Fahrzeugdaten zeigt die Genauigkeit der Vorhersagen und dient als Benchmark (vgl. Abb. 1 und 2).

Insgesamt zeigt die Analyse, dass das Kalkulationstool für Elektrofahrzeuge signifikant angepasst werden muss, um den spezifischen Anforderungen von Elektrofahrzeugen gerecht zu werden. Manuelle Eingabewerte wie beispielsweise der cw-Wert sind in der frühen Konzeptphase oft nicht ausreichend bekannt. Eine Untersuchung zur Unterstützung der Parameterauswahl ist daher sinnvoll.

3 Methodik

Die schematische Darstellung stellt das methodische Vorgehen in der Arbeit dar (vgl. Abb. 3). Um die Aufgabe effektiv zu bearbeiten, ist es notwendig zunächst mit einem ausreichenden Wissensstand zu beginnen und rechtzeitig zu erkennen, wenn erforderliche Vorgaben für das Modell nicht eingehalten werden. Ist es beispielsweise möglich das System physikalisch zu beschreiben oder kann es nur über ein statistisches Modell bestimmt werden? Sind benötigte Informationen vorhanden? Muss eine hybride Lösung geschaffen werden? Wie Vorhersagefähig ist das Modell? Diese Fragen können zu Beginn meist nicht in Gänze beantwortet werden. Ein rekursiver Ansatz ist zwingend für ein optimiertes Modell. Die Einarbeitung in die jeweiligen Themengebiete kann dann dabei helfen die iterativen Schleifen zu reduzieren.

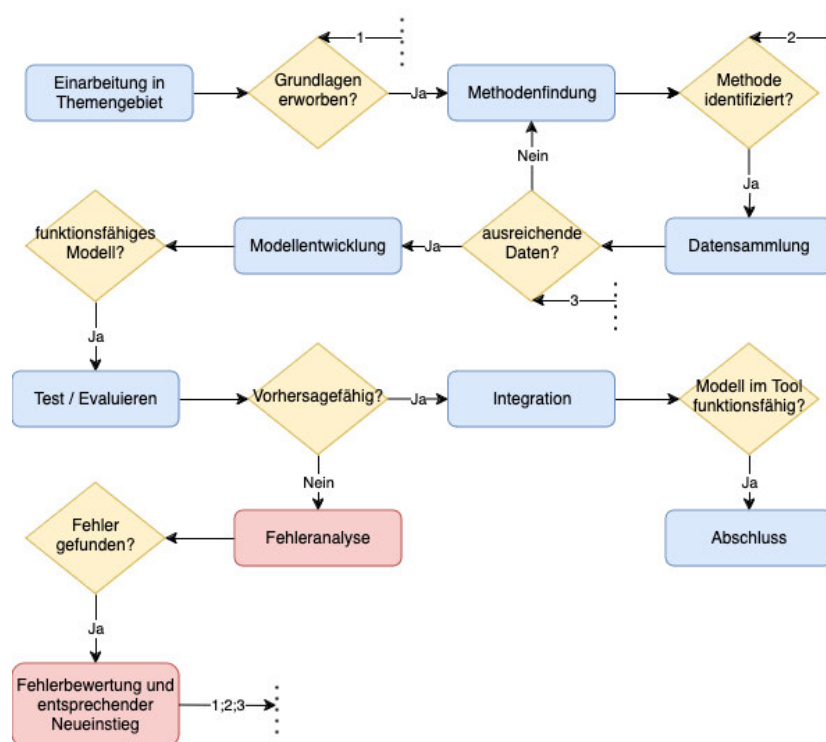


Abbildung 3 Schematische Darstellung des methodischen Vorgehens zur Modellentwicklung

Es gibt unterschiedliche Ansätze, ein Modell aufzubauen, darunter auch empirische Modelle. Diese Modelle basieren auf der Analyse von Daten sowie der Identifikation von Beziehungen und Mustern innerhalb dieser Daten. Historische Daten können mithilfe statistischer Techniken

genutzt werden, um Vorhersagen zu treffen. In dieser Arbeit liegt der Fokus auf der Auswertung statistischer Modelle, Regressionsanalysen und physikalischen Modellen.

Ein physikalisches Modell stützt sich auf die physikalischen Gesetze und Prinzipien, die beispielsweise den Energieverbrauch beeinflussen. Dazu muss das System umfassend verstanden und in Einzelsysteme wie Fahrzeugmasse, Fahrwiderstände und Antriebseffizienz unterteilt sein. Mithilfe physikalischer Prozesse können dann die Wechselwirkungen innerhalb des Systems beschrieben werden.

Im Hinblick auf diese Arbeit ist zunächst analysiert, welche Vorteile die jeweiligen Modellansätze bieten (vgl. Tabelle 1). Darauf aufbauend stützt sich die weitere Bearbeitung.

Bewertungskriterien für Modelle:

1. **Genauigkeit/Vorhersagekraft** (20 Punkte): Die wichtigste Eigenschaft eines Modells. Es muss eine gewisse Genauigkeit aufweisen, um nützlich zu sein. Ohne eine zuverlässige Vorhersagekraft ist das Modell wertlos.
2. **Komplexität** (20 Punkte): Je komplexer ein Modell aufgebaut ist desto schwieriger ist es alle Einflüsse zu berücksichtigen und möglicherweise nicht umsetzbar.
3. **Datenbedarf** (20 Punkte): Stehen alle benötigten Daten zur Verfügung? Sind die notwendigen Daten vorhanden? Ohne ausreichende Daten kann das Modell nicht erstellt oder genutzt werden.
4. **Anpassungsfähigkeit** (15 Punkte): Für die fortlaufende Arbeit am Modell ist es wichtig, dass es einfach zu bearbeiten und anzupassen ist. Ein flexibles Modell kann leichter an neue Bedingungen oder Daten angepasst werden.
5. **Implementierungsaufwand** (5 Punkte): Wie einfach kann man das Modell ins bestehende Tool integrieren? Ein geringer Implementierungsaufwand ist von Vorteil, um das Modell schnell und effektiv anpassen zu können.
6. **Überanpassung** (10 Punkte): Ein Modell muss generalisieren können und nicht den gegebenen Datensatz widerspiegeln. Überanpassung führt zu schlechteren Ergebnissen bei neuen Daten.
7. **Robustheit/Datenabhängigkeit** (10 Punkte): Ein robustes Modell bleibt unter verschiedenen Bedingungen und bei unterschiedlichen Datensätzen zuverlässig. Gleichzeitig wird der Einfluss der benötigten Qualität der Daten bewertet

Tabelle 1 Modellbewertung

Kriterium	Gewichtung	Physikalisches Modell	Empirisches Modell
Genauigkeit/Vorhersagekraft	20	4	4
Komplexität	20	1	5
Datenbedarf	20	4	2
Anpassungsfähigkeit	15	4	3
Implementierungsaufwand	5	3	4
Überanpassung	10	4	2
Robustheit Datenabhängigkeit	10	4	2
	100	405	325

Beide Modelle können theoretisch sehr genaue Vorhersagen treffen. Der Vorteil physikalischer Modelle liegt darin, dass sie kaum anfällig für Überanpassung sind. Ihr Datenbedarf ist wesentlich geringer, und aufgrund der zugrunde liegenden Kausalitäten weisen sie eine höhere Robustheit auf. Anpassungen durch technologische Veränderungen können in solchen Modellen deutlich schneller vorgenommen werden. Allerdings müssen die grundlegenden Beziehungen für ein physikalisches Modell bekannt sein, was diese Modelle schnell sehr komplex macht. Es besteht die Gefahr, dass nicht ausreichend Informationen verfügbar sind.

Ein empirisches Modell hingegen ist stark datenabhängig, bietet aber bei einer guten Datengrundlage eine sehr präzise Abbildung des aktuellen Zustands. Die Bewertung dieser Kriterien zeigt, dass beide Modelle gegensätzliche Stärken und Schwächen haben. In dieser Arbeit ist daher ein hybrider Ansatz gewählt, bei dem mehrere Modelle parallel untersucht sind.

Der Aufbau einer umfassenden Fahrzeugdatenbank ist notwendig, um eine detaillierte und verlässliche empirische Analyse zu ermöglichen.

3.1 Datenerhebung

Ausgangspunkt der Analysen sind die erhobenen Daten. Diese lassen sich in drei Gruppen unterteilen.

Datenbank GreenNCAP

Green NCAP ist eine unabhängige Initiative, die darauf abzielt, einen realistischen Energieverbrauch von Fahrzeugen zu ermitteln und die Entwicklung von Autos zu fördern, die eine möglichst geringe Umweltbelastung aufweisen (GreenNCAP, 2024). Für diese Arbeit sind Testdaten zu 27 Fahrzeugen bereitgestellt. Die Daten umfassen Labortests der Fahrzeuge auf Grundlage des WLTC. Jedes Fahrzeug durchlief den WLTC-Zyklus sowohl bei Betriebstemperatur (Warmstart) als auch im Kaltstart bei einer Umgebungstemperatur von 23°C. Zusätzlich ist ein weiterer Test bei einer Umgebungstemperatur von -7°C durchgeführt. Ein weiterer Prüfzyklus simuliert eine Autobahnfahrt. Der Datensatz enthält eine Vielzahl an Messwerten, die während der Zyklen erfasst sind.

Datenbank Herstellerangaben

Es ist eine umfangreiche Datenbank mit knapp 200 Fahrzeugen unterschiedlicher Hersteller, Modellen und Motorisierungen erstellt. Dabei ist darauf geachtet, dass bei unterschiedlicher Motorisierung einer Modelllinie das gleiche Basisausstattungspaket gewählt ist, um Fehler bezüglich des Gewichts möglichst gering zu halten. Für die Untersuchung sind Parameter ausgewählt, die potenziell einen Einfluss auf das Gewicht, den Verbrauch und das Batteriegewicht haben. Insgesamt sind Daten zu 22 Parametern (vgl. Abb. 4) erfasst. Zur Untersuchung der Entwicklung der Batterietechnologie ist zusätzlich das Datum der Markteinführung des Fahrzeugs erfasst. Die gesamte Datenbank enthält nur Fahrzeuge die aktuell auf dem Markt sind, um eine möglichst hohe Aktualität der Daten zu gewährleisten (Stand Februar 2024). Diese Parameter bilden die Datengrundlage, um die Wechselwirkungen und Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Fahrzeugmerkmalen zu untersuchen.



Abbildung 4 Parameter der Datenbank

Datenbank Realverbräuche

Die Daten zu den Realverbräuchen stammen von Mile21, dem ADAC Ecotest und Spritmonitor. Sie sind entscheidend, um die Diskrepanz zwischen dem WLTC und dem realen Verbrauch zu bestimmen.

Mile21 ist eine von der EU unterstützte Initiative, um realistischere Informationen über den Kraftstoffverbrauch bereitzustellen. Die Plattform ermittelt dabei Verbrauchswerte auf der Grundlage einer großen Anzahl realer Messdaten sowie statistischer und physikalischer Modelle (Mile21, 2024).

Der ADAC Ecotest führt ähnlich wie GreenNCAP Laborprüfungen durch, bei denen beispielsweise die Klimaanlage auf 20°C eingestellt und der WLTC-Zyklus sowohl im Warmstart als auch im Kaltstart durchfahren wird. Ein weiterer Zyklus, der eine Autobahnfahrt simuliert, wird mit 30% in die Bewertung einbezogen (ADAC Ecotest, 2024).

Spritmonitor ist eine Website, auf der Nutzer den Verbrauch ihrer Fahrzeuge dokumentieren können. Die Plattform ermöglicht es auch die Anteile an Stadt-, Land- und Autobahnfahrten festzustellen. Basierend auf einer großen Anzahl an Fahrzeugdaten kann so ein realer Durchschnittsverbrauch ermittelt werden.

3.2 Lineare Regression

Die Ausarbeitung statistischer Modelle in dieser Arbeit beruht auf der Linearen Regression. Dies ermöglicht es Beziehungen zwischen einer oder mehreren abhängigen Variablen (gesuchte Werte) und einer oder mehreren unabhängigen Variablen (gegebene Werte) zu erkennen (Kleppmann, 2020 S. 185). Es ermöglicht zusammenhänge quantitativ zu beschreiben und sie zu erklären, sowie die Werte der abhängigen Variablen zu prognostizieren (Backhaus, et al., 2016 S. 64). Wichtig dabei zu beachten ist, dass diese Analysemethode keine Kausalitäten, sondern immer Korrelationen aufzeigt (Backhaus, et al., 2016 S. 66).

Dummy-Variablen

Um bei einer Regression auch qualitative Variablen in die Regressionsanalyse mit einbeziehen zu können kann man auf die Dummy-Variablen-Technik zurückgreifen. Dabei handelt es sich um binäre Variablen, die nur die Werte 0 oder 1 annehmen. So kann die Information, ob es sich um ein Allradfahrzeug handelt, berücksichtigt werden. Kommen weitere Möglichkeiten vor wie beispielsweise Vorderradantrieb oder Hinterradantrieb, wird die nominale Variable mit n Ausprägungen durch $n - 1$ Dummy-Variablen ersetzt.

Im genannten Beispiel erhält Vorderradantrieb = (0,0), Hinterradantrieb = (1,0) und Allrad = (0,1). Die Variablen lassen sich im Anschluss wie metrische Variablen behandeln (Backhaus, et al., 2016 S. 17). Dummy-Variablen können nur bei unabhängigen Variablen angewandt werden. Eine einzelne binäre Variable kann in der Regressionsanalyse als abhängige Variable fungieren. Dadurch kann im beschränkten Umfang auch Probleme der Diskriminanzanalyse behandelt werden. Nachteilig ist zudem, dass sich dadurch die Zahl der Variablen stark erhöhen kann. Eine Alternative kann dann die Varianzanalyse sein (Backhaus, et al., 2016 S. 68).

Prüfung der Regressionsfunktion

Um die Güte der Regressionsfunktion zu prüfen, gibt es mehrere Möglichkeiten. Dabei spielen drei Möglichkeiten eine wichtige Rolle bei der Prüfung des generelle Gütemaßes einer Regressionsfunktion.

Das Bestimmtheitsmaß (R^2) kann einen Wert von 0 bis 1 annehmen. Dabei beschreibt es den Anteil der Summe der quadrierten Abweichungen der Versuchsergebnisse vom Mittelwert, der durch das Modell erklärt wird. Ein Wert von 1 bedeutet es gibt keine Abweichung (Kleppmann, 2020 S. 334).

Die F-Statistik ist ein statistischer Test, um die Gesamtbedeutung eines Regressionsmodells zu testen. Es vergleicht die Anpassung des Modells, mit einem einfachen Modell, das nur den Mittelwert der abhängigen Variablen als Vorhersage verwendet. Dadurch kann geprüft werden, ob die unabhängigen Variablen einen signifikanten Einfluss auf die abhängige Variable haben. Die Nullhypothese besagt dabei, dass alle Regressionskoeffizienten gleich null sind und keine der unabhängigen Variablen einen signifikanten Einfluss haben. (Backhaus, et al., 2016 S. 89).

Die Bestimmung des F-Werts wird mittels Tabellen durchgeführt. Mittels Tools ist es aber einfach den p-Wert zu bestimmen. Er beschreibt das empirische Signifikanzniveau und liegt zwischen 0 und 1. Diese genormte Größe ermöglicht im Vergleich zum F-Wert eine direkte Einschätzung des Werts, da er beispielsweise nicht von den Freiheitsgraden abhängig ist. (Backhaus, et al., 2016 S. 91).

Der t-Test ermöglicht es, einzelne unabhängige Variablen zu überprüfen. Dieser Test ähnelt dem F-Test und basiert ebenfalls auf tabellierten Werten. Auch hier kann der p-Wert den Test vereinfachen und wird in den meisten statistischen Tools direkt ausgegeben. Der p-Wert des F-Tests gibt die Signifikanz des Gesamtmodells an, während der p-Wert der t-Tests die Signifikanz einzelner Parameter bewertet. Unter einem Wert von 0,05 ist von einer Signifikanz auszugehen (Backhaus, et al., 2016 S. 95).

Ein weiteres Gütemaß ist der Standardfehler der Schätzung. Er zeigt den mittleren Fehler bei der Verwendung des Modells zur Abschätzung der abhängigen Variablen. Mithilfe des Mittelwerts der abhängigen Variablen kann man anschließend auf eine prozentuale Abweichung schließen. (Backhaus, et al., 2016 S. 91)

Residuen

Residuen geben die Differenz zwischen dem tatsächlichen und berechneten Wert an. In einem gut angepassten Modell sollten die Residuen zufällig verteilt sein und einer Normalverteilung folgen. Dies kann über ein Histogramm bzw. durch ein Q-Q Diagramm überprüft werden. Abweichungen zeigen ein Problem des Modells, wie bspw. nicht-lineare Zusammenhänge. Zudem sollten die Residuen über den gesamten Wertebereich eine konstante Varianz aufweisen. Man spricht dann von Homoskedastizität (Backhaus, et al., 2016 S. 117ff).

Effektstärke f^2

Effektstärken werden verwendet, um die Bedeutsamkeit von Variablen zu beurteilen. Ein Maß ist Cohen's f^2 , das auch bei ungleichen Gruppengrößen angewendet werden kann. Das R^2 aus Regressionsanalysen kann in f^2 umgerechnet werden, welches einen Wertebereich von null bis unendlich hat. Dabei wird das Bestimmtheitsmaß inklusive der Variabel und ohne die zu testende Variable bestimmt:

$$f^2 = \frac{R_{inkl}^2 - R_{exkl}^2}{1 - R_{inkl}^2}$$

Laut Cohen entspricht $f^2=0,02$ einem schwachen, $f^2=0,15$ einem mittleren und $f^2=0,35$ einem starken Effekt. Dies ermöglicht die Bewertung des Einflusses bestimmter Variablen (Wolf, et al., 2010 S. 473).

Prüfung auf Multikollinearität

Korrelationsmatrix

Eine Korrelationsmatrix ist eine tabellarische Darstellung der Paar-Korrelationskoeffizienten zwischen mehreren Variablen. Sie zeigt auf einen Blick, wie stark und in welche Richtung (positiv oder negativ) jede Variable mit jeder anderen Variable zusammenhängt. In einer perfekten Korrelationsmatrix korrelieren die Variablen nur mit sich selbst, was sich durch Einsen auf der Hauptdiagonale und Nullen an allen anderen Positionen zeigt. Abweichungen davon weisen auf Beziehungen zwischen den verschiedenen Variablen hin. Die Matrix ist ein nützliches Werkzeug in der Datenanalyse, um multivariate Zusammenhänge zu identifizieren und multikollineare Probleme zu erkennen (Siebertz, et al., 2017 S. 64).

Varianz-Inflations-Faktor (VIF)

Bei einer größeren Anzahl von Faktoren kann die Korrelationsmatrix unübersichtlich werden, um mehrere unabhängige Variablen auf Abhängigkeiten untereinander zu untersuchen. In solchen Fällen ist es hilfreich, den Varianz-Inflations-Faktor (VIF) zu betrachten (Backhaus, et al., 2016 S. 108). Der VIF gibt an, um wie viel die Varianz einer Schätzung aufgrund von Multikollinearität verstärkt wird. Ein VIF-Wert von 1 ist ideal und zeigt keine Multikollinearität an. Werte über 5 deuten auf potenzielle Probleme hin, und ab einem Wert von 10 ist der Effekt praktisch nicht mehr auswertbar (Siebertz, et al., 2017 S. 65).

Mithilfe dieser Methoden werden in der Arbeit sämtliche statistischen Auswertungen untersucht. Eine manuelle Ausarbeitung unterschiedlicher Modellmöglichkeiten ist zwar über Excel möglich, aber sehr zeitintensiv. Um effizienter arbeiten zu können, ist auf das Programm SmartPLS zurückgegriffen worden. Dieses Tool ermöglicht es, effektiv verschiedene Parameter in Bezug auf die statistische Auswertung zu berücksichtigen. Dazu ist die vorhandene Datenbank in ein .csv-Format umgewandelt und in das Programm geladen. Mithilfe einer Drag-&Drop-Funktion können anschließend unterschiedlichste Modelle erstellt werden.

Gleichzeitig bietet SmartPLS eine automatische Analyse der erstellten Modelle, wodurch die zuvor beschriebenen Kriterien untersucht werden können. Abbildung 5 zeigt die grafische Übersicht der beschriebenen Drag-&Drop-Funktion bei der Erstellung eines Modells unter Berücksichtigung einer Vielzahl von Parametern. Zusätzlich lassen sich von diesem Ausgangspunkt aus automatisierten Diagrammen wie Q-Q-Plots und Residuen Plots anzeigen, um weiterführende Informationen aus dem Modell zu gewinnen.

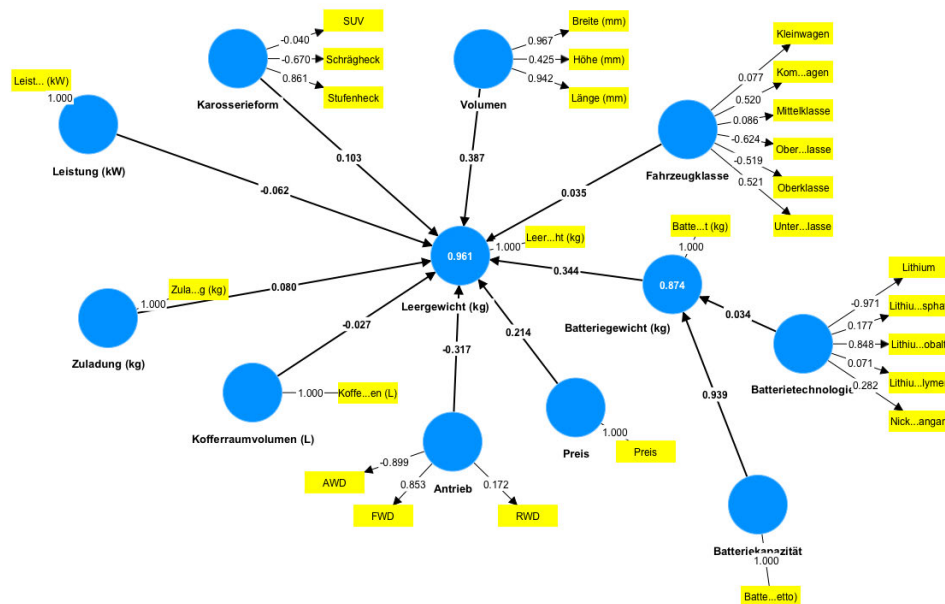


Abbildung 5 Anwendungsbeispiel Smart PLS

4 Modellentwicklung Leergewicht

Die Berechnung des Leergewichts von Elektrofahrzeugen bei Verwendung des bestehenden Tools zeigt, dass es eine signifikante Abweichung der berechneten Werte gibt (vgl. Abb. 6). Dies bestätigt die Notwendigkeit einer grundlegenden Überarbeitung des Tools bezüglich des Karosserie- und Leistungsgewichts. Der erste Schritt in diesem Prozess ist die Untersuchung des Batteriegewichts, das im aktuellen Tool nicht bestimmt ist.

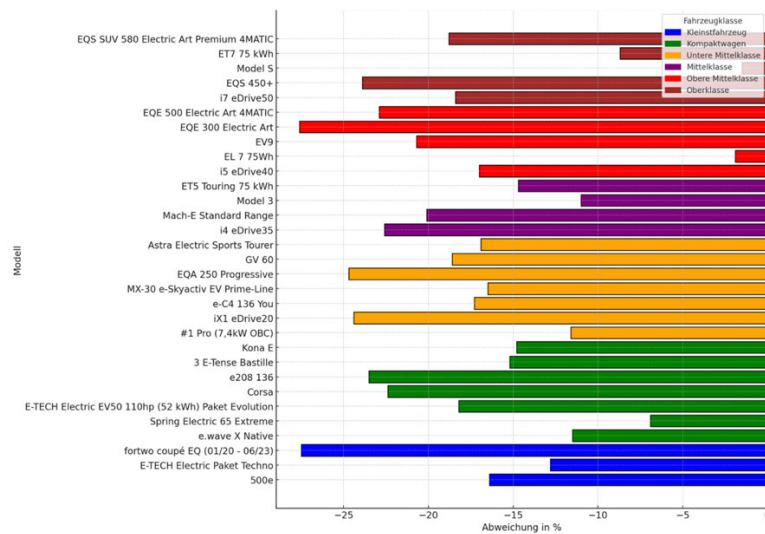


Abbildung 6 Abweichung des berechneten Leergewichts (Batteriegewicht im Tool addiert)

4.1 Batterie

Für die Berechnung des Leergewichts eines Fahrzeuges muss das gesamte Batteriesystem berücksichtigt werden. Es besteht grundlegend aus drei Hauptbestandteilen: Batteriezellen, Batteriemanagementsystem und dem Gehäuse mit Isolierung und Kühlsystem (Kleine-Möllhoff, et al., 2012 S. 6f).

4.1.1 Analyse Batteriesystem

Das Batteriesystem, beginnt auf der Zellebene. Es gibt unterschiedliche Zelldesigns mit unterschiedlichen Eigenschaften, z.B. hinsichtlich der Kühlung. Grundsätzlich können alle Elektrodenmaterialien in allen Zelldesigns eingesetzt werden. Aktuell ist nicht absehbar, dass sich im Automobilbereich eines der drei Zelldesigns (prismatisch, zylindrisch, pouch) durchsetzt (Heimes, et al., 2024 S. 140). Mehrere Zellen werden zu einem Modul zusammengeführt. Hier kommen auch elektronische Überwachungseinheiten, Anschlüsse sowie Kühlelemente hinzu.

Diese Module sind auf übergeordneter Basis zu einem Gesamtsystem vereint (vgl. Abb. 7). Neben den Zellcontrollern und der Modultechnik kommt noch das Batteriemanagementsystem hinzu, das alle elektronischen Parameter regelt und verwaltet. Auch hier umgibt das System ein Package aus Kühlung, Sicherheitskomponenten und Anschlüssen (Doppelbauer, 2020 S. 170).

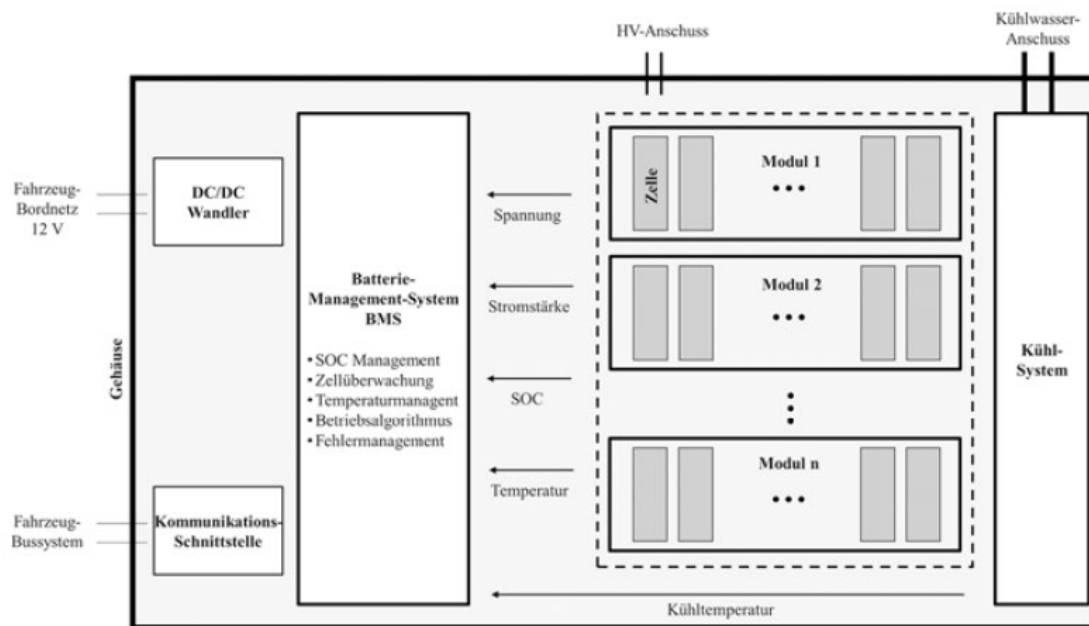


Abbildung 7 Aufbau Batteriesystem (Doppelbauer, 2020 S. S. 132)

Das Gesamtsystem muss eine Vielzahl von Anforderungen erfüllen. Es muss die nötige Leistung bereitstellen können, ein thermisches Management besitzen, den Zustand der Batterie überwachen und Schutz bei einem Unfall bieten (Heimes, et al., 2024 S. 148).

Diese Faktoren spielen eine Rolle in Bezug auf das Gewicht. Das Leergewicht eines Fahrzeugs setzt sich mit einem Anteil von 22% aus dem Batteriesystem zusammen (Heimes, et al., 2024 S. 98). Ein Vergleich mit der Herstellerdatenbank zeigt, dass der minimale Anteil bei 14% liegt und bis zu 28% betragen kann. Der Mittelwert liegt bei 22% und bestätigt den Literaturwert (vgl. Abb. 8).

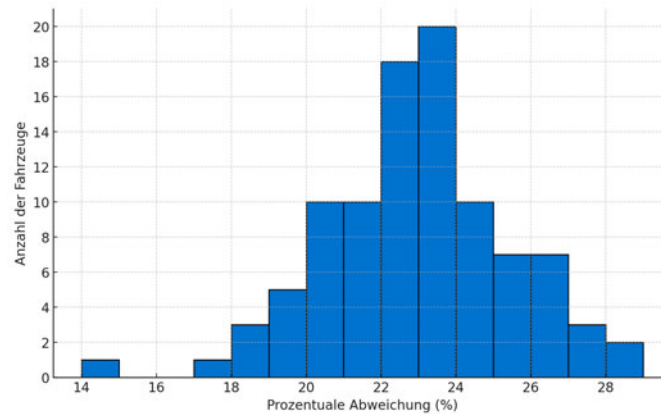


Abbildung 8 ermittelte Abweichung bezogen auf das Leergewicht

(Thielmann, et al., 2017) beschreiben detailliert die Fortschritte und Herausforderungen der Batterieforschung, insbesondere im Bereich der Lithium-Ionen-Batterien und zukünftiger Hochenergie-Batterien. Die gravimetrischen und volumetrische Energiedichte sowie die Kosten unterschiedlicher Zellformate haben sich vor zehn Jahren bei den Zelldesigns deutlich unterschieden (vgl. Abb. 9). Diese Unterschiede haben sich im Laufe der letzten Jahre immer weiter verringert. Ein Schwerpunkt liegt auf der Entwicklung Silizium-basierter Anoden und Feststoffbatterien, um die Energiedichte zu erhöhen. Dabei werden Herausforderungen auf Material-, Komponenten- und Prozessebene genannt, die noch nicht gelöst sind. Alternative Batterietechnologien könnten in spezifischen Anwendungen von Vorteil sein, erfüllen jedoch noch nicht die Anforderungen für die Anwendung in der Automobilindustrie. Eine Abschätzung der zukünftigen Entwicklung ist dadurch schwierig. „Es zeichnen sich jedoch keine Technologien ab, welche Zukunftsmärkte in einer ähnlichen Breite adressieren könnten wie Lithium-Batterien (Thielmann, et al., 2017 S. 112).“

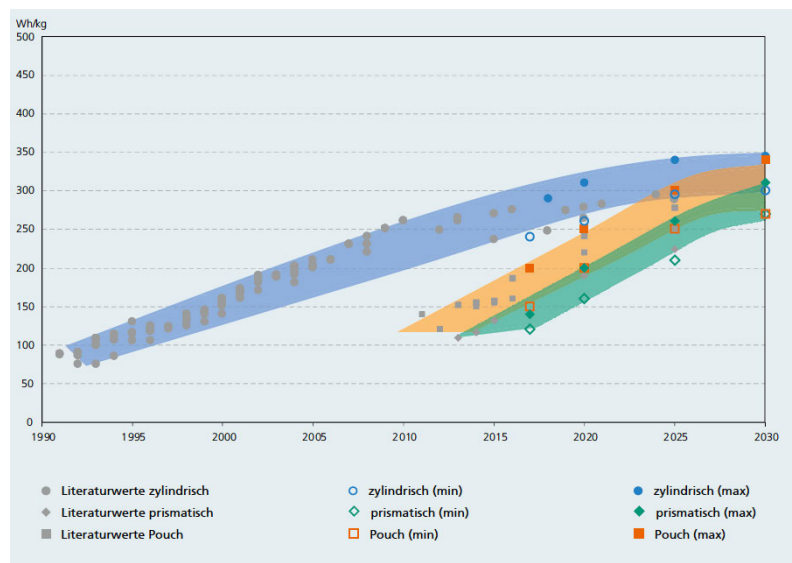


Abbildung 9 Entwicklung der gravimetrischen Energiedichte von LiB-Zellen nach Zellformaten (Thielmann, et al., 2017 S. 16)

In der 2023 veröffentlichten weiterführenden Studie vom Fraunhofer-Institut wird die Einschätzung von 2017 grundsätzlich bestätigt. In Bezug auf die Automobilindustrie bleiben Lithium-Ionen-Batterien (LiB) für das nächste Jahrzehnt die einzige skalierbare Technologie und weisen die höchsten Wachstumsraten auf. In Bezug auf eine ressourcenschonendere und geopolitische Betrachtung kommen Natrium-Ion Batterie in Frage, die kurz vor einer Kommerzialisierung stehen. Diese weisen eine geringere Energiedichte auf, bieten jedoch beispielsweise bei niedrigen Temperaturen eine gute Performance und günstigere Produktionskosten. Es gibt Hinweise darauf, dass diese Batterien zukünftig in Kleinfahrzeugen eingesetzt werden könnten. Hier sind dann hybride Varianten mit Lithium-Batterien vorstellbar. Eine kombinierte Energiedichteabschätzung dieser Systeme ist nicht möglich (Thielmann, et al., 2023 S. 238). Aktuell beträgt die Energiedichte von Lithium-Ionen-Batterien 200-300 Wh/kg, mit einer prognostizierten langfristigen Steigerung auf 320-360 Wh/kg. Natrium-Ionen-Batterien liegen derzeit bei 130-160 Wh/kg mit einem Potential von über 200Wh/kg zukünftig. Lithium-Luft-Batterien sind in den nächsten 10-15 Jahren noch nicht einsetzbar, könnten aber langfristig theoretisch 3500 Wh/kg bzw. prognostiziert einen realistischen Wert von 1230 Wh/kg erreichen. Eine fundierte Einschätzung kann hier jedoch noch nicht getroffen werden (Thielmann et al., 2023, S. 77).

Die Prognose und Angaben bezüglich Lithium-Ionen-Batterien, deckt sich weitestgehend über die Literatur hinweg bezüglich der spezifischen Energiedichte von Zellebene bis Modulebene (Wessel, et al., 2020 S. 6), (Heimes, et al., 2024 S. 667) (Wallentowitz, et al., 2011 S. 74), (Doppelbauer, 2020 S. 170) und (Karle, 2022 S. 78).

Fahrzeughersteller geben zwei unterschiedliche Werte bei der Batteriekapazität an (Brutto-Netto-Kapazität). Die Kapazität einer Batterie gibt an, wie viel Energie gespeichert werden kann. Dabei muss zwischen der tatsächlich nutzbaren und der maximalen Speicherkapazität unterschieden werden. Die Bruttokapazität gibt die maximale Speicherkapazität des Akkus an, während die Nettokapazität die tatsächlich nutzbare Energie beschreibt.

In der Literatur werden Annahmen getroffen, dass die Nettokapazität um 10% geringer ist (Helms, et al., 2022). Es finden sich jedoch auch Angaben, die besagen, dass die Abweichung zwischen 10% bis 20% betragen kann (Mobileo, 2024). (Doppelbauer, 2020) spricht von einer Nettokapazität, die von unter 10% bis 40% geringer ist als die Bruttokapazität.

Ein Vergleich mit den Fahrzeugdaten zeigt, dass die Abweichung bei den Herstellerangaben zwischen 2,24% und 12,59% liegt. Der Mittelwert beträgt 5,82%. Es ist kein Einfluss von der Batteriekapazität auf die prozentuale Abweichung erkennbar (vgl. Abb. 10).

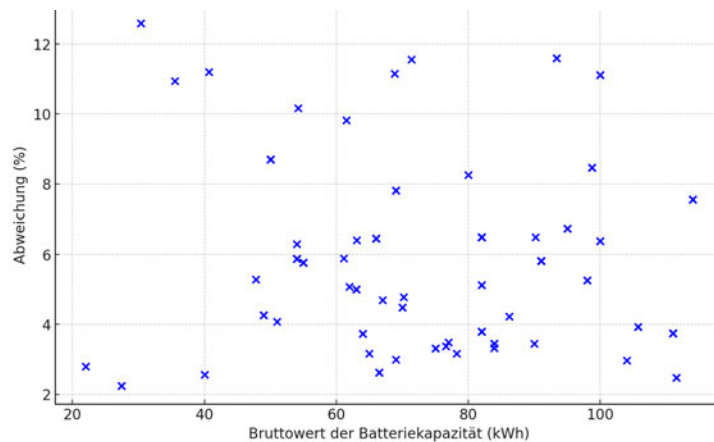


Abbildung 10 Abweichung der Herstellerangabe vom Brutto- zur Nettokapazität

Die Angabe der Nettokapazität ist entscheidend für die Beurteilung der Fahrleistung und der nutzbaren Energie. Im weiteren Verlauf wird daher in Bezug auf die Kapazität immer vom Nettowert gesprochen.

Für das Batteriegewicht ist die spez. gravimetrische Energiedichte bezogen auf das Gesamtsystem von entscheidender Bedeutung. Hierzu gibt es nur wenig Daten in der Literatur. Eine Umrechnung von Zell- auf Modulebene ergibt nach (Thielmann, et al., 2017 S. 18) einen Verlust von 8 bis 18 % der Energiedichte. Nach (Heimes, et al., 2024 S. 100) ergibt sich ein Verlust von Zelle zu Modul von 20% und ca. 25% von Modul zu System. Das entspricht einem Gesamtverlust von der Zelle zum System von etwa 40%. (Kücükay, 2022 S. 316) geht von einem Faktor 3 bei der Reduzierung von Zellebene auf Systemebene. Eine Berechnung zeigt, dass die Abweichungen mit diesen Berechnungen zu groß sind.

Basierend auf der Herstellerdatenbank liegt die berechnete mittlere spez. Energiedichte von Batteriesystemen bei 155Wh/kg (vgl. Abb. 11). Ein Einfluss auf einen technologischen Fortschritt ist in dieser Zeit nicht erkennbar (vgl. Abb. 12).

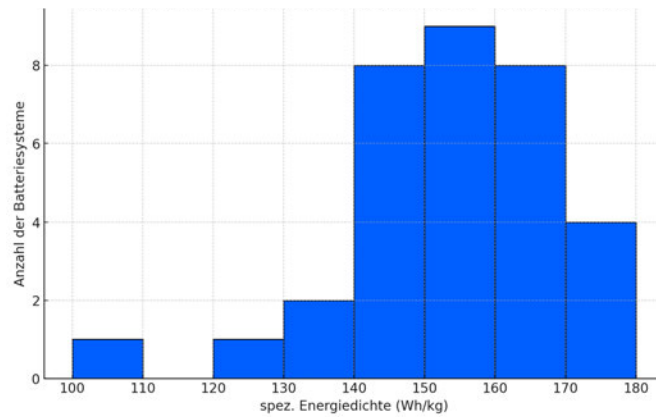


Abbildung 11 spez. Energiedichte heutiger Batteriesysteme

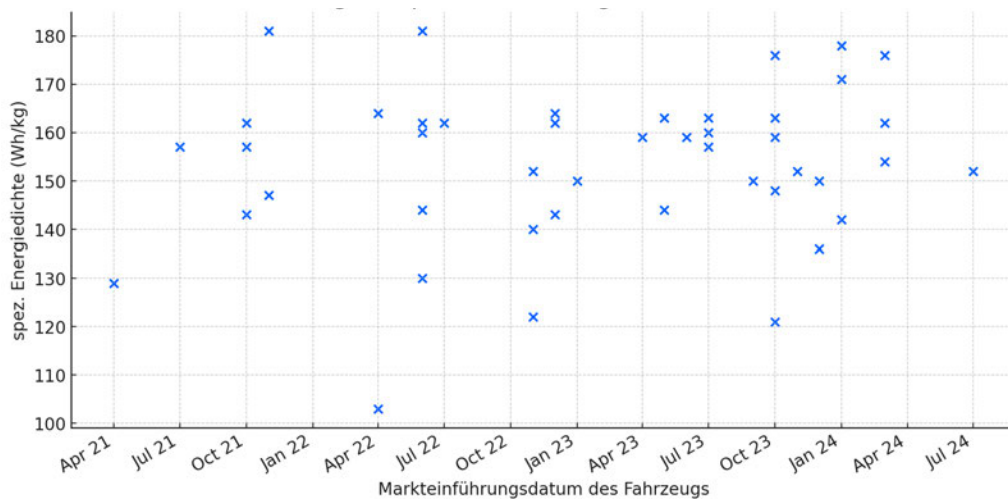


Abbildung 12 zeitlicher Einfluss auf die spez. Energiedichte

In den vorhandenen Fahrzeugdaten sind vier unterschiedliche Technologien verbaut: Lithium-Ion, Li-Nickel-Cobalt-Mangan (Li-NCM), Lithium-Eisenphosphat und Lithium-Polymer. Ein Einfluss auf die Energiedichte durch unterschiedliche Technologien zeigt sich dabei nicht (vgl. Abb 13).

Eine Modellierung zeigt, dass das Batteriegewicht sehr gut über die Kapazität dargestellt werden kann. Auf Grundlage der Annahme, dass Batteriesysteme in Zukunft eine höhere Energiedichte besitzen werden, wird vorausgesetzt, diese Entwicklung zu berücksichtigen. Da die Berechnung des Aufbaus der einzelnen Systeme zu komplex ist, erfolgt die Untersuchung auf statistischer Ebene.

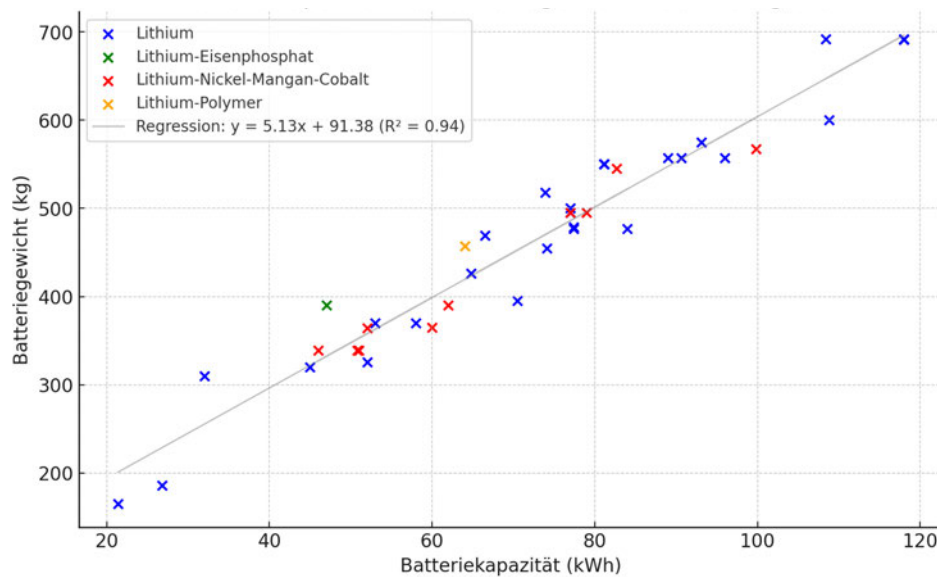


Abbildung 13 Linearer Zusammenhang Kapazität zu Batteriegewicht und Technologievergleich

4.1.2 Modellaufbau Batteriegewicht

Die Bestimmung des Batteriegewichts erfolgt über einen ermittelten linearen Zusammenhang zwischen der Batteriekapazität und der spezifischen Systemenergiedichte. Dadurch kann auf Grundlage heutiger Daten das Gewicht der Batterie berechnet werden. Diese Methode berücksichtigt die Tatsache, dass die spezifische Energiedichte eines Gesamtsystems bei geringerer Kapazität abnimmt. Dies liegt wahrscheinlich daran, dass fixe Komponenten wie Gehäuse, Kühlung und das Batteriemanagementsystem einen größeren Anteil am Gesamtgewicht haben, je kleiner die Batteriekapazität ist.

Über die Formel ist die spezifische Energiedichte der aktuellen Systeme berechnet:

$$\text{spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right) = 0,43 \left(\frac{\frac{\text{Wh}}{\text{kg}}}{\frac{\text{kWh}}{\text{kg}}} \right) \cdot \text{Batteriekapazität (kWh)} \cdot 123,78 \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right)$$

Mit

$$\text{Batteriegewicht (kg)} = \frac{\text{Batteriekapazität (kWh)}}{\text{spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right)} \cdot 1000$$

Wird das Batteriegewicht berechnet. Zur Bestimmung des Batteriegewichts ist so nur die Angabe der Batteriekapazität nötig.

Unter der Annahme, dass dieser lineare Zusammenhang auf Faktoren beruht, die mit der Leistungsdichte der Zellen nicht im Zusammenhang stehen, kann die Formel für die spezifische Energiedichte in Zukunft wie folgt angepasst werden:

$$\text{neue mittlere spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right) = 0,43 \left(\frac{\frac{\text{Wh}}{\text{kg}}}{\text{kWh}} \right) \cdot 71,44 \text{kWh} + \text{neue Konstante} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right)$$

Die durchschnittliche Kapazität der aktuellen Systeme beträgt 71,44 kWh und fungiert in der Gleichung als feste Konstante. Die neue Konstante passt den linearen Verlauf in Abhängigkeit der neuen mittleren spez. Energiedichte zukünftiger Batteriesystemen an.

Die Bestimmung der Konstante erfolgt durch Umstellung:

$$\text{neue Konstante} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right) = \text{neue mittlere spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right) - 0,43 \left(\frac{\frac{\text{Wh}}{\text{kg}}}{\text{kWh}} \right) \cdot 71,44 \text{kWh}$$

Die berechnete neue Konstante wird in die ursprüngliche Gleichung eingefügt:

$$\text{neue spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right) = 0,43 \left(\frac{\frac{\text{Wh}}{\text{kg}}}{\text{kWh}} \right) \cdot \text{Batteriekapazität (kWh)} + \text{berechnete Konstante} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right)$$

$$\text{Batteriegewicht (kg)} = \frac{\text{Batteriekapazität (kWh)}}{\text{neue spez. Energiedichte} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kg}} \right)} \cdot 1000$$

Die Verschiebung des linearen Zusammenhangs in Abhängigkeit von der neuen mittleren Energiedichte ermöglicht es, den technologischen Fortschritt zu berücksichtigen. Dafür ist lediglich eine rechnerische Anpassung basierend auf einem Literatur- oder empirischen Wert erforderlich. Diese Annahme muss zunächst in weiteren Untersuchungen, basierend auf den zukünftigen Entwicklungen der Batterietechnologie, überprüft werden. Eine Implementierung erfolgt daher nicht im Tool.

Ein Vergleich des gezeigten Zusammenhangs über die Energiedichte ist mit der zu Beginn gezeigten Regressionsmöglichkeit von Kapazität zum Batteriegewicht ($R^2=0,94$) verglichen.

Die Auswertung beider Modelle zeigt, dass die Gewichts-berechnung etwas genauer über die Energiedichte dargestellt ist (vgl. Tabelle 2).

Tabelle 2 Abbildungsgüte Modellvergleich Batteriegewicht

Modell	Stichpro- bengröße (n)	Mittelwert (%)	Standardab- weichung (%)	Konfidenzintervall 95% (%)		Varianz (%) ²
Kapazität	133	-0,3	6,2	-1,35	0,75	58
Spez. Energiedichte	133	-0,7	5,5	-1,7	0,2	30

4.2 Antriebsstrang & Karosserie

Ein modularer Ansatz ist auch für den Antriebsstrang erfolgt. Das Leistungsgewicht von E-Motoren und Getrieben wird zunächst aus literaturbasierter Sicht betrachtet. Eine Anpassung der im Verbrenner-Tools angegebenen Leistungsdichte ist erforderlich, da diese für Elektromotoren deutlich höher ist als bei Verbrennungsmotoren (vgl. Abb. 14). Eine Analyse soll Aufschluss darüber geben, wie groß dieser Einflussfaktor tatsächlich ist.

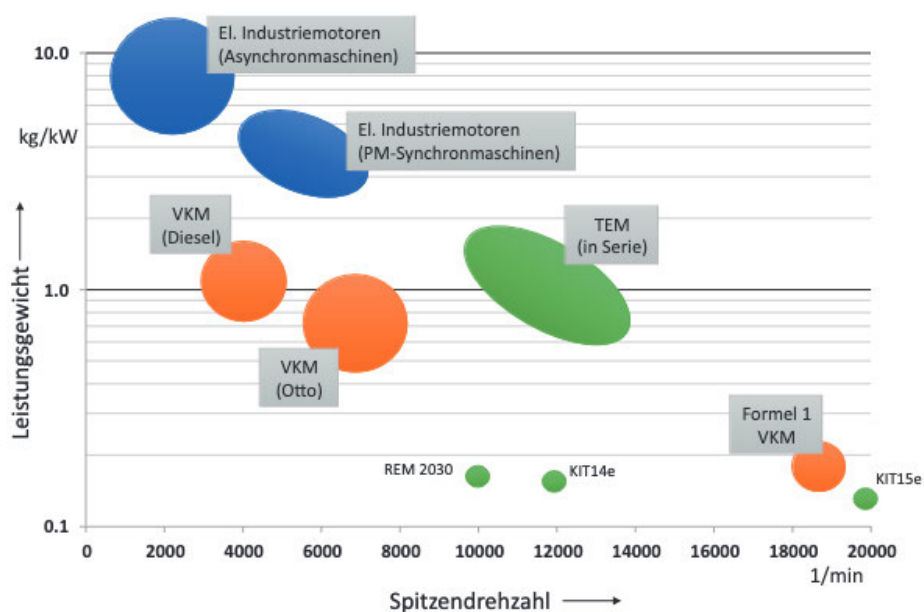


Abbildung 14 Übersicht Leistungsgewicht unterschiedlicher Motoren (Karle, 2022 S. 198)

Verbrenner besitzen meist einen Motor, dessen Leistung über das Getriebe und die Achsen an die Reifen übertragen wird. Bei E-Motoren gibt es verschiedene Antriebskonzepte. Bei

Allradantrieben sind häufig jeweils ein Motor für die Vorder- und ein Motor für die Hinterachse verbaut. Bei Fahrzeugen mit Frontantrieb befindet sich der Motor in der Regel vorne, während bei Fahrzeugen mit Heckantrieb der Motor hinten angeordnet ist. Zudem muss zwischen Radnabenantrieb Radantrieb und Achsantrieb unterschieden werden (vgl. Abb. 15).

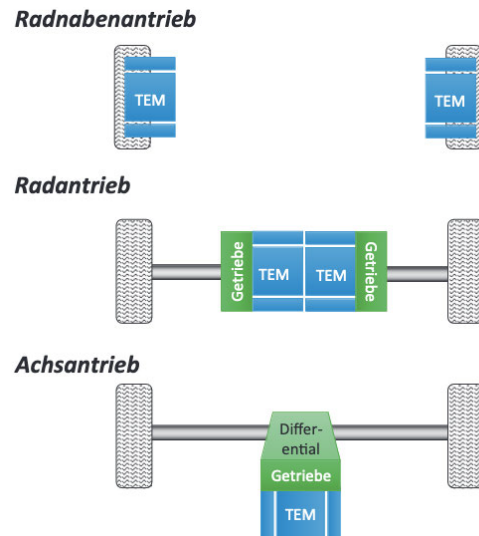


Abbildung 15 Antriebskonzepte E-Fahrzeug (Doppelbauer, 2020 S. S.58)

Nach einer Prognose von (Cai, et al., 2021 S. 18), entwickelt sich das spezifische Gewicht für E-Motoren voraussichtlich alle 5 Jahre um 1kW/kg. Ausgangspunkt ist ein angegebenes Leistungsgewicht von 4kw/kg im Jahr 2020. Brusa ist Zulieferer im PKW-Bereich und ist eine von wenigen Quellen zu, aktuellen auf dem Markt verfügbaren, E-Motorkonzepten für Fahrzeuge. Das berechnete Leistungsgewicht aus Datenblättern von Brusa-Motoren liegt unter der Annahme des prognostizierten Werts (vgl. Tab. 3). Die Abweichung kann möglicherweise durch die Motorbauart erklärt werden. PSM-Motoren haben eine geringere Leistungsdichte im Vergleich zu ASM-Motoren (vgl. Abb. 14).

Tabelle 3 Leistungsgewicht E-Motor nach Daten von (BRUSA HyPower AG, 2024)

Marke	Modell	Peak Drehmoment	Peak Power	Gewicht	Volt	Motorart	Leistungs- gewicht (kW/kg)
Brusa	HSM2- 10.18.22	500	275	79	400	PSM	3,48
Brusa	HSM1- 10.18.22	440	210	73,1	400	PSM	2,87
Brusa	HSM1- 10.18.13	380	183	49,7	400	PSM	3,68

Brusa	HSM1- 10.18.13- W7	302	214	49,7	400	PSM	4,31
Brusa	HSM1- 6.17.12	320	120	51,5	400	PSM	2,33

Bei den Komplettlösungen eines Antriebsstrangs (vgl. Tab. 4) handelt es sich um Achsantriebe mit Getriebe und Differential. Das DTD01 besitzt 2 E-motoren, die jeweils eine Seite antreiben. Es handelt sich dabei um ein Radantrieb. Radantrieb und Achsantrieb haben hier das gleiche Leistungsgewicht. Das Leistungsgewicht beträgt durchschnittlich 2,2kw/kg.

Tabelle 4 Leistungsgewicht Antriebsstränge nach Daten von (BRUSA HyPower AG, 2024)

Modell	Übersetzungsverhältnis	max. Leistung (kW)	max. RPM (rpm)	Gewicht kg	Leistungsge- wicht (kW/kg)
DTSP2	1:2.842	270	3518	98,5	2,74
DTSP1	1:2.842	207	3518	92,6	2,24
DTD01	1:5.5	2x177	2180	148	2,39
DTSO1- 097	1:9.7	121	1175	73,4	1,65
DTS01- 096	1:9.59	165	1250	75	2,20

(Fuchs, 2014) ermittelt das Leistungsgewicht über eine Regression (vgl. Abb.16). Die Erkenntnisse aus 2014 sind jedoch aufgrund des technologischen Fortschritts inzwischen veraltet und daher nicht mehr brauchbar. Das damals ermittelte Leistungsgewicht liegt deutlich unter den heutigen Werten. Die Untersuchung zeigt jedoch, dass der Einfluss unterschiedlicher E-Motorkonzepte das Leistungsgewicht erheblich beeinflusst.

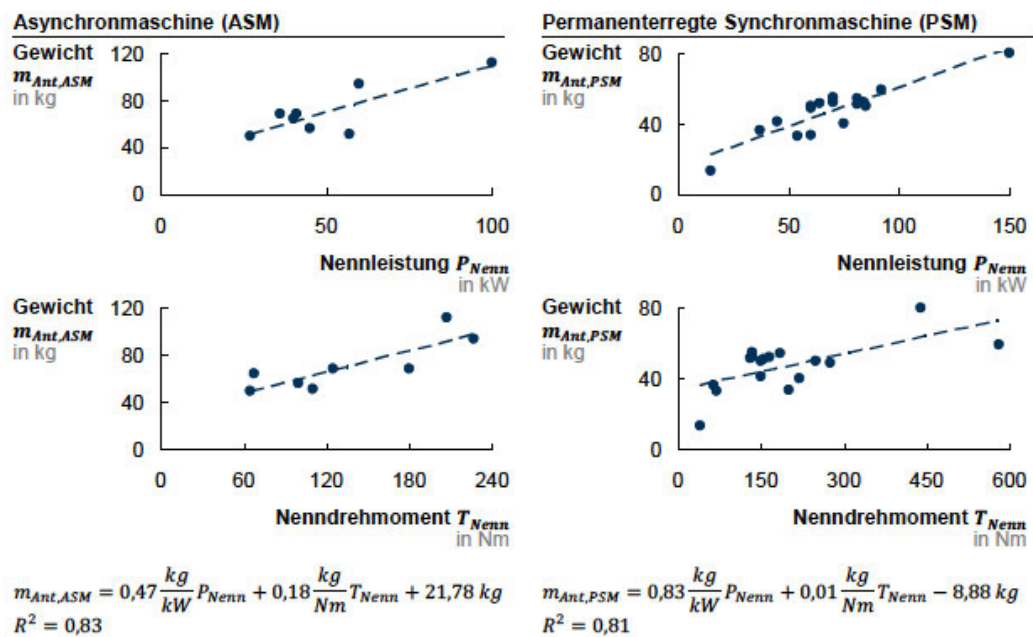


Abbildung 16 E-Motorgewicht in Abhängigkeit von Leistung und Drehmoment (Fuchs, 2014 S. 58)

Auf Grundlage der Herstellerangaben sind Varianten der gleichen Modellreihen von Fahrzeugherstellern untersucht, um ein mögliches Leistungsgewicht aus der Recherche zu validieren sowie den Einfluss des Allradantriebs auf das Gewicht zu bestimmen. Dabei ist das Leergewicht der Fahrzeuge in Zusammenhang mit der Leistung und dem Allradantrieb analysiert (vgl. Abb. 17). Die Datenbank basiert bei den untersuchten Modellreihen auf Fahrzeugen derselben Ausstattungslinie, um mögliche Gewichtsfehler zu minimieren.

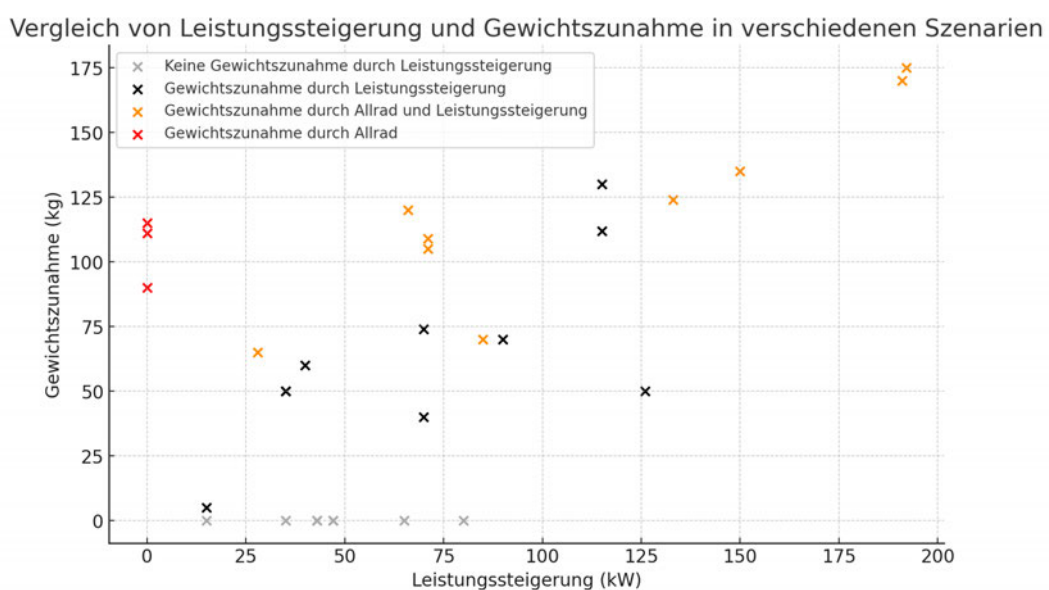


Abbildung 17 Gewichtseinfluss durch Allradantrieb und Leistungssteigerung

Es stellte sich heraus, dass häufig mit einer Leistungssteigerung auch ein Allradantrieb in der Modelllinie hinzukommt, was eine Differenzierung erschwert. Zudem zeigt sich, dass in einem bestimmten Bereich das Gewicht trotz Leistungszunahme nicht ansteigt. Dies könnte darauf hindeuten, dass einige Hersteller denselben Elektromotor in verschiedenen Leistungsstufen anbieten. Bei anderen Modellreihen gibt es bei gleicher Leistung jedoch einen Einfluss auf das Gewicht. Letztendlich kann aufgrund der begrenzten Datenmenge keine endgültige Aussage getroffen werden.

Das weitere Herunterbrechen des Leergewichts auf Karosserie und Antriebsstrang ist mit den für die Arbeit verfügbaren Daten nicht möglich, da diese größtenteils nicht öffentlich verfügbar sind. Neben der geringen Anzahl an Referenzdaten zu aktuellen Antriebssträngen kann keine verlässliche Einschätzung zur Bestimmung des Karosseriegewichts vorgenommen werden. Da es neben dem Leistungsgewicht, mit dem Karosseriegewicht eine zweite unbekannte gibt. Ein Zugriff auf detailliertere Daten wie z.B. über eine A2Mac1-Datenbank kann hier eine Differenzierung der Einflussparameter einzelner Komponenten liefern. Gerade in Bezug auf das Karosseriegewicht kann anschließend die Abhängigkeit zwischen Batteriegewicht, Leistungsgewicht und Karosseriegewicht analysiert werden. Die Betrachtung über die Modellreihen, zeigt einen tendenziellen Einfluss. Die Datenlage ist bei gleichen Modellvarianten allerdings zu gering. Aufgrund der begrenzten und schwer zugänglichen Datenlage zu Antriebskomponenten ist auf Grundlage der empirischen Daten ein Regressionsmodell zur Berechnung des Leergewichts entwickelt.

4.3 Modellaufbau Leergewicht

Um die maßgeblichen Einflussfaktoren auf das Leergewicht zu ermitteln, ist eine statistische Analyse durchgeführt. Zu den untersuchten Variablen zählen die Fahrzeugabmessungen (Länge, Breite, Höhe), die Leistung, das Drehmoment, die angetriebene Achse, die Fahrzeugklasse, das Batteriegewicht, die Karosserieform, das Kofferraumvolumen und der Preis des Fahrzeugs.

Eine Regression, die alle genannten Parameter einschließt, ergibt eine Abbildungsgüte mit einem R^2 -Wert von 0,969. Das lässt auf eine nahezu vollständige Erklärungsfähigkeit des Modells schließen. Anschließend sind die Parameter auf Relevanz und Unabhängigkeit überprüft. Die systematische Analyse aller Variablen führt zu dem Ergebnis, dass das Leergewicht durch die Parameter Länge, Breite, Höhe, Batteriegewicht und Antrieb (Allrad als Dummy-Variabel) vorhergesagt werden kann. Diese Parameter erwiesen sich als ausreichend, um das Leergewicht ohne nennenswerten Genauigkeitsverlust zu bestimmen. Daraus ergibt sich auch die

Einflussgröße durch den Allradantrieb von 116kg. Die Gewichtszunahme der drei Vergleichsfahrzeuge liegen bei 90, 112 und 115kg (vgl. Abb. 17).

Andere Parameter wie die Leistung, die Fahrzeugklasse, die Karosserieform sind in den verbleibenden Variablen implizit enthalten. Die Leistung verliert ihren signifikanten Einfluss bei Berücksichtigung des Allradantriebs. Dies zeigt möglicherweise die untergeordnete Rolle des E-Motors beim Leergewicht. Die Signifikanz der Leistung spielt vermutlich daher eine Rolle, das mit höherer Leistung auch ein Allradantrieb im Fahrzeug verbaut ist. Eine theoretische Betrachtung bei einem Leistungsgewicht von 4,5kw/kg zeigt, das eine Gewichtszunahme von 66kg bei einer Leistungssteigerung von 300kWh eigentlich nicht vernachlässigbar ist. Es ist wahrscheinlich, dass im Wert Allrad ein Anteil enthalten ist. In dem Regressionsmodell ist eine Berücksichtigung nicht nötig. Die Bestimmung des Leergewichts ist über beide Parameter verglichen (vgl. Tab. 5). Dabei zeigt der Einfluss über den Allradantrieb eine bessere vorhersage Möglichkeit.

Tabelle 5 Modellvergleich Allrad und Leistung

Model	Standardabweichung	R ²	Vairanz
AWD	4,1	94,7	17,1
Leistung	4,6	93,5	20,8

Bezogen auf das Modell, indem alle Parameter berücksichtigt sind, hast sich das Bestimmtheitsmaß nur geringfügig verringert. Die Abbildungsgüte des reduzierten Modells mit einem R²-Wert von 0,947 und einer gleich gebliebenen Standardabweichung ist als gut einzuschätzen.

Insgesamt zeigt die Analyse, dass eine Reduktion der Parameter auf Länge, Breite, Höhe, Allradantrieb und Batteriegewicht ausreicht, um das Leergewicht eines Fahrzeugs präzise vorherzusagen (vgl. Abb. 18). Zusätzliche Parameter wie Leistung, Fahrzeugklasse oder Karosserieform sind nicht notwendig, um die Modellgenauigkeit weiter zu verbessern.

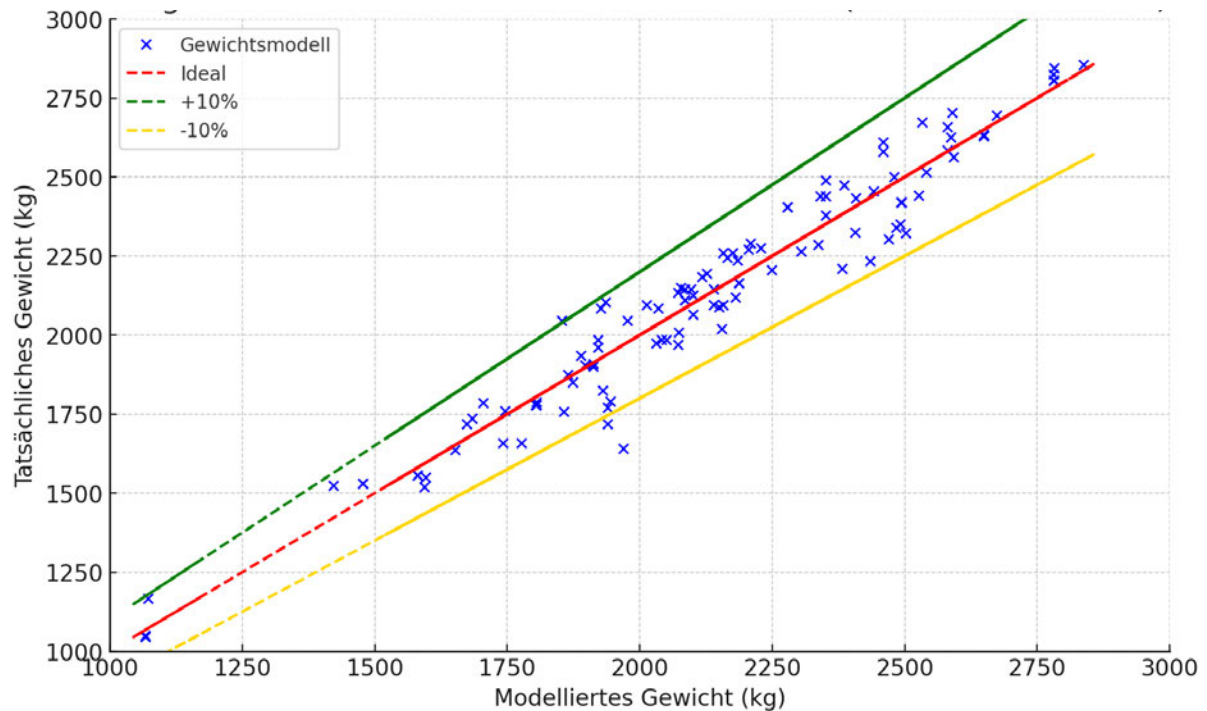


Abbildung 18 Regressionsmodell Leergewicht

5 Modellentwicklung Verbrauch

Kernpunkt dieser Arbeit ist die Bestimmung des Verbrauchs von E-Fahrzeugen. Hierbei liegt ein Augenmerk auch auf dem realen Verbrauch durch den Endkunden. 2018 hat der WLTP den NEFZ abgelöst mit dem Ziel eine Annäherung an die Realverbräuche zu erreichen und eine weltweite Vereinheitlichung zu schaffen (Liebl, et al., 2014 S. 234). Eine Studie vom ICCT (International Council on Clean Transportation) zeigt, dass die Abweichung vom Realverbrauch nach der Einführung gesunken ist, aber mittlerweile wieder ansteigt (Dornoff, et al., 2024). Es ist zunächst eine Verbesserung von 33% gegenüber dem NEFZ im Jahr 2018 zu verzeichnen. Was einer 8% Abweichung durch den WLTP zum Realverbrauch beschreibt. Diese Abweichung ist bis ins Jahr 2022 auf 15% angestiegen.

In einem weiteren Bericht beschreibt die ICCT die Möglichkeiten, um der Diskrepanz entgegenzuwirken. Empfohlene Maßnahmen umfassen unabhängige Nachtests, strikte Durchsetzung von Richtlinien, realitätsnähere Testverfahren und bessere Informationsbereitstellung für Verbraucher. Diese Maßnahmen sollen die wieder steigende Lücke zwischen offiziellen und realen Werten näher zusammenbringen (Tietge, et al., 2017). Die Datenlage zu E-Fahrzeugen ist dabei beschränkt. In dem Bericht werden Verbrenner und Hybrid-Varianten untersucht. Es ist aber davon auszugehen, dass diese Problematik auch auf reine E-Fahrzeuge zutrifft, da gerade hier der Verbrauch von elektrischen Verbrauchern, beispielsweise durchs Heizen, eine

signifikante Rolle spielen. Um zu erklären, wie diese Diskrepanz entsteht muss zunächst verstanden werden, wie der WLTP genau getestet und welche Einflüsse den Realverbrauch bestimmen. Der Realverbrauch setzt sich aus einer Vielzahl von Parametern zusammen. Die Haupteinflussfaktoren sind nach (Liebl, et al., 2014 S. 293) neben den Fahrwiderständen:

Außentemperatur

Fahrereinfluss (Geschwindigkeit, Dynamik)

eingeschaltete Verbraucher (Klima, Entertainment, elektr. Heizungen, usw.)

Zusatzlasten (Personen, Gepäck, Dachgepäck, Anhänger usw.)

Verkehrsfluss

Streckenprofil

(Helms, et al., 2022 S. 63) zeigt, dass der Einfluss von NAE-Verbrauchern (Nicht-Antriebs-Energie) einen Anteil von bis zu 65% des Gesamtenergieverbrauchs bei BEVs (kurze Stadtfahrten mit -10° Außentemperatur) ausmachen kann. Das zeigt, dass gerade bei BEVs von einer möglicherweise noch größeren Diskrepanz zu den WLTP-Werten auszugehen ist. Gerade in Szenarien mit Temperaturen unter 0° spielt die elektrische Heizung eine entscheidende Rolle. Diese Energie kann nicht wie bei Verbrenner aus der Ineffizienz des Motors gewonnen werden.

Die Betrachtung vom Realverbrauch zeigt, dass der tatsächliche individuelle Realverbrauch stark abweichen kann. Hier spielen neben dem persönlichen Fahrstil, auch ortsbezogene Faktoren (klimatisch und topografisch) eine wichtige Rolle. Um sich einem Realverbrauch anzunähern, wird in dieser Arbeit das Augenmerk darauf gelegt von einem standardisierten Fahrwiderstandverbrauch eine gemittelte reale Verbrauchsschätzung liefern zu können. Dazu ist untersucht, wie groß und welche Parameter wichtig sind, um einen Realverbrauch besser zu berücksichtigen.

Der WLTC basiert auf einem standardisierten Prüfverfahren. Der Zyklus hat eine Länge von 23km mit einer Durchschnittsgeschwindigkeit von 47km/h. Dabei durchläuft das Fahrzeug vier unterschiedliche Fahrzyklen mit einem Höchstgeschwindigkeitsbereich von 60,80,100 und 130km/h. Der Test läuft unter Laborbedingungen auf einem Dynamo bei einer Temperatur von 23° . Berücksichtigt werden bei dem Test auch ausstattungsbezogene Optionen. Im Vergleich zum NEFZ berücksichtigt der WLTP einen wesentlich realistischen Bezug auf die physikalischen Parameter der Fahrwiderstände durch ein angepasstes Fahrprofil. NAE-Verbraucher wie die Klimaanlage und Infotainment ist abgeschaltet. Hier zeigt sich auf die vorweggenommene Schwäche auf.

5.1 Fahrwiderstands Simulation

Grundlage der weiteren Berechnung des Verbrauchs ist ein Simulationsmodell basierend auf dem WLTC es berechnet den Fahrwiderstandverbrauch. Um ein robustes Modell zu erzeugen, wird der WLTC auf Grundlage einer physikalischen Simulation entwickelt. Dabei werden die physikalischen Fahrwiderstände über das Fahrprofil simuliert. Unbekannte Parameter sind dabei cw-Wert, Stirnfläche, Rollwiderstandskoeffizient und das Restbremsmoment. Hinzukommen Verluste durch den Antriebsstrang und der Batterie. Außerdem ist die Effizienz der Rekuperation untersucht.

5.1.1 Einflussgrößen Fahrwiderstand

5.1.1.1 Cw-Wert, Stirnfläche und Rollwiderstandsbeiwert

Der Luftwiderstand hängt von der äußeren Formgebung und von den Verhältnissen bei der Durchströmung des Fahrzeuges ab und setzt sich zusammen aus Reibungs- und Druckkräften, die an der Oberfläche des Fahrzeugs wirken (Schramm, et al., 2017) S197.

Der cw-Wert einzelner Fahrzeuge ergibt sich dabei durch eine Simulation oder wird empirisch ermittelt (LEIFIphysik, 2024). In der früher Konzeptphase muss dieser Wert zunächst angenommen werden. Eine Regressionsanalyse ergibt, dass die Hauptparameter die Länge und Höhe sowie Karosserieform des Fahrzeugs sind. In den zugrunde liegenden Daten gibt es drei Fahrzeugtypen Stufenheck, Schrägheck und SUV. Die Mittelwerte der cw-Werte unterscheiden sich bezüglich der Fahrzeugform. So besitzt das Schrägheck einen Mittelwert von 0,252, das Stufenheck von 0,218 und SUVs von 0,274. Nach (Karle, 2022 S. 140) hat die Änderung vom cw-Wert um 0,01 einen Einfluss von zusätzlichen 0,126kWh/100km auf den Verbrauch(NEFZ-Zyklus). Dieser Tyklus hat im Vergleich mit 34km/h zum WLTC mit 47km/h eine geringere Durchschnittsgeschwindigkeit. Daher ist von einem größeren Einfluss auszugehen. (Fuchs, 2014) ermittelt den cw-Wert über die Fahrzeuglängen für die einzelnen Karosserieformen (Vgl. Abb. 19). Hier hat die Regression keine gute Abbildungsgüte. Eine Betrachtung der zugrundeliegenden Daten zeigt, dass eine Anwendung der Regressionen bei E-Fahrzeugen zu einer hohen Abweichung führt.

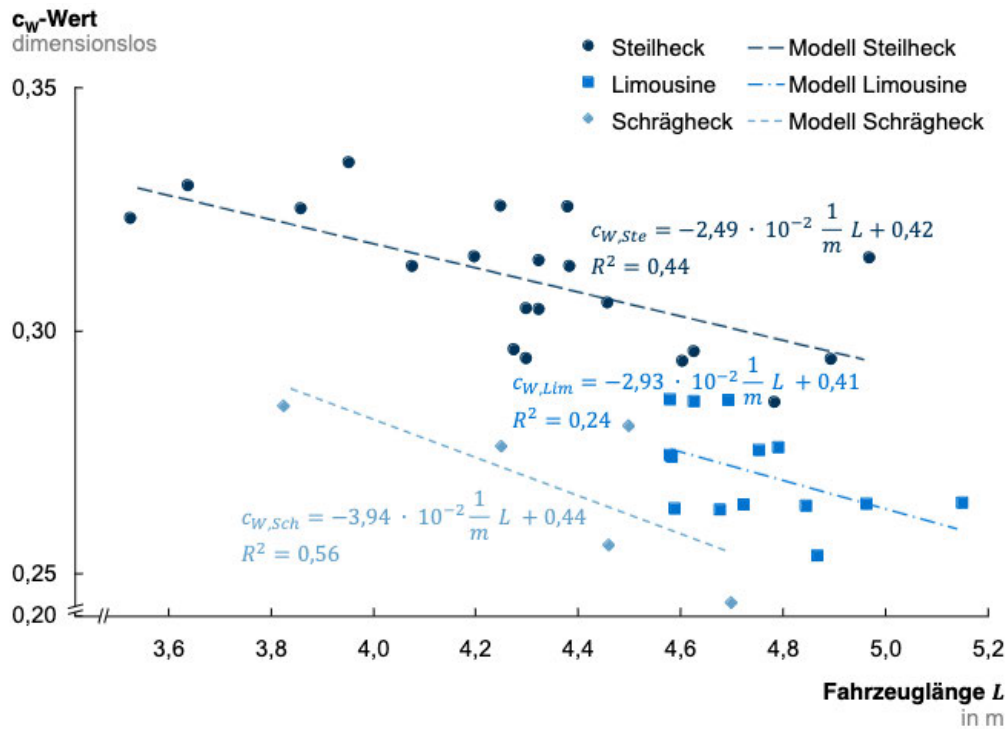


Abbildung 19 Bestimmung cw-Wert in Abhängigkeit von Länge und Karosserieform (Fuchs, 2014 S. 56)

Eine Regression zur Ermittlung des cw-Werts ist über Länge und Höhe realisiert, um bei der Wahl des cw-Werts im Tool einen Anhaltspunkt zu gewährleisten. Auf Basis der Regressionsanalyse stellt sich heraus, dass die Fahrzeugform bezogen auf die anderen Parametern einen geringen Einfluss hat und das Modell mit Länge und Breite ausreichend beschrieben wird (vgl. Abb. 20). Das Modell über Länge und Breite weist eine Standardabweichung von 0,0183 vom cw-Wert auf, mit Fahrzeugform von 0,0189. Das R^2 sinkt von 66,39 auf 64,1. Der VIF zeigt, dass eine Multikollinearität besteht. Für eine erste Annahme des cw-Werts kann angenommen werden, dass die Bestimmung über Länge und Breite gut bestimmt ist.

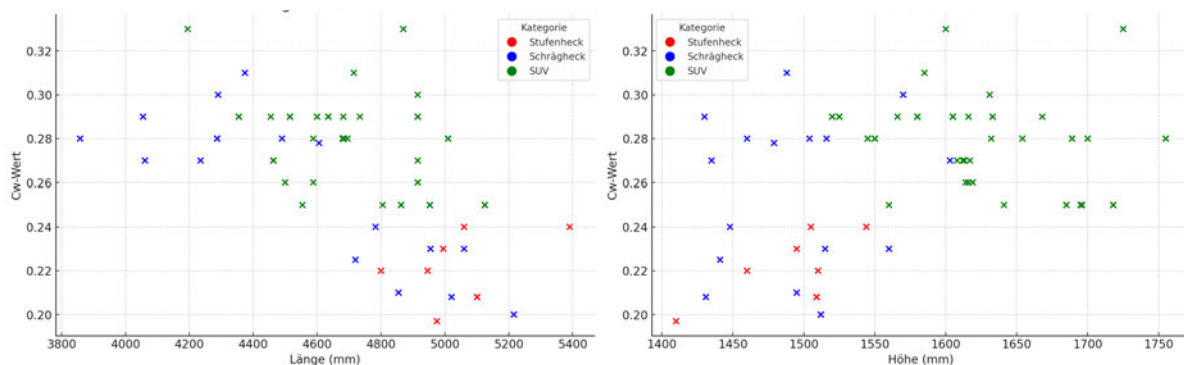


Abbildung 20 Einfluss von Länge und Höhe auf den cw-Wert

Die Stirnfläche eines Fahrzeugs kann, wenn keine CAD-Daten vorliegen, beispielsweise über Kantentracking erfolgen. Dazu wird in einem automatisierten Verfahren über eine optische Messeinrichtung die Silhouette des Fahrzeugs getrackt und so die Stirnfläche ermittelt (TWW System GmbH, 2024). Die aktuelle Fahrzeugphysiktafel berechnet die Stirnfläche über die Breite und Höhe des Fahrzeugs mit einem Korrekturfaktor von 0,845. Ein Abgleich der vorhandenen Daten der Stirnfläche von E-Fahrzeugen bestätigt den Korrekturfaktor. Aus 9 bekannten Stirnflächen ist ein Mittelwert von 0,849 ermittelt. Auf Grundlage der geringen Datengrundlage wird der Wert lediglich als Bestätigung gesehen und ein Wert von 0,845 angenommen.

$$\text{Stirnfläche (m}^2\text{)} = \frac{\text{Breite(mm)} \cdot \text{Höhe(mm)} \cdot 0,845}{1000000}$$

In der Datenbank ist für jedes Fahrzeug der Standardreifen definiert. Bei der Recherche hat sich aber gezeigt, dass für eine einzelne Zuweisung des Rollwiderstandsbeiwerts in Abhängigkeit des Reifens keine Daten vorliegen. In der Simulation wird eine trockene asphaltierte Straße angenommen. Die Angaben zu Werten unter diesen Voraussetzungen liegen in der Literatur bei 0,006 für hochmoderne besonders rollwiderstandreduzierte Reifen (Liebl, et al., 2014 S. 103). Eine Durchschnittsangabe bei PKWs von 0,1 ist (Doppelbauer, 2020 S. 101) und (Karle, 2022 S. 127) zu entnehmen. (Helms, et al., 2022 S. 54) rechnet in einer Simulation mit 0,006 für ein effizientes E-Fahrzeug.

(Kücükay, 2022 S. 113f) benennt den Wert mit 0,008 über für alle Fahrzeugklassen. Es wird dabei eine lineare Abhängigkeit zur Geschwindigkeit berücksichtigt. Diese steigt mit der Fahrzeugklasse von 0,0004 für Kleinstwagen bis hin zu 0,0006 bei der Oberklasse. Um keinen neuen Parameter hinzufügen zu müssen wird der Mittelwert über die Fahrzeugklassen mit 0,0005 angenommen.

Daraus ergibt sich die Berechnung für den Rollwiderstandsbeiwert:

$$f_{roll} = f_{roll1} + f_{roll2} \cdot \frac{v \left(\frac{km}{h} \right)}{\frac{100km}{h}}$$

$$f_{roll} = 0,008 + 0,0005 \cdot \frac{v \left(\frac{km}{h} \right)}{\frac{100km}{h}}$$

Es ergibt sich ein Rollwiderstandsbeiwert bei 130km/h von $f_{roll,130} = 0,00865$ im Vergleich zum statischen Wert bei 0km/h von $f_{roll,0} = 0,008$. (Schütz, 2023 S. 172) empfiehlt die Berücksichtigung der Geschwindigkeit bei der Bestimmung des Rollwiderstands. In der Simulation wird er dynamisch in Abhängigkeit der Geschwindigkeit angenommen. Eine Berücksichtigung vom Reifeninnendruck findet nicht statt. Hier wird vom optimalen Reifendruck ausgegangen. Die Annahme von 0,008 im unteren Geschwindigkeitsbereich wird von (Pischinger, et al., 2021 S. 49) für neue rollwiderstandsarme Reifen bestätigt.

5.1.1.2 Restbremsmoment

Für die quantitative Abschätzung des Energiebedarfs durch das Restbremsmoment wird von einem wahrscheinlichen Bereich von 2 bis 5 Nm pro Rad ausgegangen (Liebl, et al., 2014 S. 199f). (Heimann, 2012) untersucht in seiner Dissertation Restbremsmomente von Scheibenbremsen. Restbremsmomente bauen sich über die Zeit ab. Dabei ist ein Spektrum von 2 bis 10Nm angegeben. Unter der Annahme, dass elektrische Fahrzeuge wesentlich seltener über die tatsächliche Bremse bremsen, ist ein Wert von 3Nm angenommen. Die Berechnung des Reifendurchmesser über die Standardreifen der Fahrzeuge aus der Datenbank der Herstellerangaben ergibt sich ein durchschnittlicher Reifenradius von 0,35m. Daraus ergibt sich die Kraft für das Restbremsmoment:

$$F_{RBM}(m) = \frac{M_{RBM}(Nm)}{r_{Reifen}(m)}$$

5.1.1.3 Ladeverluste

Ladeverluste sind auch bei dem Verbrauch nach WLTP berücksichtigt. Das genaue Vorgehen ist dabei fest definiert, die Ladeleistung wird nicht festgelegt. Hier kann man davon ausgehen, dass die Hersteller mit den maximalen 22kW laden. Das ermöglicht die beste Effizienz.

Ladeverluste entstehen beim Laden der Batterie und sind ein wichtiger Kostenfaktor für den Endkunden, da sie den tatsächlichen Energieverbrauch und damit die Abrechnung beeinflussen. (Kalb, 2022) untersucht die Verluste, die beim Laden über eine Haushaltssteckdose (2,3 kW) und eine 11 kW-Wallbox auftreten. Den größten Einfluss hat das Onboard-Ladegerät mit einem Verlust von 5-10% bei der 11 kW-Wallbox, während andere Verluste vernachlässigbar sind. Zuleitungsverluste beim Laden über die Haushaltssteckdose betragen etwa 4%. Zudem beeinflusst das 12-Volt-Bordnetz bei langen Ladezeiten den Gesamtverlust mit 5-15%. Die

Ladeverluste an der Wallbox liegen zwischen 5-10%, während sie bei der Haushaltssteckdose mit 10-30% deutlich höher ausfallen.

(Genovese, et al., 2015) führt einen Versuch an einem Fahrzeug durch bei dem mit 3,16,22,43 und 50 kW Ladeleistung der Einfluss von unterschiedlichen State-of-Charge Zuständen sowie der Einfluss extremer Temperaturen betrachtet werden (vgl. Abb. 21). Hohe Temperaturen haben einen wesentlich kleineren Einfluss auf die Ladeeffizienz als sehr niedrige Temperaturen. Teilweise ist mit extremen Effizienzverlusten zu rechnen. Einige getestete Ladesäulen haben bei der Kälte nicht funktioniert.

Mehrere Studien bestätigen, dass mit geringerer Ladeleistung die Effizienz sinkt. Dabei ist ein Ladeleistungsspektrum von 2,3kw bis 50kw untersucht. Ein gemittelter Wert ergibt einen Ladeverlust von etwa 17% (Germana, et al., 2018) (Apostolaki-Iosifidou, et al., 2017) (Kielsen, et al., 2016) (Reick, et al., 2021). In dem Modell wird eine aus den Testdaten ermittelte Ladeverlust berücksichtigt. Aus den Versuchsdaten ergibt sich ein Ladeverlust beim Laden mit 11kW von ungefähr 11%. Dieser Wert deckt sich mit Angaben aus der Literatur. Er ist im Tool als Ladeverlust festgelegt.

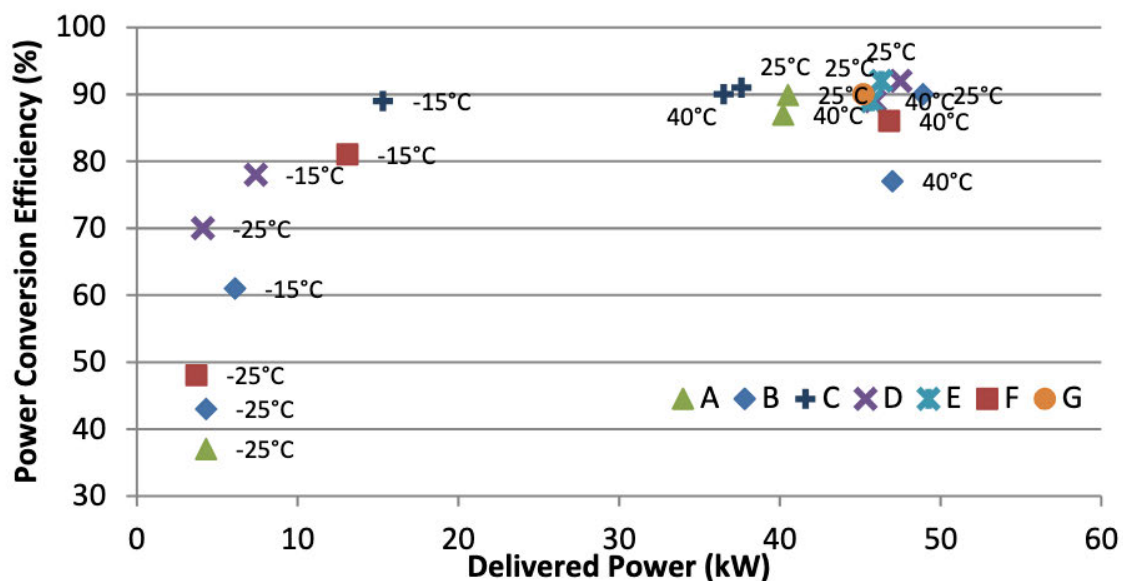


Abbildung 21 Temperatureinfluss auf die Ladeeffizienz in Abhängigkeit der Ladeleistung (Genovese, et al., 2015 S. 12)

Zudem entstehen Verluste der Kapazität durch Alterung und nicht Nutzung des Fahrzeugs. Mit der Zeit nimmt die Kapazität einer Batterie ab. Diese Degradation ist ein natürlicher Prozess, der durch Ladezyklen, hohe Entladeströme und extreme Temperaturen beschleunigt wird. Auch wenn das Fahrzeug nicht genutzt wird, verliert die Batterie über die Zeit Energie. Dies

tritt aufgrund chemischer Reaktionen innerhalb der Batterie auf. Bei der Degradation ist eine nicht lineare Alterung feststellbar (Brand, et al., 2012).

(Brand, et al., 2012) kommen zu dem Ergebnis, dass ohne die genaue Historie einer Batterie, einschließlich ihrer Lade- und Entladezyklen sowie der Temperaturbedingungen, es nahezu unmöglich ist, eine verlässliche Aussage über den aktuellen Zustand (State of Health, SOH) und die verbleibende Lebensdauer zu treffen. Ein umfassendes Batterie-Management-System, das die gesamte Lebensdauer der Batterie überwacht und dokumentiert, ist daher entscheidend. In den ersten vier Jahren kann man von einer Verringerung von unter 10% ausgehen. (Ou, 2023) führt weiter auf, dass nach 10 Jahren eine Alterung von 14% bei niedriger Ladeleistung auftritt. Tägliches schnellladen mit 60kW lässt die Alterung auf 33% ansteigen und hat somit einen erheblichen Einfluss. Batterie-Thermomanagementsysteme können über längere Zeiträume einen positiven Einfluss auf die Degradation mit einer Reduzierung von 0,5% pro Jahr haben. Zudem sind kalte Temperaturen schlechter für den SOH. (Suri, et al., 2016) erstellt aufgrund empirischer Daten ein Modell der Degradation in Abhängigkeit vom State-of-Charge (SOC) und der Temperatur (vgl. Tab.). Keine Alterung bei 0% SOC ist hierbei jedoch im Kontext zu betrachten, da eine Tiefenentladung ausgeschlossen sein muss. Tiefenentladung führt ebenfalls zu negativem Einfluss auf die Kapazität. In extremen Fällen kann dies zu einer vollständigen Zerstörung der Batterie führen (Jossen, et al., 2016). Abgesehen davon kann man annehmen, dass geringere SOC eine Alterung reduzieren, solange eine Tiefenentladung ausgeschlossen ist. Eine Recherche bezüglich eines Energieverbrauch bei E-Fahrzeugen im Park-Zustand war erfolglos. Je seltener ein Fahrzeug gebraucht wird, desto größer könnte der Einfluss von diesem Verbrauch sein. Eine Alterung ist im Tool nicht berücksichtigt, da die Bestimmung ohne spezifische Daten nicht möglich ist.

Ladezustand (SOC)	Zeit (Jahre)	Alterung bei 25°C	Alterung bei 35°C
15%	1	100%	100%
	2	100%	100%
	5	98%	98%
	10	96%	95%
	20	90%	87%
90%	1	99%	99%
	2	97%	96%
	5	92%	89%
	10	87%	79%
	20	81%	65%

Abbildung 22 Übersicht Einfluss vom SOC auf die Batteriealterung nach (Ou, 2023)

5.1.1.4 Antriebsverluste

Ein weiterer Faktor sind die entstehenden Verluste die bei der Betrachtung der Antriebsleistung berücksichtigt sein müssen. Abbildung 23 zeigt den Energiefluss eines BEVs. Neben den Fahrwiderständen zeigt sich, dass verschiedenste Verluste bei dem Verbrauch eine Rolle spielen. Für einen ersten Schritt zur Bestimmung dieser Verluste, werden die Verluste in der Literatur betrachtet.

Die Bestimmung von Verlusten spielt im Vergleich zu Verbrennern aufgrund der Rekuperation eine größere Rolle, so kann eine Wirkungsgradverbesserung von 1% im Antriebsstrang ein Einsparpotential von 0,9 bis 1,6 % bei dem Gesamtverbrauch erreicht werden (Schmahl, et al., 2018 S. 11).

Bei der Fahrt entstehen Batterieverluste hauptsächlich durch Stromverluste am Innenwiderstand. Können aber auch durch das aktive kühlen oder heizen der Batterie erfolgen (Seirlehner, 2019 S. 59). In der Literatur finden sichangaben von einem Batterieverlust von unter 5% (Doppelbauer, 2020 S. 137), 5% (Kücükyay, 2022 S. 583) sowie einer Bereichsangabe von 4% bis 8% (Tschöke, 2015 S. 39). Bei der letzten Quellenangabe muss das Erscheinungsalter berücksichtigt werden.

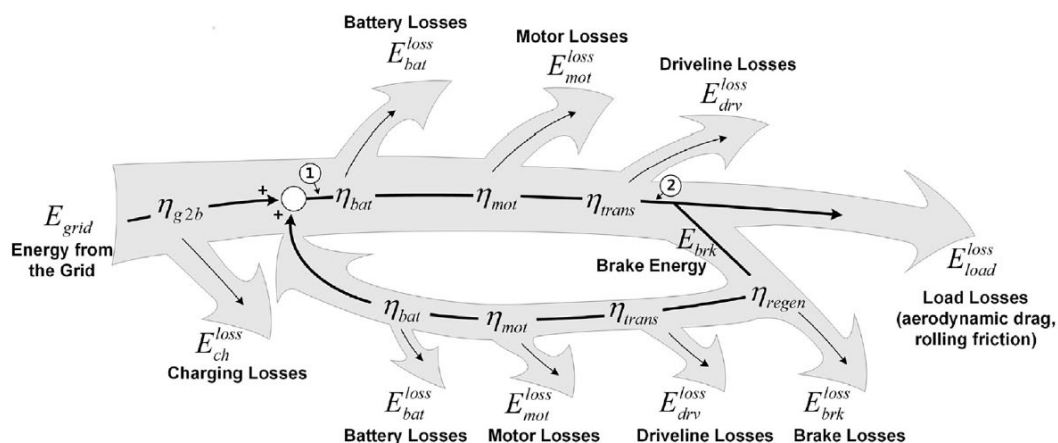


Fig. 1. Energy flow paths for EVs.

Abbildung 23 Energiefluss bei einem E-Fahrzeug (Zhang, et al., 2017 S. 8)

Verluste E-Motor und Leistungselektronik

Bei der Leistungsaufnahme eines Elektromotors treten verschiedene Verluste auf, die die Effizienz des Motors beeinflussen. Zu den wichtigsten Verlustarten gehören die Kupferverluste, die durch den elektrischen Widerstand in den Wicklungen entstehen und mit der Stromstärke zunehmen. Eisenverluste entstehen im Kern des Motors durch Hysteres- und Wirbelströme und steigen mit der Drehzahl. Mechanische Verluste wie Reibungsverluste nehmen ebenfalls mit der Drehzahl zu. Schaltverluste führen im Wechselrichter (Leistungselektronik), der den Gleichstrom in Wechselstrom umwandelt, zu zusätzlichen Verlusten, insbesondere bei höheren Leistungsanforderungen (Husain, et al., 2021).

Die Verluste sind zudem abhängig vom Betriebszustand des E-Motors und damit auch von der Drehzahl, sowie der benötigten Leistung. Die kombinierten Verluste sind über eine Drehzahl/Drehmoment-Kennlinie darstellbar. Es werden in der Literatur für den E-Motor Verluste von 5% angenommen (Tschöke, 2015 S. 39) (Kücükay, 2022 S. 590) (Fuchs, 2014 S. 63). Die Leistungselektronik macht ungefähr 3%-5% aus (Tschöke, 2015 S. 39).

Antriebsstrangverluste

Weitere Verluste entstehen bei dem Antriebsstrang. Die zusätzlichen Reibungsverluste des Getriebes sind bei BEVs in Bezug zu Verbrennern meist geringer, da überwiegend eingängige Getriebe mit wenigen Stufen verwendet werden. Diese besitzen daher einen hohen Wirkungsgrad von über 95 % (Doppelbauer, 2020 S. 56). Alle Fahrzeuge, die von GreenNCAP getestet sind haben ebenfalls ein einstufiges Getriebe. (Kücükay, 2022 S. 610) gibt zu einem 1-Gang Getriebe eine Effizienz von 2% an. Getriebe mit fester Übersetzung haben nach (Tschöke, 2015 S. 39) auch einen Verlust von bis zu 2%.

Zusammengefasst lassen sich die Verluste recht einheitlich über die Literatur bestätigen. Und fallen alle in die von (Tschöke, 2015) erstellten maximalen Richtwerte. Dies ist darauf zurückzuführen, dass das Buch bereits 2015 veröffentlicht wurde und es eine technologische Entwicklung gab. Es ergibt sich unter dieser Berücksichtigung eine gesamte Antriebsdifferenz von 15%-17%.

Rekuperation

Bremsverluste treten auf, wenn die Bremse kinetische Energie in Wärmeenergie umwandelt. Dies passiert, wenn die Fahrwiderstände (natürliche Rekuperation) und die elektrische

Rekuperation nicht ausreichend abbremsen können und eine höhere Bremsbeschleunigung nötig ist. Die Betrachtung der umgesetzten Energie im WLTC am Beispiel eines Kompaktfahrzeuges zeigt, dass im WLTC geringe Beschleunigungswerte auftreten, die der Motor nicht annähernd an die Betriebsgrenze bringt (vgl. Abb. 24).

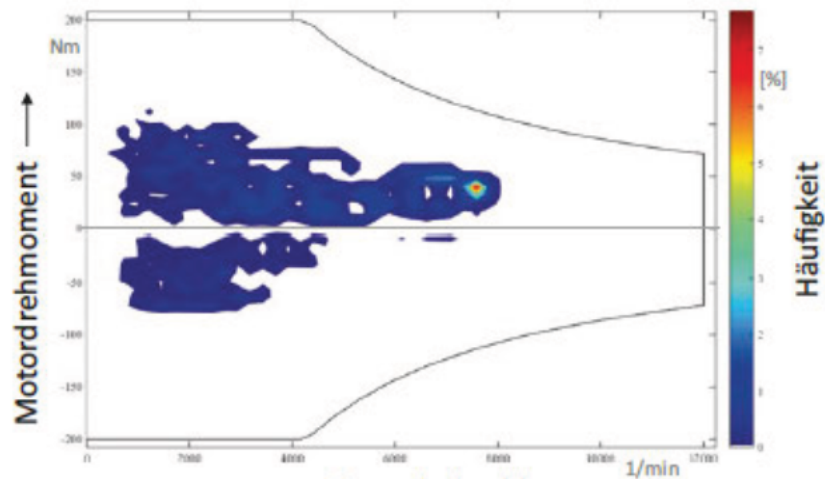


Abbildung 24 Auslastung E-Motor beim WLTC (Doppelbauer, 2020 S. 114)

Ein Vergleich mit dem Wirkbereich eines E-Motors lässt auf das rekuperations Potential schließen (vgl. Abb. 25). Elektrische Antriebe können das volle Motormoment als Bremsmoment bis zum Stillstand halten. Allerdings reicht die zurückgewonnene Energie bei unter 10km/h nicht mehr zur Deckung der elektrischen Verluste aus. Ab dem Punkt wird auf die mechanische Bremse zurück gegriffen (Doppelbauer, 2020 S. S.108). Es ist angenommen, dass Fahrzeuge durch reine Rekuperation im WLTC bremsen können. Ein Vergleich mit den GreenNCAP-Daten zeigt zunächst, dass die maximale Bremsbeschleunigung mit $1,48\text{m/s}^2$ im WLTC sehr niedrig ist. Die Messdaten plausibilisieren diese Annahme.

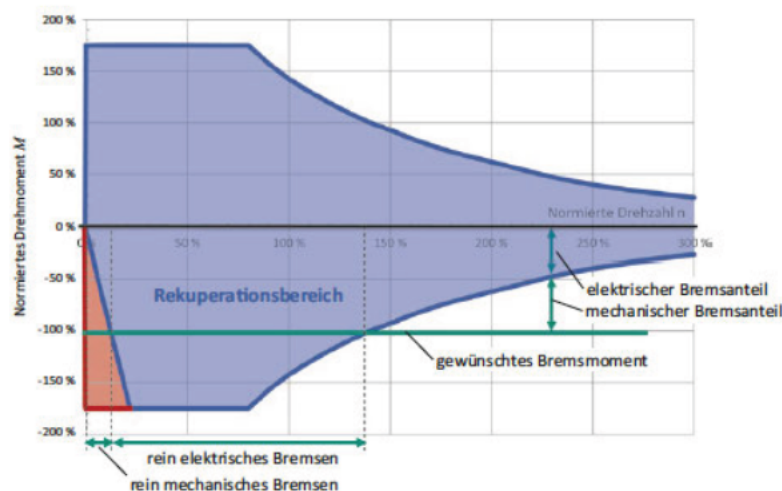


Abbildung 25 Darstellung Rekuperationsbereich eines E-Motors (Doppelbauer, 2020 S. 109)

Bei der Rekuperation treten die gleichen Verluste in entgegengesetzter Energierichtung auf. Obwohl dieselben Komponenten beteiligt sind, können Unterschiede in den Verlusten auftreten. Unterschiede können möglicherweise durch leichte Variationen in den Betriebsbedingungen entstehen. Übliche Kennfelder der Motoren Effizienz zeigen, dass die gleiche Effizienz für Rekuperation übereinstimmt. (Zhang, et al., 2017 S. 1958) nutzen in ihrem Modell den gleichen Energieverlust wie für die Beschleunigung. Nach (Doppelbauer, 2020 S. 105) entstehen bei der Rekuperation zusätzliche Rückspeiseverluste von 5%. (Karle, 2022 S. 133) gibt einen Gesamtwirkungsgrad von 90% bei der Rekuperation an. Was einen gleichen Wirkungsgrad von der Beschleunigung entspricht. Eine Differenzierung ist hier nicht nötig.

Betrachtung Batterie State-of-Charge (SOC)

Die Betrachtung vom SOC spielt in Bezug auf die Rekuperation eine wichtige Rolle. Bei vollgeladenem Akku kann das Fahrzeug möglicherweise zunächst nicht rekuperieren. Im Testverfahren von GreenNCAP ist das für einige ältere Test noch nicht berücksichtigt. Daher ist eine Betrachtung des SOC der einzelnen Fahrzeuge erfolgt. Bei einigen Fahrzeugen ist der SOC zu Prüfbeginn nicht dokumentiert. Drei Fahrzeuge haben die Zyklen mit knapp 100% SOC begonnen. Die restlichen Fahrzeuge schwanken in einem groben Bereich von 50% bis 80%. Bei der Ausarbeitung des Simulationstools ist hier ein möglicher Fehler betrachtet. Es hat sich gezeigt, dass es bei den drei Fahrzeugen keinen Einfluss auf die Rekuperation im Zyklus hat

5.1.2 Fahrwiderstands Simulation

Auf Grundlage der ermittelten Werte und aus der Literatur gewonnen Erkenntnisse wird die physikalische Simulation mit den von GreenNcap zur Verfügung gestellten Testdaten erstellt. Parallel dient eine Regressionsanalyse als Benchmark der Ergebnisse. Zunächst ist mit Hilfe der Regressionsanalyse die Korrelationen zu den konzeptionellen Parametern untersucht. Die Analyse dient dazu, dass mögliche nicht berücksichtigte Einflüsse erkannt werden. Diese können anschließend in der Simulation berücksichtigt werden. Der Einfluss der Batteriekapazität, Fahrzeugklasse, Leistung, Leergewicht, cw-Wert, Stirnfläche, cwA-Wert (Produkt aus cw-Wert und Stirnfläche), sowie die Fahrzeugdimensionen Länge, Breite und Höhe sind untersucht. Die Analyse zeigt, dass die Parameter Breite, Leergewicht, Antrieb und der cw-Wert die bestimmenden Parameter bei der Regression darstellen. Die Variable Antrieb stellt als Dummy-Variabel die Information bereit. Eine Regression über alle untersuchten Parameter erzeugt ein R^2 von knapp 80 mit einer Standardabweichung von 7,5%. Im weiteren Analyseprozess ist das Regressionsmodell von zehn auf vier signifikante Parameter heruntergebrochen. Mit einem R^2

von etwas über 77 und einer Standardabweichung von 7,6%. Es lässt sich daraus Schlussfolgern, dass die optimierte Bestimmung des WLTP-Verbrauchs über diese vier Parameter möglich ist:

$$\begin{aligned} \text{Verbrauch WLTP} \left(\frac{\text{kWh}}{100\text{km}} \right) &= -39,34 + 0,02157 \times \text{Breite}(\text{mm}) + 0,0018 \times \text{Leergewicht}(\text{kg}) + \text{Antrieb} \left(\frac{0}{1} \right) \times 1,336 \\ &+ 44,9977 \times \text{cw} - \text{Wert} \end{aligned}$$

Für die Simulation lässt sich ableiten, dass eine Berücksichtigung eines Allradantriebs und der Fahrzeugklasse zusätzlich untersucht werden muss. Die Breite eines Fahrzeuges korreliert mit der Fahrzeugklasse mit einem R^2 von 82.

Ausgangspunkt der Simulation sind die Messdaten der 27 getesteten Fahrzeuge von GreenNCAP. Diese Messdaten umfassen zwei unterschiedliche Fahrprofile, die für die Simulation verwendet werden:

1. **WLTC Class 3b:** Hier liegen je Fahrzeug 3 unterschiedliche Messungen vor. Fahrzeug im Betriebszustand (Warmstart), Nicht betriebsstemperiertes Fahrzeug (Kaltstart) und eine Vorkonditionierung bei -7° in einer Klimakammer.
2. **Autobahnfahrt:** Zusätzlich zum WLTC Class 3b wird eine Autobahnfahrt simuliert, die einen Verbrauch bei höheren Geschwindigkeiten abbilden soll. Dieses Fahrprofil zielt darauf ab, die Leistung und den Energieverbrauch des Fahrzeugs unter Betriebsbedingungen zu bewerten, die auf Autobahnen üblich sind. Das Zyklusprofil stammt von GreenNCAP.

Zunächst sind aus den Messdaten der beiden Fahrprofile die Geschwindigkeitsangabe pro Sekunde extrahiert. Dies ermöglicht das Geschwindigkeitsprofil in Abhängigkeit der Zeit zu erstellen. Die Simulation erfolgt in 1Hz Schritten.

Ausgehend von der Geschwindigkeit $v(t)$, die für die Sekunde t vorgegeben ist, kann die Beschleunigung $a(t)$ berechnet werden, die notwendig ist, um in der nächsten Sekunde die Geschwindigkeit $v(t + 1)$ zu erreichen. Die Beschleunigung ergibt sich aus der Differenz der Geschwindigkeiten zwischen zwei aufeinanderfolgenden Sekunden:

$$a(t) = \frac{v(t + 1) - v(t)}{\Delta t}$$

Da die Schritte in der Simulation 1 Hz betragen, ist $\Delta t = 1$ Sekunde, was die Gleichung vereinfacht zu:

$$a(t) = \frac{v(t+1) - v(t)}{1s}$$

Die zurückgelegte Strecke $s(t)$ innerhalb einer Sekunde kann unter Verwendung der Geschwindigkeit und der berechneten Beschleunigung ermittelt werden. Die allgemeine Formel für die Strecke, die ein beschleunigendes Fahrzeug zurücklegt, lautet:

$$s(t) = v(t) \cdot \Delta t + \frac{1}{2} \cdot a(t) \cdot (\Delta t)^2$$

Auch hier ist $\Delta t = 1$ Sekunde, sodass sich die Gleichung vereinfacht zu:

$$s(t) = v(t) \cdot 1s + \frac{1}{2} \cdot a(t)$$

In Abhängigkeit der Fahrwiderstandskräfte kann auf die Arbeit geschlossen werden:

$$W_{\text{Fahrwiderstand}}(t) = F_{\text{Fahrwiderstand}}(t) \cdot s(t)$$

Die Gesamt Fahrwiderstandsarbeit ergibt sich aus den ermittelten Einzelkräften, sowie dem konstanten Restbremsmoment und elektrischen Verbrauchern.

$$\begin{aligned} W_{\text{Fahrwiderstand}}(t) &= (F_{\text{Rollwiderstand}}(t) + F_{\text{Luftwiderstand}}(t) \\ &+ F_{\text{Beschl.-widerstand}}(t) + F_{\text{Restbremsmoment}}) \cdot s(t) \end{aligned}$$

Für den Gesamtverbrauch müssen noch die elektrischen Verbraucher berücksichtigt werden.

$$W_{\text{Gesamt}} = W_{\text{Fahrwiderstand}} + W_{\text{NAE}}$$

Das Vorgehen ermöglicht es die jeweiligen Fahrwiderstände automatisiert über den zugrundeliegenden Zyklus in EXCEL zu simulieren. So kann sukzessive eine Überprüfung der getroffenen Annahmen erfolgen.

Validierung der Fahrwiderstandsparameter:

$$W_L(t) = 0,5 \cdot \rho \cdot c_w \cdot A_{Stirn} \cdot v(t)^2 \cdot s(t)$$

$$W_R(t) = f \cdot m \cdot g \cdot s(t)$$

$$W_B(t) = m \cdot a \cdot s(t)$$

Die Geschwindigkeit $v(t)$ und Strecke $s(t)$ ergeben sich aus dem Fahrzyklus. Der c_w -Wert (c_w), die Stirnfläche (A_{Stirn}) und die Masse (m) des Fahrzeugs sind die individuellen Parameter, die durch die entwickelten Modelle bestimmt sind. Die Dichte der Luft wird mit $1,247 \text{ kg/m}^3$ angenommen. Dies entspricht der Dichte bei der Durchschnittstemperatur von ungefähr 10° in Deutschland. Der Rollreibungkoeffizient wird angenommen mit:

$$f_{roll} = 0,008 + 0,0005 \cdot \frac{v \left(\frac{km}{h} \right)}{\frac{100km}{h}}$$

Zur Einschätzung der Fehler wird zunächst der Einfluss einzelner Parameter überprüft, um anschließend empirisch auf die Gesamtverlustleistung der Fahrzeuge schließen zu können.

Rollreibungkoeffizient

Eine Änderung des Rollwiderstandskoeffizienten hat einen signifikanten Einfluss auf die Verbrauchsangabe. Dabei nimmt der Einfluss in Abhängigkeit der Masse des Fahrzeugs zu (vgl. Tab. 6). Hier sind in der Arbeit durch rekursiv schleifen verschiedene Annahmen aus der Literatur analysiert. Die in der Simulation angenommen Berechnung stellt, die genaueste Berechnung dar.

Tabelle 6 Verbrauchszunahme durch Änderung des Rollwiderstandsbeiwerts

Δf	Masse (kg)	Δ Verbrauch (kWh/100km)
0,002	1500	0,9
	2000	1,2
	2500	1,57
	3000	1,79

Restbremsmoment

Das Restbremsmoment bietet in Abhängigkeit vom Fahrzeugreifen eine weitere Fehlerquelle. Diese kann bei Fehlschätzung der Reifen und Annahme eines falschen Restbremsmoment bis zu 0,8kWh/100km ausmachen. Hier ist von einem extremen Fall ausgegangen. Der Reifendurchmesser ist mit einem Fehler von 400mm angenommen und das Restbremsmoment, ist in dem sich verstärkenden Fall mit einer Differenz von 2Nm zu 7Nm berechnet. Es zeigt sich, dass das Restbremsmoment nicht vernachlässigt werden darf, neben der Annahme dieses Extrems ist aber kein signifikanter Fehler zu erwarten.

Stirnfläche und cw-Wert

Diese beiden Einflussgrößen sind im fertigen Tool über empirische Abhängigkeiten gegeben. Für eine Validation der zugrunde liegenden physikalischen Berechnung ist zunächst versucht worden mit den tatsächlichen Werten zu rechnen. Es stellt sich heraus, dass bei der Messung auf dem Prüfstand die Parameterwerte für den cw-Wert und Stirnfläche nicht benötigt sind. Die Hersteller geben Koeffizienten heraus, die beim Prüfstand eingegeben werden. Diese beinhalten die Information. Ein Auslesen ist nicht möglich. Daher basieren die cw-Werte auf einer Internetrecherche zu den spezifischen Fahrzeugmodellen. Die Information zur Stirnfläche ist nur vereinzelt gefunden und muss über die Höhe und Breite mit Korrekturfaktor berechnet werden.

5.1.3 Verlustbestimmung

Zur weiteren Bestimmung der Einflussgrößen bei der Fahrwiderstandsberechnung ist der elektrische NAE-Verbrauch bei dem GreenNCAP Test bestimmt. Der WLTC bietet die Möglichkeit den Verbrauch im Stand zu bestimmen. 13% der Zeit des 30-minütigen Zyklus befindet

sich das Fahrzeug im Stillstand. Eine Extraktion dieser Messwerte für die einzelnen Fahrzeuge ermöglicht die Bestimmung des NAE-Verbrauchs je Fahrzyklus. Dadurch kann im weiteren Verlauf dieser Einfluss zunächst unberücksichtigt bleiben. Nachdem die Grundlast der einzelnen Fahrzeuge ermittelt ist, ist diese als elektrischer Verbrauch der Simulation hinzugefügt. Ziel dabei ist die Bestimmung der Gesamtverlustleistung der einzelnen Fahrzeuge. So kann zunächst eine noch nicht bestimmte Unbekannte in der Simulation unberücksichtigt bleiben. Grund hierfür ist die Bestimmung einer WLTP-Simulation. GreenNCAP fährt den WLTC jedoch mit Klimaanlage.

Als Ausgangspunkt der Verlustbestimmung dient eine Recherche zu den 27 Fahrzeugen, um grundlegende Parameter für die Verlustbetrachtung zu erheben. Es ist eine Datenbank zur Motorbauart, Einbauposition (Motor), Antriebsachse Getriebeart sowie die Anzahl der Gänge zusammengetragen (vgl. Anhang A). Eine spezifischere Fehleranalyse ist so gewährleistet. Alle Fahrzeuge besitzen ein 1-Gang Getriebe zudem sind fast nur PSM-Motoren verbaut. Der E-Motor ist immer bei der angetriebenen Achse verbaut. Es konnten jedoch keine Fehler aufgrund dieser Information im Laufe der Arbeit erklärt werden. Kritisch zu betrachten ist dabei, dass die ermittelte empirische Verlustleistung, sich somit auf 1-Gang Getriebe Fahrzeuge mit PSM-Motor optimiert ist.

Die Messdaten beinhalten die Umdrehung des Motors über die Zyklen. Über die simulierten Fahrwiderstände kann die benötigte Leistung ermittelt werden. So ist es möglich die Effizienz vom E-Motor über ein Kennlinien-Diagramm (vgl. Abb. 26) zu simulieren. Hier fehlt es jedoch an Daten zu Kennlinien von häufig verbauten Motoren. Eine Implementierung macht Sinn, wenn zu unterschiedlich leistungsstarken Motoren, Kennfelder existieren. Hochmotorisierte oder besonders niedrigmotorisierte Fahrzeuge können sich aufgrund der zu geringen/starken Leistungsanforderung in einem sehr ineffizienten Betriebszustand im WLTC-Zyklus befinden. Eine Analyse der Verfügbaren GreenNCAP Messdaten zeigt, dass bei den aufgezeichneten Drehzahlen der E-Motoren eine Range von der niedrigsten maximalen Drehzahl im WLTC (7550) zu der höchsten maximalen Drehzahl (13048) eine erhebliche Differenz gibt. Auf Grundlage dessen und dass keine Kennfeldlinien aktueller Fahrzeuge vorliegen wird sich auf eine durchschnittliche Annahme basierend auf den empirischen Daten aus den Tests bezogen.

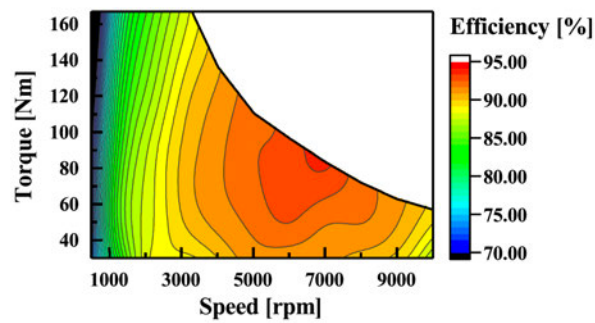


Abbildung 26 Beispiel vereinfachtes Kennfeld E-Motoreffizienz (Zhang, et al., 2017 S. 6)

Die Verlustleistung ist als Gesamtverlust ermittelt. Alle Fahrzeuge sind zunächst mit einer 100% Effizienz simuliert. Die Erstellung eines Hilfstools (vgl. Abb. 27) ermöglicht eine effiziente Bearbeitung unterschiedlichster Modelltheorien über alle 27 Fahrzeuge hinweg. Das Tool, greift dabei automatisch auf die Fahrzeugparameter und Messdaten zu. So können Anpassungen schnell getroffen und für alle Fahrzeuge simuliert werden. Eine visuelle Darstellung des berechneten und gemessenen Energieverbrauchs pro Sekunde ermöglicht es erste Fehler schnell zu identifizieren, die im weiteren Verlauf überprüft werden. Die Verlustleistung ist anhand mehrerer Simulationsmodelle untersucht, die auf unterschiedlichen Parameterangaben aus der Literatur basieren. Das Modell ist so optimiert, dass es möglichst den am häufigsten in der Literatur genannten Werten entspricht (Restbremsmoment, Rollreibungsfaktor, Verlustleistung) und sich ein Mittelwert der Abweichung von den Testfahrzeugen möglichst bei 0 liegt.

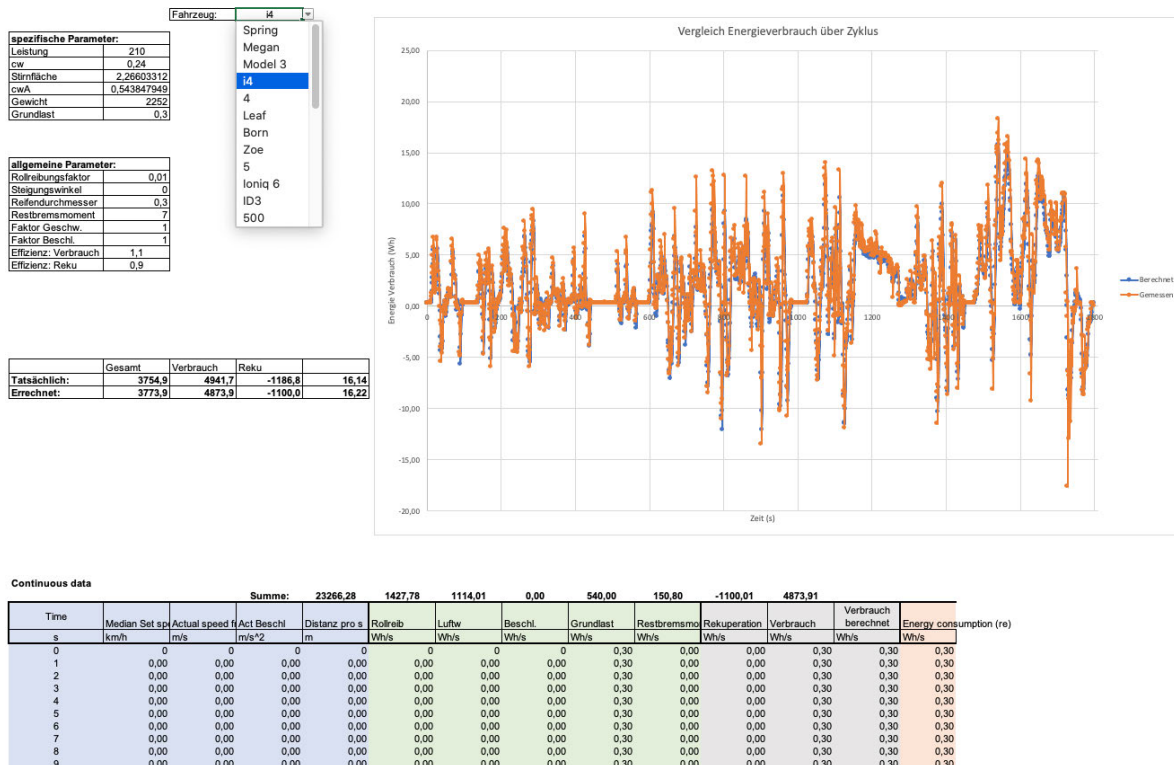


Abbildung 27 Semi-Automatisiertes Hilfstool zur Unterstützung bei der Modellentwicklung

Die Gesamtverlustleistung liegt dabei bei 15% und 18% bei der Rekuperation. Der Vergleich mit den aus der Literatur gewonnen Antriebsverlusten zeigt, dass die Werte gut übereinstimmen. Für die Simulation sind diese Werte damit plausibilisiert. Der ermittelte Verlust von 15% verteilt sich auf Grundlage der Literaturangaben auf 5% Motorverlust, 3% Verlust durch Leistungselektronik, 5% Batterieverluste und 2% Getriebeverluste.

Verluste Allradantrieb

Um alle signifikanten Einflüsse auf den Verbrauch zu bestimmen, hat sich in der Regressionsanalyse gezeigt, dass ein Allradantrieb Einwirkungen auf den Verbrauch hat. Eine Bestimmung über die 27 Fahrzeuge ist bei nur drei Allrad-Fahrzeugen nicht möglich. Mithilfe der Fahrzeugdatenbank ist in rekursiven Schritten der zusätzliche Verlust durch den Allradantrieb bestimmt. Die Auswertung aller Fahrzeuge mit Vorderrad- oder Hinterradantrieb bei einer Mittelwertabweichung von fast 0% durch die Simulation ergab, dass sich über einen zusätzlichen Verlust von 3% der Einfluss eines Allradantriebs bestimmen lässt.

Verluste bei Kälte

Die Betrachtung der Messergebnisse im -7° Test haben gezeigt, dass die Temperatur einen zu berücksichtigen Einfluss auf die Verluste hat. Bei der Ermittlung ist ebenfalls die Grundlast herausgerechnet. In diesem Zyklus ist die Grundlast jedoch nicht konstant (vgl. Abb. 28).

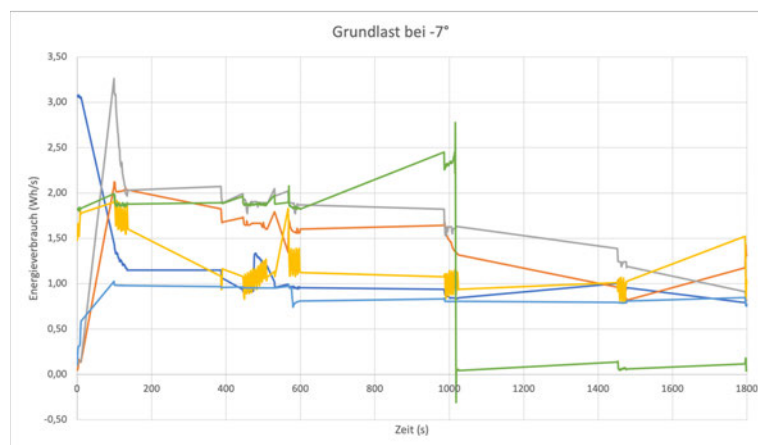


Abbildung 28 Stichprobe Grundlastverlauf bei Coldtest -7°

Durch eine Betrachtung des Mittelwerts ist vereinzelt ein Fehler bei der Grundlastannahme ersichtlich. Eine Optimierung erfolgt durch die Betrachtung der Verläufe und einer Einschätzung auf Grundlage einer Anpassung an die tatsächlichen Messdaten. Bei -7° erhöht sich der Verlust bei der Verbrauchsenergie um 10%. Die zurückgewonnene Energie über die Rekuperation sinkt um 13%. Bei der Angabe kann von einem gewissen Fehler ausgegangen werden.

Der Anstieg der Verluste ist bei niedrigen Temperaturen auf steigende innere Widerstände beispielsweise in der Batterie zurückzuführen (vgl. Abb. 29). Es ist davon auszugehen, dass der größte Einfluss auf die Grundlast die Klimaanlage darstellt. Mögliche weitere Einflüsse sind aktive Heizsysteme bspw. in dem Batteriesystem. Eine direkte Kausalität kann nicht hergestellt werden.

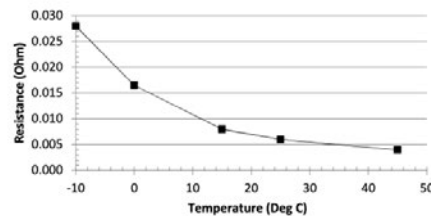


Abbildung 29 Innenwiderstand Batterie in Abhängigkeit der Temperatur (Germana, et al., 2018 S. 5)

Nicht-Antriebs-Verbraucher im WLTP

Im WLTP ist ein Teil des NAE-Verbrauchs berücksichtigt. Dabei handelt es sich hauptsächlich um Verbraucher, die sich nicht abstellen lassen. Eine Auswahl von Fahrzeugen aus jeder Fahrzeugklasse mit WLTP-Herstellerangaben sind simuliert, ohne einen NAE-Verbrauch mit einzubeziehen. Der Mittelwert gibt Aufschluss über die Diskrepanz des zusätzlichen Verbrauchs. Es zeigt sich, dass ein Verbrauch von etwa 1kWh/100km als Annahme für den NAE-Verbrauch angenommen werden kann. Diese Annahme ist eine grobe erste Annäherung, da von einer Abhängigkeit zur Fahrzeugklasse ausgegangen wird. Im nachfolgenden Kapitel wird auf die Thematik genauer eingegangen.

5.2 Realverbrauch

Um auf einen Realverbrauch zu schließen, müssen noch weitere Faktoren berücksichtigt werden. Zur Erstellung der Fahrsimulation ist aus den Messdaten die Grundlast herausgemittelt. Die Grundlast ergibt sich aus dem Verbrauch durch verschiedenste Einflüsse sogenannter Nicht-Antriebs-Energie Verbraucher. Damit sind alle elektrischen Verbraucher gemeint, die keinen Einfluss auf den Antrieb haben. Vom kleinsten Controller bis hin zur Klimaanlage. Im nächsten Schritt werden die signifikantesten Einflüsse beleuchtet dieser beleuchtet.

5.2.1 Einflussgrößen

NAE-Verbraucher

Im vorherigen Kapitel ist zur Ermittlung der Fahrwiderstände der NAE-Verbrauch aller drei Zyklen über die Standzeit bestimmt (vgl. Tabelle 7). Es zeigt sich, dass bei dem Warmstart-, Kaltstart- und Autobahn-Test eine über die Zeit konstante Grundlast je Fahrzeug vorliegt. Der BAB-Zyklus ist als Validierung und Plausibilisierung des NAE-Verbrauchs für den Warmstart-test hinzugezogen. Eine Standzeit von 10s zu Beginn des Zyklus lässt keine belastbare Feststellung zu. Zwischen den Fahrzeugen variiert die Grundlast bei allen Zyklen. Hier ist keine Korrelation zur Fahrzeugklasse und weiteren konzeptionellen Parametern feststellbar. Der Mittelwert liegt bei dem Kaltstart-Test mit 2,4kWh/100km über dem Wert der Warmstart-Tests mit 2 kWh/100km. Es treten vereinzelt signifikante Schwankungen zwischen dem Warmstart- und Kaltstart-Zyklus auf. Bei vielen Fahrzeugen ist aber keine Änderung zu erkennen. Der Wertebereich der Grundlast in diesen Zyklen liegt zwischen 0,77 und 4,6 kWh/100km. Die Messung bei -7° zeigt eine erhebliche Steigerung des NAE-Verbrauchs. Der Wertebereich reicht von 6kWh/100km bis zu 20,5kWh/100km. Eine statistische Analyse zeigt, dass für den elektrischen Verbrauch keine Einflüsse der Fahrzeugparameter erkennbar sind.

Tabelle 7 Ermittelte Grundlast

Fahrzeug	Modell	Warmstart (kWh/100km)	Kaltstart (kWh/100km)	-7° (kWh/100km)
Dacia	Spring	3,02	3,02	6,89
Renault	Mégane	0,77	0,77	11,06
Tesla	Model 3	2,94	2,94	9,83
BMW	i4	2,48	2,48	14,24
MG	4	1,24	1,93	16,25
Nissan	Leaf	1,62	1,93	9,13
Cupra	Born	2,86	2,86	14,39
Renault	Zoe	1,55	1,55	6,11
MG	5	2,01	3,09	12,53
Hyundai	Ioniq 6	1,78	1,78	7,81
Volkswagen	ID.3	1,70	3,09	20,58
Fiat	500	3,71	4,56	7,81
Lexus	UX 300e	2,40	4,02	12,22

Tesla	Model S	2,63	2,63	9,44
Volkswagen	ID.7	1,78	1,78	9,44
Smart	#3	1,93	2,63	11,91
Hyundai	Kona	2,32	3,48	11,14
Ora	Funky Cat	2,24	2,17	9,59
Volkswagen	ID.5	1,55	1,55	13,62
Nio	ET7	1,86	1,86	8,05
Audi	Q4 e-tron	2,24	2,24	8,43
BYD	Atto 3	1,24	1,24	6,03
Hyundai	Ioniq 5	1,24	1,24	12,69
Škoda	Enyaq	2,01	2,01	8,36
Nissan	Ariya	1,39	1,70	7,89
Ford	Mustang Mach-E	2,40	4,64	12,38
Xpeng	G9	1,47	1,47	8,82

(Helms, et al., 2022 S. 42) Gibt eine Annahme zu allen elektrischen Verbrauchern im Fahrzeug an, mit Schätzungen für den Verbrauch auf 100km. Darunter fallen Sensoren, Sitzheizung, Infotainment etc. Über Annahmen der jährlichen Aktivität wird ein Verbrauch von 542Wh/100km angenommen (vgl. Anhang C). Mit Klimaanlage erhöht sich der angenommene Wert auf 851Wh/100km.

In der Simulation ist mit einer Angabe von Wh/s gerechnet, um den Verbrauch zu simulieren. Eine Umrechnung ermöglicht die ermittelten Grundlasten zu vergleichen. Für eine schnelle Umrechnung ist auf dem Simulations-Datenblatt ein automatischer Umrechner von kWh/100km zu Wh/s und zurück implementiert.

Energieverbrauch: 542 Wh/100 km

Zurückgelegte Strecke im Zyklus: 23,26 km

Dauer des Zyklus: 1.800 Sekunden

Gesamtenergiebedarf im WLTC

$$542 \left(\frac{\text{Wh}}{100\text{km}} \right) = 5,42 \frac{\text{Wh}}{\text{km}}$$

$$5,42 \frac{\text{Wh}}{\text{km}} \cdot 23,26 \text{ km} = 126,09\text{Wh}$$

Umrechnung Energieverbrauch pro Sekunde:

$$\frac{126,09 \text{ Wh}}{1.800 \text{ s}} = 0,07 \frac{\text{Wh}}{\text{s}}$$

GreenNCAP berücksichtigt beim Warmtest in der Messung die Klimaanlage bei einer Innen- und Außentemperatur von 23°. Hier ist ein sehr geringer Einfluss von der Klimaanlage zu erwarten. Die durchschnittliche Grundlast beträgt dabei 2 kWh/100km. Dieser Wert weicht erheblich von der Literaturannahme von 0,85kWh/100km ab. Mit dem Vergleich der ermittelnden WLTP-Grundlast von ungefähr 1kWh/100km lässt sich die getroffene Aussage auch in Bezug auf die 0,5kWh/100km plausibilisieren.

Bei Kälte steigt die Grundlast stark an. Der Mittelwert von 2,2kWh/100km im Warm- und Kaltstart steigt auf über 10kWh/100km (-7°) (vgl. Abb. 30) an. Unter Berücksichtigung der beiden Ausreißer auf 10,62kWh/100km. Dieser Wert ist als konstante bei der Simulation für den Kalttest angenommen.

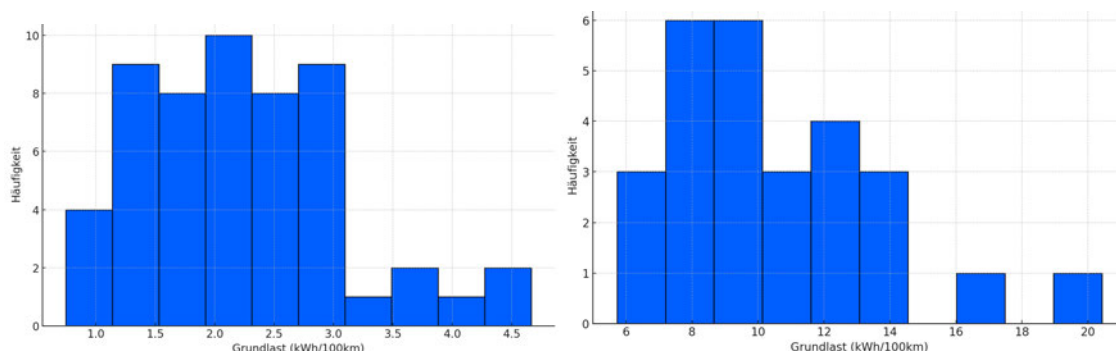


Abbildung 30 Vergleich NAE-Verbrauch Warmstart (links) und bei -7° (rechts)

Batterietemperierung

Bei niedrigen Temperaturen nimmt die Leistungsfähigkeit von Elektrofahrzeugbatterien signifikant ab. Um diese Einschränkung zu minimieren, wird teilweise über eine elektrische Heizung die Batteriezellen erwärmt. Diese Maßnahme beschleunigt das Erreichen der optimalen Betriebstemperatur, wodurch die volle Leistung der Batterie für das Fahren und die Rekuperation schneller zur Verfügung steht.

Daten einer Testfahrt mit einem VW ID.3, zeigen, dass für die Batteriekonditionierung rund 730 Wh benötigt wurden. Das Heizen ist nach etwa 900 Sekunden abgeschlossen. Basierend auf der Batteriemasse von 385 kg versucht (Helms, et al., 2022) mit der Annahme das 70%

des Gesamtsystem geheizt werden die spezifische Wärmekapazität zu bestimmen. Mit dieser Rechnung ist eine spezifische Wärmekapazität von $c_{\text{Bat}} = 0,17 \text{ Wh}/(\text{kg}\cdot\text{K})$ ermittelt. Die Wärmekapazität für Lithium-Ionen-Zellen der Bauform 18650 liegen im Bereich von 0,19 bis 0,22 Wh / (kg x K) (Lit, 2024). Mit Hilfe einer Formel lässt sich so auf den Energieverbrauch schließen:

$$E_{\text{Bat kond}} (\text{Wh}) = m_{\text{Bat}} \times (T_{\text{ziel}}(^{\circ}\text{K}) - T_{\text{Start}}(^{\circ}\text{K})) \times c_{\text{Bat}} \left(\frac{\text{Wh}}{\text{kgK}} \right)$$

Es ist nicht ersichtlich welche Fahrzeuge tatsächlich aktiv heizen und wie groß die Einfluss-Faktoren sind. Wärmekapazität, Temperaturbereich und wann eine Temperierung einsetzt ist nicht feststellbar.

5.2.2 Realverbrauch Statistische Betrachtung

Neben den zusätzlichen NAE-Verbrauch gibt es viele Faktoren, die in standardisierten Tests nicht berücksichtigt sind. Um einen möglichst realistischen Verbrauch abzuleiten, sind Daten von Spritmonitor zu den einzelnen Fahrzeugmodellen aus der Herstellerangaben-Datenbank recherchiert. Da jedoch ein Großteil der Fahrzeuge bei Spritmonitor nicht ausreichend dokumentiert ist, um als statistisch aussagekräftig zu gelten, sind gezielt Fahrzeuge ausgewählt, die dem jeweiligen Modell aus der Herstellerangaben-Datenbank entsprechen und eine ausreichende Anzahl an Einträgen aufweisen. Zusätzlich sind Daten aus dem ADAC Ecotest und der Mile21-Datenbank berücksichtigt.

Eine Analyse aller Verbrauchsdaten zeigt eine erhebliche Streuung der Verbrauchswerte, die von -4,5% bis 67% reicht. Im Durchschnitt liegt die Abweichung über alle Datenpunkte bei 19%. Dabei zeigen die Daten aus dem ADAC Ecotest und Mile21 eine ähnliche Abweichung von etwa 17,5%, während die Spritmonitor-Daten eine Abweichung von 22% aufweisen und gleichzeitig die größte Streuung haben (vgl. Abb. 31).

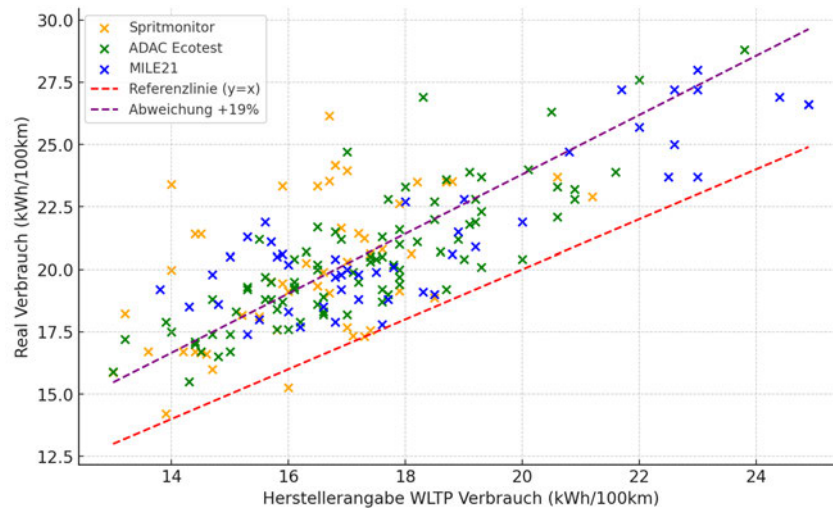


Abbildung 31 Ermittelte Abweichung zwischen WLTP und Realverbrauchen

Der durchschnittliche Realverbrauch ist mit 19 % über dem WLTP-angenommen. Der Einfluss der Fahrzeugklasse auf den NAE-Verbrauch bei BEVs ist untersucht. Es hat sich gezeigt, dass kein Zusammenhang erkennbar ist. Das kann an der zu geringen Datenlage unterschiedlicher Fahrzeugklassen liegen. Es kann nicht bestimmt werden, wie dieser Verbrauch in Abhängigkeit von der Fahrzeugklasse beeinflusst wird. Eine Betrachtung aller Herstellerangaben zum WLTP-Verbrauch ergibt einen durchschnittlichen Verbrauch von 17,35 kWh/100km. Das entspricht einem mittleren Mehrverbrauch von 3,3kWh/100km. Ein Einfluss auf diesen Wert konnte nicht vernünftig erklärt werden. Es ist davon auszugehen, dass der größte Teil die Klimaanlage widerspiegelt, einen genauen Einfluss kann nicht festgestellt werden. In dem Tool ist für den Realverbrauch mit einer Erhöhung von 19% auf den WLTC gerechnet.

Reichweite

Die Reichweitenermittlung im Modell wird durch den simulierten Verbrauch des jeweiligen Simulationszyklus in Abhängigkeit der Batteriekapazität bestimmt. Hier fließen keine Ladeverluste mit hinein, da diese die Reichweite nicht beeinflusst. Daraus ergibt sich:

$$Reichweite (km) = \frac{Batteriekapazität_{netto} (kWh)}{Verbrauch_{simuliert} \left(\frac{kWh}{100km} \right)} \times 100$$

5.3 Modellgrenzen

Das Modell ist anhand empirischer Daten entwickelt, innerhalb dieser Parameter ist das Modell vorhersagekräftig. Eine Regressionsanalyse kann innerhalb bestimmter Grenzen eine Extrapolation ermöglichen, jedoch können dabei vermehrt Fehler auftreten. Die verwendeten Parameter bewegen sich in folgenden Bereichen:

- **Länge 2900mm bis 5400mm**
- **Breite 1550mm bis 2000mm**
- **Höhe 1400mm bis 1750mm**
- **Batteriekapazität 20kWh bis 120kWh**

Innerhalb dieser Wertebereiche kann von der gegebenen Genauigkeit ausgegangen werden. Kombi-Fahrzeuge sind aufgrund geringer Daten bei Elektrofahrzeugen (BEV) nicht ausreichend repräsentiert und können daher in Bezug auf den cw-Wert eine Ungenauigkeit aufweisen.

Das Simulationsmodell basiert auf physikalischen Berechnungen und ist bei korrekten Eingabewerten stets vorhersagekräftig. Eine Schwäche liegt darin, dass nicht berücksichtigt ist, ob der Elektromotor über genügend Leistung verfügt, um das Fahrprofil zu erfüllen.

Die Peak-Leistung eines Elektromotors steht nur für einige Sekunden bis Minuten zur Verfügung. Im Fahrzeug hängt dies zudem von der Batterie und der Leistungselektronik ab, die die Leistungsabgabe ermöglichen (Dobmann, 2018 S. 43). Die Nennleistung ist deutlich geringer (vgl. Tab. 8). Bei konstanten Fahrten auf der Autobahn ist die Nennleistung entscheidend. Nach DIN EN 1821-1 entspricht die Dauerleistung eine 30-Minuten-Höchstgeschwindigkeitsfahrt ohne Geschwindigkeitsabregelung (Dobmann, 2018 S. 42). Eine signifikante Abweichung ist beim Testfahrzeug mit der geringsten Leistung (Dacia Spring, 33 kW) nicht festgestellt.

Tabelle 8 Abweichung von Nennleistung zu Peakleistung

Motor	Peak-Leistung (kW)	Nennleistung (kW)	Nennleistung zu Peak-Leistung
A	33	19	58%
B	60	31	52%
C	80	51	64%
D	150	68	45%
E	230	94	41%
F	400	125	31%
G	485	135	28%

6 Modellvalidierung

Die Validierung der endgültigen Modelle erfolgt anhand der gesamten Datenbank der Herstellerangaben. Diese umfasst je nach Modell 40 bis 130 zusätzliche Fahrzeuge, die nicht für die Modellierung verwendet sind. Das Tool ist in der Lage auf Grundlage der elementarsten Konzeptparameter mit einer guten Genauigkeit auf den Verbrauch zu schließen. Mithilfe der Modelle zur Berechnung vom cw-Wert, Stirnfläche, Batteriegewicht und dem daraus folgenden Leergewicht, kann das Modell nur auf Grundlage der Parameter Länge, Breite, Höhe, Batteriekapazität und ob es sich um ein Allradfahrzeug handelt den Verbrauch vom WLTP simulieren (vgl. Abb. 32).

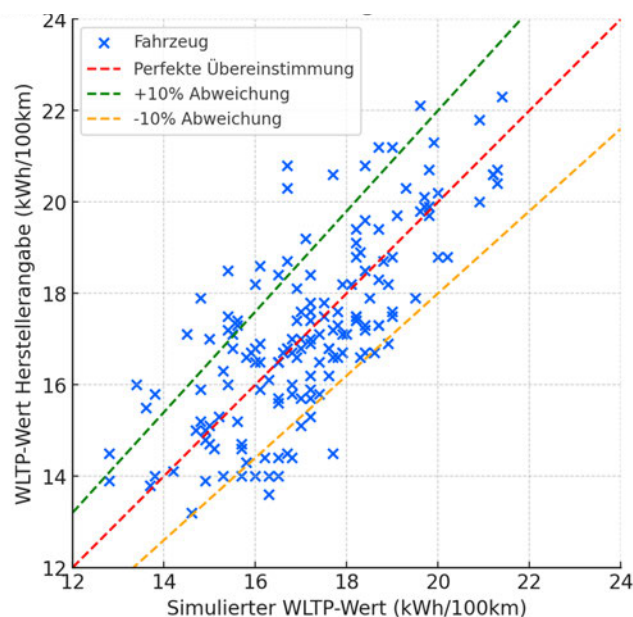


Abbildung 32 Abbildungsgüte Gesamtmodell bei 164 Fahrzeugen getestet

Ein zweites Benchmark Modell basiert auf reiner Regression. Hier sind für den WLTP-Verbrauch die gleichen Parameter nötig. Das Regressionsmodell zeigt dabei bei ähnlicher Standardabweichung eine geringere Varianz. Die Streuung fällt etwas geringer aus als bei der Simulation (vgl. Abb. 33).

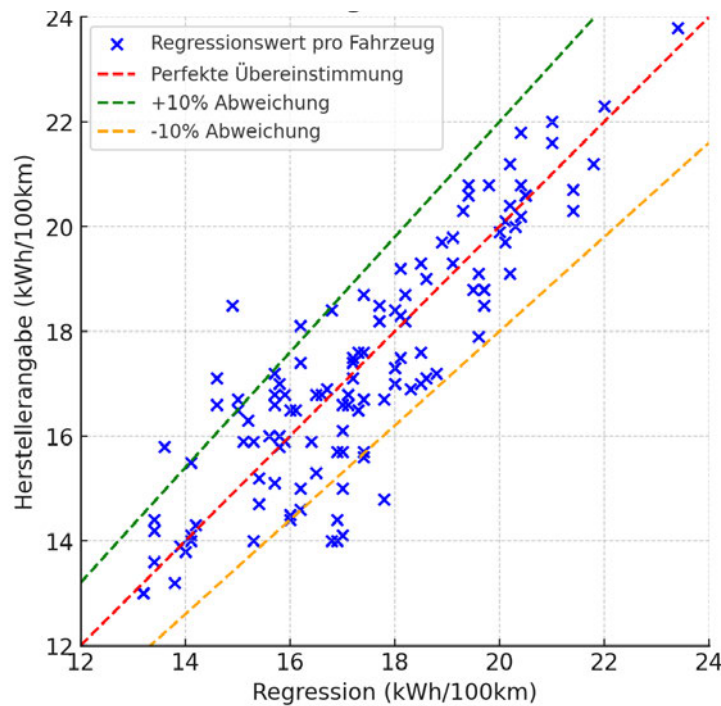


Abbildung 33 Abbildungsgüte Regressionsmodell bei 164 Fahrzeugen getestet

Bewertung

Das Regressionsmodell liefert eine geringere Streuung im Vergleich zum Simulationsmodell. Als Modell ist jedoch das Simulationsmodell gewählt. In Blick auf zukünftige Optimierungsarbeiten, kann das Simulationsmodell wesentlich präziser angepasst werden. Weitere Vertiefungen, in aufgezeigte Schwachstellen, können dadurch angepasst und berücksichtigt werden. Das Simulationsmodell bietet zudem die Möglichkeit den genauen Einfluss einzelner Energieverbräuche anzuzeigen und auf unterschiedliche Fahrprofile anzupassen. Insgesamt weisen die verwendeten Modelle eine geringe Abweichung auf (vgl. Tab. 9). Ein Benchmark vergleich mit dem Verbrennertool zeigt, dass die Gewichtsrechnung ähnlich genau ist und bei der Verbrauchsprognose eine bessere vorhersage Genauigkeit bietet.

Tabelle 9 Modellübersicht Abbildungsgüte

Modell	Stichpro- bengröße (n)	Mittelwert (%)	Stan- dardabwe- ichung (%)	Konfidenzintervall 95%		Varianz (%) ²
cw-Wert	72	-0,4	7,1	-1,1	2,1	50
Batteriege- wicht	133	-0,7	5,5	-1,7	0,2	30
Leergewicht	164	-0,3	5,4	-1,3	0,4	29
Verbrauch	164	0,8	8,5	-1,4	1,2	72

7 Ausblick & Schlussfolgerungen

Das überarbeitete Tool bietet bereits eine gute Möglichkeit, den Verbrauch nach WLTP vorherzusagen. Dazu ist die kleinste Anzahl an Parametern gefunden, um über frühe Konzeptparameter eine ausreichend genaue vorhersage zu treffen. Für eine Einschätzung unterschiedlicher Szenarien wird der Verbrauch auch auf der Autobahn sowie bei einer sehr niedrigen Temperatur simuliert. Der bestimmte Realverbrauch zeigt in Abhängigkeit mehrerer Quellen einen durchschnittlichen Mehrverbrauch an. Es hat sich gezeigt, dass die Definition von einem Realverbrauch komplex ist und je nach Annahme stark schwanken kann. In dieser Arbeit ist die Ansicht vertreten, dass der WLTP grundsätzlich einen realen Verbrauch darstellt. Es sich jedoch aus individueller Kundenperspektive nicht um einen realistischen Verbrauch handelt. Die Vielzahl der gezeigten Einflüsse bezweckt eine hohe Schwankung der realen Verbräuche. Der persönliche Fahrstil und andere nicht quantifizierbare Eigenschaften spielen dabei auch eine Rolle. Daher wird der standardisierte Zyklus als Ausgangspunkt für die grundlegende Verbrauchsschätzung eines Fahrzeugs verwendet. Es ist sinnvoll, den realen Verbrauch über eine statistische Betrachtung durchzuführen, um dann rückwirkend ein mögliches durchschnittliches Fahrprofil annehmen zu können. Hier war es noch nicht möglich fahrzeugspezifische Abhängigkeiten zu NAE-Verbrauchern aufzuzeigen. Die Arbeit hat aber die Grundlage geschaffen genau an diesem Punkt weiter anzusetzen und fahrzeugspezifische oder Fahrzeugklassen abhängigen NAE-Verbräuche zu definieren. Mit dem Tool ist es gelungen, die Fahrwiderstände gut abzubilden. Ein mögliches weiteres Optimierungsfeld bietet die Effizienz des E-Motors. Dieser stellt auch in der Literatur die Komponente mit dem höchsten Energieverlust im Antriebsstrang. Eine Implementierung einer Drehzahlabhängigen Effizienzbetrachtung kann die Bestimmung der Verlustleistung weiter optimieren. Ziel war es ein Tool zu schaffen, dass den Studierenden bei der konzeptionellen Entscheidungsfindung unterstützen kann. Dieses Tool bietet die Möglichkeit den Energieverbrauch von E-Fahrzeugen nachzuvollziehen und bietet gleichzeitig die Möglichkeit, Anpassungen einfach durchzuführen.

8 Literaturverzeichnis

- ADAC Ecotest. 2024.** ADAC Ecotest Test- und Bewertungskriterien (ab 4/2021). [Online] 2024. <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/autokatalog/ecotest/>.
- Apostolaki-Iosifidou, Elpiniki, Codani, Paul und Kempton, Willett. 2017.** *Measurement of power loss during electric vehicle charging and discharging*. s.l. : Energy Vol. 127, 2017.
- ARADEx AG. 2024.** ARADEx AG. [Online] Februar 2024. <https://www.aradex.de/>.
- Backhaus, Klaus, et al. 2016.** *Multivariate Analysemethoden*. Berlin Heidelberg : Springer Gabler, 2016.
- Brand, Martin, et al. 2012.** *Ageing inhomogeneity of long-term used BEV-batteries and their reusability for 2nd-life applications*. s.l. : EVS26 International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium, 2012.
- Breuer, Stefan und Rohrbach-Kerl, Andrea. 2015.** *Fahrzeugdynamik*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2015.
- BRUSA HyPower AG. 2024.** BRUSA HyPower AG. [Online] Februar 2024. <https://www.brusatechnology.com/>.
- Cai, Wiliam, et al. 2021.** *Review and Development of Electric Motor Systems and Electric Powertrains for New Energy Vehicles*. China : Springer, 2021.
- Civey. 2021.** *Welche Umstände müssten gegeben sein, damit Sie sich als nächstes ein Elektroauto kaufen würden?*. s.l. : VKU, 2021.
- Deloitte. 2021.** *Global Automotive Consumer Study*. s.l. : EMEA Countries, 2021.
- Dobmann, Michael. 2018.** *Kostenoptimale Auslegung von thermischen Eigenschaften in Elektrofahrzeugen*. Wiesbaden : Springer, 2018.
- Doppelbauer, Martin. 2020.** *Grundlagen der Elektromobilität*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2020.
- Dornoff, Jan, Morales, Victor Valverde und Tietge, Uwe. 2024.** *On the way to 'real-world' CO2 values? The European passenger car market after 5 years of WLTP*. s.l. : ICCT, 2024.
- Fuchs, Stephan. 2014.** *Verfahren zur parameterbasierten Gewichtsabschätzung neuer Fahrzeugkonzepte*. TU München : Dissertation , 2014.
- Genovese, Antonino, Ortenzi, Fernando und Villante , Carlo. 2015.** *On the energy efficiency of quick DC vehicle battery charging*. International Electric Vehicle Symposium and Exhibition : s.n., 2015.
- Germana, Trentadue, et al. 2018.** *Evaluation of Fast Charging Efficiency under Extreme Temperatures*. s.l. : Energies Vol. 11, 2018.

GreenNCAP. 2024. GreenNCAP Mission & Vision. <https://www.greenncap.com/mission-vision/>. [Online] 2024.

Heimann, Stefan. 2012. *Methodische Ansätze zur Untersuchung des Restbremsmomentes von Scheibenbremsen*. Fakultät für Maschinenbau der Technischen Universität Ilmenau : Dissertation, 2012.

Heimes, Heiner Hans und Kampker, Achim. 2024. *Elektromobilität*. Berlin : Springer Vieweg, 2024.

Helms, Heinrich, Bruch, Bernhard und Räder, Dominik. 2022. *Energieverbrauch von Elektroautos*. Heidelberg : Umweltbundesamt, 2022.

Husain, Iqbal, et al. 2021. *Electric Drive Technology Trends, Challenges, and Opportunities for Future Electric Vehicles*. s.l. : IEEE Vol. 109, 2021.

IfD. 2023. *Mobilitätsmonitor 2022*. Allensbach : Deutsche Akademie der Technikwissenschaften, 2023.

Jossen, Andreas, Phan, Thi Binh und Svoboda, Vojtech. 2016. *Tiefentladung von Batterien - Ursachen, Mechanismen, Lebensdauereinfluss-*. s.l. : Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg, 2016.

Kücükay, Ferit. 2022. *Grundlagen der Fahrzeugtechnik*. Wiesbaden : Springer, 2022.

Kalb, Luis. 2022. *Elektroauto und Ladeverluste: So können Sie Kosten vermeiden*. s.l. : ADAC, 2022.

Karle, Anton. 2022. *Elektromobilität Grundlagen und Praxis*. München : Carl Hanser Verlag, 2022.

Kieldsen, Andreas, et al. 2016. *Efficiency Test Method for Electric Vehicle Chargers*. s.l. : Proceedings of EVS29 - International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium, 2016.

Kirsch, Jonas. 2018. *Erweiterung des Kalkulationstools "Fahrzeugphysik"*. HAW Hamburg : s.n., 2018.

Kleine-Möhlhoff, Peter, et al. 2012. *Die Batterie als Schlüsseltechnologie für die Elektromobilität der Zukunft: Herausforderungen - Potenziale - Ausblick*. Reutlingen : Hochschule Reutlingen, ESB Business School, 2012.

Kleppmann, Wilhelm. 2020. *Versuchsplanung*. München : Carl Hanser Verlag, 2020.

LEIFlphysik. 2024. Strömungswiderstand und cw-Wert. [Online] März 2024. <https://www.leiflphysik.de/mechanik/stroemungslehre/grundwissen/stroemungswiderstand-und-crmw-wert>.

Leister, Günter. 2015. *Fahrzeugräder – Fahrzeugreifen*. Wiesbaden : Springer, 2015.

- Liebl, Johannes, et al. 2014.** *Energiemanagement im Kraftfahrzeug*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2014.
- Lit, hium-Ionen-Batterietechnik. 2024.** Wärmekapazität und Erwärmung. [Online] 2024. <https://lionknowledge.com/2-funktionsweise-von-lithium-ionen-batterien/2-8-waermeentstehung-und-waermeabgabe/2-8-2-waermekapazitaet-und-erwaermung/>.
- Management, Center of Automotive. 2017.** *Umfrage zu negativen Aspekten von Elektroautos in Deutschland im Jahr 2016*. s.l. : auto-institut.de, 2017.
- Mile21. 2024.** *More information, less emissions*. [Online] 2024. <https://theicct.org/more-information-less-emissions/>.
- Mobileo. 2024.** *E-mobileo. E-Auto Batterie: Unterschied zwischen Brutto- und Nettokapazität*. [Online] Juni 2024. <https://www.e-mobileo.de/e-auto-akku-brutto-vs-nettokapazitaet/>.
- Ou, Shiqi. 2023.** *Estimate long-term impact on battery degradation by considering electric vehicle real-world end-use factors*. s.l. : Journal of Power Sources Vol. 573, 2023.
- Pischinger, Stefan und Seiffert, Ulrich. 2021.** *Kraftfahrzeugtechnik*. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2021.
- Reick, Benedikt, et al. 2021.** *Influence of Charging Losses on Energy Consumption and CO2 Emissions of Battery-Electric Vehicles*. Vehicles Vol. 3 : s.n., 2021.
- Schütz, Thomas. 2023.** *Hucho – Aerodynamik des Automobils*. Wiesbaden : Springer, 2023.
- Schmahl, Christoph, Hildebrandt, Wolfgang und Reith, Dirk. 2018.** *Der Einfluss von Wirkungsgradverbesserungen im Antriebsstrang auf die Energieeffizienz des Gesamtfahrzeuges – elektrische und konventionelle Antriebssysteme im Vergleich*. s.l. : Hochschule Bonn-Rhein-Sieg, 2018.
- Schramm, Dieter, et al. 2017.** *Fahrzeugtechnik*. Berlin : Walter de Gruyter GmbH, 2017.
- Seirlehner, Nina. 2019.** *Energetisch Gläsernes Fahrzeug*. Wien : s.n., 2019.
- Siebertz, Karl, van Bebber, David und Hochkirchen, Thomas. 2017.** *Statistische Versuchsplanung*. Berlin : Springer Vieweg, 2017.
- Suri, Girish und Onori, Simona. 2016.** *A control-oriented cycle-life model for hybrid electric vehicle lithium-ion batteries* Author links open overlay panel. s.l. : Energy Vol.96, 2016.
- Thielmann, Axel, et al. 2023.** *Alternative Battery Technologies Roadmap 2030+*. Karlsruhe : Fraunhofer Institute for Systems and Innovation Research, 2023.
- Thielmann, Axel, et al. 2017.** *Energiespeicher-Roadmap Hochenergie-Batterien 2030+ und perspektiven zukünftiger Batterietechnologien*. Karlsruhe : Fraunhofer-Institut für System- und Innovationsforschung, 2017.
- Tietge, Uwe, et al. 2017.** *FROM LABORATORY TO ROAD*. s.l. : ICCT, 2017.
- Tschöke, Helmut. 2015.** *Die Elektrifizierung des Antriebsstrangs*. Wiesbaden : Springer, 2015.

- TWW System GmbH. 2024.** Stirnflächenmessung in Windkanälen. [Online] März 2024.
http://www.tww-sys.de/wrtbl/pdf_download/stirnflaeche_tww.pdf.
- Wallentowitz, Henning und Freialdenhoven, Arndt. 2011.** *Strategien zur Elektrifizierung des Antriebsstranges*. Wiesbaden : Vieweg+Teubner, 2011.
- Wessel, Saskia, et al. 2020.** *From Cell to Battery System in BEVs: Analysis of System Packing Efficiency and Cell Types*. RWTH Aachen : World Electric Vehicle Journal, 2020.
- Wolf, Christof und Best, Henning. 2010.** *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Wiesbaden : Springer Fachmedien, 2010.
- Yanni, T. und Venhovens, P. 2010.** *Impact and Sensitivity of Vehicle Design Parameters on Fuel Economy Estimates*. s.l. : SAE Technical Paper, 2010.
- Zhang, Chuanpu, et al. 2017.** *Method for evaluating the real-world driving energy consumptions of electric vehicles*. s.l. : ScienceDirect, 2017.

9 Anhang

Anhang A Daten zu GreenNCAP Fahrzeugen

Fahrzeug	Modell	Getriebeart	Anzahl Gänge	Antrieb	Inbauposition	Motorbauart	Karosserie	Fahrzeugklasse	Leistung (kW)	Leergewicht (kg)	Länge (mm)	Breite (mm)	Höhe (mm)	cw-Wert
Dacia	Spring	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	SUV	Kleinwagen	33	1107	3734	1579	1516	0,28
Renault	Mégane	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	SSM	SUV	Untere Mittelklasse	160	1837	4200	1768	1505	0,29
Tesla	Model 3	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	Schragheck	Mittelklasse	208	1915	4720	1850	1441	0,22
BMW	i4	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	SSM	Schragheck	Mittelklasse	210	2252	4783	1852	1448	0,24
MG	4	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	Schragheck	Untere Mittelklasse	150	1837	4287	1836	1504	0,28
Nissan	Leaf	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	SSM	Schragheck	Untere Mittelklasse	160	1890	4490	1788	1545	0,29
Cupra	Born	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	Schragheck	Untere Mittelklasse	170	1972	4324	1809	1540	0,27
Renault	Zoe	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	SSM	Schragheck	Kleinwagen	80	1651	4087	1787	1562	0,33
MG	5	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	Kombi	Untere Mittelklasse	115	1725	4600	1818	1543	0,25
Hyundai	Ioniq 6	Reduktionsgetriebe	1	Allrad	V+H-Achse	PSM	Schragheck	Mittelklasse	239	2229	4855	1880	1495	0,21
Volkswagen	ID.3	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	Schragheck	Untere Mittelklasse	150	1911	4264	1809	1564	0,26
Fiat	500	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	Schragheck	Kleinstwagen	87	1450	3632	1683	1683	0,31
Lexus	UX 300e	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	SSM	SUV	Untere Mittelklasse	150	1947	4495	1840	1545	0,31
Tesla	Model S	Reduktionsgetriebe	1	Allrad	V+H-Achse	ASM	Schragheck	Oberklasse	504	2257	5021	1987	1431	0,21
Volkswagen	ID.7	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	Schragheck	Oberer Mittelklasse	210	2288	4961	1862	1536	0,23
Smart	#3	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Untere Mittelklasse	200	1933	4400	1844	1556	0,27
Hyundai	Kona	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	SUV	Kleinwagen	100	1742	4355	1825	1580	0,29
Ora	Funky Cat	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	Schragheck	Untere Mittelklasse	126	1724	4235	1825	1603	0,27
Volkswagen	ID.5	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Mittelklasse	150	2290	4599	1852	1616	0,26
Nio	ET7	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	Stufenheck	Oberklasse	480	2576	5101	1987	1509	0,21
Audi	Q4 e-tron	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Mittelklasse	220	2390	4588	1865	1614	0,26
BYD	Atto 3	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	Vorderachse	PSM	SUV	Untere Mittelklasse	150	1987	4455	1875	1616	0,29
Hyundai	Ionid 5	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Mittelklasse	125	2024	4635	1890	1605	0,29
Skoda	Enyaq	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Mittelklasse	210	2342	4649	1879	1621	0,26
Nissan	Ariva	Reduktionsgetriebe	1	Vorderrad	V+H-Achse	k.A.	SUV	Mittelklasse	178	2225	4595	1850	1650	0,30
Ford	Mustang Mach-E	Reduktionsgetriebe	1	Allrad	Vorderachse	PSM	SUV	Oberer Mittelklasse	273	2269	4713	1881	1624	0,31
Xpeng	G9	Reduktionsgetriebe	1	Hinterrad	Hinterachse	PSM	SUV	Oberer Mittelklasse	230	2234	4891	1937	1680	0,27

Fahrzeug	Modell	AC-Ladeanschluss am Fahrzeug	AC-Ladefunktion	Ladeleistung (kW)	Reifendruck	Reifen
Dacia	Spring	Typ 2	1-phasig	AC:2,3-3,7	220	Linglong GREEN-Max HP050 165/70R14 81H
Renault	Mégane	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-22,0 DC:130,0	230	Goodyear Efficientgrip
Tesla	Model 3	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:170,0	290	Michelin Pilot Sport4 235/45R18
BMW	i4	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:180,0	240/270	Michelin Pilot Sport 4 245/40R19
MG	4	Typ 2	1-phasig	AC:2,2-11,0 DC:50,0-140,0	250	continental premium contact c
Nissan	Leaf	Typ 2	1-phasig	AC:2,3-6,6 DC:50,0-100,0	250	Dunlop Enasave EC300
Cupra	Born	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:120,0	250	Bridgestone Turanza ECO
Renault	Zoe	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-22,0 DC:50,0	250/230	MICHELIN PRIMACY 4 185/65/15/92T
MG	5	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:87,0	220	Maxxis Premitrax, 215/50R17 91V
Hyundai	Ioniq 6	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-11,0 DC:50,0-240,0	260/290	Nexen Nfera Sport
Volkswagen	ID.3	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-11,0 DC:100,0	250	Continental Eco Contact 6 215/R19 93T
Fiat	500	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-11,0 DC:85,0	240/230	Goodyear Efficient Grip 195/55R16 91V
Lexus	UX 300e	Typ 2	1-phasig	AC:2,3-6,6 DC:50,0	250	Dunlop Enasave 300+ 215/60 R17 96H
Tesla	Model S	Typ 2	k.A	k.A	290	Pirelli P Zero Elect
Volkswagen	ID.7	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:175,0	250	Continental EcoContact 6Q
Smart	#3	Typ 2	3-phasig	AC:22,0 DC:150,0	250	Dunlop SP Sportmaxx 245/45 R19 102V XL
Hyundai	Kona	Typ 2	1-phasig	AC:2,3-4,6 DC:50,0-100,0	250	NEXEN NFERA SU1 215/55/R17 94V
Ora	Funky Cat	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:67,0	250	Giti GitiComfort 225 V1
Volkswagen	ID.5	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:135,0	250/270	Hankook Ventus S1 evo 3
Nio	ET7	Typ 2	k.A	k.A	260	Bridgestone Turanza 245/45R20
Audi	Q4 e-tron	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:135,0	270	Bridgestone Turanza 235/45 R21 / 255/40 R21
BYD	Atto 3	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:7,0-11,0 DC:88,0	250	Continental EcoContact 6Q 235/50R18
Hyundai	Ioniq 5	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-11,0 DC:50,0-180,0	250	235/55R19 105W
Škoda	Enyaq	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:50,0-135,0	270	Bridgestone Turanza 235/45R21, 255/40R21
Nissan	Ariya	Typ 2	1-phasig,3-phasig	AC:2,3-22,0 DC:130,0	260	Dunlop SP Sport Maxx 235/55R19
Ford	Mustang Mach-E	k.A.	k.A	k.A	240/280	Bridgestone 225/R19 103H
Xpeng	G9	Typ 2	3-phasig	AC:11,0 DC:300,0		Maxxis Victra Sport 5 SUV 225/55 R19

Anhang B

Validation Messdaten GreenNCAP

Übersicht	WLTC Cold			WLTC Warm			WLTC Cold -7			WLTC BAB		
Modell	GreenNCAP	Simuliert	Abweichung	GreenNCAP	Simuliert	Abweichung	GreenNCAP	Simuliert	Abweichung	GreenNCAP	Simuliert	Abweichung
Q4	18,2	17,40	-4,40%	17,4	17,40	0,00%	26,8	26,2	-2,24%	25,3	25,7	1,58%
Atto3	15,8	15,80	0,00%	15,6	15,80	1,28%	21,7	22,8	5,07%	24,3	24,9	2,47%
i4	16,3	16,00	-1,84%	16,1	16,00	-0,62%	30,7	30,2	-1,63%	22,3	23	3,14%
Ioniq 6	14,9	15,40	3,36%	14,5	15,40	6,21%	24,6	23,9	-2,85%	20,9	21,6	3,35%
Ariya	17,7	17,00	-3,95%	16,9	17,00	0,59%	28,6	26,0	-9,09%	25,7	26,3	2,33%
Ioniq 5	16,6	15,90	-4,22%	16,3	15,90	-2,45%	30,7	29,6	-3,58%	26,7	25	-6,37%
MG 4	15,8	15,10	-4,43%	14,7	14,30	-2,72%	31,3	31,5	0,64%	23,5	22,3	-5,11%
Kona	17,7	16,90	-4,52%	16,4	15,60	-4,88%	25,9	26,5	2,32%	23,7	25,1	5,91%
Megan	14,8	13,90	-6,08%	14,3	13,90	-2,80%	26,3	26,3	0,00%	23,1	21,7	-6,06%
Zoe	15,5	15,20	-1,94%	14,4	15,20	5,56%	22,3	21,8	-2,24%	24	25,3	5,42%
ET7	16	16,40	2,50%	15,3	16,40	7,19%	27,5	25,3	-8,00%	22,9	22,5	-1,75%
Model 3	14,7	14,80	0,68%	14,2	14,80	4,23%	25,4	23,7	-6,69%	18,8	21,6	14,89%
#3	17,5	16,10	-8,00%	16,7	15,40	-7,78%	29,6	27,6	-6,76%	24,4	23,8	-2,46%
Leaf	16,9	15,50	-8,28%	15,9	15,20	-4,40%	26,8	24,9	-7,09%	24,2	23,7	-2,07%
Spring	14,5	12,70	-12,41%	14,4	12,70	-11,81%	20,1	18,0	-10,45%	20,5	21,3	3,90%
MG 5	17,5	15,20	-13,14%	16,7	14,10	-15,57%	30,5	26,7	-12,46%	24,8	21,9	-11,69%
500	15,3	17,20	12,42%	14,12	16,30	15,44%	20,4	22,3	9,31%	20,2	27,4	35,64%
UX300e	20,3	18,40	-9,36%	18,5	16,80	-9,19%	32,3	28,9	-10,53%	26	26,7	2,69%
ID5	14,6	16,30	11,64%	14,9	16,30	9,40%	30,4	30,9	1,64%	19,7	24,2	22,84%
Funky Cat	16,9	15,10	-10,65%	16,7	15,10	-9,58%	24,6	24,5	-0,41%	23,6	24	1,69%
G9	17,1	16,90	-1,17%	17	16,90	-0,59%	28,6	26,8	-6,29%	25,8	26,1	1,16%
Born	16,4	16,30	-0,61%	17,2	16,30	-5,23%	28,2	30,0	6,38%	21,8	25	14,68%
ID3	17,2	16,10	-6,40%	15	14,80	-1,33%	34,2	35,8	4,68%	21,2	22,6	6,60%
Model S	16,6	16,40	-1,20%	16,8	16,40	-2,38%	27,3	25,6	-6,23%	21,7	23,1	6,45%
ID7	13,5	15,50	14,81%	14,5	15,50	6,90%	24,7	25,7	4,05%	20,8	22,3	7,21%
Mustang	21,7	21,40	-1,38%	19,3	19,20	-0,52%	32,3	31,7	-1,86%	27,1	29,7	9,59%
Enyaq	15,3	17,00	11,11%	15,6	17,00	8,97%	26,8	25,9	-3,36%	23,2	25,2	8,62%
Mittelwert			-1,76%			-0,60%			-2,51%			4,62%

Anhang C

Tabelle 4: Mittlerer Leistungsbedarf einzelner NAE-Komponenten nach HBEFA-Simulation für Verbrenner-PKW sowie geschätzte Jahresanteile für BEV

NAE-Verbraucher	Ø Leistung im Betrieb [W]	Jahresanteil BEV	Ø Leistung im Jahr für BEV [W]	Ø Verbrauch BEV [Wh/100km]*
Klimaanlage	195	100 %**	195	309
Antrieb-Steuergeräte el.	63	100 %	63	99
Sensoren	80	50 %	40	63
Lenkhilfepumpe mech.	38	100 %	38	60
Scheinwerfer	150	25 %	38	60
Radio	30	90 %	27	43
Scheibenwischer	150	15 %	23	36
Sonst. Steuergeräte el.	20	100 %	20	32
Bremskraftverstärker mech.	-	-	20	32
Tagfahrlicht el.	20	100 %	20	32
Steering	16	100 %	16	25
El. Fensterheber	300	3 %	9,0	14
Heckscheibenheizung	120	5 %	6,0	9,5
Kennzeichenleuchten	20	25 %	5,0	7,9
Navigationssystem	15	30 %	4,5	7,1
Heckscheibenwischer	70	5 %	3,5	5,6
Frontscheibenheizung	500	1 %	2,5	4,0
Nebelscheinwerfer	100	2 %	2,0	3,2
Sitzheizung	400	1 %	2,0	3,2
Hupe	120	1 %	1,2	1,9
Innenleuchten	20	5 %	1,0	1,6
Beheizte Scheibenwaschanl.	80	1 %	0,4	0,63
El. Lenkradheizung	50	1 %	0,3	0,40
El. Schiebedach	200	0 %	0,2	0,32
El. Sitzverstellung	150	0 %	0,08	0,12
El. Spiegelverstellung	20	0 %	0,02	0,03
Summe			536	851

* bezogen auf die mittlere Geschwindigkeit des HBEFA-Zyklus von 63 km/h

** hier ist jahresdurchschnittlicher Verbrauch angegeben, der auch Fahrten ohne MAC beinhaltet

Quelle: Unveröffentlichte Parameterdaten der TU Graz und eigene Schätzungen

(Helms, et al., 2022)

Tabelle 5: Energieverbrauch einzelner NAE-Komponenten laut verschiedener Literaturquellen

	(Kruppok et al. 2016)	(VARTA 2019)	(Busl 2011)	(Evtimov et al. 2017)	(Miri et al. 2021)	(Suchaneck 2018)	(ADAC 2021)	HBEFA
NAE-Verbraucher	Max. Leistung im Betrieb [W]			Ø Leistung im Betrieb [W]				
Innenraumheizung	1.500		4000			3.000	bis zu 2000	1000
Klimakompressor	1.500		2500	500		0-6.000		-
Kühlmittelpumpe	500					0-100		-
Innenraumlüftung	400	170	250			100-400	170	-
Lenkung	1500				400	800		38
Scheinwerfer		100		150	120		125	150
Audiosystem / Radio				20	35	15-30	20	30
Scheibenwischer		80-150		30-50	40	30-150		150
Fahrlicht LED / Tagfahrlicht		50		50		2-60	8	20
El. Fensterheber	150	150			80	150		300
Heckscheibenheizung	200	120			250	120-200	800	120
Frontscheibenheizung	2000	120				250		500
Sitzheizung (pro Sitz)	150	100-200		30		100-200	100	400
El. Schiebedach		200				150-200		200

(Helms, et al., 2022)




Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung einer Abschlussarbeit

Gemäß der Allgemeinen Prüfungs- und Studienordnung ist zusammen mit der Abschlussarbeit eine schriftliche Erklärung abzugeben, in der der Studierende bestätigt, dass die Abschlussarbeit „– bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit [(§ 18 Abs. 1 APSO-TI-BM bzw. § 21 Abs. 1 APSO-INGI)] – ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt wurden. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich zu machen.“

Quelle: § 16 Abs. 5 APSO-TI-BM bzw. § 15 Abs. 6 APSO-INGI

Dieses Blatt, mit der folgenden Erklärung, ist nach Fertigstellung der Abschlussarbeit durch den Studierenden auszufüllen und jeweils mit Originalunterschrift als letztes Blatt in das Prüfungsexemplar der Abschlussarbeit einzubinden.

Eine unrichtig abgegebene Erklärung kann -auch nachträglich- zur Ungültigkeit des Studienabschlusses führen.

<u>Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung der Arbeit</u>		
Hiermit versichere ich,		
Name:	Zurl	
Vorname:	Lino	
dass ich die vorliegende Masterarbeit bzw. bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit – mit dem Thema: Weiterentwicklung und Evaluierung eines Verbrauchskalkulationstools für Elektrofahrzeuge		
ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.		
<i>- die folgende Aussage ist bei Gruppenarbeiten auszufüllen und entfällt bei Einzelarbeiten -</i>		
Die Kennzeichnung der von mir erstellten und verantworteten Teile der -bitte auswählen- ist erfolgt durch:		
Hamburg	23.08.2024	
Ort	Datum	Unterschrift im Original