



Bachelorarbeit

Analyse des Energieverbrauchs von Elektro- und Verbrennungsfahrzeugen unter Verwendung der ISO 23795-1:2022

zur Erlangung des akademischen Grades

'Bachelor of Science' B.Sc. im Studiengang Informatik

vorgelegt dem Fachbereich Informatik und Wirtschaftsinformatik der Provadis School of International Management and Technology von

Marius Lieb

D343

marius.lieb@stud-provadis-hochschule.de Tannenbühlweg 2, D-89257 Illertissen

Erstgutachter: Dr. Houssam Jedidi

Zweitgutachter: Prof. Dr. Oliver Lade

Betreuung: Ralf Grigutsch

Ende der Bearbeitungsfrist: 31.07.2024

Sperrvermerk

Sperrvermerk

Diese Arbeit darf Dritten, mit Ausnahme der betreuenden Dozenten und befugten Mitgliedern der Verwaltung der Provadis Hochschule, sowie Beschäftigten der Deutschen Telekom AG, ohne ausdrückliche Zustimmung der Deutschen Telekom AG nicht zugänglich gemacht werden. In begründeten Verdachtsfällen dürfen die Arbeit oder Teile davon von der Provadis Hochschule einer Plagiatsprüfung durch einen Plagiatssoftware-Anbieter unterzogen werden und auf dort eingerichteten Provadis Hochschul-spezifischen Datenbanken temporär gespeichert werden. Der Sperrvermerk ist im Fall einer Plagiatsprüfung nicht wirksam.

Eine Vervielfältigung und Veröffentlichung der Arbeit ohne ausdrückliche Genehmigung durch die Deutsche Telekom AG - auch in Auszügen - ist nicht erlaubt.

Marius Lieb

Ulm, den 30.07.2024

Abstract

Abstract

Diese Bachelorarbeit analysiert den Energieverbrauch von Elektro- und Verbrennungsfahrzeugen unter Verwendung der ISO 23795-1:2022. Ziel der Arbeit ist es einerseits, die Effizienz und Nachhaltigkeit von Elektrofahrzeugen im Vergleich zu Verbrennungsmotoren zu untersuchen. Im Rahmen dieser Untersuchung wurden detaillierte Vergleichsfahrten durchgeführt und anhand deren Datensätze verschiedene statistische Modelle angewendet. Andererseits wird ebenso die Diskrepanz zwischen den WLTP-Normwerten und den realen Energieverbräuchen analysiert.-Die Ergebnisse zeigen, dass Fahrten des Elektrofahrzeugs (Opel Mokka E) im Vergleich zum Verbrennerfahrzeug (VW Golf 8) eine höhere Energieeffizienz aufgrund ihres niedrigeren Verbrauchs aufweisen. Zudem wurden signifikante Unterschiede zwischen den WLTP-Normwerten und den unter realen Bedingungen gemessenen Verbräuchen festgestellt, was auf die Abweichungen zwischen standardisierten Testbedingungen und realen Fahrverhältnissen hinweist.

| Abbildungsverzeichnis | |
|--|------|
| Abbildung 1: Route der Vergleichsfahrten in Hamburg | . 10 |
| Abbildung 2: Verteilung des Energieverbrauchs nach Geschwindigkeit und Fahrzeugtyp | . 17 |
| Abbildung 6: Energy Performance Index zwischen Golf und Mokka. | . 18 |
| Abbildung 7: Acceleration Performance Index zwischen Golf und Mokka. | . 20 |
| Abbildung 8: Energy Performance Index zwischen Golf und Mokka. | . 25 |
| Abbildung 9: Acceleration Performance Index zwischen Golf und Mokka. | . 26 |
| Abbildung 10: Durchschnittlicher Energieverbrauch zwischen Golf und Mokka | . 30 |
| | |

Abbildung 11: Vorhersagen des Energieverbrauchs zwischen Golf und Mokka. 31

Codeausschnittverzeichnis

| Code-Ausschnitt 1: Code für Lineare Regression zur Modellierung des Energieverbrauchs. 28 |
|---|
| Code-Ausschnitt 2: Code für ANOVA zur Untersuchung des Energieverbrauchs zwischen Golf |
| und Mokka. 29 |
| Code-Ausschnitt 3: Code für Gradient Boosting Machine zur Modellierung des Energiever- |
| brauchs. 30 |
| Code-Ausschnitt 4: Code für XGBoost zur Modellierung des Energieverbrauchs |

| doction verzeienins | labellenverzeichnis |
|---------------------|---------------------|
|---------------------|---------------------|

| Tabellenverzeichnis | |
|-------------------------------------|------|
| Tabelle 1: Übersicht über Fahrzeuge | . 11 |

Glossar vi

Glossar

Abkürzungsverzeichnis

EVs – Elektrofahrzeuge. 4

ICEs – Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor. 4

LCMM - Low Carbon Mobility Management. 2, 11

TSI – T-Systems International GmbH. 2

WLTP – Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure. 2

Inhaltsverzeichnis

| Abbildungsverzeichnis | iii |
|--|-----|
| Codeausschnittverzeichnis | iv |
| Tabellenverzeichnis | V |
| Glossar | vi |
| Abkürzungsverzeichnis | vii |
| 1 Einleitung | 1 |
| 1.1 Kontext und Bedeutung des Themas | 1 |
| 1.2 Zielsetzung der Arbeit | 1 |
| 1.3 Praxisfall der Arbeit | 2 |
| 1.4 Forschungsfrage und Hypothesen | 2 |
| 1.5 Aufbau der Arbeit (tbd) | 3 |
| 2 Theoretischer Hintergrund | 4 |
| 2.1 Grundlagen zu Elektro- und Verbrennerfahrzeugen | 4 |
| 2.1.1 Elektrofahrzeuge | 4 |
| 2.1.2 Verbrennungsmotorfahrzeuge | 4 |
| 2.1.3 Zusammenfassung tbd | 5 |
| 2.2 ISO 23795-1:2022 | 5 |
| 2.2.1 Kernmerkmale des Standards | 5 |
| 2.2.2 Anwendung und Nutzen | 6 |
| 2.2.3 Physikalische Grundlagen | 6 |
| 2.3 Worldwide Harmonised Light Vehicles Test Procedure | 8 |
| 3 Methodik | 10 |
| 3.1 Datenerhebung | 10 |
| 3.1.1 Zeitliche und räumliche Abgrenzung | 10 |
| 3.1.2 Testfahrzeuge | 10 |
| 3.1.3 Datenaufzeichnung | 11 |
| 3.1.4 Testbedingungen | 12 |
| 3.2 Datenanalyse | 13 |
| 3.2.1 Analyse von Key Performance Indicators | 13 |
| 3.2.2 Statistische Modellierung | 14 |
| 3.2.3 Vergleich mit WLTP-Normwerten | 14 |
| 4 Analyse | 16 |
| 4.1 Datenaggregation und -vorverarbeitung | 16 |

| 4.2 Key Performance Indicators | 17 |
|--|----|
| 4.2.1 Energy Performance Index (EPI) | 17 |
| 4.2.2 Acceleration Performance Index (API) | |
| 4.3 Statistische Modellierung | 21 |
| 4.3.1 Lineare Regression | 21 |
| 4.3.2 ANOVA | 21 |
| 4.3.3 Gradient Boosting Machine (GBM) | 22 |
| 4.3.4 XGBoost | 22 |
| 4.4 Vergleich mit WLTP-Werten | 23 |
| 4.4.1 Berechnung des WLTP-Verbrauchs | 23 |
| 5 Zusammenfassung der Ergebnisse | 25 |
| 5.1 Key Performance Indicators (KPIs) | 25 |
| 5.1.1 EPI | 25 |
| 5.1.2 API | 26 |
| 5.2 Statistische Modelle | 27 |
| 5.2.1 Lineare Regression | 27 |
| 5.2.2 ANOVA | 28 |
| 5.2.3 Random Forests | 29 |
| 5.2.4 Gradient Boosting Machines (GBM) | 30 |
| 5.2.5 XGBoost | 31 |
| 5.3 WLTP-Normwerte und Vergleich | 33 |
| 5.4 VW Golf | |
| 5.4.1 Opel Mokka E | 34 |
| 6 Diskussion | 35 |
| 6.1 Interpretation der Ergebnisse | 35 |
| 6.2 Limitation und Selbstkritik | 36 |
| 6.3 Einordung in bestehende Forschung | 36 |
| 6.4 Implikation für den Praxisfall | 37 |
| 6.5 Selbstkritik und Limitationen der Arbeit | 37 |
| 7 Fazit und Ausblick | 37 |
| 7.1 Zusammenfassung der zentralen Erkenntnisse | 37 |
| 7.2 Praktische Implikationen für Stakeholder | 38 |
| 7.3 Vorschläge für zukünftige Forschungen | 38 |

<u>Anhang</u> x

| Bibliographie | I |
|------------------------------------|-----|
| KI-Verzeichnis | II |
| Anhang | |
| A Struktur einer Fahrtaufzeichnung | III |
| B Wichtiger Anhang | III |
| C Weiterer Wichtiger Anhang | IV |

Einleitung 1

1 Einleitung

1.1 Kontext und Bedeutung des Themas

Der Klimawandel stellt eine der drängendsten globalen Herausforderungen dar, und die Transformation der Mobilitätsbranche ist entscheidend, um den ökologischen Fußabdruck signifikant zu reduzieren. Fahrzeuge müssen im Allgemeinen effizienter werden, um den Energieverbrauch zu minimieren und die CO2-Emissionen zu senken. Elektrofahrzeugen (EVs) wird nachgesagt, effizienter zu sein als Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren (ICEs), insbesondere im Hinblick auf die Energienutzung und die damit verbundenen Emissionen.

Darüber hinaus kennzeichnet der Wechsel von ICEs zu EVs einen Paradigmenwechsel, der sowohl aus ökologischer als auch ökonomischer Perspektive zunehmend wichtig wird (Global EV Outlook 2023 – Analysis - IEA, 2023). In 2023 waren fast 25% der neuen Fahrzeuganmeldungen in Europa Elektrofahrzeuge, was den anhaltenden Trend zur nachhaltigeren Mobilität verdeutlicht. Diese Entwicklung wird durch zahlreiche politische Maßnahmen unterstützt, die von Steuervergünstigungen bis hin zur Förderung der Infrastrukturentwicklung reichen, um die Verbreitung von Elektrofahrzeugen weiter zu fördern (Global EV Outlook 2023 – Analysis - IEA, 2023). Dabei wird die Effizienz von Fahrzeugen in erster Linie durch den Energieverbrauch bestimmt, wobei EVs als potenziell effizienter gelten, da sie elektrische Energie direkt in Antriebsleistung umwandeln, während ICEs chemische Energie durch Verbrennung in mechanische Energie umwandeln, was mit höheren Energieverlusten verbunden ist.

Diese Arbeit zielt darauf ab, durch eine detaillierte Analyse von Vergleichsfahrten mit PKWs beider Antriebsarten, standardisiert nach der ISO 23795-1:2022 Norm, evidenzbasierte Erkenntnisse über die Effizienz und Nachhaltigkeit von Elektrofahrzeugen im Vergleich zu Verbrennungsmotoren zu gewinnen.

Ebenso sollen darüber hinaus die gewonnenen Daten dazu beitragen, die Genauigkeit und Praxisnähe von Verbrauchsnormen wie dem Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure (WLTP) zu bewerten. Die Überprüfung dieser Normwerte ist entscheidend, um eine präzisere Einschätzung des Energieverbrauchs und der CO2-Emissionen von Fahrzeugen im realen Betrieb zu ermöglichen.

1.2 Zielsetzung der Arbeit

Diese Bachelorarbeit verfolgt das Ziel, durch detaillierte Analyse von Vergleichsfahrten die Effizienz und Nachhaltigkeit von Elektrofahrzeugen im Vergleich zu Verbrennungsmotoren zu

Einleitung 2

untersuchen, standardisiert nach der ISO 23795-1:2022 Norm. Dabei wird insbesondere die Genauigkeit und Praxisnähe von Verbrauchsnormen wie dem Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure (WLTP) bewertet, um eine präzisere Einschätzung des realen Energieverbrauchs zu ermöglichen (International Organization for Standardization, 2022).

1.3 Praxisfall der Arbeit

Ein wesentlicher Aspekt dieser Arbeit ist die praktische Anwendung des Produkts Low Carbon Mobility Management (LCMM) von T-Systems International GmbH (TSI). LCMM unterstützt die Aggregation und Analyse von Fahrdaten gemäß der ISO 23795-1:2022 Norm und ermöglicht eine effiziente Überwachung und Verwaltung von Fahrzeugflotten in Bezug auf Energieverbrauch und CO2-Emissionen. Durch die Nutzung von LCMM können Kunden nicht nur die Effizienz ihrer Flotten verbessern, sondern auch signifikante Einsparungen bei den Betriebskosten erzielen und zur Reduktion von Umweltbelastungen beitragen (Willenbrock, 2016).

Ziel ist es, für LCMM eine solide wissenschaftliche Basis für die Weiterentwicklung in Bezug auf Integration von Elektrofahrzeugen zu bieten. Laut der von Willenbrock (2023) präsentierten Daten ermöglicht LCMM die Messung und Bewertung des Fahrverhaltens von Fahrzeugen und stellt ein Effizienzprofil basierend auf einem Algorithmus bereit, der als Grundlage für eine eigene ISO-Norm dienen wird. Einsparungen beim Kraftstoffverbrauch können durch individuelle Fahrempfehlungen direkt in der LCMM-App an den Fahrer beim Fahren gegeben werden ("Öko-Fahrtraining") oder anhand der mit LCMM aufgezeichneten Fahrten mithilfe der Web-App von der Disposition analysiert und damit Routen optimiert werden (Willenbrock, 2023).

1.4 Forschungsfrage und Hypothesen

Die Forschungsfragen, die in dieser Arbeit behandelt werden, konzentrieren sich darauf, inwiefern sich Elektrofahrzeuge von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor in ihrem Energieverbrauch unter realen Fahrbedingungen unterscheiden und wie diese Unterschiede im Vergleich zu den WLTP-Normwerten stehen. Daraus ergeben sich zwei zentrale Hypothesen:

- H1 Elektrofahrzeuge demonstrieren unter einer Vielzahl realer Fahrbedingungen eine erhöhte Energieeffizienz gegenüber Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor.
- H2 Es besteht eine signifikante Diskrepanz zwischen den WLTP-Normwerten und den unter realen Fahrbedingungen gemessenen Energieverbräuchen.

Einleitung 3

1.5 Aufbau der Arbeit (tbd)

Die Arbeit ist in sechs Hauptkapitel unterteilt, die den Forschungsprozess von der Einleitung bis zur Diskussion und den Ausblick umfassen.

In der Einleitung des Dokuments wird ein umfassender Überblick über den Kontext und die Bedeutung des behandelten Themas gegeben. Hier werden die Zielsetzung der Arbeit, der Praxisfall und die Forschungsfragen klar definiert. Anschließend führt das zweite Kapitel in die theoretischen Grundlagen und Konzepte ein, die für die Untersuchung von zentraler Bedeutung sind. Das dritte Kapitel widmet sich der Methodik und beschreibt detailliert den Forschungsansatz, die Methoden der Datenerhebung und -analyse sowie die verwendeten statistischen Verfahren. Das vierte Kapitel stellt den Kern der Untersuchung dar und beinhaltet die systematische Verarbeitung und Analyse der gesammelten Daten. Im fünften Kapitel werden die Ergebnisse der Untersuchung präsentiert und die zentralen Erkenntnisse diskutiert. Das sechste Kapitel geht einen Schritt weiter und interpretiert die Ergebnisse, reflektiert über mögliche Limitationen und Selbstkritik und setzt die Ergebnisse in Bezug zum bestehenden Forschungsstand.

Abschließend fasst das siebte Kapitel die wichtigsten Erkenntnisse zusammen, leitet praktische Implikationen für die beteiligten Stakeholder ab und bietet Anregungen für zukünftige Forschungsarbeiten.

2 Theoretischer Hintergrund

2.1 Grundlagen zu Elektro- und Verbrennerfahrzeugen

Elektrofahrzeuge (EVs) und Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor (ICEs) stellen zwei grundlegend verschiedene Ansätze in der Automobiltechnologie dar, die jeweils ihre eigenen einzigartigen Vorteile und Herausforderungen mit sich bringen.

2.1.1 Elektrofahrzeuge

Elektrofahrzeuge nutzen eine Batterie als Energiequelle und einen Elektromotor statt eines traditionellen Verbrennungsmotors. Diese Konfiguration ermöglicht es EVs, Emissionen am Auspuff zu eliminieren, was sie zu einer umweltfreundlicheren Option im Vergleich zu herkömmlichen ICE-Fahrzeugen macht. Die Energie für EVs stammt aus der Elektrizität, die entweder aus dem Stromnetz bezogen oder durch regenerative Technologien wie Solar- oder Windkraft gewonnen werden kann. Die Umweltauswirkungen von EVs hängen daher stark von der Energiequelle ab, die zum Laden der Batterien verwendet wird. Ist die Energiequelle nachhaltig, sind die gesamten Umweltauswirkungen geringer (Advanced Engine and Fuels Technologies, o. J.).

EVs bieten außerdem den Vorteil niedrigerer Betriebskosten, da Strom in der Regel günstiger ist als Benzin oder Diesel und weil EVs weniger wartungsintensive Komponenten haben. Sie benötigen beispielsweise keine Ölwechsel oder komplexen Getriebesysteme, was zu langfristigen Kosteneinsparungen führen kann (U.S. Department of Energy).

2.1.2 Verbrennungsmotorfahrzeuge

Verbrennungsmotoren, die entweder mit Benzin oder Diesel betrieben werden, nutzen die Energie, die durch die Verbrennung von Kraftstoffen freigesetzt wird. Diese Technologie ist gut etabliert und bietet eine hohe Energiedichte, was zu einer ausgezeichneten Reichweite und schnellen Betankung führt. Allerdings führt die Verbrennung fossiler Brennstoffe zu erheblichen Emissionen von Treibhausgasen und anderen Schadstoffen, was besonders in städtischen Gebieten ein großes Umweltproblem darstellt (Greenhouse Gas Emissions from a Typical Passenger Vehicle | US EPA, 2023).

ICEs sind in der Anschaffung oft günstiger als EVs, verursachen jedoch höhere Betriebskosten durch Kraftstoffverbrauch und regelmäßige Wartung. Moderne ICEs haben zwar erhebliche Verbesserungen in Bezug auf Emissionen und Effizienz erfahren, können aber den grundlegenden Nachteil der Emissionen nicht vollständig eliminieren (Energy.gov) (HowStuffWorks).

2.1.3 Zusammenfassung tbd

Während EVs Vorteile in Bezug auf Umweltfreundlichkeit und Betriebskosten bieten, punkten ICEs mit etablierter Technologie und schneller Betankung. Die Wahl zwischen diesen Fahrzeugtypen hängt oft von den spezifischen Bedürfnissen und Prioritäten der Nutzer sowie von der verfügbaren Infrastruktur ab. Mit fortschreitender Entwicklung der Batterietechnologie und des Ladensetzwerks könnten EVs jedoch eine immer attraktivere Option werden, was durch politische Anreize und wachsendes Umweltbewusstsein weiter verstärkt wird (Was unterscheidet reine Elektrofahrzeuge von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor? Unterschiede, Vor- und Nachteile von E-Autos im Überblick, o. J.).

2.2 ISO 23795-1:2022

Die ISO 23795-1:2022 ist ein ISO Standard im Bereich der intelligenten Transportsysteme. Er legt eine Methodik fest, wie Daten über Fahrten mittels nomadischer und mobiler Geräte erfasst und zur Schätzung des Kraftstoffverbrauchs sowie der CO2-Emissionen genutzt werden können. Diese Norm ist speziell darauf ausgerichtet, Flottenmanagern, Logistikdienstleistern oder Fahrern zu ermöglichen, den Energieverbrauch und die damit verbundenen Emissionen nachhaltig zu reduzieren (International Organization for Standardization, 2022).

2.2.1 Kernmerkmale des Standards

Die ISO 23795-1:2022 konzentriert sich auf die präzise Bestimmung des Kraftstoffverbrauchs durch die Erfassung detaillierter Fahrtdaten und Geschwindigkeitsprofile. Diese Daten werden von einem Global Navigation Satellite System (GNSS) Empfänger, der in einem nomadischen Gerät (Nomadic Device, ND) integriert ist, erfasst. Die Datenübertragung erfolgt über mobile Kommunikationsnetze zu einem zentralen Server, wo sie analysiert werden, um die verschiedenen Komponenten des mechanischen Energieaufwands zu berechnen.

Diese Komponenten umfassen:

- Aerodynamik: Der Luftwiderstand, den ein Fahrzeug während der Fahrt überwinden muss, beeinflusst den Energieverbrauch erheblich. Durch die Analyse der Geschwindigkeit und der Form des Fahrzeugs kann der aerodynamische Widerstand berechnet werden.
- Rollreibung: Der Widerstand, der durch den Kontakt der Reifen mit der Fahrbahn entsteht. Dieser hängt von der Reifenbeschaffenheit und dem Straßenzustand ab.
- **Beschleunigung/Bremsen**: Die Energie, die benötigt wird, um das Fahrzeug zu beschleunigen, sowie die Energie, die bei Bremsvorgängen verloren geht.

- Steigungswiderstand: Die zusätzliche Energie, die erforderlich ist, um Steigungen zu überwinden
- Standzeiten: Die Energie, die während der Standzeiten, z.B. im Leerlauf an Ampeln, verbraucht wird.

Durch die Kombination dieser Faktoren können präzise Modelle zur Schätzung des Kraftstoffverbrauchs und der CO2-Emissionen entwickelt werden, die sowohl für Echtzeit- als auch für nachträgliche Analysen verwendet werden können (International Organization for Standardization, 2022).

2.2.2 Anwendung und Nutzen

ISO 23795-1:2022 bietet zahlreiche Vorteile und Anwendungsmöglichkeiten, die sich vor allem auf die Optimierung des Kraftstoffverbrauchs und die Reduktion der CO2-Emissionen konzentrieren. Die Norm ermöglicht eine genaue Erfassung und Analyse von Fahrtdaten, was verschiedene positive Effekte zur Folge hat:

- Optimierung des Kraftstoffverbrauchs aufgrund von Identifikation ineffizienter Fahrmuster und der daraus folgenden Optimierung der Fahrweise
- Verbesserung des Flottenmanagements aufgrund von fundierten, datenbasierten Entscheidungen der Disposition mittels präziser Daten zu Kraftstoffverbrauch und Emissionen
- Bewertung von Verkehrsmanagementmaßnahmen: Analyse von Verkehrsflüssen sowie Engpassidentifikation, aber auch z. B. zur Erkennung von Auswirkungen von Verkehrsmanagementmaßnahmen auf die CO2-Emissionen

Insgesamt bietet die ISO 23795-1:2022 eine strukturierte Methodik zur Erfassung und Analyse von Fahrtdaten, die es ermöglicht, den Kraftstoffverbrauch zu optimieren, die CO2-Emissionen zu reduzieren und das Flottenmanagement effizienter und nachhaltiger zu gestalten.

2.2.3 Physikalische Grundlagen

Die physikalischen Grundlagen, die der ISO 23795-1:2022 zugrunde liegen, basieren auf den Prinzipien der Mechanik und Thermodynamik.

2.2.3.1 Mechanische Energie und Fahrzeugdynamik

Die Berechnung des Kraftstoffverbrauchs und der CO2-Emissionen basiert auf den Grundsätzen der mechanischen Energie. Die wichtigsten Komponenten hierbei sind:

- Kinetische Energie: Diese Energieform hängt von der Masse des Fahrzeugs und seiner Geschwindigkeit ab. Änderungen in der kinetischen Energie sind direkt mit Beschleunigung und Bremsvorgängen verbunden.
- **Potentielle Energie**: Diese Energieform ist relevant bei Fahrten über Steigungen und Gefälle. Sie hängt von der Höhe ab, die ein Fahrzeug überwinden muss.
- Reibungskräfte: Sowohl Rollreibung als auch Luftwiderstand sind wichtige Faktoren, die den Energieverbrauch beeinflussen. Rollreibung hängt von der Beschaffenheit der Reifen und der Straße ab, während der Luftwiderstand von der Fahrzeugform und der Geschwindigkeit abhängt (International Organization for Standardization, 2022).

2.2.3.2 Thermodynamik und Verbrennung

Der Kraftstoffverbrauch ist auch eng mit thermodynamischen Prozessen verbunden, insbesondere mit der Verbrennung von Kraftstoffen in Verbrennungsmotoren. Wichtige Aspekte sind hier:

- Wirkungsgrad des Motors: Der Wirkungsgrad beschreibt, wie effizient der Motor den chemischen Energiegehalt des Kraftstoffs in mechanische Energie umwandelt. Ein höherer Wirkungsgrad bedeutet weniger Kraftstoffverbrauch und geringere CO2-Emissionen.
- Energieverluste: Während des Verbrennungsprozesses und der mechanischen Arbeit treten unvermeidbare Energieverluste auf, z.B. durch Wärmeabgabe an die Umgebung und Reibungsverluste im Motor und Antriebsstrang (International Organization for Standardization, 2022).

2.2.3.3 Berechnungsmethoden

Die physikalischen Prinzipien werden durch komplexe mathematische Modelle umgesetzt, die verschiedene Parameter und deren Wechselwirkungen berücksichtigen. Diese Modelle basieren auf empirischen Daten und theoretischen Ansätzen, um präzise Vorhersagen über den Energieverbrauch und die Emissionen zu ermöglichen. Dazu werden unter anderem Geschwindigkeitsprofile, Fahrzeugmasse, Luftwiderstandskoeffizient und Rollwiderstand in die Berechnungen einbezogen (International Organization for Standardization, 2022).

2.2.3.4 Anwendung der Newtonschen Physik

ISO 23795-1:2022 basiert auf den Prinzipien der Newtonschen Physik. Insbesondere die Berechnung des Kraftstoffverbrauchs durch GNSS-Geschwindigkeitsprofile nutzt diese Prinzipien. Das Newtonsche Bewegungsgesetz und die Energieerhaltung spielen eine zentrale Rolle

bei der Bestimmung des Energieverbrauchs eines Fahrzeugs während der Fahrt (Willenbrock, 2023).

Beispielsweise wird die Energie, die notwendig ist, um ein Fahrzeug zu beschleunigen, durch das zweite Newtonsche Gesetz

$$F = m * a$$

bestimmt. Die Arbeit, die geleistet wird, um diese Beschleunigung zu erreichen, ist das Produkt aus der Kraft und der zurückgelegten Strecke. Diese Arbeit wird in Form von Kraftstoffverbrauch bzw. Energie ausgedrückt und bildet die Grundlage für die Berechnungen, die in der ISO 23795-1:2022 verwendet werden (International Organization for Standardization, 2022; Willenbrock, 2023).

2.3 Worldwide Harmonised Light Vehicles Test Procedure

Der Worldwide Harmonised Light Vehicles Test Procedure (WLTP) ist ein globaler Standard, der entwickelt wurde, um präzise und vergleichbare Daten über den Kraftstoffverbrauch und die CO2-Emissionen von Fahrzeugen zu liefern. Dieser Standard wurde eingeführt, um die Unzulänglichkeiten des vorherigen New European Driving Cycle (NEDC) zu adressieren und eine realitätsnähere Darstellung der Fahrzeugleistung zu gewährleisten. Das Hauptziel des WLTP ist es, Verbrauchern und Herstellern bessere Informationen zur Verfügung zu stellen, um die Umweltauswirkungen von Fahrzeugen zu reduzieren (Worldwide Harmonised Light Vehicle Test Procedure | VCA, 2021).

Dieser Standard wurde seit September 2017 schrittweise eingeführt wurde und ab September 2018 verbindlich für alle neuen Fahrzeuge wurde, beinhaltet umfangreichere Testverfahren und Bedingungen, die die realen Fahrbedingungen besser widerspiegeln sollen. Der Test umfasst vier Geschwindigkeitsbereiche:

- niedrig,
- mittel,
- hoch und
- sehr hoch,

die verschiedene Alltagsfahrbedingungen von städtischem Stop-and-Go-Verkehr bis zu Autobahnfahrten abdecken. Jeder dieser Bereiche beinhaltet unterschiedliche Aktivitäten wie Beschleunigen, Bremsen und Halten, was dazu beiträgt, dass die Tests die tatsächlichen Betriebsbedingungen besser abbilden (ACEA, 2017).

Obwohl der WLTP einen erheblichen Fortschritt gegenüber dem NEDC darstellt, gibt es weiterhin Herausforderungen und Kritikpunkte. Erstens sind die Testbedingungen immer noch laborbasiert, was bedeutet, dass einige Variablen des realen Fahrens, wie Wetterbedingungen und individuelle Fahrstile, nicht vollständig erfasst werden können. Dies kann dazu führen, dass die realen Emissionen und der Verbrauch unter bestimmten Umständen von den Testergebnissen abweichen (Holloway, 2024).

Ebenso gibt es Bedenken bezüglich der globalen Einheitlichkeit des WLTP. Obwohl der Standard einen "globalen Kern" hat, wird er in verschiedenen Regionen unterschiedlich angewendet, je nach lokalen Vorschriften und Bedürfnissen. Diese Inkonsistenzen können zu Schwierigkeiten bei der globalen Vergleichbarkeit von Fahrzeugemissionen führen (ACEA, 2017).

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der WLTP bedeutende Verbesserungen gegenüber seinem Vorgänger bietet, indem er genauere und zuverlässigere Daten liefert, die eine bessere Entscheidungsgrundlage für Verbraucher und Politik bieten. Dennoch sind weitere Verbesserungen und Anpassungen nötig, um die Diskrepanzen zwischen Labor- und Realbedingungen weiter zu reduzieren und eine wirklich globale Standardisierung zu erreichen (ACEA, 2017; Worldwide Harmonised Light Vehicle Test Procedure | VCA, 2021; Holloway, 2024).

3 Methodik

3.1 Datenerhebung

In diesem Kapitel wird erläutert wie Fahrdaten erhoben werden, die in einem darauffolgenden Schritt aggregiert und analysiert werden, um die Aussagen der Hypothesen H1 und H2 anhanddessen zu bewerten.

3.1.1 Zeitliche und räumliche Abgrenzung

Im Zeitraum von 4. - 6. März 2024 wurden in Hamburg Fahrten mit einem Elektrofahrzeug und einem Verbrennerfahrzeug aufgezeichnet. Dafür wurde eine vordefinierte Route mit gleichem Start- und Endpunkt gewählt, welche bei parallelem Start von beiden Autos mehrfach pro Tag abgefahren und damit aufgezeichnet wurde.



Abbildung 1: Route der Vergleichsfahrten in Hamburg

3.1.2 Testfahrzeuge

Für die Vergleichsfahrten sind zwei Kompaktklassenfahrzeuge ausgewählt worden, jeweils ein Elektrofahrzeug und ein Verbrennerfahrzeug. Da dies bei einem Mietwagenanbieter erfolgte, war bis vor Mietbeginn nicht genau festgelegt, welches Fahrzeugmodell zur Verfügung stehen würde. Bei den schlussendlich zur Verfügung stehenden Fahrzeugen handelt es sich um einen Opel Mokka E und einen VW Golf 8.

Die für die Aggregation mithilfe der ISO 23795-1:2022 bzw. des LCMM-Systems nötigen technischen Datenfelder der jeweiligen Fahrzeuge sind in der folgenden Tabelle aufgeführt:

Tabelle 1: Übersicht über Fahrzeuge

| | Opel Mokka E | VW Golf 8 |
|-----------------------------|--------------|-----------|
| Treibstoff | Elektrisch | Diesel |
| Masse | 1543 kg | 1384 kg |
| Luftwiderstandskoeffizient | 0,32 | 0,27 |
| Querschnittsfläche | 2,27 m^2 | 2,2 m^2 |
| Effizienz | 74 % | 28 % |
| Treibstoff-Emissions-Faktor | - | 2,37 kg/l |
| Rollwiderstandskoeffizient | 0,007 | 0,007 |
| Stillstandsverbrauch | - | 0,6 l/h |

Hinweis: Der Effizienzparameter gibt den Wirkungsgrad des Antriebsstrangs an, und ist für eine genaue Abschätzung des Energieverbrauchs erforderlich. Die beiden genannten Werte entsprechen den Standardwerten für Elektro- und Verbrennerfahrzeuge im LCMM-System.

3.1.3 Datenaufzeichnung

Die Datenerhebung der Fahrten für diese Untersuchung wurde mithilfe einer speziell für LCMM entwickelten mobilen App durchgeführt, die in der Lage ist, detaillierte Fahrdaten im Sekundentakt aufzuzeichnen. Diese App wurde auf Smartphones installiert, welche sowohl im Golf 8 als auch im Mokka E während den Vergleichsfahrten ausgeführt wurde.

Die dadurch erfassten Daten umfassen eine Vielzahl von Parametern, die für die Analyse der Energieeffizienz und des Fahrverhaltens von entscheidender Bedeutung sind. Im Folgenden werden die wichtigsten aufgezeichneten Parameter detailliert beschrieben:

| Bezeichnung | Datenfeld | Beschreibung |
|-------------|-----------|---|
| Zeitstempel | Time [ms] | Jeder Datensatz enthält einen genauen Zeitstempel, der den Zeitpunkt der Aufzeichnung in Millisekun- den seit dem 1. Januar 1970 (Unix-Zeit) angibt. Dies |

| Bezeichnung | Datenfeld | Beschreibung |
|-----------------------------|---|--|
| | | ermöglicht eine präzise Synchronisation und zeitli- che Analyse der Fahrdaten. |
| Geografische Koordinaten | Latitude, Longitude | Die genauen geografischen Positionen des Fahrzeugs werden mittels GPS erfasst. Diese Daten sind essen- ziell, um die zurückgelegte Strecke, die Route und spezifische Standortdaten zu bestimmen. |
| Geschwindig- keit | Speed $\left[\frac{m}{s}\right]$ | Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs wird in Metern pro Sekunde gemessen. Diese Information ist not- wendig, um Beschleunigungsmuster und die durch- schnittliche Reisegeschwindigkeit zu analysieren. |
| Zurückgeleg- te Distanz | Distance [m] | Die Distanz wird in Metern gemessen und gibt die Strecke an, die das Fahrzeug seit der letzten Aufzeichnung zurückgelegt hat. |
| Höhe | Altitude [m] | Die Höhe über dem Meeresspiegel wird in Metern angegeben. Diese Daten sind besonders relevant für die Analyse von Fahrten in hügeligem oder bergigem Gelände, da Höhenunterschiede den Energieverbrauch beeinflussen können. |
| Beschleuni- gung | Acceleration $\left[\frac{m}{s^2}\right]$ | Die Veränderung der Geschwindigkeit pro Sekunde wird gemessen, um das Beschleunigungs- und Verzögerungsverhalten des Fahrzeugs zu analysieren. |

3.1.4 Testbedingungen

Um die Vergleichbarkeit der Fahrdaten sicherzustellen und Verzerrungen durch unterschiedliche Testbedingungen zu vermeiden, wurden folgende Testbedingungen festgelegt:

| Kriterium | Beschreibung |
|----------------|---|
| Gleiche Routen | Beide Fahrzeuge starteten und endeten an denselben Orten in Ham- burg und folgten einer vordefinierten Route. Dies gewährleistet, dass |

| Kriterium | Beschreibung |
|------------------------|--|
| | die Fahrzeuge unter identischen geografischen und verkehrstechnischen Bedingungen getestet wurden. |
| Zeitfenster | Die Fahrten wurden an drei aufeinanderfolgenden Werktagen, dem 4. und 6. März 2024, durchgeführt. Die Testfahrten fanden von morgens bis abends statt, um die Auswirkungen unterschiedlicher Tageszeiten und Verkehrsdichten zu berücksichtigen und zu minimieren. |
| Wetterbedin- gungen | Durch die Auswahl von drei aufeinanderfolgenden Tagen wurde si- chergestellt, dass die Witterungsverhältnisse vergleichbar waren, um externe Einflüsse auf den Fahrwiderstand und den Energieverbrauch zu minimieren. |
| Fahrerverhal- ten | Die Fahrer hielten sich an eine vorab festgelegte Fahrweise, die gleichmäßige Beschleunigungs- und Bremsmanöver sowie konstante Geschwindigkeiten auf bestimmten Streckenabschnitten vorsah. |

Insgesamt wurden während des Testzeitraums 30 Fahrten pro Fahrzeugtyp durchgeführt. Solche wiederholten Messungen können es ermöglichen, zufällige Schwankungen und Anomalien zu identifizieren und auszuschließen, wodurch die Datenbasis für die nachfolgende Analyse robuster und aussagekräftiger wird. (Quelle)

3.2 Datenanalyse

Die Datenanalyse umfasst mehrere Schritte, um die Hypothesen H1 und H2 zu überprüfen und die Unterschiede zwischen Elektro- und Verbrennerfahrzeugen zu quantifizieren sowie die Abweichungen zwischen den WLTP-Normwerten und den realen Energieverbräuchen zu analysieren. Dies umfasst:

3.2.1 Analyse von Key Performance Indicators

Die Analyse der Key Performance Indicators (KPIs) ist ein wesentlicher Bestandteil der Untersuchung, um den Energieverbrauch und die Leistungsfähigkeit der Fahrzeuge zu bewerten. Dazu wurden die KPIs Energy Performance Index (EPI) und Acceleration Performance Index (API) berechnet und analysiert, um die Hypothese H1 zu überprüfen. Diese wurden ausgewählt, da sie den Gesamtenergie- und Beschleunigungsverbrauch vergleichbar machen, indem der

Verbrauch in kWh pro 100 km pro Tonne gemessen wird (International Organization for Standardization, 2022).

3.2.2 Statistische Modellierung

Um die erhöhte Effizienz der Elektrofahrzeuge zu den Verbrennerfahrzeugen in diesem Testfall zu überprüfen, werden verschiedene Methoden und Modelle der Statistik bzw. im Bereich des Machinie Learning angewendet, um die Fahrdaten zu analysieren und die Hypothesen zu testen.

- **Regressionsanalyse:** Lineare und multiple Regression zur Untersuchung der Zusammenhänge zwischen Fahrzeugtyp und Energieverbrauch sowie Beschleunigungsperformance.
- ANOVA (Analysis of Variance): Zur Untersuchung der Unterschiede zwischen den beiden Fahrzeugtypen hinsichtlich des Energieverbrauchs. Dieses statistische Verfahren ermöglicht es, signifikante Unterschiede zu identifizieren und die Hypothesen zu überprüfen.
- Random Forests: Ein weiterer Ensemble-Ansatz, der zur Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit und zur Reduzierung von Overfitting eingesetzt wird. Dieses Modell ermöglicht es, die wichtigsten Einflussfaktoren auf den Energieverbrauch zu identifizieren und die Unterschiede zwischen den Fahrzeugtypen zu quantifizieren.
- Gradient Boosting Machines (GBM): Ein Ensemble-Lernverfahren zur Vorhersage des Energieverbrauchs basierend auf den erhobenen Daten. Dadurch können komplexe Zusammenhänge und nichtlineare Effekte berücksichtigt werden und Rückschlüsse auf die Unterschiede zwischen Elektro- und Verbrennerfahrzeugen gezogen werden.
- XGBoost: Ein hochperformantes Gradient Boosting Framework, das für die Modellierung komplexer Zusammenhänge in den Daten verwendet wird.

Durch die detaillierte Anwendung dieser vielen Methoden und Modelle wird eine fundierte und umfassende Analyse der Fahrdaten ermöglicht, die präzise Aussagen über die Energieeffizienz von Elektro- und Verbrennungsfahrzeugen unter realen Bedingungen liefert.

3.2.3 Vergleich mit WLTP-Normwerten

Um die Genauigkeit und Praxisnähe der WLTP-Normwerte zu bewerten, werden die realen Energieverbräuche der Fahrzeuge mit den standardisierten WLTP-Werten verglichen.

Dies umfasst einerseits die Einteilung der Fahrdaten in die verschiedenen WLTP-Kategorien wie Stadt, Überland und Autobahn, um die Verbräuche pro Kategorie zu berechnen und zu vergleichen. Andererseits erfolgt die Analyse der prozentualen Abweichungen zwischen den realen und normierten Verbrauchswerten sowie die Darstellung der Muster und Verteilungen der Verbrauchswerte in den verschiedenen Kategorien. Durch diesen Vergleich wird es möglich, die

Unterschiede zwischen den realen und normierten Verbrauchswerten zu identifizieren und die Hypothese H2 zu überprüfen.

4 Analyse

Die Datenanalyse bildet den Kern der Untersuchung. Aufbauend auf den in den vorangegangenen Kapiteln beschriebenen detaillierten Datenerhebungen und standardisierten Testbedingungen, konzentriert sich dieser Abschnitt auf die systematische Verarbeitung und Analyse der gesammelten Daten. Der Prozess umfasst die Aggregation und Vorverarbeitung der Fahrdaten, die Analyse von Key Performance Indicators (KPIs), die Anwendung geeigneter statistischer Methoden und ML-Verfahren zur Bewertung der Hypothesen.

4.1 Datenaggregation und -vorverarbeitung

Bei den erhaltenen Fahrdaten handelt es sich pro Fahrt um csv-Dateien, welche durch das LCMM-System z. T. bereits anhand von ISO 23795-1:2022 voraggregiert wurden. Die Daten enthalten beispielsweise i. d. R. sekündliche Informationen zu Zeitstempeln, Geschwindigkeiten, Beschleunigungen, Distanzen und Energieverbräuchen.

Zunächst werden die Daten in die verwendete Analyseumgebung importiert und ein erster Überblick über die Struktur und den Inhalt der Datensätze gewonnen, z. B. durch str(dataset). (Quelle)

Da für die meisten Analysen die Zellen zum Spritverbrauch bzw. den daraus resultierenden CO2-Emissionen nicht benötigt werden und bei den Elektrofahrzeugen ohnehin leer sind, werden diese Spalten entfernt. Ebenso sind in der ersten Zeile einer Fahrtaufzeichnung einige "NA'-Werte enthalten. Dies liegt daran, dass diese z. B. im Falle der Geschwindigkeit anhand der Differenz zum vorherigen Zeitpunkt berechnet werden, dieser jedoch nicht existiert. Solche Felder werden durch den Wert 0 ersetzt. Eine weitere Imputation ist nun nicht weiter notwendig, da die Daten dann vollständig und konsistent sind.

Als nächster Schritt folgt die Zusammenführung der einzelnen Fahrten zu einem Gesamtdatensatz. Die einzelnen Datenpunkte werden mithilfe einer weiteren Spalte zu dem jeweiligen Fahrzeugtyp zugeordnet.

Um vor den Analysen bereits einen ersten Überblick über die Daten zu erhalten, werden die Verteilung der Energieverbräuche nach Geschwindigkeit und Fahrzeugtyp visualisiert. Dies ermöglicht es, erste Unterschiede und Muster zu erkennen, die für die weiteren Analysen relevant sein könnten.

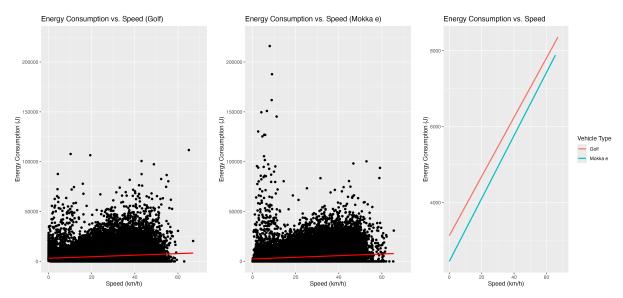


Abbildung 2: Verteilung des Energieverbrauchs nach Geschwindigkeit und Fahrzeugtyp.

Die ersten beiden Abbildungen zeigen die Verteilung des Energieverbrauchs des VW Golf und des Opel Mokka E in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit inklusive einer Trendlinie. Die dritte Abbildung zeigt die beiden Trendlinien in einem gezoomten Bereich, um Unterschiede besser sichtbar zu machen.

Die hohe Variabilität des Energieverbrauchs bei verschiedenen Geschwindigkeiten, die in den Streudiagrammen für beide Fahrzeuge sichtbar wird, könnte durch unterschiedliche Fahrstile, Straßenbedingungen oder externe Faktoren wie Wetter bedingt sein. Die Ausreißer im Diagramm des Mokka e könnten auf spezifische Situationen oder Fehlmessungen hindeuten, die einer genaueren Untersuchung bedürfen.

Insgesamt ist zu erkennen, dass der Energieverbrauch bei höheren Geschwindigkeiten tendenziell steigt, wobei der Mokka E im Vergleich zum Golf einen niedrigeren Energieverbrauch aufweist. Dies bietet eine erste Orientierung für die weiteren Analysen und Hypothesenprüfungen.

4.2 Key Performance Indicators

In diesem Abschnitt werden die bereits definierten KPIs, wie der Energy Performance Index (EPI) und der Acceleration Performance Index (API), berechnet und analysiert, um die Hypothese 1 (H1) zu überprüfen. Diese KPIs ermöglichen es, Energieverbräuche norminalisert pro 100 km und Tonne zu vergleichen und die Effizienz der Fahrzeuge zu bewerten.

4.2.1 Energy Performance Index (EPI)

Der EPI wird berechnet, indem die gesamte verbrauchte Energie (in kWh) durch die gesamte zurückgelegte Strecke (in 100 km) und das Gewicht des Fahrzeugs (in Tonnen) geteilt wird.

Dadurch wird der durchschnittliche Energieverbrauch pro 100 km und Tonne Fahrzeuggewicht ermittelt.

$$EPI = \frac{Gesamte~aufgewendete~Energie~(kWh)}{\left(\frac{Gesamtstrecke~(km)}{100}\right)*Fahrzeuggewicht~(t)}$$

Die spezifische Implementierung sind im Anhang X zu finden.

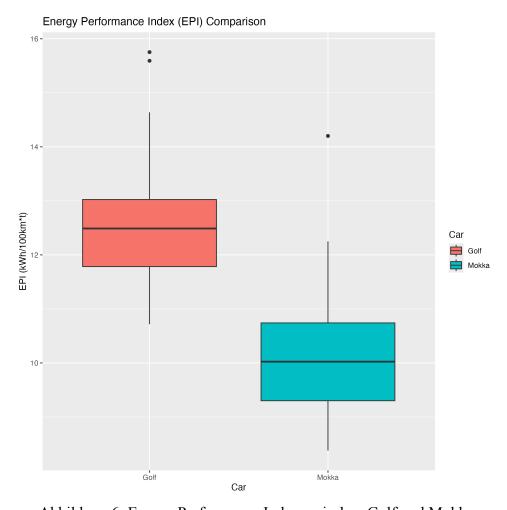


Abbildung 6: Energy Performance Index zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt einen Vergleich des Energy Performance Index (EPI) zwischen einem VW Golf (Verbrennungsmotor) und einem Opel Mokka (Elektrofahrzeug).

Die Boxplots verdeutlichen, dass der Opel Mokka E einen deutlich niedrigeren mittleren EPI-Wert (Median von etwa 11 kWh/100km*t) aufweist als der VW Golf (Median von etwa 12,5 kWh/100km*t). Der Interquartilsabstand (IQR) des Mokka erstreckt sich von etwa 10 bis 12 kWh/100km*t, während der IQR des Golfs von etwa 11,5 bis 13,5 kWh/100km*t reicht. Der Gesamtbereich der EPI-Werte des Golfs, einschließlich Ausreißern, liegt zwischen etwa 10 und

15 kWh/100km*t, wobei einige Ausreißer oberhalb von 15 kWh/100km*t zu erkennen sind. Im Gegensatz dazu zeigt der Mokka eine geringere Streuung der Werte, die von etwa 9 bis 13 kWh/100km*t reichen, mit einem Ausreißer oberhalb von 14 kWh/100km*t.

Die Analyse des EPI zeigt somit, dass der Opel Mokka E im Vergleich zum VW Golf eine höhere Energieeffizienz aufweist, was auf seinen niedrigeren Energieverbrauch pro 100 km und Tonne Fahrzeuggewicht zurückzuführen ist.

4.2.2 Acceleration Performance Index (API)

Der Acceleration Performance Index (API) ist ein weiterer wichtiger KPI, der den Energieverbrauch für Beschleunigungsmanöver normiert und zwischen Fahrzeugen vergleichbar macht.

Der API wird berechnet, indem die gesamte Energie für Beschleunigungsmanöver (in kWh) durch die gesamte zurückgelegte Strecke (in 100 km) und das Gewicht des Fahrzeugs (in Tonnen) geteilt wird.

$$API = \frac{Gesamte\ Beschleunigungsenergie\ (kWh)}{\left(\frac{Gesamtstrecke\ (km)}{100}\right)*Fahrzeuggewicht\ (t)}$$

Die spezifische Implementierung sind im Anhang X zu finden.

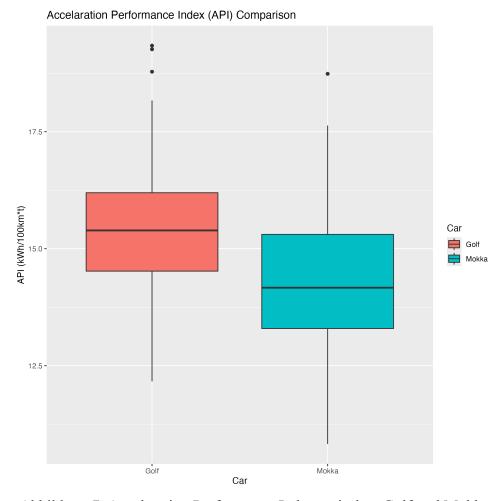


Abbildung 7: Acceleration Performance Index zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt einen Vergleich des Acceleration Performance Index (API) zwischen den beiden Fahrzeugen.

Die Boxplots verdeutlichen, dass der Opel Mokka einen deutlich niedrigeren mittleren API-Wert (Median von etwa 14 kWh/100km*t) aufweist als der VW Golf (Median von etwa 15,5 kWh/100km*t). Der Interquartilsabstand (IQR) des Mokka erstreckt sich von etwa 13 bis 15 kWh/100km*t, während der IQR des Golfs von etwa 14 bis 16 kWh/100km*t reicht. Der Gesamtbereich der API-Werte des Golfs, einschließlich Ausreißern, liegt zwischen etwa 13 und 17,5 kWh/100km*t, wobei einige Ausreißer oberhalb von 17,5 kWh/100km*t zu erkennen sind.

Im Gegensatz dazu zeigt der Mokka eine größere Streuung der Werte, die von etwa 12 bis 18 kWh/100km*t reichen, mit einem Ausreißer unterhalb von 12,5 kWh/100km*t und einem weiteren oberhalb von 18 kWh/100km*t.

Die Analyse des API zeigt somit, dass der Opel Mokka E im Vergleich zum VW Golf eine höhere Energieeffizienz bei Beschleunigungsmanövern aufweist, da er im Mittel weniger Energie für Beschleunigungen verbraucht.

4.3 Statistische Modellierung

Die statistische Analyse und Modellierung der Fahrdaten ist entscheidend, um die Hypothesen zu überprüfen und die Unterschiede zwischen Elektrofahrzeugen (EVs) und Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor (ICEs) zu quantifizieren. In diesem Abschnitt werden verschiedene statistische Methoden und Machine-Learning-Verfahren angewendet, um die Beziehung zwischen Fahrzeugtyp und Energieverbrauch zu untersuchen.

4.3.1 Lineare Regression

Die lineare Regression ist ein einfaches Modell, das verwendet wird, um die Beziehung zwischen einer abhängigen Variable und einer oder mehreren unabhängigen Variablen zu modellieren. Das Ziel der linearen Regression ist es, eine lineare Gleichung zu finden, die die Daten am besten beschreibt.

Um dies zu erreichen, ist es zunächst sinnvoll, die Korrelationen zwischen den Variablen zu untersuchen, um festzustellen, welche Variablen signifikant mit dem Energieverbrauch zusammenhängen. Anschließend wird ein lineares Regressionsmodell erstellt, um den Energieverbrauch in Abhängigkeit von Fahrzeugtyp, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Distanz zu modellieren.

```
# Modellformel
energy_model <- lm(Energy_kWh ~ Vehicle_Type + Speed_kmh + Acceleration.m.s.2.
+ Distance km, data = combined data)</pre>
```

4.3.2 ANOVA

ANOVA (Analysis of Variance) ist eine statistische Methode, die verwendet wird, um festzustellen, ob es signifikante Unterschiede zwischen den Mittelwerten von drei oder mehr unabhängigen (nicht zusammenhängenden) Gruppen gibt. In diesem Fall wird ein ANOVA-Test durchgeführt, um den Energieverbrauch (Energy_kWh) zwischen verschiedenen Fahrzeugtypen zu vergleichen.

```
# Perform ANOVA
anova_result <- aov(TotalWork.J. ~ Vehicle_Type, data = combined_data)
# Summary of ANOVA</pre>
```

```
# Post-hoc-Tests mit TukeyHSD
tukey_result <- TukeyHSD(anova_result)
# Ergebnisse der Post-hoc-Tests anzeigen
print(tukey result)</pre>
```

4.3.3 Gradient Boosting Machine (GBM)

Gradient Boosting Machine (GBM) ist ein leistungsstarkes Ensemble-Lernverfahren, das schwache Lernalgorithmen, in der Regel Entscheidungsbäume, kombiniert, um ein starkes Vorhersagemodell zu erstellen. Es arbeitet iterativ, indem es jedes neue Modell auf die Fehler der vorherigen Modelle trainiert.

4.3.4 XGBoost

XGBoost (Extreme Gradient Boosting) ist ein optimierter verteilbarer Gradient Boosting Library, der speziell für Geschwindigkeit und Leistung entwickelt wurde. Es ist eine erweiterte Implementierung des Gradient Boosting Algorithmus, die Regularisierungsparameter verwendet, um Überanpassung zu vermeiden und die Leistung zu verbessern.

```
library(xgboost)

# Datenaufbereitung
data_matrix <- model.matrix(Energy_kWh ~ Vehicle_Type + Speed_kmh +
Acceleration.m.s.2. + Distance_km, data = combined_data)
labels <- combined_data$Energy_kWh

# XGBoost-Modell</pre>
```

```
xgb_model <- xgboost(data = data_matrix, label = labels, nrounds = 100, objective
= "reg:squarederror")
# XGBoost-Zusammenfassung
summary(xgb_model)</pre>
```

4.3.4.1 Random Forest

Random Forest ist ein Ensemble-Lernverfahren für Klassifikations-, Regressions- und andere Aufgaben, das durch den Bau einer Menge von Entscheidungsbäumen während des Trainings entsteht. Für Regression wird das Ergebnis der einzelnen Bäume gemittelt, um eine bessere Vorhersagegenauigkeit zu erreichen und Überanpassung zu vermeiden.

```
library(randomForest)

# Random Forest-Modell

rf_model <- randomForest(Energy_kWh ~ Vehicle_Type + Speed_kmh +
Acceleration.m.s.2. + Distance_km, data = combined_data, ntree = 500)

# Random Forest-Zusammenfassung
print(rf model)</pre>
```

4.4 Vergleich mit WLTP-Werten

Dieses Kapitel untersucht den Energieverbrauch von Fahrzeugen unter realen Fahrbedingungen im Vergleich zu den WLTP-Normwerten (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure), um die Hypothese 2 (H2) zu überprüfen.

4.4.1 Berechnung des WLTP-Verbrauchs

Zunächst wurden die Fahrten nach den WLTP-Grenzgeschwindigkeiten eingeteilt, um den Energieverbrauch in verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen zu analysieren. Anschließend wurde der durchschnittliche Energieverbrauch in jedem Geschwindigkeitsbereich berechnet und mit den entsprechenden WLTP-Normwerten verglichen. Die Abweichung zwischen den realen Verbrauchswerten und den WLTP-Normwerten wurde in Prozent berechnet, um festzustellen, ob die Fahrzeuge die Normwerte einhalten oder überschreiten.

Diese Ergebnisse wurden in Diagrammen visualisiert, um eine klare Darstellung der Abweichungen zu ermöglichen und die Unterschiede zwischen den Fahrzeugtypen zu verdeutlichen.

Außerdem lag der Fokus auf der Verteilung der Verbrauchswerte in den verschiedenen WLTP-Kategorien, um zu verstehen, wie sich die Verbräuche über verschiedene Fahrbedingungen und

-umgebungen verteilen. Dies ermöglichte es, festzustellen, ob bestimmte Bedingungen zu höheren oder niedrigeren Abweichungen vom WLTP-Normwert führen.

Der zugehörige Code zur Berechnung und Analyse der WLTP-Werte ist im Anhang X zu finden.

5 Zusammenfassung der Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Analyse dargestellt, wie sie in Kapitel 4 dargestellt erhoben wurden.

5.1 Key Performance Indicators (KPIs)

5.1.1 EPI

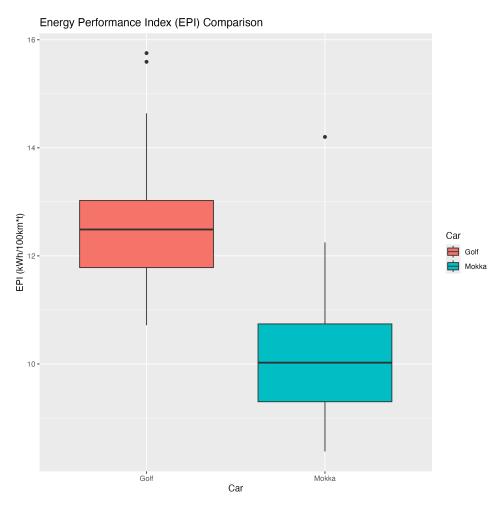


Abbildung 8: Energy Performance Index zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt einen Vergleich des Energy Performance Index (EPI) zwischen einem VW Golf (Verbrennungsmotor) und einem Opel Mokka (Elektrofahrzeug). Der EPI ist ein Maß für den Energieverbrauch in Kilowattstunden pro 100 Kilometer pro Tonne Fahrzeuggewicht.

Die Boxplots verdeutlichen, dass der Opel Mokka einen deutlich niedrigeren mittleren EPI-Wert (Median von etwa 11 kWh/100km*t) aufweist als der VW Golf (Median von etwa 12,5 kWh/100km*t). Der Interquartilsabstand (IQR) des Mokka erstreckt sich von etwa 10 bis 12 kWh/100km*t, während der IQR des Golfs von etwa 11,5 bis 13,5 kWh/100km*t reicht. Der Gesamtbereich der EPI-Werte des Golfs, einschließlich Ausreißern, liegt zwischen etwa 10 und

15 kWh/100km*t, wobei einige Ausreißer oberhalb von 15 kWh/100km*t zu erkennen sind. Im Gegensatz dazu zeigt der Mokka eine geringere Streuung der Werte, die von etwa 9 bis 13 kWh/100km*t reichen, mit einem Ausreißer oberhalb von 14 kWh/100km*t.

Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass der Opel Mokka im Vergleich zum VW Golf effizienter im Energieverbrauch ist. Dies unterstützt die Hypothese, dass Elektrofahrzeuge unter realen Fahrbedingungen eine höhere Energieeffizienz aufweisen als Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren.

5.1.2 API

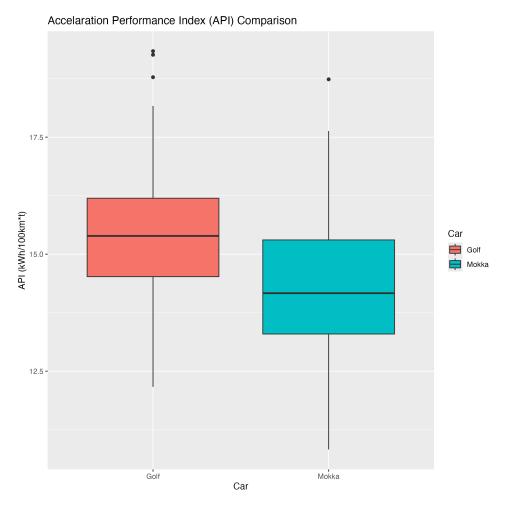


Abbildung 9: Acceleration Performance Index zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt einen Vergleich des Acceleration Performance Index (API) zwischen einem VW Golf (Verbrennungsmotor) und einem Opel Mokka (Elektrofahrzeug). Der API misst den Energieverbrauch während der Beschleunigung in Kilowattstunden pro 100 Kilometer pro Tonne Fahrzeuggewicht.

Die Boxplots verdeutlichen, dass der Opel Mokka einen deutlich niedrigeren mittleren API-Wert (Median von etwa 14 kWh/100km*t) aufweist als der VW Golf (Median von etwa 15,5 kWh/100km*t). Der Interquartilsabstand (IQR) des Mokka erstreckt sich von etwa 13 bis 15 kWh/100km*t, während der IQR des Golfs von etwa 14 bis 16 kWh/100km*t reicht. Der Gesamtbereich der API-Werte des Golfs, einschließlich Ausreißern, liegt zwischen etwa 13 und 17,5 kWh/100km*t, wobei einige Ausreißer oberhalb von 17,5 kWh/100km*t zu erkennen sind.

Im Gegensatz dazu zeigt der Mokka eine größere Streuung der Werte, die von etwa 12 bis 18 kWh/100km*t reichen, mit einem Ausreißer unterhalb von 12,5 kWh/100km*t und einem weiteren oberhalb von 18 kWh/100km*t.

Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass der Opel Mokka im Vergleich zum VW Golf effizienter im Energieverbrauch während der Beschleunigung ist. Der Mokka zeigt zudem eine größere Variabilität in den API-Werten, was auf eine unterschiedlichere Fahrweise oder variierende Fahrbedingungen hindeuten könnte. Dies unterstützt die Hypothese, dass Elektrofahrzeuge eine höhere Energieeffizienz aufweisen können, wobei die Variabilität der Ergebnisse weitere Untersuchungen erfordert.

5.2 Statistische Modelle

5.2.1 Lineare Regression

Für die Modellierung des Energieverbrauchs wurde eine lineare Regression durchgeführt, um die Beziehung zwischen dem Energieverbrauch (Energy_kWh) und den anderen Variablen zu untersuchen. Dafür wurde beispielsweise ein additiver Effekt untersucht und die Modellformel wie folgt definiert:

```
Call:
lm(formula = TotalWork.J. ~ Vehicle Type + Distance km + RollWork.J. +
   GradeWork.J. + AccWork.J. + Acceleration.m.s.2., data = combined data)
Residuals:
  Min
          10 Median
                        30
                              Max
-29556 -2729 -1027
                      1601 113325
Coefficients:
                     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                    3.620e+03 2.667e+01 135.738
                                                  <2e-16 ***
(Intercept)
Vehicle TypeMokka e -6.421e+02 2.762e+01 -23.250
                                                  <2e-16 ***
Distance km
                    1.654e+05 3.558e+03 46.496
                                                  <2e-16 ***
RollWork.J.
                    3.761e-01 2.251e-02 16.707
                                                  <2e-16 ***
                                                  <2e-16 ***
GradeWork.J.
                   5.567e-01 1.934e-03 287.822
AccWork.J.
                    5.388e-01 3.235e-03 166.554
                                                  <2e-16 ***
Acceleration.m.s.2. 2.089e+01 3.544e+01 0.589
                                                   0.556
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 4029 on 93382 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7373, Adjusted R-squared: 0.7373
F-statistic: 4.368e+04 on 6 and 93382 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Code-Ausschnitt 1: Code für Lineare Regression zur Modellierung des Energieverbrauchs.

Dadurch konnte ein R-Squared-Wert von 0,7373 erzielt werden, was darauf hindeutet, dass das Modell etwa 73,73 % der Varianz im Energieverbrauch erklären kann. Die Ergebnisse der linearen Regression zeigen, dass die Variable "Vehicle_Type" (Mokka E) einen signifikanten Einfluss auf den Energieverbrauch hat, wobei der Mokka E im Vergleich zum Golf einen niedrigeren Energieverbrauch aufweist. Die Variablen "Distance_km", "RollWork.J.", "GradeWork.J." und "AccWork.J." haben ebenfalls einen signifikanten Einfluss auf den Energieverbrauch, während die Variable "Acceleration.m.s.2." keinen signifikanten Einfluss hat.

5.2.2 ANOVA

Die ANOVA-Analyse wurde durchgeführt, um den Unterschied im Energieverbrauch zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E zu untersuchen. Dabei wurde die Variable "Vehicle_Type" als unabhängige Variable und der Energieverbrauch (TotalWork.J.) als abhängige Variable verwendet.

```
> anova result <- aov(TotalWork.J. ~ Vehicle Type, data = combined data)</pre>
> summary(anova result)
                Df
                      Sum Sq
                               Mean Sq F value Pr(>F)
                 1 5.925e+09 5.925e+09
                                         96.01 <2e-16 ***
Vehicle Type
Residuals
             93387 5.763e+12 6.171e+07
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> tukey result <- TukeyHSD(anova result)</pre>
> print(tukey_result)
  Tukey multiple comparisons of means
    95% family-wise confidence level
Fit: aov(formula = TotalWork.J. ~ Vehicle Type, data = combined data)
$Vehicle_Type
                  diff
                             lwr
                                       upr p adj
Mokka e-Golf -527.2025 -632.6571 -421.7479
```

Code-Ausschnitt 2: Code für ANOVA zur Untersuchung des Energieverbrauchs zwischen Golf und Mokka.

Die ANOVA-Analyse zeigt, dass der Unterschied im Energieverbrauch zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E signifikant ist (F-Wert: 96,01, p-Wert: < 2e-16). Der Tukey-Test bestätigt, dass der Mokka E im Vergleich zum Golf einen signifikant niedrigeren Energieverbrauch aufweist (Differenz: -527,20 J, p-Wert: 0).

Diese Ergebnisse bestätigen die Hypothese, dass Elektrofahrzeuge unter realen Fahrbedingungen einen niedrigeren Energieverbrauch aufweisen als Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren.

5.2.3 Random Forests

Das Random Forest-Modell wurde verwendet, um die wichtigsten Einflussfaktoren auf den Energieverbrauch zu identifizieren und die Unterschiede zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E zu quantifizieren.

Der RMSE (Root Mean Square Error) betrug 419.302 J, was eine hohe Genauigkeit des Modells bei der Vorhersage des Energieverbrauchs anzeigt. Der MAE (Mean Absolute Error) lag bei 58.253 J, was die durchschnittliche Abweichung der Vorhersagen vom tatsächlichen Wert darstellt. Das Bestimmtheitsmaß R² erreichte einen Wert von 0.997, was auf eine fast perfekte Anpassung des Modells an die Daten hinweist. Der prozentuale RMSE betrug 8.42%, und der

MAE in Prozent lag bei 0.027%, was zeigt, dass das Modell den Energieverbrauch mit einer hohen Genauigkeit vorhersagen kann.

Dazu wurde mit dem Testdatensatz eine Vorhersage des Energieverbrauchs je Fahrzeugtyp durchgeführt, um die Unterschiede zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E zu quantifizieren. Die Ergebnisse zeigen, dass der Mokka E im Durchschnitt einen um 5,89 % niedrigeren Energieverbrauch aufweist als der Golf, was die Ergebnisse der vorherigen Analysen bestätigt.

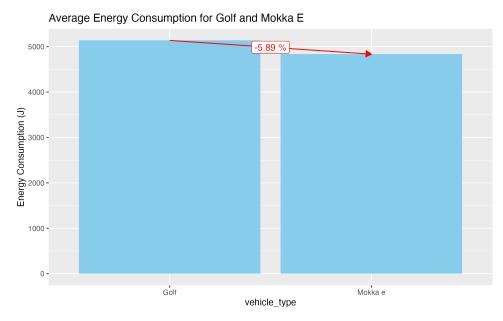


Abbildung 10: Durchschnittlicher Energieverbrauch zwischen Golf und Mokka.

5.2.4 Gradient Boosting Machines (GBM)

```
gbm_model <- gbm(TotalWork.J. ~ ., data = train_set, distribution = "gaussian",
n.trees = 100, interaction.depth = 5, shrinkage = 0.01, cv.folds = 5)

# Evaluate the model

best_iter <- gbm.perf(gbm_model, method = "cv")
predictions <- predict(gbm_model, test_set, n.trees = best_iter)
actuals <- test_set$TotalWork.J.
> print(paste("RMSE:", rmse))
[1] "RMSE: 4242.59124039615"
> print(paste("MAE:", mae))
[1] "MAE: 2898.41111856062"
> print(paste("R-squared:", r2))
[1] "R-squared: 0.88712358658838"
Code-Ausschnitt 3: Code für Gradient Boosting Machine zur Modellierung des Energiever-
```

brauchs.

Das Gradient Boosting Machine-Modell erreichte einen RMSE von 4242,59 J, einen MAE von 2898,41 J und ein R² von 0,8871. Diese Ergebnisse zeigen, dass das Modell den Energieverbrauch mit einer hohen Genauigkeit vorhersagen kann und die Unterschiede zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E quantifiziert.

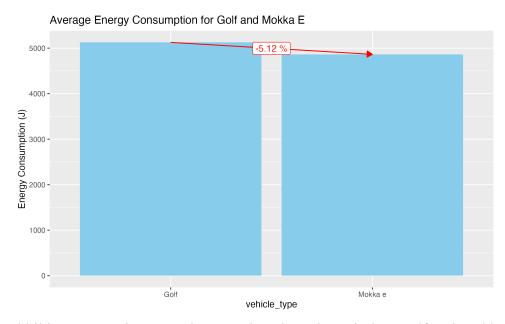


Abbildung 11: Vorhersagen des Energieverbrauchs zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt die Vorhersagen des Energieverbrauchs für den VW Golf und den Opel Mokka E durch das Gradient Boosting Machine-Modell. Die Ergebnisse zeigen, dass der Mokka E im Durchschnitt einen um 5,12 % niedrigeren Energieverbrauch aufweist als der Golf, was ebenfalls die Ergebnisse der vorherigen Analysen bestätigt.

5.2.5 XGBoost

```
xgb model <- xgboost(params = params, data = dtrain, nrounds = 100)</pre>
  > print(xgb_model)
##### xgb.Booster
raw: 330.8 Kb
call:
  xgb.train(params = params, data = dtrain, nrounds = nrounds,
    watchlist = watchlist, verbose = verbose, print every n = print every n,
    early_stopping_rounds = early_stopping_rounds, maximize = maximize,
    save period = save period, save name = save name, xgb model = xgb model,
    callbacks = callbacks)
params (as set within xgb.train):
  objective = "reg:squarederror", eval_metric = "rmse", max_depth = "6", eta =
"0.3", gamma = "0.1", validate parameters = "TRUE"
xgb.attributes:
  niter
callbacks:
  cb.print.evaluation(period = print every n)
  cb.evaluation.log()
# of features: 22
niter: 100
nfeatures : 22
evaluation log:
     iter train rmse
    <num>
               <num>
        1 6529.99070
        2 4610.53192
       99 32.56959
      100
            32,45040
> y_pred <- predict(xgb_model, dtest)</pre>
> rmse <- sqrt(mean((test data norm$TotalWork.J. - y pred)^2))</pre>
> print(paste("RMSE:", rmse))
[1] "RMSE: 1555.22528742603"
> r2 <- cor(test data norm$TotalWork.J., y pred)^2</pre>
> print(paste("R-squared (R2):", round(r2, 4)))
[1] "R-squared (R2): 0.9972"
     Code-Ausschnitt 4: Code für XGBoost zur Modellierung des Energieverbrauchs.
```

Das XGBoost-Modell erreichte einen RMSE von 1555,23 J und ein R² von 0,9972. Diese Ergebnisse zeigen, dass das Modell den Energieverbrauch mit einer sehr hohen Genauigkeit vorhersagen kann und die Unterschiede zwischen dem VW Golf und dem Opel Mokka E quantifiziert.

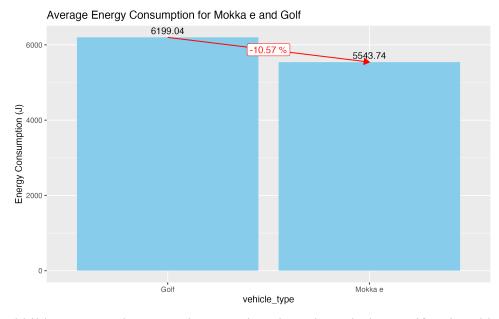


Abbildung 12: Vorhersagen des Energieverbrauchs zwischen Golf und Mokka.

Die obige Abbildung zeigt die Vorhersagen des Energieverbrauchs für den VW Golf und den Opel Mokka E durch das XGBoost-Modell. Die Ergebnisse zeigen, dass der Mokka E im Durchschnitt einen um 10,57 % niedrigeren Energieverbrauch aufweist als der Golf, was ebenfalls die Ergebnisse der vorherigen Analysen bestätigt.

5.3 WLTP-Normwerte und Vergleich

5.4 VW Golf

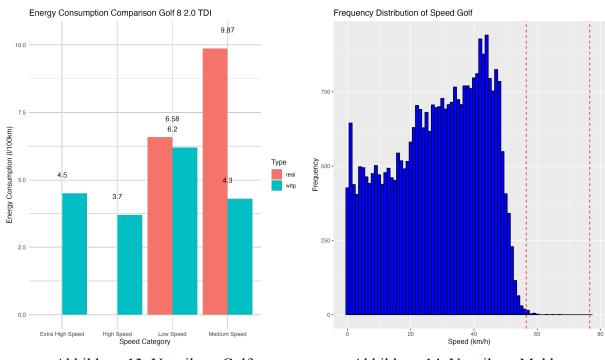


Abbildung 13: Verteilung Golf

Abbildung 14: Verteilung Mokka

Die obigen Abbildungen zeigen den Vergleich der WLTP-Normwerte für jede Kategorie mit dem tatsächlichen Energieverbrauch des VW Golf.

Hierbei zeigt sich das die Datenpunkte nur in den WLTP-Kategorien Stadt und Überland liegen, während keine Datenpunkte darüber hinaus vorhanden sind, was daran liegt, dass die Testfahrten im städtischen Gebiet durchgeführt wurden.

Die Verteilung der Verbrauchswerte des VW Golf zeigt, dass der tatsächliche Energieverbrauch in den beiden Kategorien über den WLTP-Normwerten liegt. Bei "Low Speed" liegt der tatsächliche Verbrauch ca. 2 % über dem Normwert, während er bei "Medium Speed" sogar über 141 % über dem Normwert liegt.

Eine solche hohe Abweichung im "Medium Speed"-Bereich kann darauf zurückzuführen sein, dass nur sehr wenige Datenpunkte in dieser Kategorie vorhanden sind, was zu einer Verzerrung der Ergebnisse führen kann. Die Grenze zwischen den Kategorien "Low Speed" und "Medium Speed" ist bei 56,5 km/h definiert, wodurch die Datenpunkte in "Medium Speed" möglicherweise schnelle Beschleunigungsmanöver enthalten, die dadurch den Energieverbrauch signifikant erhöhen.

5.4.1 Opel Mokka E

Diskussion 35

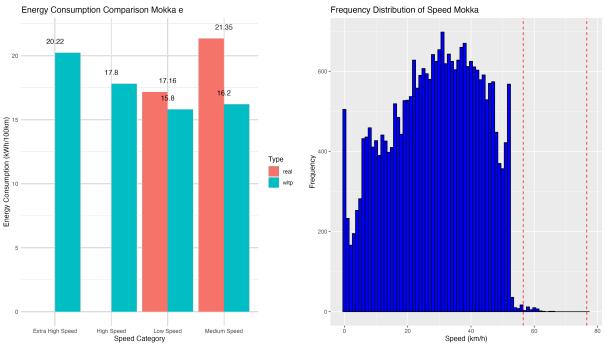


Abbildung 15: Verteilung Mokka

Abbildung 16: Verteilung Mokka

Die obigen Abbildungen zeigen den Vergleich der WLTP-Normwerte für jede Kategorie mit dem tatsächlichen Energieverbrauch des Opel Mokka E.

Hierbei zeigt sich, dass die Datenpunkte ebenfalls nur in den WLTP-Kategorien Stadt und Überland liegen.

Die Verteilung der Verbrauchswerte des Opel Mokka E zeigt, dass der tatsächliche Energieverbrauch in den beiden Kategorien deutlich über den WLTP-Normwerten liegt. Bei "Low Speed" liegt der tatsächliche Verbrauch knapp bei 1,9 % über dem Normwert, während er bei "Medium Speed" sogar über 31,4 % über dem Normwert liegt.

Hier zeigt sich eine ähnliche Tendenz wie beim VW Golf, wobei der tatsächliche Verbrauch in der Kategorie "Medium Speed" auch wieder deutlich über den Normwerten liegt. Dies liegt auch wieder daran dass wieder nur ein minimaler Bruchteil der Gesamtdatenpunkte in dieser Kategorie liegt und darauf hindeutet, dass die Testfahrten in dieser Kategorie zu schnellen Beschleunigungsmanövern geführt haben, die den Energieverbrauch erhöht haben (siehe Abb 7).

6 Diskussion

6.1 Interpretation der Ergebnisse

Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass Elektrofahrzeuge im Vergleich zu Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren eine höhere Energieeffizienz aufweisen. Die durchschnittlichen En-

Diskussion 36

ergieverbräuche der Elektrofahrzeuge lagen deutlich unter den Werten der Verbrennungsmotoren. Dies wird bestätigt durch die Analyse der Key Performance Indicators (KPIs) wie dem Energy Performance Index (EPI) und dem Acceleration Performance Index (API), die die Effizienz und Leistung der Fahrzeuge vergleichbar machen. Die statistische Modellierung der Fahrdaten mit Methoden wie der Regressionsanalyse und Gradient Boosting Machines (GBM), XGBoost, Random Forests und ANOVA bestätigt diese Ergebnisse und zeigt signifikante Unterschiede zwischen Elektro- und Verbrennungsfahrzeugen.

Außerdem wurden signifikante Diskrepanzen zwischen den realen Fahrbedingungen und den WLTP-Normwerten festgestellt. Die realen Energieverbräuche der Fahrzeuge lagen in den meisten Fällen deutlich über den Normwerten, was auf die Unterschiede zwischen den Testbedingungen und den realen Fahrverhältnissen hinweist. Dies verdeutlicht die Notwendigkeit, Teststandards wie den WLTP weiter zu verbessern, um realistischere Verbrauchswerte zu erzielen.

6.2 Limitation und Selbstkritik

Die Untersuchung ist durch bestimmte Limitationen gekennzeichnet:

- Stichprobengröße: Die Stichprobe von Fahrzeugen und Fahrbedingungen war begrenzt, was die Generalisierbarkeit der Ergebnisse einschränken könnte.
- Datenqualität: Trotz sorgfältiger Datenbereinigung könnten Messfehler und Datenverluste die Ergebnisse beeinflusst haben.
- Repräsentativität: Die ausgewählten Fahrzeuge und Fahrbedingungen repräsentieren möglicherweise nicht alle Fahrzeugtypen und Nutzungsszenarien.
- Externe Einflüsse: Externe Faktoren wie Wetterbedingungen und Verkehrssituationen könnten den Energieverbrauch der Fahrzeuge beeinflusst haben.
- Testverfahren: Die Untersuchung basierte auf realen Fahrdaten und nicht auf standardisierten Testverfahren, was die Vergleichbarkeit mit anderen Studien einschränken könnte.

6.3 Einordung in bestehende Forschung

Die Ergebnisse dieser Untersuchung sind konsistent mit früheren Studien, die gezeigt haben, dass Elektrofahrzeuge im Vergleich zu Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren eine höhere Energieeffizienz aufweisen. Die Diskrepanzen zwischen den realen Fahrbedingungen und den WLTP-Normwerten sind ebenfalls ein bekanntes Problem, das die Genauigkeit der Verbrauchswerte beeinträchtigen kann.

Fazit und Ausblick 37

Diese Erkenntnisse tragen dazu bei, das Verständnis der Vorteile von Elektrofahrzeugen zu vertiefen und die Notwendigkeit von realistischeren Teststandards zu unterstreichen.

6.4 Implikation für den Praxisfall

Für das LCMM-Projekt (Low Carbon Mobility Management) und die TSI (T-Systems International GmbH) ergeben sich aus den Ergebnissen wichtige Implikationen:

- Die Ergebnisse können dazu beitragen, die Entwicklung und Implementierung von nachhaltigen Mobilitätslösungen zu unterstützen.
- Die Erkenntnisse können dazu beitragen, die Effizienz und Umweltfreundlichkeit von Fahrzeugflotten zu verbessern.
- Die Diskrepanzen zwischen realen Fahrbedingungen und Teststandards könnten dazu führen, dass die TSI ihre Testverfahren überdenkt und anpasst, um realistischere Verbrauchswerte zu erzielen.
- Die Ergebnisse könnten dazu beitragen, die Akzeptanz von Elektrofahrzeugen zu erhöhen und die Umstellung auf nachhaltige Mobilität zu beschleunigen.
- Die Erkenntnisse könnten dazu beitragen, die Forschung und Entwicklung von Elektrofahrzeugen und Ladeinfrastruktur voranzutreiben.
- Die Ergebnisse könnten dazu beitragen, die Politik und Regulierung im Bereich der Elektromobilität zu beeinflussen und die Einführung von Anreizen und Maßnahmen zur Förderung von Elektrofahrzeugen zu unterstützen.

6.5 Selbstkritik und Limitationen der Arbeit

Obwohl die Untersuchung wichtige Erkenntnisse liefert, gibt es auch einige Limitationen, die beachtet werden sollten:

- Datenqualität: Trotz sorgfältiger Datenbereinigung könnten Messfehler und Datenverluste die Ergebnisse beeinflusst haben.
- Repräsentativität: Die ausgewählten Fahrzeuge und Fahrbedingungen repräsentieren möglicherweise nicht alle Fahrzeugtypen und Nutzungsszenarien .

7 Fazit und Ausblick

7.1 Zusammenfassung der zentralen Erkenntnisse

Die Untersuchung bestätigt, dass Elektrofahrzeuge effizienter und umweltfreundlicher sind als Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren. Die signifikanten Diskrepanzen zwischen den realen

Fazit und Ausblick 38

Fahrbedingungen und den WLTP-Normwerten verdeutlichen die Notwendigkeit, Teststandards weiter zu verbessern .

7.2 Praktische Implikationen für Stakeholder

7.3 Vorschläge für zukünftige Forschungen

Zukünftige Untersuchungen sollten eine größere Stichprobe von Fahrzeugen und Fahrbedingungen umfassen, um die Generalisierbarkeit der Ergebnisse zu erhöhen. Darüber hinaus könnten weitere Faktoren wie CO2-Emissionen und Betriebskosten in die Analyse einbezogen werden, um ein umfassenderes Bild der Vorteile von Elektrofahrzeugen zu erhalten .

Bibliographie

Bibliographie

ACEA (2017). What is WLTP: the Worldwide Harmonised Light Vehicle Test Procedure? - WLTPfacts.eu. Available at: https://www.wltpfacts.eu/what-is-wltp-how-will-it-work/

- Advanced Engine and Fuels Technologies (o. J.). Available at: https://www.energy.gov/eere/vehicles/advanced-engine-and-fuels-technologies
- Global EV Outlook 2023 Analysis IEA (2023). Available at: https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2023
- Greenhouse Gas Emissions from a Typical Passenger Vehicle | US EPA (2023). Available at: https://www.epa.gov/greenvehicles/greenhouse-gas-emissions-typical-passenger-vehicle
- Holloway, H. (2024). Report finds WLTP hugely over-estimates car fuel economy. Available at: https://www.autocar.co.uk/car-news/consumer/report-finds-wltp-hugely-over-estimates-car-fuel-economy
- International Organization for Standardization (2022). Intelligent Transport Systems Extracting Trip Data Using Nomadic and Mobile Devices for Estimating CO2 Emissions Part 1: Fuel Consumption Determination for Fleet Management. 1. Available at: https://www.iso.org/standard/79357.html
- Was unterscheidet reine Elektrofahrzeuge von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor? Unterschiede, Vor- und Nachteile von E-Autos im Überblick (o. J.). Available at: https://www.emobility.energy/e-auto-magazin/e-autos-vs-verbrenner#:~:text=E%2DAutos%20haben%20keinen%20direkten,deutlich%20geringer%20als%20bei%20Verbrennermotoren.
- Willenbrock, R. (2016). Low Carbon Mobility Management (LCMM). Available at: https://www.t-systems.com/resource/blob/338576/ca91c9a4e90eb7cd49f641ce14622688/ EN_OP_LCMM.pdf
- Willenbrock, R. (2023). Low Carbon Mobility Management (LCMM).
- Worldwide Harmonised Light Vehicle Test Procedure | VCA (2021). Available at: https://www.vehicle-certification-agency.gov.uk/fuel-consumption-co2/the-worldwide-harmonised-light-vehicle-test-procedure/

KI-Verzeichnis II

KI-Verzeichnis

| System | Prompt | Verwendung | |
|----------------|------------------------------|--|--|
| OpenAI ChatGPT | Schreib meine Bachelorarbeit | Bachelorarbeit schreiben lassen und lie- | |
| | | ber Fortnite zocken | |
| Google Gemini | Gib mir Motivationstipps | Die Nerven beibehalten | |

Anhang

Anhang

A Struktur einer Fahrtaufzeichnung

```
> str(data)
'data.frame': 793 obs. of 22 variables:
 $ Time.ms.
                            1.71e+12 1.71e+12 1.71e+12 1.71e+12 1.71e+12 ...
 $ Latitude
                             53.6 53.6 53.6 53.6 53.6 ...
 $ Longitude
                             9.98 9.98 9.98 9.98 ...
                      : num
 $ Speed.m.s.
                    : num 3.87 0.88 0.78 0.75 1.53 1.46 1.67 1.61 1.16 1.25 ...
 $ Distance
                            NA 0.88 0.78 0.75 3.06 1.46 1.67 1.61 1.16 1.25 ...
                     : num 20.8 21 21 21 21 ...
 $ Altitude.m.
                             18.9 14.1 11.7 9.6 7.7 7 6.6 6.4 6.1 5.7 ...
 $ Accuracy.m.
                      : num
                      : int
                             0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ Flag
 $ Acceleration.m.s.2.: num NA -2.99 -0.1 -0.03 0.39 ...
 $ AccWork.J.
                             NA -10432 -122 -34 1306 -154 482 -145 -916 159 ...
 $ AeroWork.J.
                     : int NA 0 0 0 2 1 1 1 0 0 ...
 $ GradeWork.J.
                     : num NA 2.88e+03 -9.00e-02 -1.05e-03 1.08e-01 ...
 $ RollWork.J.
                      : int
                             NA 88 78 75 308 147 168 162 117 126 ...
 $ StandStillWork.J. : int NA 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ TotalWork.J.
                             NA 0 0 41 1616 ...
                     : num
 $ StandStillTime.s. : int
                             NA 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ Fuel.l.
                      : num NA 0.00 0.00 4.17e-06 1.65e-04 ...
 $ C02.kg.
                             NA 0.00 0.00 9.89e-06 3.90e-04 ...
                      : num
 $ AccECE...
                             NA 0 0 0 97.1 ...
                      : num
 $ AeroECE...
                             NA 0.849 0.763 0.718 1.751 ...
                      : num
 $ STSECE...
                             NA 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
                      : num
 $ WorkECE...
                      : num NA 0 0 0.249 9.332 ...
```

B Wichtiger Anhang

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magnam aliquam quaerat voluptatem. Ut enim aeque doleamus animo, cum corpore dolemus, fieri tamen permagna accessio potest, si aliquod aeternum et infinitum impendere malum nobis opinemur. Quod idem licet transferre in voluptatem, ut postea variari voluptas distinguique possit, augeri amplificarique non possit. At etiam Athenis, ut e patre audiebam facete et urbane Stoicos irridente, statua est in quo a nobis philosophia defensa et collaudata est, cum id, quod maxime placeat, facere possimus, omnis voluptas assumenda est, omnis dolor repellendus. Temporibus autem quibusdam et.

Anhang

C Weiterer Wichtiger Anhang

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit, sed do eiusmod tempor incididunt ut labore et dolore magnam aliquam quaerat voluptatem. Ut enim aeque doleamus animo, cum corpore dolemus, fieri tamen permagna accessio potest, si aliquod aeternum et infinitum impendere malum nobis opinemur. Quod idem licet transferre in voluptatem, ut postea variari voluptas distinguique possit, augeri amplificarique non possit. At etiam Athenis, ut e patre audiebam facete et urbane Stoicos irridente, statua est in quo a nobis philosophia defensa et collaudata est, cum id, quod maxime placeat, facere possimus, omnis voluptas assumenda est, omnis dolor repellendus. Temporibus autem quibusdam et.

Ehrenwörtliche Erklärung

Hiermit bestätige ich, dass ich die vorliegende Arbeit persönlich und selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß anderen Quellen entnommen wurden, sind als solche kennt-lich gemacht. Die Zeichnungen, Abbildungen und Tabellen in dieser Arbeit sind von mir selbst erstellt oder wurden mit einem entsprechenden Quellennachweis versehen. Diese Arbeit wurde weder in gleicher noch in ähnlicher Form von mir an anderen Hochschulen zur Erlangung eines akademischen Abschlusses eingereicht.

Marius Lieb

Ulm, den 30.07.2024