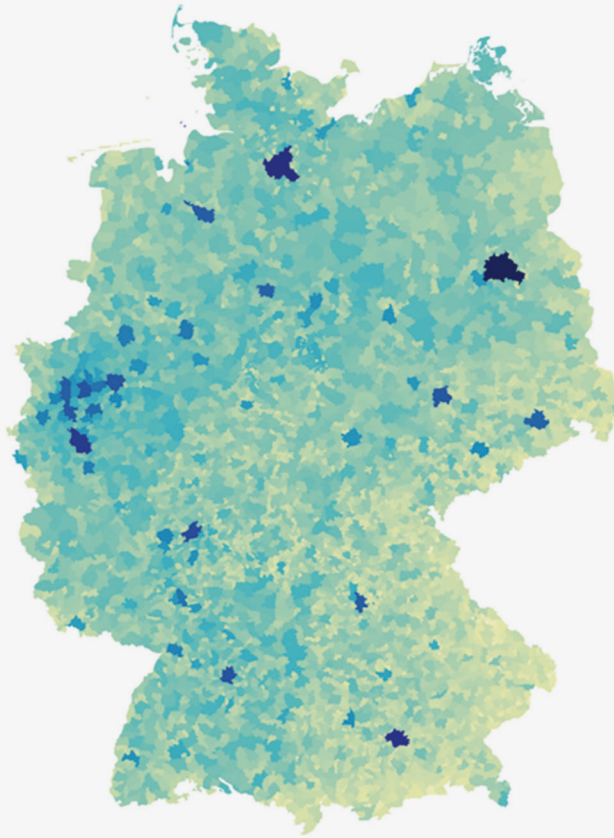




Modellgestützte Analyse zukünftigen Mobilitätsverhaltens

Julian Paul Reul

Energie & Umwelt / Energy & Environment

Band / Volume 638

ISBN 978-3-95806-771-4

Forschungszentrum Jülich GmbH
Institut für Energie- und Klimaforschung (IEK)
Jülicher Systemanalyse (IEK-3)

Modellgestützte Analyse zukünftigen Mobilitätsverhaltens

Julian Paul Reul

Schriften des Forschungszentrums Jülich
Reihe Energie & Umwelt / Energy & Environment

Band / Volume 638

ISSN 1866-1793

ISBN 978-3-95806-771-4

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek.
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der
Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte Bibliografische Daten
sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

Herausgeber
und Vertrieb: Forschungszentrum Jülich GmbH
 Zentralbibliothek, Verlag
 52425 Jülich
 Tel.: +49 2461 61-5368
 Fax: +49 2461 61-6103
 zb-publikation@fz-juelich.de
 www.fz-juelich.de/zb

Umschlaggestaltung: Grafische Medien, Forschungszentrum Jülich GmbH

Druck: Grafische Medien, Forschungszentrum Jülich GmbH

Copyright: Forschungszentrum Jülich 2024

Schriften des Forschungszentrums Jülich
Reihe Energie & Umwelt / Energy & Environment, Band / Volume 638

D 82 (Diss. RWTH Aachen University, 2024)

ISSN 1866-1793
ISBN 978-3-95806-771-4

Vollständig frei verfügbar über das Publikationsportal des Forschungszentrums Jülich (JuSER)
unter www.fz-juelich.de/zb/openaccess.



This is an Open Access publication distributed under the terms of the [Creative Commons Attribution License 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/),
which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Danksagung

Mein besonderer Dank gilt Prof. Dr.-Ing. Detlef Stolten, Direktor des Instituts für Energie- und Klimaforschung – Techno-ökonomische Systemanalyse (IEK-3) am Forschungszentrum Jülich, sowie Dr.-Ing. Thomas Grube, dem Leiter meiner Forschungsgruppe, für ihre fortwährende Unterstützung während meiner Promotionszeit.

Den Kolleginnen und Kollegen am Institut danke ich für ihre Diskussionsbereitschaft, konstruktive Kritik und Unterstützung, auch über den wissenschaftlichen Alltag hinaus und in den Feierabend hinein.

Insbesondere danke ich meiner Mutter, meiner Freundin sowie meinen Freunden und Freundinnen, die mich während der letzten Jahre begleitet haben und von denen ich immer Unterstützung, Verständnis und Zuspruch erhalten habe.

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit versichere ich, die vorliegende Arbeit selbständig und ohne Hilfe Dritter angefertigt zu haben. Gedanken und Zitate, die ich aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommen habe, sind als solche unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht. Dasselbe gilt sinngemäß für Tabellen, Karten und Abbildungen. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen und wurde bisher nicht veröffentlicht.

_____, den _____
(Ort, Datum)

(Julian Paul Reul)

Kurzfassung

Der Personenverkehr in Deutschland steht unter dem Einfluss technologischer und gesellschaftlicher Einflussfaktoren vor einer umfassenden Transformation hin zu einem verstärkt multimodalen und treibhausgasneutralen System. Es ist das Ziel dieser Arbeit, die langfristigen Veränderungen individuellen Mobilitätsverhaltens im Kontext dieser Wandlungsprozesse und im Zeithorizont bis zum Jahr 2050 in Deutschland zu beschreiben.

Dazu wird zunächst das Konzept der Mobilitätskultur nach Stephenson et al. [1] eingeführt, um die Einflussfaktoren auf individuelles Mobilitätsverhalten in den drei Dimensionen der *materiellen Kultur*, der *kognitiven Normen* und der *habitualisierten Praktiken* zu erfassen. Als zentrales Werkzeug wird ein agenten- und aktivitätsbasiertes Verkehrsnachfragemodell unter der Bezeichnung MO|DE entwickelt, um das kurz- und langfristige Mobilitätsverhalten von Personen zu simulieren. MO|DE wird schließlich genutzt, um zukünftiges Mobilitätsverhalten in drei verschiedenen Betrachtungsräumen im Jahr 2050 in Deutschland zu analysieren.

Zunächst wird der Markthochlauf der Elektromobilität im Bereich privater Pkw in Deutschland betrachtet. Unter Annahme eines Marktaustritts von Pkw mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035, infolge der aktuellen politischen Maßgabe auf europäischer [2], [3] und nationaler Ebene [4], wird für das Jahr 2050 ein Flottenanteil von 86 % bis 88 % vollständig elektrifizierter Pkw simuliert. Dabei liegt das Verhältnis von batterieelektrischen zu Brennstoffzellenfahrzeugen bei 3:1 im Szenario mit geringer Verfügbarkeit von Brennstoffzellenfahrzeugen beziehungsweise bei 1:1 unter Annahme einer breiten Technologieverfügbarkeit in allen Pkw-Segmenten.

Anschließend wird das zukünftige Mobilitätsverhalten von Personen im urbanen Raum mit einem besonderen Fokus auf autonome und geteilte Mobilität analysiert. In den Szenarien ohne private Pkw verteilt sich die Verkehrsnachfrage zu 59 % bis 64 % auf den öffentlichen Verkehr, zu 27 % auf den Fuß- und Fahrradverkehr sowie zu 9 % bis 14 % auf autonome Car- und Ridesharing-Dienstleistungen. Durch den Einsatz von autonomen und geteilten Fahrzeugflotten lässt sich die benötigte Anzahl an Pkw zur Bedienung der Verkehrsnachfrage zudem um bis zu 98 % gegenüber dem Status Quo des Jahres 2019 reduzieren.

Abschließend wird das Mobilitätsverhalten von Personen auf nationaler Ebene simuliert, um eine aggregierte Verkehrs- und Endenergienachfrage für Deutschland abzuleiten. In den Szenarien des Jahres 2050 sinkt die nationale Verkehrsnachfrage in Personenkilometern, i.e. die Verkehrsleistung, maßgeblich aufgrund demografischer Einflussfaktoren um 12 % bis 24 % gegenüber dem Status Quo des Jahres 2019. Die Verteilung der Verkehrsmittelwahl erweist sich gleichzeitig als stabil. Die Endenergienachfrage im Personenverkehr sinkt in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 um 73 % bis 78 %, zum einen aufgrund einer geringeren Verkehrsnachfrage und zum anderen aufgrund der höheren Effizienz elektrifizierter Antriebe. Der gemeinsame Anteil von Strom und Wasserstoff an der Endenergienachfrage beträgt im Jahr 2050 79 % bis 82 % bei Gesamtendenergienachfragen zwischen 110 TWh bis 135 TWh.

Schlagwörter: Mobilitätsverhalten, Verkehrsnachfrage, Elektromobilität

Abstract

Under the influence of technological and societal factors, passenger transport in Germany is facing a comprehensive transformation towards an increasingly multimodal and greenhouse gas neutral system. The aim of this work is to describe the long-term changes in individual mobility behavior in the context of these transformation processes and in the time horizon up to the year 2050 in Germany.

For this purpose, the concept of mobility culture according to Stephenson et al. [1] is introduced to capture the factors influencing individual mobility behavior in the three dimensions of the *material culture*, *cognitive norms* and *habitualized practices*. As a central tool, an agent- and activity-based transport demand model called MO|DE is developed to simulate the short- and long-term mobility behavior of individuals. Finally, MO|DE is used to analyze future mobility behavior in three different areas of observation in the year 2050 in Germany.

First, the market ramp-up of electric mobility in the private passenger car sector in Germany is considered. Assuming a market exit of vehicles with combustion engines from 2035 onwards, as a result of the anticipated political regulations at European [2], [3] and national level [4], a fleet share of 86% to 88% of fully electrified passenger cars is simulated for the year 2050. The ratio of battery electric to fuel cell electric vehicles is 3:1 in the scenario with low availability of fuel cell vehicles, or 1:1 assuming broad technology availability in all passenger car segments.

Subsequently, the future mobility behavior of people in urban areas is analyzed with a special focus on autonomous and shared mobility. In the scenarios without private cars, transport demand is met 59% to 64% by public transport, 27% by walking and cycling, and 9% to 14% by *autonomous car- and ridesharing* services. The use of autonomous and shared vehicle fleets can also reduce the number of cars needed to serve transport demand by up to 98% compared to the 2019 status quo.

Finally, the mobility behavior of persons is simulated on a national level in order to derive an aggregated transport and end energy demand for Germany. In the scenarios of the year 2050, the national transport demand in passenger kilometers decreases by 12% to 24% compared to the status quo of the year 2019, mainly due to demographic factors. At the same time, the modal split proves to be stable. The end energy demand in passenger transport decreases by 73% to 78% in the future scenarios of the year 2050, on the one hand due to a lower transport demand and on the other hand due to the higher efficiency of electrified powertrains. The combined share of electricity and hydrogen in end energy demand in 2050 is 79% to 82% with total end energy demand between 110 TWh to 135 TWh.

Key words: Mobility behavior, transport demand, electric mobility

Vorbemerkungen zum Sprachgebrauch

In dieser Arbeit werden zur Beschreibung realer Personen geschlechtersensible Formulierungen genutzt. Bei Erläuterungen, welche die Realität abstrahieren wird auf die grammatikalische Form des generischen Maskulinums zurückgegriffen. Letzteres betrifft insbesondere die beiden Begriffe des *Agenten* und des *Akteurs*.

Zitate in englischer Sprache werden nicht übersetzt.

Englische Begriffe werden kursiv geschrieben.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	III
Eidesstattliche Erklärung	IV
Kurzfassung.....	V
Abstract	VI
Vorbemerkungen zum Sprachgebrauch.....	VII
Inhaltsverzeichnis	VIII
Symbolverzeichnis.....	XI
Abkürzungsverzeichnis	XII
Glossar	XIV
1 Einleitung	1
1.1 Motivation.....	3
1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise.....	4
2 Literatur.....	7
2.1 Mobilitätsperspektiven.....	7
2.1.1 Begriffsdefinitionen.....	7
2.1.2 Daten zu Verkehr und Mobilität in Deutschland	8
2.1.3 Ontologische Ausgangspunkte von Sozial- und Verkehrswissenschaften ...	10
2.1.4 Wendepunkte in der Verkehrsnachfragemodellierung	11
2.1.5 Historische Parallelität von Verkehrs- und Sozialwissenschaften	14
2.1.6 Ein theoretisches Rahmenwerk: Das Konzept der Mobilitätskultur	18
2.2 Ökonometrische Grundlagen.....	20
2.2.1 Begriffsdefinitionen innerhalb der Entscheidungslehre	21
2.2.2 <i>Discrete Choice: Random Utility Theory</i>	21
2.2.3 <i>Discrete Choice</i> : Modellierungsansätze	23
2.2.4 <i>Discrete Choice</i> : Schätzverfahren	30
2.2.5 Gravitationsmodelle	33
2.3 Wissenschaftlicher Stand der Verkehrsnachfragemodellierung	33
2.3.1 Theoretische Entwicklungen der Verkehrsnachfragemodellierung	33
2.3.2 Integrierte Verkehrsmodelle	41
2.3.3 Modellierung von Mobilitätstrends	50
2.3.4 Modellierung des Verkehrssektors in nationalen Energiesystemstudien.....	54
2.3.5 Ableitung eines geeigneten Modellansatzes.....	56

2.4 Zusammenfassung.....	59
3 Mobilitätsdaten	62
3.1 Mobilität in Deutschland 2017	62
3.2 Deutsches Mobilitätspanel 2019.....	67
3.3 Erhebung: Kaufverhalten Elektromobilität.....	68
4 Modell	74
4.1 Charakteristika des integrierten Verkehrsmodells MO DE	74
4.2 Überblick über die Modellstruktur	75
4.3 Langfristige Entscheidungen: MO DE.demog und MO DE.behave	76
4.3.1 MO DE.demog	77
4.3.2 MO DE.behave.....	78
4.3.3 Exkurs: Modellierung des Pkw-Bestands und der Antriebswahl	84
4.3.4 Exkurs: Fernfahrten.....	88
4.4 Kurzfristige Entscheidungen: MO DE	89
4.4.1 <i>Three-Level General Nested Logit</i> für Aktivitäts-, Modi- und Zielortwahl	89
4.4.2 Zielortwahl.....	94
4.4.3 Kalibrierung des Entscheidungsmodells mit MiD17 und MOP	95
4.5 Validierung.....	96
4.5.1 Statistische Auswertung der <i>Discrete Choice</i> Parameter.....	96
4.5.2 Anpassung der Alternativen-spezifischen Konstanten.....	97
4.6 Post-Processing	109
4.6.1 Ableitung der Energienachfrage	109
4.6.2 Shared Mobility im urbanen Raum	111
5 Szenarioanalyse.....	115
5.1 Szenarioentwicklung	115
5.1.1 Narrative für Szenarien zukünftiger Mobilität in Deutschland.....	115
5.1.2 Zentrale Szenarioparameter.....	118
5.2 Simulation: Markthochlauf Elektromobilität	123
5.2.1 Simulationsstruktur.....	123
5.2.2 Simulationsergebnisse Markthochlauf Elektromobilität	125
5.2.3 Sensitivitätsanalyse.....	132
5.3 Simulation: Urbane Mobilität der Zukunft.....	134
5.3.1 Simulationsstruktur.....	135
5.3.2 Simulationsergebnisse Status Quo 2019.....	136
5.3.3 Simulationsergebnisse 2050	140
5.4 Simulation: Personenmobilität in Deutschland im Jahr 2050	149

5.4.1 Simulationsstruktur.....	149
5.4.2 Simulationsergebnisse Status Quo 2019.....	151
5.4.3 Simulationsergebnisse 2050	164
6 Diskussion.....	172
6.1 Zentrale Modellergebnisse	172
6.1.1 Markthochlauf Elektromobilität	173
6.1.2 Urbane Mobilität	174
6.1.3 Nationale Mobilität in Deutschland	175
6.2 Einordnung in die Literatur	176
6.2.1 Markthochlauf Elektromobilität	176
6.2.2 Urbane Mobilität	181
6.2.3 Nationale Mobilität in Deutschland	185
7 Zusammenfassung und Ausblick.....	192
7.1 Ausgangslage und Ziel der Arbeit.....	192
7.2 Methodische Innovationen	192
7.3 Ergebnisse und Schlussfolgerungen	194
7.4 Zukünftige Forschungsrichtungen	197
Anhang	198
A Historische Entwicklung der Verkehrsnachfragemodellierung	199
B Programmablaufplan MO DE.....	203
C Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität	213
C.1 Beschreibung der Modellparameter	213
C.2 <i>Discrete Choice</i> Parameter.....	214
C.3 Szenarioannahmen	218
D Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage	236
D.1 <i>Discrete Choice</i> Parameter.....	236
D.2 Verfügbarkeiten von Aktivitäten und Verkehrsmodi.....	252
D.3 Techno-ökonomische Szenarioparameter	256
D.4 Verhaltensannahmen.....	260
Abbildungsverzeichnis	261
Tabellenverzeichnis	266
Literaturverzeichnis.....	269

Symbolverzeichnis

Symbol	Einheit	Bedeutung
ASK	-	Alternativen-spezifische Konstante in der Nutzenfunktion von <i>Discrete Choice</i> Modellen.
φ	-	Normalverteilung.
β	-	Parameter der Nutzenfunktion in <i>Discrete Choice</i> Modellen.
C	-	Das <i>Choice Set</i> in <i>Discrete Choice</i> Modellen, welches die Menge aller zur Verfügung stehenden Wahlalternativen enthält.
E	-	Erwartungswert der <i>Log-Likelihood</i> innerhalb des <i>Expectation Maximization</i> Algorithmus zur Schätzung von <i>Discrete Choice</i> Modellen.
ε	-	Nicht zu erfassender Teil der Nutzenfunktion in <i>Discrete Choice</i> Modellen.
i, j	-	Suffixe der Wahlalternativen im <i>Choice Set</i> C , innerhalb von <i>Discrete Choice</i> Modellen.
k, l	-	Suffixe der Nester innerhalb der <i>General Extreme Value</i> (GEV-)Modellgruppe.
LL	-	<i>Log-Likelihood</i> eines <i>Discrete Choice</i> Modells. – Wert zur statistischen Auswertung der Modellgenauigkeit.
n	-	Akteur oder beobachteter Datenpunkt.
P	-	Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Wahlalternative von einem Akteur gewählt wird.
s	-	Gewichtungsfaktor einer Präferenzklasse innerhalb von <i>Mixed Logit</i> Modellen.
U	-	Gesamtnutzen einer Wahlalternative in <i>Discrete Choice</i> Modellen.
V	-	Zu erfassender Teil der Nutzenfunktion in <i>Discrete Choice</i> Modellen: Besteht aus V' und $\tilde{V}$.
V'	-	<i>Accessibility</i> -Faktor in der Nutzenfunktion von <i>General Nested Logit</i> Modellen.
$\tilde{V}$	-	Zu erfassender Teil der Nutzenfunktion in <i>Discrete Choice</i> Modellen, welcher durch die Attribute x einer Wahlalternative und die geschätzten Modellparameter β beschrieben wird.
x	-	Modellattribute, welche eine Wahlalternative in <i>Discrete Choice</i> Modellen beschreiben.

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
ASK	Alternativen-spezifische Konstante
BEV	<i>Battery Electric Vehicle</i>
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
BMDV	Bundesministerium für Digitales und Verkehr
BMUV	Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz
BMWK	Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz
COVID-19	Corona Virus Disease 19
CPM	<i>Computational Process Models</i>
EM	<i>Expectation Maximization</i>
FCEV	<i>Fuel Cell Electric Vehicle</i>
GEV	<i>General Extreme Value</i> Modell
GNL	<i>General Nested Logit</i> Modell
ICEV	<i>Internal Combustion Engine Vehicle</i>
IIA	Annahme der <i>Discrete Choice</i> Theorie: <i>Irrelevance of independent alternatives</i> .
IPCC	<i>International Panel on Climate Change</i>
KBA	Kraftfahrtbundesamt
Mid17	Umfrage zum Mobilitätsverhalten: „Mobilität in Deutschland 2017“
MIV	Motorisierter Individualverkehr
MNL	<i>Multinomial Logit</i> Modell
MOP	Longitudinalstudie zum Mobilitätsverhalten: „Deutsches Mobilitätspanel“
NL	<i>Nested Logit</i> Modell
ÖPFV	Öffentlicher Personenfernverkehr
ÖPNV	Öffentlicher Personennahverkehr
ÖV	Öffentlicher Verkehr
PHEV	<i>Plug-In Hybrid Electric Vehicle</i>
Pkw	<i>Personenkraftwagen</i>
RT	RegioStaR7-Regionstyp
RUM	<i>Random Utility Maximization</i>

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
RRM	<i>Random Regret Minimization</i>
SAV	<i>Shared Autonomous Vehicle</i>
SP	<i>Stated-Preference</i>
TCO	<i>Total Cost of Ownership</i>
ViZ	Jährliche Verkehrsstatistik für Deutschland - „Verkehr in Zahlen“

Glossar

Begriff	Bedeutung
Agent	Spezifikum des Akteur-Begriffs. Bezeichnet einen Akteur in einem ComputermodeLL.
Akteur	Handelndes Subjekt oder Gruppe von Subjekten in einer bestimmten Entscheidungssituation.
Alternativen-spezifische Konstante	Konstanter Anteil der Nutzenfunktion in <i>Discrete Choice</i> Modellen, welcher für jede Wahlalternative bestimmt wird.
Brennstoffzellenfahrzeug	Ein Fahrzeug, dass seine Antriebsenergie aus der elektrochemischen Umwandlung eines kontinuierlich zugeführten Brennstoffes in elektrische Energie gewinnt. In derzeit verfügbaren Personenkraftwagen ist dieser Brennstoff Wasserstoff. Somit inkludiert der Begriff <i>Brennstoffzellenfahrzeug</i> in dieser Arbeit ausschließlich solche Fahrzeuge, die mit Wasserstoff betrieben werden.
<i>Carsharing</i>	Die geteilte Nutzung von Fahrzeugen durch mehrere Personen. Aus der Perspektive der <i>Carsharing</i> -Nutzenden besteht die Dienstleistung in der temporären Nutzung eines Fahrzeugs.
<i>Discrete Choice</i> Theorie	Grundlegende Theorie zur Beschreibung diskreten Entscheidungsverhaltens von Individuen oder Bevölkerungsgruppen.
Elektrifizierung	Ein Mobilitätstrend und Bestandteil der <i>Verkehrswende</i> , welcher die teilweise oder vollständige Elektrifizierung des Antriebsstrangs von Fahrzeugen beschreibt. Der Trend der Elektrifizierung inkludiert somit nicht nur rein batterieelektrische Fahrzeuge, sondern ebenso hybride Antriebsformen und Brennstoffzellenfahrzeuge.
Fahrleistung	Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern.
Longitudinalstudie	Empirische Forschung zur Beschreibung von individuellen oder gesellschaftlichen Wandlungsprozessen. Im Gegensatz zur Querschnittsstudie wird die relevante empirische Beobachtung zu mehreren Zeitpunkten durchgeführt, beispielsweise durch Beobachtung über mehrere Tage oder Jahre hinweg.
Mobilität	Mobilität wird im Kontext dieser Arbeit als der <i>subjektiv-physische Möglichkeitsraum</i> einer Person verstanden (vgl. Sektion 2.1.1).
Mobilitätskultur	Ein theoretisches Konzept zur strukturierten Zustandsbeschreibung von Mobilität in Anlehnung an den Kulturbegriff (vgl. Sektion 2.1.6).

Begriff	Bedeutung
Modal Split	Die Aufteilung der Verkehrsnachfrage auf die betrachteten Verkehrsmodi. Der Modal Split kann zum einen in Bezug auf die Verkehrsleistung und zum anderen in Bezug auf das Verkehrsaufkommen ermittelt werden. Aus diesem Grund ist bei Angaben zum Modal Split eine gleichzeitige Nennung der Referenzgröße (Verkehrsleistung oder -aufkommen) wichtig. In dieser Arbeit wird, wenn nicht anders deklariert, zumeist der Modal Split in Bezug auf die Verkehrsleistung analysiert.
MO DE	In dieser Arbeit entwickeltes agenten- und aktivitätsbasiertes Verkehrsnachfragemodell für Deutschland.
MO DE.behave	Teilmodell von MO DE mit zwei Funktionen. 1. Framework zur Schätzung von <i>Multinomial Logit</i> und <i>Mixed Logit</i> Modellen. 2. Simulation von Autobesitzentscheidungen auf Haushaltsebene.
MO DE.demog	Teilmodell von MO DE, welches zur Abbildung der sozio-demografischen Struktur der simulierten Agenten in Deutschland bis zum Jahr 2060 dient.
<i>Observed-Preference</i>	Empirische Forschung, welche die Präferenzen von Personen in <i>realen</i> Entscheidungssituationen aus einem <i>beobachteten</i> Verhalten ableitet.
<i>Push-</i> und <i>Pull</i> -Faktoren	Differenzierung von Einflussfaktoren auf die Entstehung von systemischen Wandlungsprozessen. <i>Push</i> -Faktoren beschreiben dabei systeminterne Einflussfaktoren, wie beispielsweise technologische Innovationen innerhalb von Unternehmen. <i>Pull</i> -Faktoren hingegen bezeichnen externe Einflussfaktoren auf den Wandlungsprozess eines Systems, wie beispielsweise makroskopische Trends wie der globale Klimawandel.
Relokation	Im Kontext dieser Arbeit bezeichnet der Begriff der Relokation die Ortsveränderung von Fahrzeugen ohne tatsächlichen Beförderungszweck. Damit ist beispielsweise die Leerfahrt eines autonomen Fahrzeugs gemeint, um zum Abholungsort einer zu befördernden Person zu gelangen.
<i>Ridesharing</i>	Die geteilte Nutzung von Fahrzeugen zur Bildung einer temporären Fahrgemeinschaft. Im Unterschied zu <i>Carsharing</i> besteht die Dienstleistung in der Fahrt selbst und nicht in der temporären Nutzung eines Fahrzeugs. In dieser Arbeit wird <i>Ridesharing</i> mit autonomen Fahrzeugen, also ohne Fahrer*in betrachtet.
S-Kurve (Markthochlauf)	Ökonomisches Modell zur Lebenszyklusdarstellung einer Technologie.

Begriff	Bedeutung
<i>Shared Mobility</i>	Ein Mobilitätstrend und Bestandteil der <i>Verkehrswende</i> , welcher ein Dienstleistungsangebot zur geteilten und gemeinschaftlichen Nutzung von Fahrzeugen beschreibt. <i>Ridesharing</i> und <i>Carsharing</i> sind dabei spezifische Ausprägungen von <i>Shared Mobilty</i> .
<i>Stated-Preference</i>	Empirische Forschung, welche die Präferenzen von Personen in <i>hypothetischen</i> Entscheidungssituationen aus einem <i>abgefragten</i> Verhalten ableitet.
Umweltverbund	Dazugehörig sind alle Verkehrsmodi, welche gegenüber dem motorisierten Individualverkehr als <i>umweltfreundlicher</i> angesehen werden. Dazu gehören der Fuß- und Fahrradverkehr sowie alle öffentlichen und geteilten Verkehrsmodi.
VE Cost	IEK-3 internes Modell zur Modellierung zukünftiger Transportkosten.
VE Energy	IEK-3 internes Modell zur Modellierung der Energienachfrage verschiedener Verkehrsmittel.
Verkehr	Definiert nach Ammoser et al.: „Ortsveränderung von Objekten (...) in einem definierten System“ [5].
Verkehrsaufkommen	Verkehrsnachfrage nach Häufigkeit zurückgelegter Wege.
Verkehrsleistung	Verkehrsnachfrage in Personenkilometern.
Verkehrsnachfrage	Allgemeine Formulierung für verschiedene Parameter zur Beschreibung von Verkehr: Verkehrsaufkommen, Verkehrsleistung und Fahrleistung sind die Messgrößen der Verkehrsnachfrage und werden in der Regel pro Jahr angegeben.
Verkehrswende	Beschreibt die Transition von einem auf fossilen Kraftstoffen basierenden Verkehrssystem mit Fokus auf die motorisierte Individualmobilität hin zu einem treibhausgasneutralen und effizienten Verkehr (vgl. 2.1.1).

1 Einleitung

Der Personenverkehr in Deutschland befindet sich in einer Phase des Paradigmenwechsels, ausgehend von einem Auto-zentrierten, auf fossilen Kraftstoffen basierenden System, hin zu einer verstärkt multimodalen, effizienten und emissionsarmen Personenmobilität [6].

Diese Veränderung der Mobilität geschieht im Kontext gesellschaftlicher Ereignisse und Trends sowie technologischen Fortschritts. Auf der einen Seite sind es gesellschaftliche Herausforderungen wie der Klimawandel oder die COVID-19 Pandemie, die eine Reaktion des Systems Mobilität hervorrufen. Auf der anderen Seite sind es technologische Entwicklungen wie das autonome und vernetzte Fahren, die neue Geschäftsmodelle ermöglichen und so aus dem System Mobilität heraus das gesellschaftliche Leben beeinflussen.

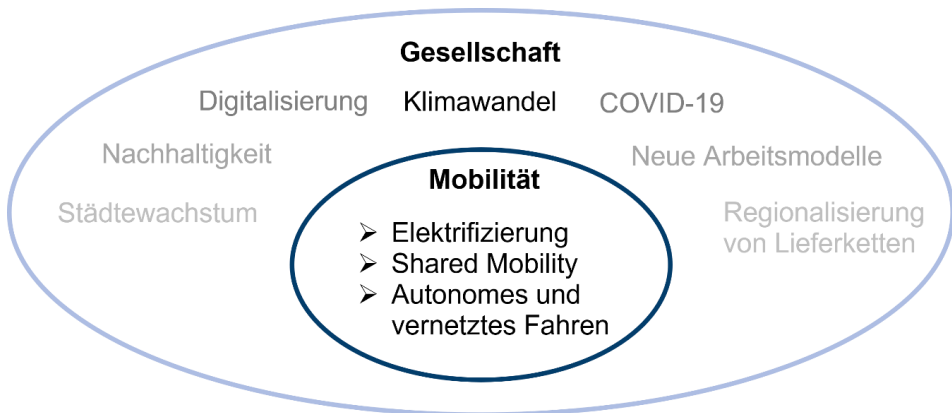


Abbildung 1-1: Das System Mobilität als Teil einer Gesellschaft.

Die verschiedenen Ereignisse und Trends, die zu einem Wandel der Mobilität führen, können in wirtschaftlich-technologische *Push*- und gesellschaftliche *Pull*-Faktoren kategorisiert werden, wie in Tabelle 1-1 dargestellt. Die Einteilung der Einflussfaktoren in *Push* und *Pull* beansprucht dabei keine kategorische Gültigkeit. So wurden die *Push*-Faktoren von Mobilitätsakteuren, wie Automobilunternehmen, aus einem technologisch-wirtschaftlichen Fortschrittsgedanken heraus initiiert. Die *Pull*-Faktoren sind vielmehr in Reaktion auf gesellschaftliche Entwicklungen wie den Klimawandel und das Narrativ der Nachhaltigkeit entstanden und haben in der Folge erst einen technologisch-wirtschaftlichen Fortschrittsgedanken entwickelt.

Tabelle 1-1: *Push*- und *Pull*-Faktoren in Bezug auf das System Mobilität.

<i>Push</i>: Technologie und Geschäftsmodelle	<i>Pull</i>: Klima- und Umweltverantwortung
Autonomes Fahren	Elektrifizierung
Vernetztes Fahren und Digitalisierung	Stärkung des öffentlichen Verkehrs und des Radverkehrs
Mobilität als Dienstleistung	Shared Mobility
Plattformbasierte Geschäftsmodelle	Effizienz durch Intermodalität

Die *Push*-Faktoren resultieren aus der digitalen Vernetzung des Fahrzeugs sowie aus Innovationen auf dem Gebiet des autonomen Fahrens [7], [8]. Auf der einen Seite werden so plattformbasierte Geschäftsmodelle möglich, welche Mobilität als Dienstleistung in den Mittelpunkt stellen. Zentraler Fokus dieser Angebote ist die geteilte und intermodale Mobilität, welche vor allem in urbanen Räumen Verbreitung findet [9]–[12]. Auf der anderen Seite ermöglicht das autonome Fahren in einer langfristigen Perspektive eine Flexibilisierung von Mobilitätsdienstleistungen unter dem Stichwort *Mobility-on-Demand* [13]–[15].

Die *Pull*-Faktoren ergeben sich aus der gesellschaftlichen Herausforderung des Klimawandels. Deutschland hat in der Novellierung des Bundes-Klimaschutzgesetzes im Juni 2021 die Klimaschutzziele des Bundes angepasst und strebt bis zum Jahr 2030 eine Minderung der Treibhausgasemissionen um 65 % gegenüber dem Jahr 1990 an sowie eine vollständige Treibhausgasneutralität bis zum Jahr 2045 [16]. Für den Verkehrssektor wurde das Ziel formuliert, bis zum Jahr 2030 48 % der Treibhausgasemissionen gegenüber dem Jahr 1990 einzusparen [17]. Zur Erreichung dieses Ziels formuliert das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV) im Bericht „Klimaschutz in Zahlen“ (Ausgabe 2021) zwei zentrale Ansatzpunkte [17]. Zum einen soll eine Verlagerung der Verkehrsmittelnutzung vom Auto auf klimafreundlichere Verkehrsträger, wie öffentliche Verkehrsmittel sowie Fuß- und Radwege, stattfinden. Durch staatliche Investitionen in den öffentlichen Nah- und Fernverkehr soll die Anzahl der beförderten Personen bis zum Jahr 2030 verdoppelt werden. Zum anderen ist eine Elektrifizierung privater und öffentlicher Straßen- und Schienenfahrzeuge angestrebt. Bis zum Jahr 2030 sollen dafür die Hälfte aller Stadtbusse elektrifiziert, 15 Millionen reine Elektrofahrzeuge zugelassen und eine Million öffentlicher Ladepunkte geschaffen werden.

Neben diesen technologischen und gesellschaftlichen Entwicklungen sowie politischen Bestrebungen verändert zudem die COVID-19 Pandemie, seit ihrem Beginn im Frühjahr 2020, das Mobilitätsverhalten von Personen. In dem vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) finanzierten Projekt *Mobicor* wird die Alltagsmobilität von Personen in Deutschland seit Beginn des Jahres 2020 durch Zusammenführung von verschiedenen Datenquellen beobachtet [18]. Die Analyse der Daten zeigt unter anderem eine deutlich gesunkene Attraktivität öffentlicher Verkehrsmodi in den Jahren 2020 und 2021 im Vergleich zum Referenzjahr 2017. In Anbetracht dieser Entwicklung verzögert und beeinträchtigt die pandemische Situation die Abkehr von einer autozentrierten und

besitzorientierten Mobilität einerseits. Andererseits skizzieren Schmidt et al. eine alternative Auswirkung der COVID-19 Pandemie in Bezug auf das individuelle Mobilitätsverhalten [19]: Durch das Aufbrechen habitualisierter Verhaltensmuster durch die Mobilitätseinschränkungen der Pandemiejahre würde ein bewusster Reflexionsprozess in Bezug auf die eigenen Mobilitätsentscheidungen in Gang gesetzt. Im Zuge dieser Reflexion würden schließlich individuelle und gesellschaftliche Normvorstellungen, wie beispielsweise eine nachhaltige und ökologische Lebensweise, in den Vordergrund treten, die vormals durch den habitualisierten Charakter der Handlung unterdrückt worden seien [20], [21]. Somit birgt die disruptive Phase der COVID-19 Pandemie das Potenzial, bisherige Verhaltensmuster individuellen Mobilitätsverhaltens neu zu orientieren.

Es ist das Ziel dieser Arbeit, zukünftiges Mobilitätsverhalten von Personen zu analysieren und dabei insbesondere die Veränderung von Verhaltensmustern und individuellen Wahlpräferenzen zu berücksichtigen.

1.1 Motivation

Die Aufgabe der Verkehrsmodellierung besteht darin, die zukünftigen Entwicklungen des Verkehrssystems abzubilden, daraus Erkenntnisse abzuleiten und in den öffentlichen Diskurs einzubringen. Vor dem Hintergrund eines umfassenden Wandels von Mobilität und Verkehr steht die Verkehrsmodellierung vor einer besonderen Herausforderung.

Der Beitrag von Arbeitsgruppe III zum fünften Sachstandsbericht des *International Panel on Climate Change* (IPCC) aus dem Jahr 2014 identifiziert folgende Forschungslücken [22] in Bezug auf die Verkehrswissenschaften:

- 1) *“Limited understanding exists of how and when people will choose to buy and use new types of low-carbon vehicles or mobility services (such as demand responsive transit or car-share).”*
- 2) *“There are few insights of behavioural economics to predict mobility systematically and whether producers will incorporate low-carbon technologies that may not maximize profit.”*

Die erste Anmerkung deutet auf unzureichende Forschungsarbeiten in Bezug auf die Akzeptanz neuer Technologien im Verkehrssektor, wie emissionsarme Fahrzeuge und Mobilitätsdienstleistungen, hin. Die zweite Anmerkung verdeutlicht die historische Fokussierung der Verkehrsforschung auf ökonomische Einflussfaktoren. Im Zentrum der Kritik stehen also, wie auch weitere Arbeiten zeigen [23], [24], (a) der Umgang der Verkehrsmodellierung mit „dem Neuen“ und (b) die realitätsnahe Abbildung menschlichen Verhaltens über ökonomische Einflussfaktoren hinaus.

Eingehend auf diese Forschungslücken soll deshalb in dieser Arbeit ein ganzheitlicher Ansatz entwickelt werden, um Mobilitätsverhalten vor dem Hintergrund technologischer und gesellschaftlicher Entwicklungen verstehen und modellieren zu können.

Um dies leisten zu können, wird eine theoretische Brücke zu den Sozialwissenschaften geschlagen. In der Konzeptionalisierung des Kulturbegriffs findet sich schließlich ein umfassender, multi-perspektivischer Ansatz zur Beschreibung von Wandel und Mobilität. Der Begriff der Kultur entzieht sich in der Literatur einer eindeutigen Definition, weshalb er im Rahmen dieser Arbeit in Anlehnung an Stephenson et al. (2010) wie folgt definiert wird [1]:

Kultur ist die Gesamtheit individueller und kollektiver Bedeutungssysteme, welche sich in den drei Dimensionen (1) materieller Kultur, (2) kognitiver Normen und (3) habitualisierter Praktiken innerhalb einer Gesellschaft ausprägen. Dabei ist die Kultur in ihrer Gesamtheit für das Subjekt nie erfahrbar, sondern wird immer nur ex-post durch die Handlungserfahrung des Subjekts als Idee konstruiert.

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Analyse zukünftigen Mobilitätsverhaltens von Personen vor dem Hintergrund gesellschaftlichen und technologischen Wandels. Dieser Wandel der Mobilität lässt sich in den beschriebenen drei kulturellen Dimensionen analysieren. In Bezug auf die materielle Kultur umfasst er die Elektrifizierung des Antriebsstranges, das autonome Fahren sowie die Digitalisierung von Verkehrsmitteln und Mobilitätsdienstleistungen. Dieser rein materielle Wandel kann durch bestehende Verkehrsmodelle hinreichend abgebildet werden. Der Wandel der Mobilität reicht jedoch über diese Dimension der materiellen Kultur hinaus und umfasst ebenso einen Wandel von Normvorstellungen und habitualisierten Praktiken. In dieser Hinsicht korrespondiert die kulturelle Perspektive nach Stephenson et al. mit der Kritik an der bestehenden Verkehrsforschung, wie oben erwähnt, indem sie insbesondere die Verhaltensaspekte von Mobilität hervorhebt. Durch die Integration der Verhaltensdimensionen von Mobilitätskultur, neben der materiellen Dimension, wird in dieser Arbeit eine ganzheitliche Betrachtung zukünftigen Mobilitätsverhaltens angestrebt.

1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise

Vor dem Hintergrund der in Abschnitt 1.1 dargelegten wissenschaftlichen Motivation sind in dieser Arbeit folgende Forschungsfragen zentral:

- i) Welche Einflussfaktoren bestimmen das Mobilitätsverhalten von Personen?
- ii) Wie werden sich diese Einflussfaktoren in Zukunft verändern und welche Auswirkungen wird dies auf das Mobilitätsverhalten von Personen haben?

Das Konzept der Mobilitätskultur stellt den theoretischen Rahmen dieser Arbeit dar, in dessen Dimensionen der materiellen Kultur, der kognitiven Normen sowie der habitualisierten Praktiken, zukünftiges Mobilitätsverhalten betrachtet wird. Innerhalb dieses Rahmens wird zur quantitativen Analyse ein agenten- und aktivitätsbasiertes Verkehrsnachfragemodell (MO|DE) entwickelt. Dieses Verkehrsnachfragemodell wird schließlich in einer Szenarioanalyse angewandt.

Abbildung 1-2 veranschaulicht die Kapitelstruktur der vorliegenden Arbeit.

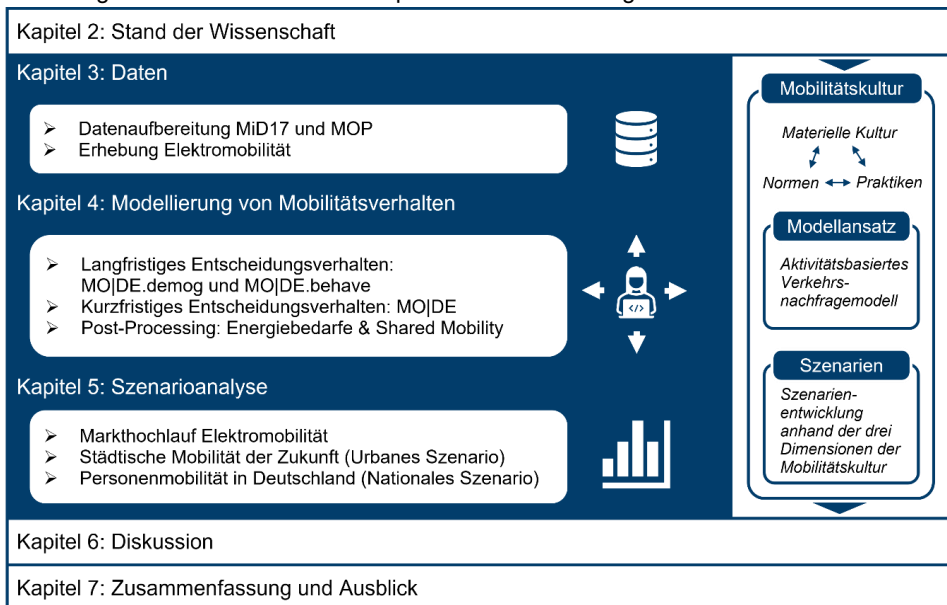


Abbildung 1-2: Kapitelstruktur. MiD17: „Mobilität in Deutschland 2017“ – Studie zum Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland [25]. MOP: „Deutsches Mobilitätspanel“ – Longitudinalstudie zum Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland [26]. MO|DE: Agenten- und aktivitätsbasiertes Verkehrsnachfragemodell für Deutschland, welches in dieser Arbeit entwickelt wird.

In **Kapitel 2** werden zunächst zentrale Begriffe, wie Mobilität, Verkehr und Kultur definiert sowie der theoretische Rahmen dieser Arbeit, basierend auf dem Konzept der Mobilitätskultur, hergeleitet. Anschließend werden die ökonometrischen Grundlagen zur Modellierung von Verkehr und Mobilitätsverhalten eingeführt, welche sich wesentlich auf die *Discrete Choice* Theorie stützen. Zuletzt wird der aktuelle Stand der Wissenschaft in der Verkehrsnachfragemodellierung diskutiert, wie dieser sich seit den frühen 1950er Jahren, auch im Diskurs mit den Sozialwissenschaften, ausgebildet hat.

Zur Parametrierung des hier entwickelten Verkehrsnachfragemodells werden verschiedene Mobilitätsdaten genutzt. Die Methodik der Datenerhebung sowie -aufbereitung wird in **Kapitel 3** beschrieben.

Kapitel 4 erläutert den Aufbau des Verkehrsnachfragemodells MO|DE. Zum einen beinhaltet dies die Beschreibung der Modellierung langfristiger Entscheidungsprozesse und der Definition sozio-ökonomischer Eigenschaften der zu simulierenden Agenten. Zum anderen wird die Modellierung kurzfristiger Entscheidungen diskutiert, welche die Alltagsmobilität der Agenten bestimmen. Das Kapitel schließt mit der Validierung des Modells sowie der Beschreibung des *Post-Processings*, welche der Simulation der Verkehrsnachfrage nachgelagert ist.

In **Kapitel 5** werden mit Hilfe des Konzepts der Mobilitätskultur zukünftige Mobilitätsszenarien für das Jahr 2050 entwickelt. Innerhalb dieser Zukünfte werden schließlich drei Fragestellungen betrachtet:

- 1) Wie wird sich der Markt für Elektromobilität in Deutschland zukünftig entwickeln?
- 2) Welche Rolle kann *Shared Mobility* in urbanen Räumen zukünftig einnehmen und wie würde ein urbanes Verkehrssystem ohne private Pkw aussehen?
- 3) Wie wird sich die Personenmobilität auf nationaler Ebene entwickeln und wie stellt sich die Verkehrs- und Energienachfrage eines zukünftigen Verkehrssystems dar?

Die Diskussion in **Kapitel 6** kondensiert zunächst die Ergebnisse der Szenarioanalyse aus Kapitel 5, bevor diese in den Kontext relevanter Literatur eingeordnet werden.

Kapitel 7 schließt diese Arbeit mit einer Zusammenfassung der zentralen Erkenntnisse ab und formuliert einen Ausblick auf zukünftige Forschungsrichtungen.

2 Literatur

Dieses Kapitel entwickelt in drei Teilen die theoretischen und mathematischen Grundlagen zum Verständnis von Mobilität und Verkehrsnachfragemodellierung. Ziel ist es, einen Ausgangspunkt für die in dieser Arbeit dargelegte Analyse zukünftigen Mobilitätsverhaltens zu schaffen.

Abschnitt 2.1 gibt einen Überblick über die verschiedenen wissenschaftlichen Betrachtungsweisen von Mobilität in den Sozial- und Verkehrswissenschaften und schließt mit einer Diskussion des Konzepts der Mobilitätskultur. In Abschnitt 2.2 werden die ökonomischen Grundlagen zur Modellentwicklung erläutert. Abschließend werden in Abschnitt 2.3 der wissenschaftliche Stand der Verkehrsnachfragemodellierung beschrieben und darauf aufbauend ein geeigneter Modellansatz für diese Arbeit abgeleitet.

2.1 Mobilitätsperspektiven

Im Sprachgebrauch ist ein intuitives Verständnis der Begriffe *Mobilität* und *Verkehr* etabliert. Die teils synonyme Verwendung der Begriffe wird durch Begriffsdefinitionen aus den Sozial- und Verkehrswissenschaften in Sektion 2.1.1 präzisiert. Sektion 2.1.2 gibt einen Überblick über die verschiedenen Datenquellen, die in dieser Arbeit zur Beschreibung der nationalen Verkehrsnachfrage in Deutschland genutzt werden. In Sektion 2.1.3 wird an die verschiedenen ontologischen Ausgangspunkte in Sozial- und Verkehrswissenschaften herangeführt, welche die Basis für die jeweilige wissenschaftliche Analyse bilden. Darauf aufbauend werden in Sektion 2.1.4 zentrale Wendepunkte in der Verkehrsnachfragemodellierung hervorgehoben, welche auch in der Konzeptionierung des Verkehrsnachfragemodells in dieser Arbeit berücksichtigt werden. Darüber hinaus wird in Sektion 2.1.5 die historische Parallelität in der Forschungsausrichtung von Verkehrs- und Sozialwissenschaften herausgearbeitet. Es ist deshalb von Bedeutung, ein Verständnis für die Entwicklung der jeweiligen Forschungsausrichtungen zu entwickeln, da ein Schwerpunkt dieser Arbeit in der interdisziplinären Analyse des Mobilitätsverhaltens von Personen liegt. Abschließend wird in Sektion 2.1.6 das Konzept der Mobilitätskultur als theoretisches Rahmenwerk dieser Arbeit formuliert.

2.1.1 Begriffsdefinitionen

In der Vergangenheit haben verschiedene Disziplinen von den Sozialwissenschaften bis hin zu den technischen Verkehrswissenschaften einen weiten Begriffskanon um *Mobilität*, *Verkehr* und deren assoziierter Begriffe geprägt. Im Folgenden werden einige dieser Begriffe als Ausgangspunkt für die weitere Betrachtung definiert.

Canzler und Knie definieren **Mobilität** als „Bewegung in möglichen Räumen“ im Unterschied zu *Verkehr* als „Bewegung in konkreten Räumen“ [27]. Dieser Definition folgend wird *Mobilität* in dieser Arbeit als der *subjektive Möglichkeitsraum* einer Person verstanden und im engeren Sinne der Verkehrsnachfragemodellierung als der *physisch-subjektive Möglichkeitsraum*. Dieser umfasst alle Orte, die eine Person mit den ihr zur Verfügung stehenden Verkehrsmitteln zukünftig potenziell erreichen kann, und derer sie sich bewusst ist. In Abgrenzung dazu umfasst der *objektive Möglichkeitsraum* zudem alle potenziell erreichbaren Orte, die der Person nicht bewusst sind.

Verkehr wird in dieser Arbeit in Anlehnung an Ammoser et al. als die „Ortsveränderung von Objekten (...) in einem definierten System“ begriffen [5]. Somit beschreibt der Begriff *Verkehr* die konkret ausgeführte, reale Ortsveränderung von Objekten im Unterschied zu dem Begriff *Mobilität*, der alle potenziell, zukünftig erreichbaren Ortsveränderungen umfasst.

Aufbauend auf der Definition des Begriffs *Mobilität*, beschreibt der Begriff **Mobilitätsverhalten** die von einer Person antizipierte Aktion innerhalb ihres subjektiven Möglichkeitsraumes. Innerhalb der Sozialwissenschaften ist der Begriff *Verhalten* mit einem unbewussten Entscheidungsprozess verbunden, der Begriff *Handlung* hingegen mit einem bewussten [28]. In dieser Arbeit wird das *Mobilitätsverhalten* jedoch in seiner allgemeinen Form als die Summe aller antizipierten Entscheidungen einer Person innerhalb ihres subjektiven Möglichkeitsraumes verstanden, ob bewusst oder unbewusst.

Die **Verkehrsnachfrage** ist schließlich die räumlich und zeitlich aggregierte Quantifizierung des Mobilitätsverhaltens einer oder mehrerer Personen innerhalb eines Untersuchungsgebietes. Es ist also das Ziel der Verkehrsnachfragemodellierung, das Mobilitätsverhalten einzelner Personen in aggregierter Form für ein bestimmtes Untersuchungsgebiet zu bestimmen.

Der Begriff der **Verkehrswende** beschreibt gesellschaftliche und technologische Transformationsprozesse, welche das Ziel verfolgen, eine Klimaneutralität des Verkehrssektors herzustellen. Der Definition der Agora Energiewende folgend lässt sich die Verkehrswende in zwei sich ergänzende Entwicklungen gliedern: Die *Mobilitätswende* einerseits und die *Energiewende im Verkehr* andererseits [29]. „Die *Mobilitätswende* sorgt dafür, dass der Endenergieverbrauch des Verkehrssektors ohne Einschränkung der Mobilität sinkt“ [29]. Dies soll durch eine Erweiterung des Verkehrsangebots und durch multimodales Verkehrsverhalten erreicht werden. Insbesondere steht die Umkehr des „Individualisierungstrends“ in der Mobilität durch private Personenkraftwagen (Pkw) im Vordergrund [30]. Die Absicht der *Mobilitätswende* ist im Kern also eine Steigerung der Effizienz des Verkehrssystems, um den Endenergiebedarf im Verkehrssektor zu senken. Der Zusatz „ohne Einschränkung der Mobilität“ in der Definition der *Mobilitätswende* hebt den Aspekt hervor, dass der angestrebte Wandel der Mobilität nicht zu einer Einschränkung dieser führen soll, das heißt also nicht zu einer Verkleinerung des *physisch-subjektiven Möglichkeitsraumes* einer Person. Weiterhin definiert die Agora Energiewende [29]: „Ziel der *Energiewende* ist es, sicherzustellen, dass der verbleibende Endenergiebedarf des Verkehrs mit klimaneutralen Antriebsenergien gedeckt wird und dass diese Energien in motorisierten Fahrzeugen effizient und sparsam eingesetzt werden.“. Der zweite Bestandteil der *Verkehrswende* liegt also in der technischen Herausforderung, einen Antriebswechsel im Verkehrssektor herbeizuführen, um den mit fossilen Kraftstoffen betriebenen Verbrennungsmotor durch elektrifizierte und klimaneutrale Antriebe zu ersetzen.

2.1.2 Daten zu Verkehr und Mobilität in Deutschland

Die offizielle Erhebung von Mobilitäts- und Verkehrsdaten wird in Deutschland durch das Bundesministerium für Digitales und Verkehr (BMDV) koordiniert. Da je nach Forschungsinteresse unterschiedliche Anforderungen an Typ und Umfang der zu ermittelnden Daten von aggregierten Statistiken bis hin zu Zeitreihen bestehen, stellt das BMDV eine Reihe von Daten zur wissenschaftlichen und teilweise frei zugänglichen Nutzung zur Verfügung.

Zur Beschreibung der Personenmobilität in Deutschland dienen maßgeblich zwei verschiedene, regelmäßig durchgeführte Erhebungen. Zum einen ist dies die Studie „Mobilität in Deutschland“ (MiD). Die MiD wird in etwa alle zehn Jahre durchgeführt und stellt in ihrem Umfang eine der weltweit größten Mobilitätsstudien dar. Sie wurde bereits in den Jahren 2002, 2008 und letztmalig 2017 durchgeführt und steht darüber hinaus in der Tradition der „KONTIV“-Studien, welche in Deutschland bis ins Jahr 1989 durchgeführt wurden. Die MiD aus dem Jahr 2017 erfasst das Mobilitätsverhalten im Laufe eines Tages von Personen aus etwa 156.000 Haushalten [25].

Zum anderen wird die MiD ergänzt durch das deutsche Mobilitätspanel (MOP), welche im jährlichen Rhythmus seit 1994 durchgeführt wird [26]. Das MOP erfasst im Gegensatz zur MiD das Mobilitätsverhalten einer Person im Laufe einer gesamten Woche, ebenso wie die Veränderung des Mobilitätsverhaltens über Jahre hinweg, und kann somit zur Beschreibung zeitlicher Abhängigkeiten dienen. Das MOP hat mit einer Befragung von deutschlandweit etwa 1500 Haushalten einen deutlich kleineren Umfang als die MiD.

Die MiD 2017 sowie das MOP 2019 bilden gemeinsam die essenzielle Datengrundlage dieser Arbeit.

Darüber hinaus stellen das BMDV sowie das Kraftfahrtbundesamt (KBA) aggregierte Statistiken zum Fahrzeugbestand und Verkehrsauskommen bereit. Das Standardwerk zur Verkehrsstatistik in Deutschland nennt sich „Verkehr in Zahlen“ (ViZ) und wird vom BMDV herausgegeben [31]. Zusätzlich veröffentlicht das KBA monatlich Daten zu Fahrzeugneuzulassungen sowie zum Flottenbestand [32]. In dieser Arbeit sind insbesondere die Pkw-Neuzulassungen nach Antriebsform sowie die Neuzulassungen und Außerbetriebsetzungen nach Fahrzeugalter von Interesse [33]–[35]. Studien der NOW GmbH geben Auskunft über die derzeitige Situation und zukünftige Entwicklung im Hinblick auf die Antriebszusammensetzung im öffentlichen Schienen- und Straßenverkehr [36], [37].

Die sozio-demografische Entwicklung der Bevölkerung in Deutschland nimmt ebenfalls Einfluss auf das Mobilitätsverhalten und die daraus abgeleitete Verkehrsnachfrage. Zur Erfassung dieser Entwicklung wird im Rahmen dieser Arbeit auf die Fortschreibung des Zensus von 2011 [38]–[41] zurückgegriffen, sowie auf nationale [42] und regionale [43] Prognosen der Bevölkerungsentwicklung in Deutschland.

Zur Klassifizierung von regionalen Einheiten wird innerhalb dieser Arbeit die regionalstatistische Raumtypologie für Deutschland – RegioStaR – genutzt, welche vom Bundesministerium für Digitales und Verkehr entwickelt wurde [44].

Die Hans-Böckler Stiftung stellt eine Untersuchung der historischen Entwicklung der Arbeitszeit seit dem Jahr 1800 zu Verfügung, auf Basis derer zukünftige Entwicklungen extrapoliert werden können [45].

Das Befragungsinstitut infas hat in Kooperation mit dem ifo Institut im Verlauf der COVID-19 Pandemie die Nutzung und das Potential von Homeoffice Möglichkeiten untersucht [46], [47]. Daraus lassen sich Szenarien für eine zukünftige Homeoffice Nutzung ableiten.

Zur Ableitung der Fahrleistung aus dem Mobilitätsverhalten einzelner Personen ist ebenso eine Kenntnis über die durchschnittlichen Besetzungsgrade [48] sowie über die maxima-

len Fahrzeugkapazitäten erforderlich. Die maximalen Fahrzeugkapazitäten werden von repräsentativen Fahrzeugen abgeleitet [49]–[54].

Fahrzeugspezifische Daten zu Herstellungs- und Betriebskosten sowie zum Energieverbrauch werden in dieser Arbeit mittels der internen Python-Modelle, VE|Cost und VE|Energy, berechnet, die am IEK-3 des Forschungszentrums Jülich entwickelt wurden [55], [56].

Die Internetseite der Organisation „H2 Mobility“ liefert einen Überblick über die derzeit in Deutschland verfügbaren Pkw mit Brennstoffzellenantrieb [57].

Die Szenarioentwicklung zur Simulation zukünftigen Mobilitätsverhaltens in Abschnitt 5.1 berücksichtigt die politische Maßgabe auf nationaler und europäischer Ebene hinsichtlich der Neuzulassung von Pkw. Konkret umfasst dies eine Regulierung von Verbrennungsmotoren bei Pkw-Neuzulassungen ab dem Jahr 2035, welches in Deutschland im Koalitionsvertrag der aktuellen Bundesregierung aus SPD, Grünen und FDP festgeschrieben wurde [4]. Im europäischen Kontext konkretisiert das „Fit for 55“-Maßnahmenpaket die Beschlüsse des *European Green Deals* [2], [3].

2.1.3 Ontologische Ausgangspunkte von Sozial- und Verkehrswissenschaften

Die Verkehrswissenschaften entlehnen grundlegende theoretische Überlegungen über das Zustandekommen von Verkehr und das Wesen von Mobilität sozialwissenschaftlichen Einsichten. Somit sind diese Disziplinen historisch miteinander verknüpft. Diesem Zusammenhang wird sich im Folgenden über die Gemeinsamkeit der ontologischen Ausgangspunkte der jeweiligen Disziplinen genähert. Der Begriff der Ontologie wird im Folgenden nach sozialwissenschaftlichem Verständnis in Anlehnung an Peter Hall gebraucht [58]:

“[The term ontology refers to] [...] the fundamental assumptions scholars make about the nature of the social and political world and especially about the nature of causal relationships within that world.”

Die sozialwissenschaftliche Analyse ist, in der philosophischen Tradition von Kant und dem deutschen Idealismus, im 20. Jahrhundert zunächst geprägt von einer substantialistischen Perspektive auf die Welt. Immanuel Kant definiert *Substanz* in seiner Schrift „Kritik der reinen Vernunft“ wie folgt [59]:

„Die Substanz ist das, was als Substrat alles Wechsels immer dasselbe bleibt.“

Der Sozialwissenschaftler Emirbayer schreibt dazu weiter [60]:

“Systematic [substantialist] analysis is to begin with these self-subsistent entities, which come “preformed”.”

Der ontologische Ausgangspunkt der Sozialwissenschaften ist also zunächst eine gegebene und unveränderliche Essenz, die den Dingen innewohnt.

Mit Blick auf die Verkehrswissenschaften findet sich die *Rational Choice* Theorie als ontologischer Ausgangspunkt dieser Disziplin in den 1950er Jahren [61]. Geels definiert den Blickwinkel der *Rational Choice* Theorie wie folgt [62]:

“The causal agents in rational choice are self-interested, utilitarian individuals who use instrumental rationality as mechanism to choose the course of action that maximizes utility with regard to their (material) preferences, which are considered fixed and given.”

Die Gemeinsamkeit dieser Ontologien liegt darin, dass sie von einer gegebenen und zeitlich konstanten Essenz ausgehen. In den Sozialwissenschaften wohnt diese Essenz allen Entitäten der Welt, sowohl Lebewesen wie auch physischen Dingen, inne. Innerhalb der *Rational Choice* Theorie sind dies die gegebenen und zeitlich konstanten Präferenzen, welche das Verhalten eines Individuums alleinig festlegen. Somit kann auch der *Rational Choice* Ansatz als substantialistisch bezeichnet werden. Seit den 1950er Jahren, also mit Beginn der quantitativen Verkehrsforschung, bildete sich Kritik gegen diese substantialistische Perspektive, sowohl in den Verkehrs- wie auch in den Sozialwissenschaften [63].

Diese Kritik fand Widerhall. Die Verkehrsnachfragemodellierung entwickelte neue Modellansätze, um diese realitätsnäher zu gestalten. Innerhalb der Sozialwissenschaften kam es zu diversen theoretischen Paradigmenwechseln, vom *linguistic turn*, über den *spatial turn*, den *cultural turn*, bis hin zum *relational turn* oder dem *New Mobilities Paradigm* [64]–[66]. Die historische Entwicklung der Verkehrsnachfragemodellierung wird in Anhang A nachgezeichnet. Eine tiefere Diskussion der jüngeren sozialwissenschaftlichen Historie ist nicht weiter Gegenstand dieser Arbeit.

Abschließend soll jedoch auf eine grundlegende Gemeinsamkeit in der Kritik der substantialistischen Perspektive hingewiesen werden: Ist die Essenz von Entitäten und, innerhalb dieser Betrachtung, von Individuen unveränderlich, und ist zudem das Verhalten von Individuen alleinig abhängig von dieser Essenz, so ist das Verhalten eines Individuums vollständig unabhängig von seiner Umwelt. Menschliches Verhalten wäre somit kontext-unabhängig und zeitlich konstant sowie unabhängig von sozialen und anderen externen Einflüssen. Da diese Annahmen im Kontrast zur Realität stehen, entfernen sich die ontologischen Perspektiven von Verkehrs- und Sozialwissenschaften in der Folge von einem rein substantialistischen Denken.

2.1.4 Wendepunkte in der Verkehrsnachfragemodellierung

Die quantitative Verkehrsbetrachtung entwickelte sich in einer Phase wirtschaftlichen Aufschwungs in den Vereinigten Staaten der 1950er Jahre. In diesen Zeitraum fallen auch die bis dahin weltweit größten Mobilitätsstudien in den Metropolregionen Chicago und Detroit [67], [68]. Im wissenschaftlichen Kontext dieser Studien wurde das sogenannte *Vier-Stufen-Modell* zur quantitativen Verkehrsanalyse entwickelt, welches sich in den folgenden Jahrzehnten als Standard der Verkehrsnachfragemodellierung etablierte.

Ausgehend von diesem theoretischen Ursprung im Vier-Stufen-Modell der 1950er Jahre, ist die historische Verkehrsnachfragemodellierung geprägt durch zwei grundlegende Entwicklungen: Zum einen durch einen methodischen Paradigmenwechsel von klassischen *top-down* Modellen zu aktivitätsbasierten *bottom-up* Modellen [69]. Zum anderen durch eine Abkehr von der *Rational Choice* Theorie hin zu Bestrebungen, Entscheidungsprozesse von Akteuren realitätsnäher abzubilden.

Aktivitätsbasierte bottom-up Modellierung

Die *top-down* Modellierung bestimmt die Verkehrsnachfrage für eine betrachtete Region in vier aufeinanderfolgenden Schritten nach dem Vier-Stufen-Modell wie in Abbildung 2-1 dargestellt [70].

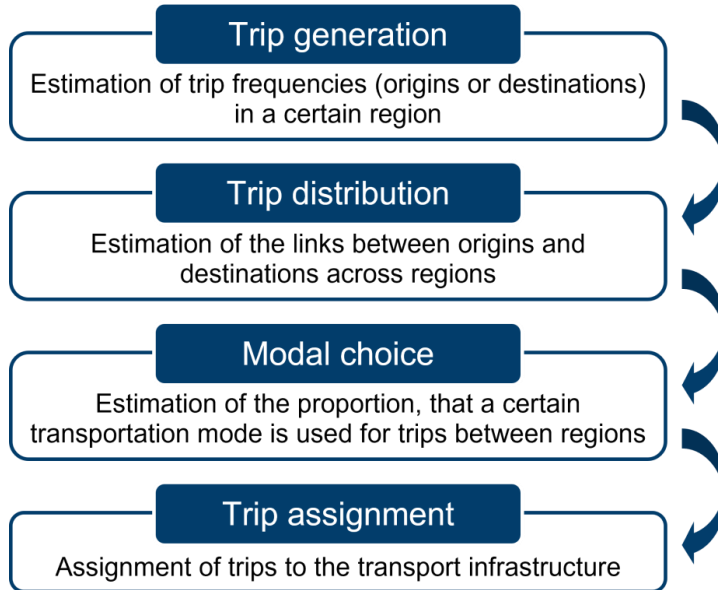


Abbildung 2-1: Vier-Stufen-Modell der Verkehrsnachfragemodellierung [70].

Im ersten Schritt der Verkehrserzeugung (*trip generation*) wird die absolute Häufigkeit von Wegen, die in einer Region beginnen oder enden, bestimmt. Die Häufigkeit der Wege wird dabei durch Regressionsanalysen aus historischen Verkehrsnachfragedaten abgeleitet. Im darauffolgenden Schritt der Verkehrsverteilung (*trip distribution*) werden die Wege durch die Bestimmung der Ziel- oder Startregionen räumlich verteilt. Dies geschieht entweder mit Gravitations- oder *Discrete Choice* Modellen (vgl. Abschnitt 2.2). Die Verkehrsmittelwahl (*modal choice*) für die Wege wird üblicherweise mit *Discrete Choice* Methoden [71], in manchen Fällen jedoch auch mit einfachen Heuristiken, abgebildet [72]. Der letzte Schritt der Verkehrsumlegung (*trip assignment*) ordnet die Wege zwischen Start- und Zielregionen zu bestimmten Routen innerhalb einer Verkehrsinfrastruktur zu. Das Vier-Stufen-Modell etablierte sich aufgrund seiner methodischen Stringenz und guten Rechenbarkeit seit den 1950er Jahren als Modellierungsstandard [63].

In den 1970er und 1980er Jahren kamen schließlich zwei Dinge zusammen, die den methodischen Wendepunkt hin zu aktivitätsbasierten *bottom-up* Modellen ermöglichten. Zum einen war dies die Verbreitung der Computertechnologie, welche es ermöglichte, mit einem höheren Auflösungsgrad Entscheidungsprozesse zu beschreiben. Zum anderen war dies die Formulierung der *Discrete Choice* Theorie als Grundlage der Entscheidungsmodellierung [61], [73]–[76]. Die aktivitätsbasierte *bottom-up* Modellierung geht schließlich von der kleinsten Einheit des Verkehrssystems aus – dem Menschen – um eine Verkehrsnachfrage zu ermitteln. Dabei wird Verkehr als Folge eines menschlichen Aktivitätsdrangs modelliert: Personen haben das Bedürfnis, Aktivitäten

nachzugehen. Diese sind räumlich verteilt. Die räumliche Verteilung induziert schließlich ein Mobilitätsbedürfnis, welches in Verkehr mündet. Durch die Aggregation des simulierten Mobilitätsverhaltens einzelner Agenten, wird die Verkehrsnachfrage für eine gesamte Region ermittelt. Der aktivitätsbasierte *bottom-up* Ansatz bietet gegenüber der *top-down* Modellierung einen entscheidenden Vorteil: Eine Veränderung des Mobilitätsverhaltens der Agenten kann implizit über die Variation der Rahmenbedingungen des Transportsystems (Kosten, Verfügbarkeit von Verkehrsmitteln) oder durch endogen abgeleitete Annahmen in Bezug auf Veränderungen der Präferenzen der Agenten simuliert werden.

Abbildung 2-2 visualisiert die typische Modellstruktur aktivitätsbasierter, *bottom-up* Modelle zur Bestimmung des Mobilitätsverhaltens eines einzelnen Agenten.

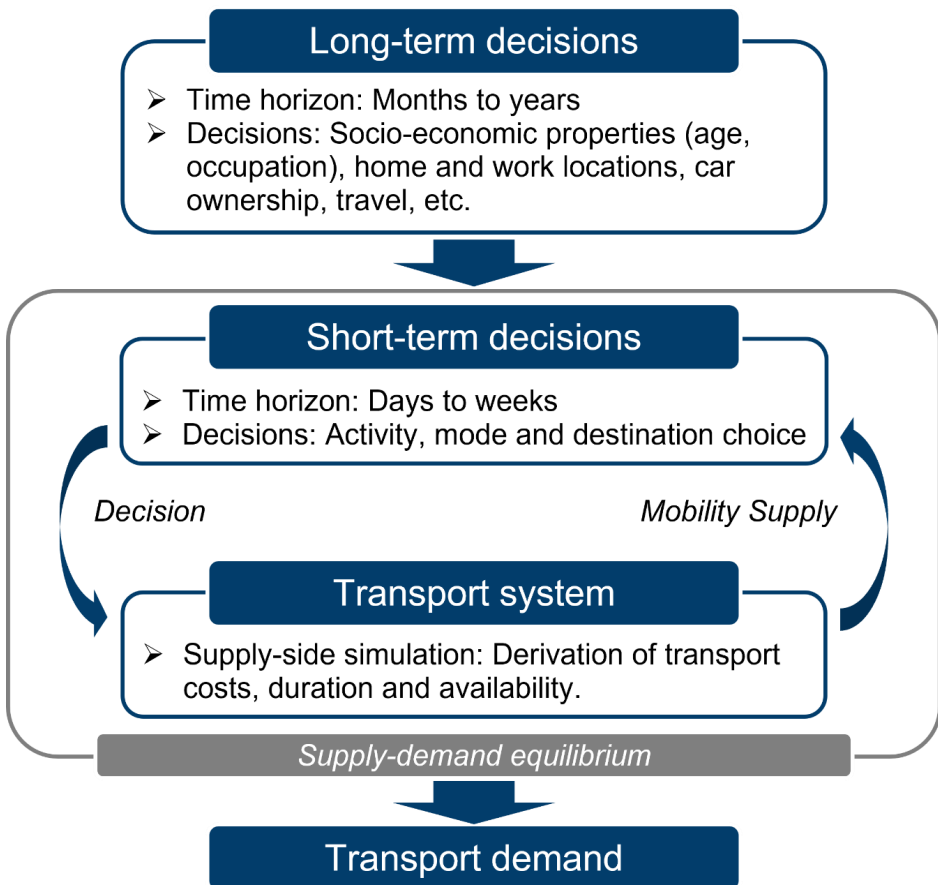


Abbildung 2-2: Typische Modellstruktur aktivitätsbasierter Verkehrsnachfragemodelle [77].

Die Modellstruktur ist angelehnt an den realen Entscheidungsprozess von Personen und wird unterschieden in *langfristige* und *kurzfristige Entscheidungen*. *Langfristige Entscheidungen* bestimmen das Entscheidungsverhalten innerhalb eines Zeithorizonts von Monaten bis Jahren. Wesentliche Entscheidungen dieser Art sind beispielsweise die Wahl des Wohn- und Arbeitsortes oder die Frage des Fahrzeugbesitzes. Somit bestimmen

langfristige Entscheidungen wesentlich den Möglichkeitsraum der Agenten während ihrer alltäglichen Entscheidungen. Im nächsten Modellierungsschritt der *kurzfristigen Entscheidungen* wird das konkrete Mobilitätsverhalten der Agenten simuliert, welches schließlich in einer Verkehrsnachfrage resultiert. Dies geschieht in einem meist iterativen Prozess aus Nachfragebildung, durch den Entscheidungsprozess des Agenten, und Angebotsbildung, durch die Simulation des Transportsystems. Die Modi- und Zielortwahl wird innerhalb des Entscheidungsprozesses der Agenten, ähnlich wie bei dem Vier-Stufen-Modell, mit *Discrete Choice* Methoden oder im Falle der Zielortwahl auch teilweise mit Gravitationsmodellen berechnet. Für die Wahl der Aktivitäten hat sich das Verfahren etabliert, ganze Tagesabläufe aus Mobilitätsumfragen zu sampeln [78].

Abkehr von Rational Choice

Die *Rational Choice* Theorie dient als Grundlage der klassischen Verkehrsnachfragemodellierung wie in Sektion 2.1.3 beschrieben [61]. Die Theorie beschränkt sich auf den rationalen, ich-bezogenen Entscheidungsprozess eines Individuums, wodurch es nicht möglich ist, andere Einflussfaktoren theoretisch zu erfassen wie beispielsweise die Rolle von Gewohnheiten. In den 1970er und 1980er Jahren entwickelte sich als Gegenentwurf zu *Rational Choice* die Verhaltensökonomie. Tversky und Kahneman bildeten in dieser Zeit den Grundstein einer Forschungsrichtung aus, welche Verhaltensmuster erklärte, die durch die klassischen Annahmen des rationalen Individuums nicht zu erklären waren [79]–[82].

Die Verkehrsnachfragemodellierung reagierte auf diese Entwicklung. Wie in Anhang A beschrieben, etablierte sich in den 1990er Jahren der Ansatz der *Computational Process Models* (CPM), welche Entscheidungsheuristiken gegenüber Nutzenfunktionen als Entscheidungsgrundlage bevorzugten. Die aktuelle Forschung auf dem Gebiet der Verkehrsnachfragemodellierung setzt ebenfalls bei den Limitierungen der *Rational Choice* Theorie an, um Mobilitätsverhalten realitätsnäher abbilden zu können. Der Stand der Wissenschaft wird in Abschnitt 2.2 ausgeführt.

2.1.5 Historische Parallelität von Verkehrs- und Sozialwissenschaften

Die Entwicklungen in den Verkehrswissenschaften werden historisch begleitet von parallelen, theoretischen Neuerungen in den Sozialwissenschaften. Sektion 2.1.4 hebt zwei zentrale Wendepunkte in der Verkehrsnachfragemodellierung hervor. Erstens, die aktivitätsbasierte Modellierung, welche durch die Arbeiten von Hägerstrand, Chapin et al. und Fried et al. in den 1970er Jahren zentral motiviert wurde [83]–[85]. Zweitens, die Kritik der *Rational Choice* Theorie und die Abkehr von einer substantialistischen Ontologie, welche bis in die heutigen Verkehrswissenschaften hineinwirkt. In den Sozialwissenschaften wurde dieser Wendepunkt vom *relational turn* in den 1990er Jahren begleitet. Emirbayer formuliert diese Transition wie folgt [60]:

“The key question confronting sociologists in the present day is (...) the choice between substantialism and relationism.”

Weitergehend formuliert er die Kritik der relationalen an den substantialistischen Sozialwissenschaften:

„Relational theorists reject the notion that one can posit discrete, pregiven units such as the individual or society as ultimate starting points of sociological analysis.“

Andreas Reckwitz ist ein deutscher Soziologe, der ebenfalls der relationalen Soziologie zugeordnet werden kann. Der von ihm geprägte *praxeologische* Ansatz sowie seine Soziologie des Verlusts werden in dieser Arbeit mit parallelen Entwicklungen der Verkehrsnachfragemodellierung im Speziellen und dem Wandel des Verkehrssystems im Allgemeinen verknüpft. Zunächst werden deshalb seine praxeologischen Ausführungen erläutert, bezugnehmend auf eine Veröffentlichung aus dem Jahr 2002: „*Toward a Theory of Social Practice*“ [86].

Reckwitz stellt in dieser Arbeit die Praxistheorie den zwei grundlegenden soziologischen Strömungen des 20. Jahrhunderts gegenüber, dem *homo oeconomicus*, welcher der Akteur der *Rational Choice* Theorie ist, und dem *homo sociologicus*. Er beschreibt die unterschiedlichen Ontologien wie folgt:

„*The (...) homo oeconomicus explains action by having recourse to individual purposes (...). The homo sociologicus explains action by pointing to social norms and values (...).*“

Reckwitz kritisiert diese beiden Perspektiven als unzulänglich, da sie die kulturell-symbolische Ebene von Handlung vernachlässigen:

„*They both dismiss the implicit, tacit or unconscious layer of knowledge which enables a symbolic organization of reality.*“

Der praxeologische Ansatz erklärt nun die *Praktik* als Ausdruck der symbolischen Handlungsebene eines Individuums und stellt diese in das Zentrum der praxistheoretischen Analyse. Reckwitz beschreibt eine Praktik als routinierte Form von Verhalten, welche sowohl körperlich, mental oder emotional sein als auch eine Form des Umgangs mit der physischen Umwelt umfassen kann.

An dieser Stelle findet sich eine Parallele zur Verkehrsmodellierung, welche in den Ansätzen des CPM in den 1990er Jahren habitualisierte Entscheidungsmuster, Routinen und Entscheidungsheuristiken abzubilden suchte. Dem rationalen und allwissenden Individuum des *homo oeconomicus* oder der *Rational Choice* Theorie wird hier also ein durch habitualisierte Praktiken, unterbewusst beeinflusstes Individuum gegenübergestellt.

Knapp 20 Jahre nach der Veröffentlichung von „*Toward a Theory of Social Practice*“ beschäftigt sich Reckwitz in einem Essay „Auf dem Weg zu einer Soziologie des Verlusts“ (2021) mit der Verlusterfahrung vor dem Hintergrund der Fortschrittsorientierung in der modernen Gesellschaft [87]. Dabei unterscheidet er konkrete und abstrakte Verluste. Konkrete Verluste in Bezug auf alles Körperliche und Materielle, abstrakte Verluste unterteilt er wiederum in drei Ebenen: Erstens, Sinn-, Erfahrungs- und Wertverlust. Zweitens, sozialer Verlust in Bezug auf Anerkennung, Macht oder Status. Drittens, Berechenbarkeitsverlust, wie Kontroll- oder Ordnungsverlust.

Reckwitz thematisiert schließlich den besonderen Umgang mit der Verlusterfahrung in der modernen Gesellschaft. Diese ist geprägt von einem essenziellen Fortschrittsnarrativ und dem Glauben daran, dass das Neue grundsätzlich besser ist. Vor diesem Narrativ der Moderne erscheinen Verluste vielmehr als „überholte Zustände der Vergangenheit“ und in diesem Sinne nicht als eigentliche Verluste, sondern als etwas „überwindungsbedürftiges“ [87]. Falls Verluste dennoch als solche wahrgenommen werden, so Reckwitz weiter, werden diese entweder als „Kollateralschäden des Fortschritts verbucht“ oder „individualisiert“ und als individuelles Scheitern oder Versagen betrachtet.

Vor dem Hintergrund einer umfassenden Transition des Verkehrssystems steht die Gesellschaft folglich vor einer individuellen, kollektiven und strukturellen Verlusterfahrung. Tradierte individuelle und systemische Mobilitätspraktiken, wie die Fokussierung auf den Individualverkehr und fossile Rohstoffe als Energiequelle, werden sich ändern [6]. Die Frage wird sein: Wie wird der gesellschaftliche Umgang mit der einhergehenden Verlusterfahrung aussehen?

Seit den 2000er Jahren gibt es Bereiche der Sozialwissenschaften, welche sich spezifisch mit dem Wandel der Mobilität auseinandersetzen.

John Urry und Mimi Sheller sind zentrale Autoren einer Strömung, die sie selbst als *New Mobilities Paradigm* bezeichnen [64], [88]. Ausgehend von einer relationalen Soziologie [89], wie sie Emirbayer ebenfalls formuliert, üben Urry und Sheller Kritik an klassischen substanzialistischen Ontologien, die auf der Annahme von „Sesshaftigkeit“ fußen [64]:

„Sedentarism locates bounded and authentic places or regions or nations as the fundamental basis of human identity and experience as the basic units of social research.“

Im Gegensatz dazu propagieren Sheller und Urry [64]:

„All places are tied into at least thin networks of connections that stretch beyond each such place and mean that nowhere can be an ‘island’.“

Im Zentrum dieses Ansatzes steht also die Fokussierung der soziologischen Analyse auf das Verhältnis von Entitäten, im Kontrast zur Analyse der Entitäten selbst. Eine Entität kann dabei eine Person oder ein Kollektiv von Personen sein, oder auch eine (kollektive) Handlung oder ein physisches Objekt. Cidell und Prytherch diskutieren eine Reihe von wissenschaftlichen Arbeiten, welche an der interdisziplinären Schnittstelle zwischen dem soziologischen Ansatz des *New Mobilities Paradigm* und den Verkehrswissenschaften angesiedelt sind [90].

Eine weitere sozialwissenschaftliche Strömung, welche seit den frühen 2000er Jahren auch Einfluss auf die Verkehrswissenschaften nimmt, nennt sich *Sustainability Transitions*. Seit dem Jahr 2009 ist die Forschung auf diesem Gebiet in einem gemeinsamen Forschungsnetzwerk organisiert (*Sustainability Transitions Research Network - STRN*). Die Forschungsagenda aus dem Jahr 2019 formuliert das Forschungsziel wie folgt [91]: *“Conceptualize and explain how radical changes can occur in the way societal functions are fulfilled”*.

Forschungsarbeiten mit Bezug zu den Verkehrswissenschaften befassen sich vornehmlich mit einer quantitativen und qualitativen Analyse historischer und zukünftiger Transitionen [92]. Dazu gehört die Analyse der Ausbreitung des Automobils [93] wie auch der Blick auf zukünftige Mobilitätstrends, wie die Elektromobilität [94]–[96].

Zuletzt entwickelte sich eine soziologische Analyse von Mobilität in der Tradition praxeologischer und kulturtheoretischer Ansätze unter dem Begriff der Mobilitätskultur. Im deutschen Sprachraum formulierten Deffner et al. ein „integriertes Konzept der Planung, Kommunikation und Implementierung einer multioptionalen, nachhaltigen Mobilitätskultur“ am Beispiel von Frankfurt am Main [97]. Dabei verstehen die Autoren den Begriff der Kultur als Brücke zwischen der *emotional-symbolischen* und der *rational-materiellen* Seite von Mobilität [97], [98]. Klinger et al. greifen dieses Konzept der Mobilitätskultur auf, um

44 deutsche Städte anhand verschiedener Eigenschaften in sechs charakteristische Mobilitätskulturen zu differenzieren [99], [100]. Klinger und Lanzendorf charakterisieren die Mobilitätskultur der Städte Bremen und Hamburg sowie des Ruhrgebiets, um Änderungen im Mobilitätsverhalten von Personen zu erklären, die zwischen diesen Städten umgezogen sind [101]. Stephenson et al. entwickeln zur Untersuchung von Energienutzung in neuseeländischen Haushalten ebenso einen kulturtheoretischen Ansatz zur Beschreibung von Verhalten [1]. Dabei wird Kultur in drei Ebenen definiert: Die materielle Kultur, kognitive Normen und habitualisierte Praktiken. In nachfolgenden Arbeiten wird dieses kulturtheoretische Konzept auf das Mobilitätsverhalten von Personen übertragen [102], [103]. Darüber hinaus findet ebenso eine vergleichende Einordnung des Konzeptes der Mobilitätskultur mit sozialwissenschaftlichen Theorien statt, wie dem praxeologischen Soziologieverständnis von Andreas Reckwitz [104].

Auf Seiten der Verkehrsnachfragemodellierung entstanden in den 2000er Jahren verschiedene Modellierungsrichtungen mit dem Ziel, das modellierte Entscheidungsverhalten von Individuen an die Realität anzunähern. Einflussfaktoren, die dabei nun zusätzlich berücksichtigt wurden, waren und sind die Heterogenität von Individuen (*Mixed Logit*: Train, McFadden), der normative Einfluss grundsätzlicher Überzeugungen auf konkrete Entscheidungen (*Hybrid Choice Models*: Ben-Akiva), die Risikominimierung gegenüber der klassischen Nutzenmaximierung (*Regret-Minimization*: Chorus), die Entscheidungsfindung im sozialen Kontext (Axhausen et al.) sowie eine tiefere Ergründung und Flexibilisierung der Aktivitätsnachfrage (Arentze et al.). Diese theoretischen Entwicklungen werden in Sektion 2.3.1 genauer betrachtet.

Abbildung 2-3 visualisiert die historischen Entwicklungen in den Sozial- und Verkehrswissenschaften, wie sie in dieser Sektion skizziert werden.

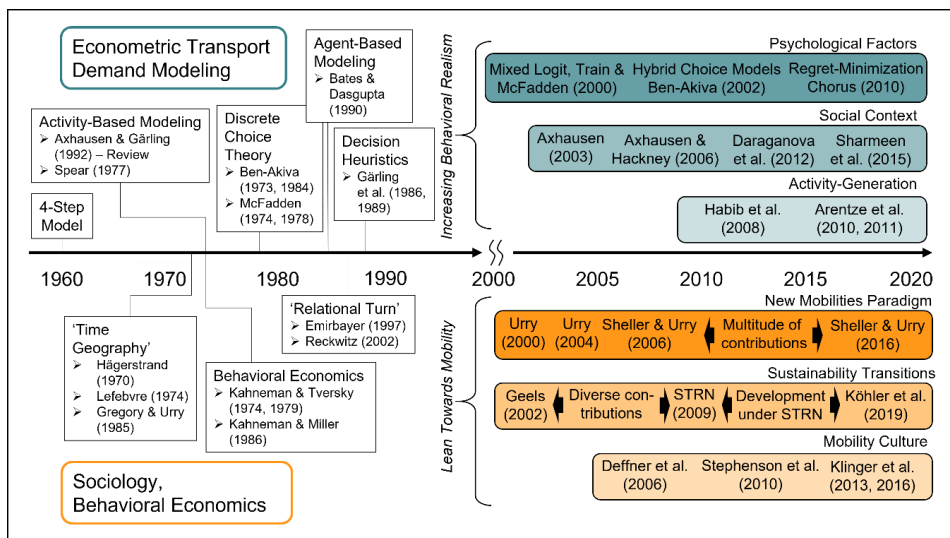


Abbildung 2-3: Historische Entwicklungen in den Sozial- und Verkehrswissenschaften.

Die historische Parallelität der Forschung auf den Gebieten der Sozial- und Verkehrswissenschaften wurde dargelegt, um die ontologische Konvergenz beider Wissenschaftsbeiriche, weg vom Substanzialismus hin zu relationalen Ansätzen aufzuzeigen. In der

konsequenten Verfolgung dieser ontologischen Transition, wie auch in der Kombination von Ansätzen beider Wissenschaften, liegt das Potenzial, die Komplexität eines zukünftigen Verkehrssystems umfassender abbilden zu können als mit herkömmlichen Methoden [22]–[24], [105]. Aus diesem Grund wird im folgenden Kapitel ein theoretisches Rahmenwerk für die vorliegende Arbeit aus dem sozialwissenschaftlichen Konzept der Mobilitätskultur abgeleitet und im Weiteren auf die quantitative Modellierung der Verkehrsnachfrage übertragen.

2.1.6 Ein theoretisches Rahmenwerk: Das Konzept der Mobilitätskultur

Der Begriff *Mobilitätsverhalten* beschreibt den Prozess der Entscheidungsfindung einer Person innerhalb ihres subjektiven Möglichkeitsraumes. Um dieses Mobilitätsverhalten abbilden und modellieren zu können, ist es notwendig zu verstehen, welche Faktoren den Entscheidungsprozess einer Person beeinflussen. Wie kommt der Mensch zu einer Entscheidung?

In der Wissenschaft haben sich in der Vergangenheit verschiedene Modelle zur Beschreibung menschlicher Entscheidungsprozesse etabliert. In Sektion 2.1.3 werden die ontologischen Ausgangspunkte in Soziologie und Verkehrswissenschaften beleuchtet, in den nachfolgenden Sektionen 2.1.4 bis 2.1.5 werden die historischen Entwicklungen der grundlegenden Perspektiven dieser beiden sich ergänzenden Wissenschaften skizziert: Die Soziologie strebt von einer idealistisch-substantialistischen hin zu einer relationalen Perspektive, welche das *Verhältnis* von Entitäten in den Vordergrund der Analyse stellt. Parallel dazu suchen die Verkehrswissenschaften, teilweise inspiriert durch die Soziologie, ihr ursprüngliches Modellierungsparadigma der subjektbezogenen *Rational Choice* Theorie aufzubrechen, um ebenfalls in einem relationalen Verständnis agierend weitere soziale, unterbewusste und strukturelle Einflussfaktoren auf das Entscheidungsverhalten zu berücksichtigen. In dieser Arbeit wird das Konzept der *Mobilitätskultur* aufgegriffen, um die Einflussfaktoren auf den menschlichen Entscheidungsprozess möglichst ganzheitlich erfassen zu können. Diesem Konzept wird sich zunächst über eine Bestimmung des Kulturbegriffs angenähert.

Zum Kulturbegriff

Der Begriff *Kultur* wird im alltäglichen Sprachgebrauch wie auch im sozial- und geisteswissenschaftlichen Kontext häufig genutzt. Durch die breite Verwendung des Wortes *Kultur*, entzieht sich der Begriff einer eindeutigen, etablierten Definition. Deshalb wird der Kulturbegriff in Anlehnung an Stephenson et al. definiert, um eine eindeutige Verwendung in dieser Arbeit zu ermöglichen [1]:

Kultur ist die Gesamtheit individueller und kollektiver Bedeutungssysteme, welche sich in den drei Dimensionen (1) materieller Kultur, (2) kognitiver Normen und (3) habitualisierter Praktiken innerhalb einer Gesellschaft ausprägen. Dabei ist die Kultur in ihrer Gesamtheit für das Subjekt nie erfahrbar, sondern wird immer nur ex-post durch die Handlungserfahrung des Subjekts als Idee konstruiert.

Das Verständnis von Kultur als *Bedeutungssystem* (*soziale Definition*) ist eines von drei wesentlichen Kulturkonzepten [106]. Daneben kann Kultur auch als eine intellektuelle und ästhetische Entwicklung des Menschen verstanden werden, im Kontrast zu einem ursprünglichen Naturzustand (*ideal-normative Definition*). Zuletzt kann Kultur auch als die

Summe aller intellektuellen und künstlerischen Erzeugnisse betrachtet werden, die von Menschen hervorgebracht worden sind (*dokumentarische Definition*).

Darüber hinaus lehnt sich die oben formulierte Definition an Andreas Reckwitz an, indem Kultur als etwas begriffen wird, das im Moment der Handlung erst entsteht beziehungsweise konstruiert wird [86]. Vor dem Hintergrund eines solchen Kulturverständnisses prägt Reckwitz die Formulierung *Doing Culture*, welche die Handlung an sich in den Mittelpunkt der sozialwissenschaftlichen Analyse stellt. Für das Individuum ist nur die Bedeutung einer einzelnen Handlung direkt erfahrbar. Die Bedeutung dieser Handlung in dem Bedeutungssystem des Subjekts ist, sowie die Bedeutung der Handlung auf Ebene der Kultur, für das Subjekt nur post-ex als Idee konstruierbar.

Kultur existiert somit nicht getrennt vom Subjekt, sondern ist mit der Handlung des Subjekts inhärent verknüpft. Diese Perspektive auf den Kulturbegriff impliziert drei Dinge: Erstens wohnt die Bedeutung den physischen Objekten, habitualisierten Praktiken und kognitiven Normen nicht inne, sondern wird durch das Subjekt im Moment der Interaktion oder Handlung erst geschaffen. Zweitens gibt es dadurch keine einzelne Kultur einer Gesellschaft, also kein einzelnes Bedeutungssystem, sondern vielmehr eine Pluralität koexistierender Kulturen beziehungsweise Bedeutungssysteme. Drittens erklärt diese Kulturperspektive, wie kultureller Wandel entstehen kann – durch die momentane Konstruktion von Bedeutung, als kleinstes Element von Kultur, ist diese nichts Stetiges, sondern eben an sich schon etwas sich Wandelndes.

Das Konzept der Mobilitätskultur

Aufbauend auf dieser Definition des Kulturbegriffs wird im Folgenden das Konzept der Mobilitätskultur verstanden. Stephenson et al. (2010) entwickeln dieses zunächst in Bezug auf Energienutzungsverhalten in Privathaushalten und etablieren es später im Kontext von Mobilität [1], [102], [103]. Das Konzept der Mobilitätskultur ist in Abbildung 2-4 visualisiert.

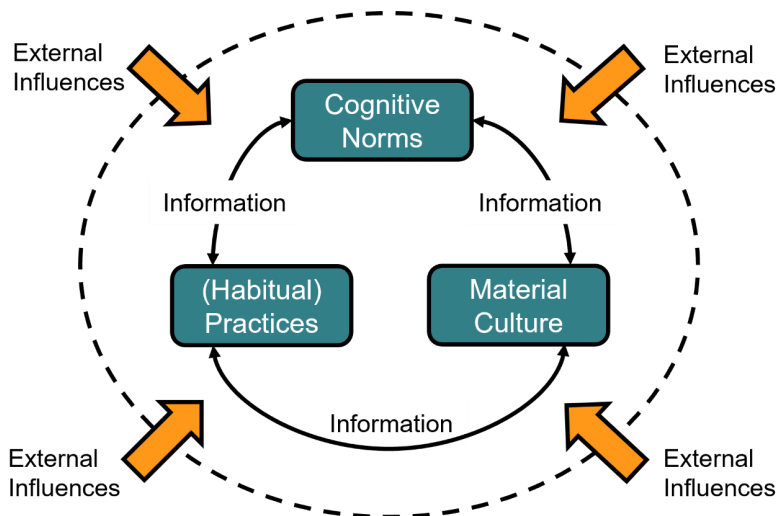


Abbildung 2-4: Konzept der Mobilitätskultur nach Stephenson et al. (2010) [1].

Stephenson et al. beschreiben drei wesentliche Dimensionen von Kultur: (1) Kognitive Normen, (2) habitualisierte Praktiken sowie (3) die materielle Kultur. Diese drei Dimensionen beschreiben sowohl die individuelle Kultur einer einzelnen Person wie auch das kollektiv-gesellschaftliche Zusammenwirken einzelner Kulturverständnisse. Kognitive Normen umfassen dabei auf der einen Seite die individuellen Wertvorstellungen und auf der anderen Seite die wahrgenommenen, in einer Gesellschaft ausgeprägten Wertvorstellungen. Normen werden im Weiteren als zentrale kognitive Einflussfaktoren bei individuellen und kollektiven, *bewussten* Entscheidungsprozessen angesehen. Ein bewusster Entscheidungsprozess im Mobilitätskontext ist auf individueller Ebene beispielsweise der Fahrzeugkauf. Auf gesellschaftlicher Ebene sind dies beispielsweise infrastrukturelle Investitionsentscheidungen, die sich in lokalen verkehrspolitischen Debatten herausbilden. Dahingegen haben habitualisierte Praktiken einen unbewussten, rituellen Charakter. In Bezug auf Individuen sind damit alltägliche Gewohnheiten gemeint, wie der tägliche Weg zur Arbeit oder zur Schule. Bezogen auf die Gesellschaft können dies planerische Idealvorstellungen sein, die wie im Beispiel der autogerechten Stadt der 1950er und 1960er Jahre über teils Jahrzehnte nicht in Frage gestellt werden. In der Entscheidungslehre ist die Unterscheidung zwischen bewussten und unbewussten Entscheidungssituationen zentral für die zu betrachtenden Einflussfaktoren. Zuletzt beschreibt die materielle Kultur alles physisch-Strukturelle. In Bezug auf die Mobilität einer Person sind damit die individuellen Mobilitätsoptionen gemeint, die dieser zur Verfügung stehen. Auf gesellschaftlicher Ebene umfasst die materielle Kultur die physischen Ausprägungen des Transportsystems, wie beispielsweise öffentliche Verkehrsmittel oder das Straßen- und Schienennetz.

Die Mobilitätskultur bildet sich unter dem Druck externer Einflüsse aus. Diese Einflüsse können auf individueller Ebene andere Personen sein, die sich im Austausch gegenseitig beeinflussen. So kann das Konzept der Mobilitätskultur auch genutzt werden, um kulturell-soziale Phänomene zu erklären. Auf gesellschaftlicher Ebene stellen Entwicklungen und Ereignisse wie der Dieselskandal, die COVID-19 Pandemie, Digitalisierungstrends oder der Klimawandel externe Einflüsse auf die Mobilitätskultur dar. Durch diese externen Faktoren werden schließlich Wandlungsprozesse innerhalb der einzelnen Dimensionen einer momentanen Mobilitätskultur ausgelöst. Beispielsweise führt die Digitalisierung zu einer veränderten materiellen Kultur oder beeinflusst der Klimawandel individuelle und gesellschaftliche Normvorstellungen. Änderungen in einer Dimension propagieren schließlich durch gegenseitige Interaktion in andere Dimensionen und können so zu einem Wandel der Mobilitätskultur insgesamt führen.

Das Konzept der Mobilitätskultur wird in Abschnitt 5.1 dazu genutzt, Szenarien einer zukünftigen Mobilität in Deutschland für das Jahr 2050 zu entwickeln [107].

2.2 Ökonometrische Grundlagen

Die grundlegenden mathematischen Methoden von *Discrete Choice* Modellen beschreiben das Entscheidungsverhalten von Personen, basierend auf der Idee der individuellen Nutzenmaximierung [108], [109]. Diese Methoden wurden in den 1970er Jahren in den USA entwickelt und in der Verkehrsforschung etabliert [61], [73]–[76]. Die Bestrebungen zur Entwicklung solcher Modelle gingen damals aus der Notwendigkeit hervor, dass bestehende *top-down* Transportnachfragemodelle für die Bedürfnisse der Zeit nicht mehr

ausreichen. *Discrete Choice* Modelle wurden schließlich eingesetzt, um die individuellen Entscheidungsprozesse der Akteure in einem Transportsystem besser verstehen zu können. Eine historische Betrachtung von Verkehrsmodellen sowie die damit einhergehende Entwicklung von *Discrete Choice* Methoden finden sich im Anhang A dieser Arbeit. Ben-Akiva und Lerman veröffentlichten im Jahr 1985 ein bis heute aktuelles Standardwerk zur Beschreibung von *Discrete Choice* Methoden [61]. Train beschreibt diese Methoden in einem zweiten Standardwerk vor dem Hintergrund modernen Schätzverfahren [110]. In den folgenden Kapiteln werden die Grundgleichungen von *Discrete Choice* Modellen aus dem Ansatz der individuellen Nutzenmaximierung eines Akteurs hergeleitet.

2.2.1 Begriffsdefinitionen innerhalb der Entscheidungslehre

Zunächst werden einige Begriffe eingeführt, die für die Beschreibung eines Entscheidungsprozesses durch *Discrete Choice* Methoden relevant sind.

Discrete Choice Methoden werden eingesetzt, um das Verhalten von *Akteuren* zu modellieren. Akteure können dabei sowohl einzelne Personen als auch eine Gruppe von Personen oder eine Organisation sein. Innerhalb dieser Arbeit wird in Analogie zum Konzept der agentenbasierten Modellierung der Begriff des *Agenten* genutzt. Dieser Begriff wird als Spezifikum des Akteur-Begriffs verwendet, wenn Akteure innerhalb einer konkreten Computersimulation beschrieben werden.

Die *Alternativen* bezeichnen die diskreten Entscheidungsmöglichkeiten eines Akteurs. Zudem ist das universelle *Choice Set* von dem spezifischen *Choice Set* zu unterscheiden. Das universelle *Choice Set* umfasst alle Alternativen, die dem Akteur ohne individuelle, zeitliche und räumliche Restriktionen zur Verfügung stünden. Das spezifische *Choice Set* hingegen beschreibt den begrenzten Möglichkeitsraum, der die Handlungsoptionen des Akteurs enthält, die diesem in einer spezifischen Situation zur Verfügung stehen [111].

Den Alternativen sowie dem Akteur werden charakterisierende *Attribute* zugeordnet. Der Akteur bewertet die ihm zur Verfügung stehenden Wahlalternativen anhand dieser Attribute. Unterschiedliche Akteure können dabei in der gleichen Entscheidungssituation zu verschiedenen Bewertungen gelangen. Dies liegt daran, dass sich die *Präferenzen* der modellierten Akteure in Bezug auf die Attribute der Wahlalternativen unterscheiden können. Beispielsweise könnten zwei Akteure die Attribute Kosten und Komfort von Verkehrsmitteln unterschiedlich bewerten und so verschiedene Wahlalternativen bevorzugen.

Die Aufgabe von Wissenschaftler*innen bei der Modellentwicklung gliedert sich in zwei Teile. Zunächst wird die betrachtete Entscheidungssituation definiert. Dazu werden die zur Verfügung stehenden Wahlalternativen definiert, sowie die Attribute festgelegt, die diese beschreiben. Darüber hinaus werden im *Choice Set* Regeln definiert, welche die Verfügbarkeit der Wahlalternativen in bestimmten Entscheidungssituation angeben. Schließlich werden die Präferenzen der Akteure in Bezug auf die Attribute der Alternativen in einer mathematischen Optimierung berechnet.

2.2.2 *Discrete Choice: Random Utility Theory*

Der *Random Utility* Theorie liegt die Annahme zu Grunde, dass ein Akteur seinen individuellen Nutzen bei der Wahl einer Alternative maximiert. Allerdings kann dieser Nutzen nicht hinreichend bestimmt werden. Manski formuliert vier Ursachen für die

Abweichung des durch die Attribute bestimmten Nutzens von dem realen Nutzen einer Alternative für einen Akteur [112]:

1. *Nicht erfasste Attribute.*
Attribute, welche Einfluss auf die Entscheidungen eines Akteurs nehmen, jedoch nicht erfasst werden.
2. *Nicht erfasste Unterschiede zwischen Akteuren.*
Repräsentieren Akteure eine Gruppe von handelnden Personen, werden die unterschiedlichen Bewertungen der Attribute der Alternativen durch einzelne Personen innerhalb der Gruppe nicht erfasst.
3. *Abweichungen bei erfassten Attributen.*
Abweichungen bei erfassten Attributen, beispielsweise Abweichungen in der Distanz- oder Kostenermittlung.
4. *Abweichender Zusammenhang zwischen erfassten Attributen und realem Nutzen.*
Der Zusammenhang zwischen erfassten Attributen und dem korrelierten Nutzen wird abweichend ermittelt. Beispielsweise wird ein linearer Zusammenhang angenommen, obwohl in der Realität ein exponentieller Zusammenhang vorliegt.

Der Anteil des Nutzens, welcher durch erfassbare Attribute beschrieben werden kann, geht in die Nutzenfunktion als V_n ein, wohingegen die nicht erfassbaren Einflussfaktoren (Störgrößen) in ε_n zusammengefasst werden. So wird der Nutzen U_n für den Akteur n wie folgt beschrieben:

$$U_n = V_n + \varepsilon_n \quad \text{Gl. 2.1}$$

Die erfassbaren Attribute V_n werden im Weiteren auch als die systematische Komponente bezeichnet und die nicht erfassbaren Attribute ε_n als Störgröße.

Die Wahrscheinlichkeit $P(i|C_n)$, dass die Alternative i aus dem *Choice Set* C_n gewählt wird, entspricht somit der Wahrscheinlichkeit, dass der Nutzen U_{in} der Alternative i größer ist als die Nutzen U_{jn} aller anderen Alternativen j innerhalb des *Choice Sets* C_n :

$$P(i|C_n) = \Pr(U_{in} \geq U_{jn}, \forall j \in C_n) \quad \text{Gl. 2.2}$$

Die Gleichungen 2.1 und 2.2 können wie folgt umgeformt werden:

$$\begin{aligned} P_n(i) &= \Pr(U_{in} \geq U_{jn}) \\ \Leftrightarrow P_n(i) &= \Pr(V_{in} + \varepsilon_{in} \geq V_{jn} + \varepsilon_{jn}) \\ \Leftrightarrow P_n(i) &= \Pr(V_{in} - V_{jn} \geq \varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in}) \end{aligned} \quad \text{Gl. 2.3}$$

Die systematische Komponente V_n der Nutzenfunktion wird durch einen linearen Zusammenhang beschrieben.

$$V_n = ASK + \beta x_n \quad \text{Gl. 2.4}$$

Die Alternativen-spezifischen Konstanten, ASK , und die Parameter der Attribute, β , werden durch ein Schätzverfahren auf Basis der zugrundeliegenden Daten geschätzt. Der Vektor x_n beschreibt die erfassbaren Attribute einer Alternative.

Damit die Wahrscheinlichkeit einer Alternative nach Gleichung 2.3 vollständig ermittelt werden kann, muss schließlich ein Ansatz gewählt werden, mit dem die Differenz der Störgrößen $\varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in} = \varepsilon_n$ beschrieben wird.

2.2.3 *Discrete Choice*: Modellierungsansätze

Die Modellierungsansätze innerhalb der *Discrete Choice* Theorie unterscheiden sich durch verschiedene Annahmen in Bezug auf die Verteilung der Störgröße ε_n , um schließlich die Differenz der Störgrößen, $\varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in} = \varepsilon_n$, zu beschreiben. Eine frühe Beschreibung der Differenz der Störgrößen durch Luce (1959) führte zur Formalisierung des Logit Modells, welches sich in der Folge als Standardmodell etablierte [109]. Das Logit Modell wird unter bestimmten mathematischen Annahmen hergeleitet, welche die Annäherung an einen realistischen Entscheidungsprozess verhindern. Aus diesem Grund wurden weitere *Discrete Choice* Modelle entwickelt, welche diese mathematischen Annahmen relaxieren. Dazu gehören die Gruppe der *General-Extreme-Value*- (GEV-)Modelle sowie *Mixed Logit* Modelle.

Logit

Eine intuitive Annahme für die Verteilung einer statistischen Störgröße ist die Normalverteilung. Diese weist jedoch den Nachteil auf, dass es für das Integral der Normalverteilung keine geschlossene Lösung gibt. Deshalb wird eine Gumbel- oder Extremal-I-Verteilung als Alternative gewählt, die der Normalverteilung ähnelt, jedoch eine geschlossene Form für ihr Integral aufweist. Die Differenz zweier Gumbel-verteilter Störgrößen entspricht schließlich einer logistischen Verteilung:

$$F(\varepsilon_n) = \frac{1}{1 + e^{-\mu\varepsilon_n}} \quad \text{Gl. 2.5}$$

Die Gleichung 2.5 beschreibt die Verteilungsfunktion der logistischen Verteilung, ohne eine Verschiebung auf der x-Achse zu berücksichtigen. Diese Verschiebung wird allein durch die Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK) der systematischen Komponente der Nutzenfunktion beschrieben (vgl. Gl 2.4). Damit lässt sich die Verteilungsfunktion der logistischen Verteilung visualisieren:

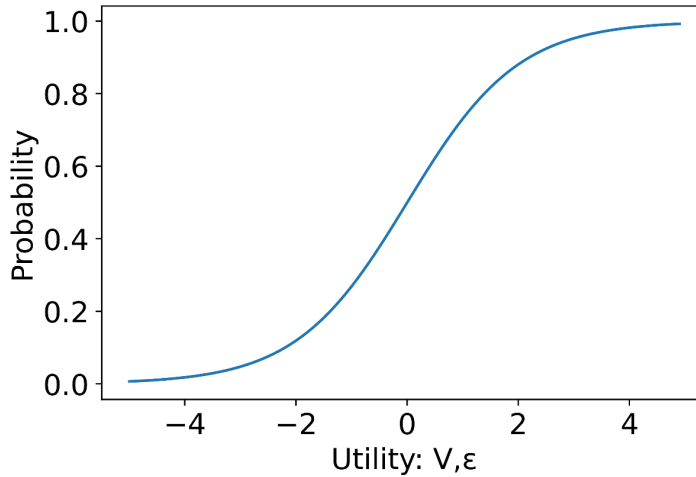


Abbildung 2-5: Verteilungsfunktion der logistischen Verteilung mit Skalierungsparameter $\mu = 1$.

Mithilfe der Verteilungsfunktion und Gleichung 2.5 lässt sich nun die Wahrscheinlichkeit für die Wahl der Alternative i aus zwei Wahlalternativen i und j nach dem *Binomial Logit* Modell bestimmen:

$$\begin{aligned}
 P_n(i) &= \frac{\int_{-\infty}^{V_{in}-V_{jn}} f(\varepsilon_n) d\varepsilon_n}{\int_{-\infty}^{\infty} f(\varepsilon_n) d\varepsilon_n} \\
 &\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{V_{in}-V_{jn}} f(\varepsilon_n) d\varepsilon_n \\
 &\Leftrightarrow [F(\varepsilon_n)]_{-\infty}^{V_{in}-V_{jn}} \\
 &\Leftrightarrow \frac{1}{1+e^{-\mu(V_{in}-V_{jn})}} \\
 &\Leftrightarrow \frac{e^{\mu V_{in}}}{e^{\mu V_{in}} + e^{\mu V_{jn}}} \\
 &\Leftrightarrow \frac{e^{V_{in}}}{e^{V_{in}} + e^{V_{jn}}} \quad \text{Gl. 2.6}
 \end{aligned}$$

Die entsprechende Gleichung für das *Multinomial Logit* (MNL-)Modell zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeit für die Wahl einer Alternative i aus mehreren Wahlalternativen lautet wie folgt:

$$P_n(i) = \frac{e^{V_{in}}}{\sum_{j \in C_n} e^{V_{jn}}} \quad \text{Gl. 2.7}$$

Die Verwendung einer Gumbel-Verteilung zur Ableitung des MNL-Modells birgt die Annahmen, dass (1) die Störgröße einer Alternative unabhängig von der Verteilung der Störgrößen anderer Alternativen ist („*Independence from Irrelevant Alternatives*“: IIA) und (2) alle Störgrößen gleichverteilt sind [113].

Die Gruppe der GEV-Modelle

Eine Schlussfolgerung der ersten Eigenschaft (IIA) ist, dass es keine Korrelationen zwischen zwei Wahlalternativen gibt. Diese Annahme entspricht der Realität jedoch nur dann, falls die Nutzenfunktion V_n , beschrieben durch die erfassten Attribute einer Alternative, alle Einflussfaktoren auf den Entscheidungsprozess umfasst. Die explizite Abbildung aller Einflussfaktoren durch die Nutzenfunktionen ist jedoch nicht möglich [112]. Aus diesem Grund wird, wie in Sektion 2.2.2 beschrieben, die Störgröße ε_n eingeführt, welche über alle Alternativen und Akteure *gleichverteilt* ist. Eine Variation dieser nicht erfassten Attribute ist aufgrund der Gleichverteilung nicht abzubilden, was in der Folge zu einer unrealistischen Abbildung realer Entscheidungssituationen führen kann. Um diese Variation abbilden zu können, bedarf es alternativer Modellansätze.

Eine solche Modellgruppe ist die der GEV-Modelle, welche von McFadden (1978) hergeleitet wurde [75]. GEV-Modelle basieren auf der Annahme einer allgemeinen Extremwertverteilung zur Beschreibung der Differenz der Störgrößen $\varepsilon_{jn} - \varepsilon_{in} = \varepsilon_n$. Die Gumbel-Verteilung zur Beschreibung des Logit Modells ist eine Vereinfachung der allgemeinen Extremwertverteilung. Somit ergibt sich aus der Verallgemeinerung der (Gumbel-)Verteilung der Störgrößen die Verallgemeinerung des Logit Modells zur Gruppe der GEV-Modelle.

Zu den bekanntesten Modelltypen dieser Gruppe gehören das *Nested Logit* (NL-)Modell sowie das *Generalized Nested Logit* (GNL-)Modell, welche im Folgenden näher beschrieben werden.

Nested Logit

Die IIA-Eigenschaft von Logit Modellen wird durch folgenden Zusammenhang charakterisiert:

$$\frac{P_n(i)}{P_n(j)} = e^{V_{in} - V_{jn}} = \text{const.} \quad \text{Gl. 2.8}$$

Dieser Zusammenhang dient zur Beschreibung des „red-bus/blue-bus“-Problems, welches häufig zur Veranschaulichung der IIA-Eigenschaft herangezogen wird [114], [115]. In der Ausgangssituation wählt ein Akteur einen Fahrzeugmodus aus den beiden Alternativen *Auto* und *roter Bus*, die beide die gleiche Wahlwahrscheinlichkeit aufweisen. Nun verändert sich die Situation dadurch, dass dem Akteur ein weiterer Fahrzeugmodus, *blauer Bus*, zur Verfügung steht. Der *blaue Bus* hat dieselben Attribute wie der *rote Bus*. Gl. 2.8 besagt, dass das Verhältnis der ursprünglichen Wahrscheinlichkeiten, $P_n(\text{Auto})/P_n(\text{roter Bus}) = 1$, konstant und unabhängig von weiteren Alternativen ist. Daraus ergeben sich die neuen Wahlwahrscheinlichkeiten zu je einem Drittel für alle Alternativen. Dieses Modellergebnis ist zuwider der natürlichen Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit für die Alternative *Auto* unabhängig von zusätzlichen *Bus*-Alternativen ist. Dieses Modellverhalten von Logit ist typisch für Wahlsituationen, in denen die Störgrößen von Alternativen eindeutig korrelieren, das heißt nicht erfassbare Attribute teilen.

Die Lösung für diese Problematik liegt in der Analogie zum menschlichen Entscheidungsprozess. In *Nested Logit* Modellen werden Alternativen, deren Störgrößen korrelieren, in Entscheidungsnestern gruppiert. Anschließend ermittelt das Modell zunächst eine

Wahrscheinlichkeit, dass ein solches Nest gewählt wird, bevor eine Wahrscheinlichkeit für eine Alternative ermittelt wird. In dem genannten Beispiel trifft der Akteur also zunächst die abstrakte Entscheidung für einen Fahrzeugtyp *Auto* oder *Bus*, bevor die spezifische Entscheidung getroffen wird, welcher *Bus* gewählt wird. Abbildung 2-6 veranschaulicht den Entscheidungsprozess innerhalb einer *Nested Logit* Struktur.

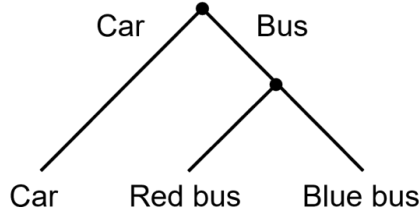


Abbildung 2-6: Nested Logit Struktur des „red bus/blue bus“-Problems.

Für die Herleitung der mathematischen Formulierung dieser Modellstruktur wird nun ein zweistufiger Entscheidungsprozess angenommen, wobei die erste Stufe die Entscheidung für ein Nest (Suffix k) repräsentiert und die zweite Stufe die spezifische Entscheidung für einen Verkehrsmodus (Suffix m). Zusätzlich wird eine Störgröße in der Nutzenfunktion eingeführt, die ausschließlich nicht erfassbare Attribute in Bezug auf Fahrzeugmodi beschreibt.

$$U = V + \varepsilon_{km} + \varepsilon_m \quad \text{Gl. 2.9}$$

Die Störgröße ε_{km} bezieht sich auf alle nicht erfassbaren Attribute, die sowohl Einfluss auf die Nestwahl wie auch auf die spezifische Fahrzeugmoduswahl nehmen. Die Störgröße ε_m beschreibt hingegen lediglich nicht erfassbare Attribute, die ausschließlich Einfluss auf die Fahrzeugmoduswahl nehmen. Die Einführung dieser zusätzlichen Störgröße impliziert eine Abhängigkeit der Nutzenfunktionen verschiedener Alternativen nach Gleichung 2.10:

$$\text{cov}(U_{km}, U_{km'}) = \text{var}(\varepsilon_m) \quad \text{Gl. 2.10}$$

Die mathematische Formalisierung der Struktur der Nutzenfunktion nach Gl. 2.9 innerhalb des NL-Modells wurde von Ben-Akiva (1973) entwickelt [73]. McFadden leitete 1978 das NL-Modell aus der Gruppe der generalisierten Extremwertmodelle (GEV) ab [75].

Die Wahrscheinlichkeit für die Wahl eines Fahrzeugmodus m aus einem Nest k , $P(km)$, setzt sich aus der marginalen Wahrscheinlichkeit, $P(k)$, und der bedingten Wahrscheinlichkeit, $P(m|k)$, zusammen:

$$P(km) = P(k) * P(m|k) \quad \text{Gl. 2.11}$$

Die Gleichungen für die marginale und die bedingte Wahrscheinlichkeit lauten wie folgt:

$$P(k) = \frac{e^{(\tilde{V}_k + V'_k)\mu_k}}{\sum_{k' \in K} e^{(\tilde{V}_{k'} + V'_{k'})\mu_k}} \quad \text{Gl. 2.12}$$

$$P(m|k) = \frac{e^{\tilde{V}_{m'}\mu_m}}{\sum_{m' \in M_k} e^{\tilde{V}_{m'}\mu_m}} \quad \text{Gl. 2.13}$$

$$\text{mit } V'_k = \frac{1}{\mu^m} \ln \sum_{m \in M_k} e^{e^{\tilde{V}_m} \mu_m} \quad \text{Gl. 2.14}$$

Der Teil der Nutzenfunktion, welcher die erfassbaren Attribute beschreibt, wird mit $\tilde{V}$ bezeichnet. Der Anteil V' wird in der Literatur häufig als „Accessibility“- oder „Inclusion“-Faktor bezeichnet. Innerhalb der *Nested Logit* Struktur verknüpft dieser Faktor die Wahrscheinlichkeiten auf den übergeordneten Ebenen mit denen auf den untergeordneten. Mathematisch gleicht dieser Faktor dem Nenner der bedingten Wahrscheinlichkeit in der untergeordneten Ebene und ist somit ein Maß für die summierten Wahrscheinlichkeiten aller Alternativen innerhalb eines Nests. Der Skalierungsfaktor μ wird in der untersten Ebene nach einer verbreiteten Konvention zu eins gesetzt [116]. Die Korrelation der Nutzen von Alternativen innerhalb eines Nests und damit das Modellverhalten werden lediglich durch das Verhältnis der Skalierungsfaktoren bestimmt:

$$\text{corr}(U_{km}, U_{km'}) = 1 - \left(\frac{\mu_k}{\mu_m} \right)^2 \quad \text{Gl. 2.15}$$

Sind die Skalierungsfaktoren beide gleich eins, ist die Korrelation der Alternativen gleich null und das *Nested Logit* Modell reduziert sich zu einem Logit Modell.

Die hier dargestellte mathematische Formulierung des *Nested Logit* Modells wird in der Literatur als *Utility Maximization Nested Logit (UMNL)* bezeichnet, im Gegensatz zu einer weiteren mathematischen Formulierung dem *Non-Normalized Nested Logit (NNNL)*-Modell. Der Unterschied liegt in der Skalierung der systematischen Komponente $\tilde{V}$ und des Accessibility-Faktors V' . Heiss legt dar, dass das UMNL-Modell die systematische Komponente der Nutzenfunktion für jede Alternative eines Nests skaliert. Das NNNL-Modell skaliert hingegen lediglich die Accessibility-Faktoren [117]. Durch diese vereinfachte Form der Skalierung ist das NNNL-Modell nur unter bestimmten Bedingungen konsistent mit der zu Grunde liegenden Bedingung der Nutzenmaximierung [117]–[119]. Bei der Parametrierung eines *Nested Logit* Modells ist es deshalb unbedingt erforderlich, die Wahl der genauen mathematischen Formulierung anzugeben.

General Nested Logit

Innerhalb von NL-Modellen sind Wahlalternativen immer nur Teil eines einzigen Nests. Es kann jedoch der Fall auftreten, dass Wahlalternativen bestimmte, nicht erfassbare Attribute, die durch die Störgröße ε_n beschrieben werden, mit Alternativen anderer Nester teilen. In diesem Fall würden die Alternativen verschiedener Nester miteinander in Korrelation stehen. Dies ist beispielsweise der Fall, wenn ein NL-Modell zur Verkehrsmoduswahl die beiden Nester motorisierter Individualverkehr (MIV) und öffentlicher Verkehr (ÖV) aufweist. Betrachtet man nun den Verkehrsmodus *Carsharing*, weist dieser einerseits, aufgrund des genutzten Fahrzeuges, MIV-Eigenschaften auf, andererseits aber auch ÖV-Eigenschaften in Bezug auf die Verfügbarkeit. Zur Abbildung solcher Entscheidungsprozesse wurden bereits in den 1980er und 1990er Jahren Erweiterungen des NL-Modells vorgeschlagen. Diese Modellvarianten wurden *Paired Combinatorial Logit* und *Cross-Nested Logit* genannt [120]–[122]. Wen und Koppelman verallgemeinerten diese Modellvarianten in der Gruppe der *Generalized Nested Logit (GNL)*-Modelle [123]. Wahlalternativen gehören bei GNL-Modellen zu einem beliebigen Anteil den verschiedenen Nestern

an. Die Summe der Anteile muss eins ergeben. Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Alternative i durch einen Akteur n gewählt wird, wird durch Gl. 2.16 beschrieben:

$$P_{ni} = \sum_k P_{ni|k} P_{nk}, \text{ mit } k \text{ Nestern in } K \quad \text{Gl. 2.16}$$

Gl. 2.17 beschreibt die marginale Wahrscheinlichkeit P_{nk} , dass die gewählte Alternative Teil des Nestes k ist:

$$P_{nk} = \frac{(\sum_{j \in k} (\alpha_{jk} e^{V_{nj}})^{1/\lambda_k})^{\lambda_k}}{\sum_{l=1}^K (\sum_{j \in l} (\alpha_{jl} e^{V_{nj}})^{1/\lambda_l})^{\lambda_l}} \quad \text{Gl. 2.17}$$

Gl. 2.18 beschreibt die bedingte Wahrscheinlichkeit, dass eine Alternative i gewählt wird, sofern Nest k gewählt wird:

$$P_{ni|k} = \frac{(\alpha_{ik} e^{V_{ni}})^{1/\lambda_k}}{(\sum_{j \in k} (\alpha_{jk} e^{V_{nj}})^{1/\lambda_k})} \quad \text{Gl. 2.18}$$

Eine Wahlalternative gehört also zu einem Anteil α_{jk} zu einem Nest k , wobei gilt:

$$\sum_k \alpha_{jk} = 1 \quad \forall j. \quad \text{Gl. 2.19}$$

Der Skalierungsparameter, $0 \leq \lambda_k \leq 1$, wird für jedes Nest berechnet. Je niedriger λ_k , desto höher die Korrelation der Alternativen innerhalb eines Nests.

Für den Fall, dass $\alpha_{jk} = 1$ für ein beliebiges Nest k und alle Alternativen j , vereinfacht sich das GNL-Modell zu einem NL-Modell. Nehmen zudem alle Skalierungsfaktoren λ_k den Wert eins an, reduziert sich das Modell zu einem MNL-Modell.

Mixed Logit

Das zu Beginn dieses Kapitels eingeführte MNL-Modell hat drei wesentliche Restriktionen. Zunächst zeigen MNL-Modelle nur ein einziges charakteristisches Modellverhalten bei sich ändernden Wahlalternativen: Die IIA-Bedingung von MNL-Modellen fordert ein konstantes Verhältnis der Wahlwahrscheinlichkeiten zweier Alternativen, unabhängig von der Verfügbarkeit oder den Attributen anderer Alternativen. Diese Restriktion wurde im Zusammenhang mit *Nested Logit* Modellen bereits diskutiert. Die zwei weiteren Restriktionen von MNL-Modellen beziehen sich auf die Abbildung der Heterogenität in den Präferenzstrukturen der untersuchten Personengruppe beziehungsweise der Akteure [124]. Auf der einen Seite ist dies Heterogenität in den Präferenzen zwischen den einzelnen Personen. Das heißt verschiedene Personen haben verschiedene Präferenzen. Auf der anderen Seite ist dies die Heterogenität der Präferenzen über verschiedene Entscheidungssituationen hinweg. Das heißt Personen haben in verschiedenen Entscheidungssituationen verschiedene Präferenzen.

Mixed Logit ist ein flexibles Entscheidungsmodell, welches diese Nachteile von MNL-Modellen überwindet. Zudem zeigen McFadden und Train, dass es mit *Mixed Logit* möglich ist, jedes beliebige Entscheidungsmodell, welches auf der Grundlage der *Random Utility* Theorie aufbaut, anzunähern [125]. Die ersten *Mixed Logit* Modelle sind in den 1980er Jahren im Kontext der Pkw-Nachfragemodellierung entwickelt worden [126], [127]. Da die Schätzverfahren für diese Modelle jedoch rechenintensiv sind, fanden *Mixed*

Logit erst mit steigender Rechenleistung mehr Verbreitung in Wissenschaft und Praxis [128]–[133].

Im Folgenden werden die mathematischen Grundlagen von *Mixed Logit* dargelegt, im Wesentlichen orientiert an den Darstellungen von Kenneth Train [110], [134], [135].

Die Wahrscheinlichkeit einer Wahlalternative i für einen Akteur n wird in *Mixed Logit* Modellen wie folgt berechnet:

$$P_{ni} = \int PL_{ni}(\beta) f(\beta) d\beta \quad \text{Gl. 2.20}$$

Mit der Logit-Wahrscheinlichkeit PL_{ni} (MNL-Modell) und dem *Choice Set* J :

$$PL_{ni} = \frac{e^{V_{ni}(\beta)}}{\sum_{j=1}^J e^{V_{nj}(\beta)}} \quad \text{Gl. 2.21}$$

Jedes Entscheidungsmodell, welches durch die Gleichungen 2.20 und 2.21 beschrieben werden kann, wird *Mixed Logit* genannt. Charakteristisch ist also eine Verteilung der Präferenzen β über einen Parameterraum $d\beta$. Die Verteilungsfunktion $f(\beta)$ beschreibt die Gewichtung der Präferenzen in Bezug auf die Attribute einer Wahlalternative. Anhand der Ausprägung der Verteilungsfunktion lassen sich verschiedene Typen von *Mixed Logit* Modellen differenzieren.

Im Wesentlichen unterscheidet man kontinuierliche von diskreten Verteilungsfunktionen. In den meisten Anwendungsfällen wird eine kontinuierliche Normalverteilung gewählt, sodass sich die Wahrscheinlichkeit einer Wahlalternative wie folgt ergibt:

$$P_{ni} = \int PL_{ni}(\beta) \varphi(\beta|b, W) d\beta \quad \text{Gl. 2.22}$$

Wobei β mit $\varphi(\beta|b, W)$ normalverteilt ist, mit Mittelwert b und Kovarianz W . Bei der Parametrierung des Modells ist es die Aufgabe von Wissenschaftler*innen, b und W zu bestimmen, um die Normalverteilung zu definieren. Darüber hinaus kann ebenso jegliche andere kontinuierliche Verteilung genutzt werden. Es ist schließlich das Ziel, die Heterogenität in der Präferenzstruktur der untersuchten Personengruppe möglichst genau zu erfassen.

Wird eine diskrete Verteilung der Präferenzen angenommen, stellt sich die Wahrscheinlichkeit einer Wahlalternative wie folgt dar:

$$P_{ni} = \sum_{m=1}^M s_m PL_{ni,m}(\beta) \quad \text{Gl. 2.23}$$

Wobei s_m den Gewichtungsfaktor einer Präferenzklasse m angibt. Diese Definition entspricht der eines sogenannten *Latent Class* Modells. Diese Modellgruppe erfasst die Heterogenität in der Präferenzstruktur nicht durch eine kontinuierliche Verteilung von Präferenzen, sondern durch die Berechnung von mehreren Logit Modellen (MNL-Modell) an einzelnen, diskreten Präferenzpunkten. Diese werden schließlich gewichtet, um die Wahrscheinlichkeit einer Wahlalternative anzugeben. So lassen sich beispielsweise verschiedene Konsumentengruppen unterscheiden. Im Unterschied zu Latent Class Modellen wird bei *Mixed Logit* Modellen mit diskreten Verteilungen und exogen bestimm-

ten Präferenzklassen jedoch ein Vielfaches an Klassen s_m bestimmt. Klassische *Latent Class* Modelle arbeiten mit einigen wenigen Klassen, wohingegen die Zahl der Präferenzklassen bei *Mixed Logit* Modellen im Bereich $> 10^3$ liegt. Eine diskrete Verteilungsfunktion bietet gegenüber einer kontinuierlichen Verteilungsfunktion den Vorteil, dass jede Heterogenität in der Präferenzstruktur beliebig genau angenähert werden kann. Ein Mixed Logit Modell mit diskreter Verteilungsfunktion wird auch *nonparametric Mixed Logit* Modell genannt.

Diese Eigenschaften von *Mixed Logit*, heterogene Präferenzstrukturen erfassen zu können, werden im Rahmen dieser Arbeit genutzt, um das Mobilitätsverhalten von Personen charakterisieren und differenzieren zu können. Mit Kenntnis des heutigen Mobilitätsverhaltens können so Aussagen über zukünftige Entwicklungen der Präferenzstrukturen, beispielsweise in Bezug auf das Kaufverhalten bei privaten Pkw, getroffen werden.

2.2.4 Discrete Choice: Schätzverfahren

Schätzverfahren für *Discrete Choice* Modelle dienen dazu, die Präferenzen von Akteuren in Bezug auf die Attribute einer Wahlalternative zu bestimmen. Dabei ist es das Ziel, die Präferenzen so zu wählen, dass das Entscheidungsverhalten im zugrundeliegenden Datensatz durch das Modell möglichst genau abgebildet wird. Die Kenngröße, die diese Genauigkeit wiedergibt, wird *Likelihood* genannt. *Discrete Choice* Schätzverfahren werden eingesetzt, um die *Likelihood* zu maximieren. Im Folgenden werden zunächst die klassischen Schätzverfahren erläutert, bevor schließlich das Schätzverfahren mit einer simulierten *Likelihood* beschrieben werden. Die Erörterungen beziehen sich auf die beiden grundlegenden Arbeiten von Ben-Akiva und Lerman (1985) sowie Train (2009) [61], [110].

Maximale Log-Likelihood Schätzung

Die *Likelihood* L wird wie folgt berechnet:

$$L = \prod_{n=1}^N P(i_n | x_n, \beta) \quad \text{Gl. 2.24}$$

Mit einem Datensatz der Größe N , Attributen x_n , Wahlalternativen i_n sowie den zu ermittelnden Präferenzen β . Aus numerischen Gründen wird bei der weiteren Schätzung nicht die *Likelihood* maximiert, sondern der Logarithmus der *Likelihood*, LL . Da der Logarithmus eine strikt monoton steigende Funktion ist, ergibt sich folgende Äquivalenz:

$$\max L = \max LL = \max \sum_{n=1}^N \log(P(i_n | x_n, \beta)) \quad \text{Gl. 2.25}$$

Zur Maximierung der *Log-Likelihood* müssen die Maximierungskriterien erster und zweiter Ordnung erfüllt sein. Das erste Kriterium ist wie folgt definiert:

$$\frac{\partial LL}{\partial \beta_k} = 0 \quad \text{Gl. 2.26}$$

Wobei β_k das k . Element im Vektor β ist. Das zweite Kriterium besagt, dass die Hesse-Matrix $\nabla^2 LL$ für die Lösungsparameter $\hat{\beta}$ negativ semidefinit sein muss.

Zur Lösung des Maximierungsproblems werden in dieser Arbeit Optimierungsalgorithmen angewandt, welche in der *Python*-Bibliothek *scipy.optimize* implementiert sind [136].

Bei der Schätzung von *Discrete Choice* Modellen auf Basis von Umfragedaten können verschiedene Problematiken auftreten. Zum einen besteht die Möglichkeit, dass die Eigenschaften einer Wahlalternative nur für die gewählte Alternative bekannt sind. In diesem Fall wird für die weiteren Wahlalternativen ein Approximationsverfahren entwickelt, um die fehlenden Daten zu den Eigenschaften der Alternativen zu imputieren [137]. Zum anderen kann es vorkommen, dass die Anzahl an möglichen Alternativen sehr hoch ist. Typischerweise liegt die Anzahl von mit *Discrete Choice* Modellen betrachteten Wahlalternativen unter zehn. Im Falle von *Discrete Choice* Modellen zur Zielortwahl steigt die Anzahl an Wahlalternativen jedoch meist auf über hundert. Eine Lösung stellt hier das Sampling von Alternativen dar, bei dem für jede Beobachtung im Basisdatensatz eine begrenzte Teilmenge an Wahlalternativen betrachtet wird [138].

Sequenzielle LL-Schätzung von Nested Logit Modellen

Die Maximierung der LL eines *Nested Logit* Modells ist im Vergleich zur Schätzung eines einfachen *Logit* Modells rechenintensiver. Zur Minderung des Rechenaufwands kann ein sequenzielles Verfahren angewandt werden, bei dem die einzelnen Ebenen eines *Nested Logit* Modells separat optimiert werden.

Möglich wird dies durch die Eigenschaft des *Nested Logit* Modells, in einzelne Logit Modelle, je Entscheidungsebene, unterteilt zu werden. Im Folgenden ist diese Aufteilung für ein *Nested Logit* Modell mit den drei Entscheidungsebenen Aktivität a , Verkehrsnest k und Verkehrsmittel m mathematisch dargestellt:

$$\begin{aligned}
 LL &= \sum_{n=1} \sum_{(a,k,m) \in C_n} \ln(P(a|\beta) * P(k|a, \beta) * P(m|a, k, \beta)) & \text{Gl. 2.27} \\
 &= \sum_{n=1} \sum_{a \in A_{na}} \ln(P(a|\beta)) + \sum_{n=1} \sum_{k \in K_{nka}} \ln(P(k|a, \beta)) \\
 &\quad + \sum_{n=1} \sum_{m \in M_{nmka}} \ln(P(m|a, k, \beta))
 \end{aligned}$$

Mit dem gesamten Entscheidungsraum C und den einzelnen Entscheidungsräumen für Aktivitäten A , Verkehrsnester K und Verkehrsmittel M .

Die Berechnung der Präferenzen beginnt schließlich mit der Optimierung der untersten Entscheidungsebene, welches die Wahl der Verkehrsmittel m ist. Der Skalierungsfaktor dieser Ebene wird mit $\mu_m = 1$ normiert. Schließlich ist nur das Verhältnis der Skalierungsfaktoren der einzelnen Ebenen und Nester von Bedeutung. Die Präferenzen der Nutzenfunktion der untersten Ebene finden nach der Berechnung Eingang in die Optimierung der Parameter der zweiten Entscheidungsebene, welches die Wahl des Nestes ist. In dieser Iteration wird neben den Präferenzen auch der Skalierungsparameter μ_k berechnet. Analog findet die Optimierung der Parameter der obersten Entscheidungsebene, der Aktivitätswahl, statt. Für die Skalierungsparameter gilt zudem:

$$0 \leq \mu_a \leq \mu_k \leq \mu_m = 1 \quad \text{Gl. 2.28}$$

Sind alle Skalierungsfaktoren gleich eins, so gleicht das *Nested Logit* Modell einem *Joint Logit* Ansatz, da es keine Unterschiede in der Skalierung der Störgrößen der Nutzenfunktionen gibt.

Expectation Maximization Algorithmus

Der *Expectation Maximization* (EM-)Algorithmus wurde in den 1970er Jahren zu dem Zweck entwickelt, mit fehlenden Daten innerhalb von Datensätzen umzugehen [139]. Eine breitere Anwendung fand der EM-Algorithmus anschließend in der Schätzung von Modellen, die numerisch schwer oder gar nicht lösbar sind. Im Folgenden wird der EM-Algorithmus zur Schätzung von *nonparametric Mixed Logit* Modellen mit diskreten Verteilungsfunktionen erläutert. Die mathematischen Erörterungen beziehen sich auf Kenneth Train [140].

Die *Log-Likelihood* Funktion für *nonparametric Mixed Logit* Modelle mit diskreter Verteilungsfunktion ergibt sich allgemein zu:

$$LL(s) = \sum_n \log (P_{i_n}(s)) \quad \text{Gl. 2.29}$$

Wobei P_{i_n} die Wahrscheinlichkeit der Alternative i in der Beobachtung n des gesamten Datensatzes darstellt und s den zu identifizierenden Gewichtungsfaktor der betrachteten Präferenzklasse m (vgl. Gl. 2.23). Mit dem Satz von Bayes kann nun folgender zusätzlicher Zusammenhang formuliert werden:

$$h(\beta_m|i_n, s) = \frac{s_m L_{i_n}(\beta_m)}{P_{i_n}(s)} \quad \text{Gl. 2.30}$$

Wobei L_{i_n} die Likelihood für die Wahlalternative i_n beschreibt für die Präferenzen β eines bestimmten Punktes m im betrachteten Parameterraum. Schließlich ergibt sich eine Annäherung der *Log-Likelihood* Funktion E wie folgt:

$$E(s|s^t) = \sum_n \sum_m h(\beta_m|i_n, s^t) \log (s_m L_{i_n}(\beta_m)) \quad \text{Gl. 2.31}$$

E stellt dabei einen Erwartungswert der *Log-Likelihood* Funktion dar, dessen Maximum zum Maximum der *Log-Likelihood* konvergiert, numerisch jedoch einfacher lösbar ist. Eine mathematische Herleitung des Zusammenhangs findet sich bei Train [140], wie auch bei Boyles [141] und Wu [142]. Durch Äquivalenzumformung und Kürzen des von den Gewichtungsfaktoren s_m unabhängigen Teils der Gleichung reduziert sich die Formulierung wie folgt:

$$E(s|s^t) = \sum_n \sum_m h(\beta_m|i_n, s^t) \log (s_m) \quad \text{Gl. 2.32}$$

Das Maximum der Erwartung E kann nun iterativ ermittelt werden:

$$s_m^{t+1} = \frac{\sum_n h(\beta_m|i_n, s^t)}{\sum_n \sum_{m'} h(\beta_{m'}|i_n, s^t)} \quad \text{Gl. 2.33}$$

Wobei der Nenner lediglich sicherstellt, dass sich die Gewichtungsfaktoren s_m zu eins summieren. Die Iteration wird mit einer Gleichgewichtung aller Gewichtungsfaktoren s_m begonnen.

2.2.5 Gravitationsmodelle

Das Gravitationsmodell ist der konventionelle Ansatz zur Berechnung der Verkehrsverteilung und findet üblicherweise in klassischen Vier-Stufen-Modellen Anwendung. Der Ursprung des Gravitationsmodells liegt in den 1950er Jahren in der Arbeit von Casey [143]. Gravitationsmodelle wurden in Anlehnung an das Gravitationsmodell von Newton entworfen und enthalten drei Parameter zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit $P_{i,j}$, dass ein Weg aus einer Startzone i in eine Zielzone j führt: Die Attraktivität einer Zielzone A_j , die Distanz $d_{i,j}$ zwischen Start- und Zielzone sowie die Impedanz α .

$$P_{i,j} = \frac{T_{i,j}}{\sum_j T_{i,j}} = \frac{A_j e^{-\alpha d_{i,j}}}{\sum_j A_j e^{-\alpha d_{i,j}}} \quad \text{Gl. 2.34}$$

Die Attraktivität einer Zielzone ist nicht weiter spezifiziert und kann je nach Anwendungsfall und Datenverfügbarkeit definiert werden. Die Impedanz wird schließlich in einem Schätzverfahren auf Basis von Wegedaten wie der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) kalibriert.

2.3 Wissenschaftlicher Stand der Verkehrsnachfragemodellierung

In diesem Abschnitt wird der wissenschaftliche Stand der Verkehrsnachfragemodellierung in fünf Sektionen diskutiert. Zunächst werden in Sektion 2.3.1 theoretische Ansätze präsentiert, die eine Weiterentwicklung der Verkehrsnachfragemodellierung verfolgen. Anschließend werden anwendungsorientierte Forschungsarbeiten dargelegt. Dies umfasst zum einen die Entwicklung integrierter Verkehrsnachfragemodelle in Sektion 2.3.2 und die Modellierung spezifischer Mobilitätstrends wie das autonome Fahren und die Elektromobilität in Sektion 2.3.3. Zum anderen wird die Abbildung des Personenverkehrs in nationalen Energiesystemstudien in Deutschland in Sektion 2.3.4 präsentiert. Abschließend werden in Sektion 2.3.5 in der dargelegten Literatur eine Forschungslücke aufgezeigt sowie ein geeigneter Modellansatz abgeleitet.

2.3.1 Theoretische Entwicklungen der Verkehrsnachfragemodellierung

Die aktuellen theoretischen Entwicklungen auf dem Gebiet der Verkehrsnachfragemodellierung gliedern sich in vier Bereiche. Erstens, die Weiterentwicklung der *Discrete Choice* Theorie, welche seit den 1970er Jahren das theoretische Grundgerüst der Verkehrsnachfragemodellierung bildet. Zweitens, die Modellierung der Aktivitätsnachfrage. Drittens, die Entscheidungsmodellierung innerhalb eines sozialen Kontexts. Viertens, die Anwendung von Methoden des maschinellen Lernens in der Verkehrsnachfragemodellierung.

Discrete Choice Theorie

Die methodischen Fortschritte auf dem Gebiet der *Discrete Choice* Theorie sind in den vergangenen Jahrzehnten zentral von dem Bestreben geprägt gewesen, die limitierenden Bedingungen der *Rational Choice* Theorie zu relaxieren, um reales Entscheidungsverhalten besser annähern zu können.

Latente Variablen werden innerhalb von Entscheidungsmodellen dazu genutzt, psychologische Einflüsse, wie persönliche Einstellungen und situative Wahrnehmungen, einzubinden. Entscheidungsmodelle mit latenten Faktoren werden auch als hybride Entscheidungsmodelle bezeichnet. Die Bedeutung von situativen Einstellungen und Emotionen in Bezug auf die Entscheidungsfindung von Personen wurde bereits in den Anfängen der *Discrete Choice* Modellierung thematisiert [144]. Aufgrund fehlender Rechenleistung und der hohen ökonometrischen Komplexität wurden hybride Entscheidungsmodelle jedoch erst später populär. Ein konzeptionelles Rahmenwerk zur Einbindung von psychologischen Faktoren in Entscheidungsmodelle wurde im Jahr 2002 von Walker and Ben-Akiva vorgestellt [145], [146]. Heutzutage werden hybride Entscheidungsmodelle vorrangig zur Untersuchung des Einflusses latenter Faktoren auf neue Mobilitätstrends, wie der Nutzung autonomer Verkehrsmittel oder Elektrofahrzeuge, angewendet. Kim et al. erweitern den klassischen Ansatz zur Modellierung von hybriden Entscheidungsmodellen, indem sie nichtlineare Nutzenfunktionen für latente Variablen einführen. Sie wenden ihr Modell auf Daten einer *stated-preference* (SP-)Studie an, welche das Kaufverhalten in Bezug auf Elektroautos untersucht [147]. In einer weitergehenden Studie untersuchen Kim et al. den Einfluss latenter Variablen auf das Nutzungsverhalten von kurzfristigen *Carsharing*-Dienstleistungen [148]. De Luca et al. analysieren ebenfalls das Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen mittels eines hybriden Entscheidungsmodells, um insbesondere qualitative Einflussfaktoren zu berücksichtigen [149]. Etzioni et al. untersuchen die Verkehrsmittelwahl zwischen drei zukünftigen Verkehrsmitteln, nämlich *Ridesharing*-Fahrzeugen, *Carsharing*-Fahrzeugen und autonomem öffentlichen Verkehr. Dabei nutzen sie ein hybrides Entscheidungsmodell, um Personen anhand latenter Variablen, wie der Offenheit gegenüber einer Transportmittelnutzung mit fremden Personen, in zwei Gruppen zu klassifizieren [150]. Bahamonde-Birke et al. klassifizieren Personen ebenso anhand von latenten Variablen. Beide Arbeiten bieten damit einen alternativen Ansatz zur *Latent Class* Modellierung, wie sie im folgenden Absatz diskutiert wird. Der vorgestellte Klassifizierungsansatz mittels hybrider Entscheidungsmodelle wird wiederum am Beispiel des Kaufverhaltens von Elektrofahrzeugen sowie in einem zweiten Beispiel anhand der Fahrzeugmoduswahl veranschaulicht [151]. Chen et al. untersuchen veränderte Einflussfaktoren auf die Fahrzeugmoduswahl während der COVID-19 Pandemie. Dabei binden sie latente Variablen ein, wie soziales Verantwortungsgefühl, Angst vor einer Infektion und eine allgemeine Reiseangst. Sie stellen fest, dass klassische Einflussfaktoren wie Reisezeit und Reisekosten gegenüber den beobachteten latenten Variablen an Bedeutung verlieren [152].

Latent Class Modelle sind eine Form von *Mixed Logit* Modellen, welche wiederum eine Verallgemeinerung klassischer Logit Modelle darstellen. *Mixed Logit* Modelle bieten gegenüber Logit Modellen den Vorteil, dass sie die heterogenen Präferenzen von Personen in einer Gesellschaft abbilden können. Eine methodische Diskussion von *Mixed Logit*, wie auch *Latent Class* Modellen findet in Sektion 2.2.3 statt. Revelt und Train präsentieren in einer grundlegenden Arbeit von 1998 die Kalibrierung und Anwendung eines *Mixed Logit* Modells zur Abbildung eines heterogenen Entscheidungsverhaltens von Haushalten in Bezug auf Haushaltsgeräte [131]. Dabei untersuchen sie insbesondere die Heterogenität der Haushaltsentscheidung bei einer Wiederholung der gleichen Entscheidungssituation. In einer weiteren Veröffentlichung legen McFadden und Train mathematisch dar, das *Mixed Logit* Modelle in der Theorie so aufgebaut und kalibriert werden

können, dass sie ein jedes Entscheidungsmodell, welches auf der *Random Utility Maximization* (RUM-)Theorie basiert, beliebig genau annähern können [125]. Zudem erläutern sie ein Schätzverfahren für *Mixed Logit* Modelle, welches auf der numerischen Simulation der Zielfunktion basiert. Solche Verfahren werden methodisch in Sektion 2.2.4 diskutiert. Durch diese grundlegenden methodischen Arbeiten und dem parallelen Anstieg der Rechenleistung wurde die Nutzung von *Mixed Logit* Modellen in der Folge für die breite Wissenschaft zugänglich. Train stellt in den Folgejahren weitere Arbeiten zu methodischen Vertiefungen und Differenzierungen von *Mixed Logit* Modellen vor [110], [134], [135]. Insbesondere beschreibt er die Anwendung des *Expectation Maximization* (EM-)Algorithmus in Kombination mit Simulationsverfahren zur Schätzung von *Mixed Logit* Modellen, welche die Nutzung solcher Modelle bei herkömmlichen Rechenleistungen überhaupt erst realisierbar macht. Heutzutage sind *Mixed Logit* Modelle so weit etabliert, dass sie die klassischen Logit Modelle als Standard in der Entscheidungsmodellierung abgelöst haben [153]. Dazu hat auch beigetragen, dass *Mixed Logit* Modelle in bestehenden Software-Angebote aufgenommen [154]–[157] und eine Vielzahl neuer *Open Source* Software-Pakete publiziert wurden [158], [159]. In den letzten Jahren wurden *Mixed Logit* Modelle vorrangig dazu angewandt, das Kaufverhalten von Personen und Haushalten in Bezug auf Fahrzeuge mit Elektroantrieb oder autonomen Fahrfunktionen zu analysieren. Die Kalibrierung der *Mixed Logit* Modelle fand dabei durchweg mit Daten statt, welche in SP-Studien gewonnen wurden. Solche Studien versetzen die befragte Person in eine fiktive Entscheidungssituation, um Präferenzen in Bezug auf noch nicht real verfügbare Entscheidungsalternativen ableiten zu können. SP-Studien werden im folgenden Absatz gesondert thematisiert. Hahn et al. untersuchen die Wahl der Antriebsart (*Internal Combustion Engine Vehicle*: ICEV, *Plug-In Hybrid Electric Vehicle*: PHEV, *Hybrid Electric Vehicle*: HEV, *Battery Electric Vehicle*: BEV) in Abhängigkeit der Fahrzeuggröße in einer SP-Studie in Seoul, Korea [160]. Khan et al. führen eine ähnliche Studie in Japan durch, welche das Kaufverhalten von Haushalten speziell in Bezug auf FCEV analysiert [161]. Zuletzt untersuchen Jensen et al. Einflussfaktoren auf das Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen in Dänemark [162]. Jiang et al. prüfen die Einstellung von Personen in Japan gegenüber Fahrzeugen mit autonomen Fahrfunktionen [163]. In einer Studie von Jang et al. wird der Einfluss von *Mobility-as-a-Service* (MaaS) Dienstleistungen auf die Wahl von Verkehrsmitteln in den Niederlanden untersucht [164].

SP-Studien werden, wie bereits angedeutet, dazu genutzt, Informationen über Präferenzen von Akteuren in *fiktiven* Entscheidungssituationen zu gewinnen. Diese Erhebungsmethode steht damit im Gegensatz zu *observed-preference* Studien, welche Präferenzen aus *beobachteten* Entscheidungssituationen ableiten. Der Vorteil von SP-Studien liegt darin, dass auch hypothetische Entscheidungssituationen untersucht werden können, beispielsweise in Bezug auf neue Technologien. Train et al. geben einen Überblick zum Aufbau von SP-Studien und diskutieren ebenso *Discrete Choice* Methoden zur Auswertung der Studienergebnisse [165]. Die zentrale Kritik an SP-Studien setzt an der mangelnden Übertragbarkeit der Studienergebnisse auf die Realität an. Aufgrund der hypothetischen Entscheidungssituation zeigen die Akteure gegenüber der Realität veränderte Präferenzen, wie beispielsweise eine höhere Neigung zu idealistischen oder sozial erwünschten Entscheidungen. Diese Abweichung wird in der Literatur als hypothetischer Bias bezeichnet. Haghani et al. untersuchen diesen hypothetischen Bias bei SP-Studien in zwei Forschungsarbeiten [166], [167]. Wie bereits oben dargelegt, kommen SP-Studien häufig

in Verbindung mit *Mixed Logit* Modellen zur Analyse neuer Mobilitätstrends zur Anwendung. Jin et al. untersuchen ein verändertes Verhalten in Bezug auf die Verkehrsmittelwahl, wenn *Shared Mobility* Dienstleistungen mit Elektrofahrzeugen angeboten werden [168]. Die Präferenzen werden mittels einer SP-Studie in Peking, China, ermittelt und mithilfe eines *Nested Logit* Modells analysiert. Cordera et al. untersuchen die Struktur der Verkehrsmittelwahl in Europa in zukünftigen Szenarien für die Jahre 2030 und 2050 unter der Annahme, dass die Nutzung privater Fahrzeuge um 10% abnimmt [169]. Die Verkehrsmittelpräferenzen wurden ebenfalls in einer SP-Studie ermittelt. Zuletzt analysieren Krauss et al. die Nutzung von *Shared Mobility* Dienstleistungen in Deutschland und ermitteln mittels einer SP-Umfrage den monetären Wert der Reisezeit für verschiedene geteilte Verkehrsmittel [170].

Eine weitere Entwicklung auf dem Gebiet der *Discrete Choice* Theorie umfasst Ansätze zu *mental*en *Abbildungen* von Entscheidungssituationen. Mentale Abbildungen von Entscheidungssituationen beschreiben die innerliche Wahrnehmung einer Situation durch einen Akteur, welche durch situative oder individuell-emotionale Faktoren von einer generalisierten Beschreibung der Situation abweicht. Insbesondere wird es durch mentale Abbildungen von Entscheidungssituationen möglich zu untersuchen, inwiefern bestimmte Attribute einer Wahlalternative die individuellen Bedürfnisse von Akteuren aktivieren beziehungsweise befriedigen. Arentze et al. veröffentlichten die grundlegenden Arbeiten zur Implementierung mentaler Abbildung innerhalb von RUM-Modellen [171]. Neben der mathematischen Implementierung bedarf die Kalibrierung von RUM-Modellen mit mentalen Abbildungen ebenso spezieller Daten, welche Aufschluss über die innere Wahrnehmung von Akteuren geben. Diese Daten werden in einem spezifischen Interview-Verfahren gewonnen, welches *Causal Network Elicitation Technique* (CNET) genannt wird [172], [173]. Kusumastuti et al. entwickeln aufbauend auf dem CNET-Leitfaden ein computerbasiertes Verfahren zur Ermittlung der inneren Wahrnehmung von Akteuren in Entscheidungssituationen [174].

Abschließend wird auf dem Gebiet der *Discrete Choice* Theorie der Ansatz der *Random Regret Minimization* (RRM) diskutiert, im Gegensatz zum klassischen Ansatz der *Random Utility Maximization* (RUM). RRM geht bei der Entwicklung des Entscheidungsmodells davon aus, dass Akteure in erster Linie nicht daran interessiert sind, den Nutzen in einer Entscheidungssituation zu maximieren, sondern das Risiko zu minimieren, eine Entscheidung zu bedauern. Chorus führt ein RRM-Modell in einer maßgebenden Forschungsarbeit im Jahr 2010 ein und diskutiert die Modellergebnisse anhand verschiedener *observed-preference* und SP-Datensätze im Vergleich mit einem klassischen RUM-Logit Modell [175]. Später erweitert er den Modellansatz und präsentiert ein generalisiertes RRM Modell, welches mit konventioneller Software, die für RUM-Modelle entwickelt wurde, kalibriert werden kann [176]. Kim et al. nutzen ein RRM-Modell zur Untersuchung von *Carsharing*-Nutzungsverhalten [177]. Die Wahl eines RRM gegenüber eines RUM-Modells wird damit begründet, dass das Entscheidungsverhalten bei *Carsharing*-Nutzung primär durch das Risiko der Nichtverfügbarkeit eines Fahrzeuges bestimmt ist und damit von einer klassischen Situation der Nutzenmaximierung abweicht. Van Cranenburgh et al. analysieren die Unterschiede zwischen RUM- und RRM-Modellen in Bezug auf die Simulation aggregierter Verkehrsnachfragen, wie sie in nationalen Verkehrsnachfragemodellen ermittelt werden [178]. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass es signifikante Unter-

schiede in Bezug auf die Verkehrsnachfrage und deren Elastizitäten zwischen den Modellansätzen gibt. Dies lässt die Frage offen, welcher Modellansatz für langfristige Prognosen geeigneter ist.

Aktivitätsnachfrage

Heutige, agentenbasierte Verkehrsnachfragemodelle basieren in der Regel auf dem aktivitätsbasierten Ansatz, welcher das Verkehrsverhalten einzelner Agenten aus einem zugrundeliegenden Aktivitätsbedürfnis ableitet. Zur Modellierung eines Tagesablaufes werden, im einfachsten Fall, ganze Aktivitätsketten einer Person aus einer *observed-preference* Studie abgeleitet. Dieses Vorgehen hat den Nachteil, dass bei Simulation unter veränderten Randbedingungen die Aktivitätsketten unverändert bleiben. Beispielsweise gibt es in dem Fall keine Flexibilität in der Simulation von Arbeitszeiten oder in der Logik aufeinanderfolgender Aktivitäten. Deshalb ist die Wissenschaft der Verkehrsnachfragemodellierung bestrebt, die Simulation der Aktivitätsnachfrage zu flexibilisieren. Axhausen und Gärling haben in einem ersten Review auf dem Gebiet der aktivitätsbasierten Verkehrsnachfragemodellierung die frühen Modellierungsansätze diskutiert [69]. Dabei wurden insbesondere die Modelle CARLA [179], STARCHILD [180], [181] und SCHEDULER [182] betrachtet (vgl. Anhang A). Einen aktuellen Überblick über das Forschungsgebiet geben Rasouli und Timmermans [183]. Arentze et al. präsentieren ein adaptives Modell zur Simulation der Aktivitätsnachfrage einzelner Agenten, welches den Aktivitätsplan an das aktuelle Verkehrsaufkommen anpasst [184]. Darüber hinaus erkennen die Agenten eine ungünstige Aktivitätsplanung, beispielsweise aufgrund eines regelmäßig hohen Verkehrsaufkommens zu einer bestimmten Zeit, und passen daraufhin die zukünftige Aktivitätsplanung an. Auld et al. stellen für das aktivitätsbasierte Modell ADAPTS ein Modul zur Planung von Aktivitäten vor [185]. Im Gegensatz zur Wahl von ganzen Aktivitätsketten im Laufe eines Tages, wird dabei in jedem simulierten Zeitschritt eine Aktivität geplant und diese mit einem konkurrierendem Aktivitätsangebot sowie mit dem damit jeweils verbundenen Mobilitätsaufwand verglichen. Somit kann das Modell ADAPTS dynamisch auf Änderungen im Verkehrssystem oder auf Aktivitäten anderer Agenten reagieren. Das Modell CUSTOM modelliert die Aktivitätsnachfrage von Agenten mittels Annahmen zu Zeitbudgets und, in Analogie dazu, mit potenziell erreichbaren Orten beziehungsweise Räumen [186]. Dabei nehmen sowohl die Zeitbudgets für einzelne Aktivitäten wie auch der potenziell erreichbare Raum, in dem die Aktivitäten durchgeführt werden können, ab. Das Modell wird anhand von Daten aus einer Haushaltsstudie aus dem Jahr 2011, welche in der Hauptstadtregion Kanadas erhoben wurden, validiert. Drchal et al. heben hervor, dass der Ansatz vieler konventioneller aktivitätsbasierter Modelle darauf basiert, Aktivitätsketten von Agenten durch exogen formulierte Verhaltensregeln zu generieren [187]. Somit sind klassische aktivitätsbasierte Modelle abhängig von der subjektiven Parametrierung der Wissenschaftler*innen. In ihrer Forschungsarbeit präsentieren sie einen konträren Ansatz, der mithilfe von Methoden des maschinellen Lernens Muster innerhalb zugrundeliegender Daten erkennt und damit die Aktivitätsnachfrage einzelner Agenten erzeugt. Liu et al. entwickeln ein Vorgehen zur Modellierung der Aktivitätsnachfrage, welches auf der Erfüllung individueller Bedürfnisse basiert [188]. Der Nutzen einer Aktivität wird schließlich durch zwei Dinge definiert: Zum einen durch das Level, mit dem ein bestimmtes Bedürfnis mit einer Aktivität befriedigt wird und zum anderen durch den Aufwand, der entsteht, zu dieser Aktivität zu gelangen. Somit kann

das vorgestellte Modell dynamisch auf sich verändernde Bedürfnisse der Agenten sowie die aktuelle Verkehrssituation ansprechen. Das Modell, welches Dianat et al. präsentieren, definiert zu Beginn der Simulation der Aktivitätsnachfrage ein Grundgerüst aus Aktivitäten [189]. Dieses Grundgerüst besteht aus den Aktivitäten Schlaf, Arbeit und Schule. In der Folge werden alle weiteren Aktivitäten unter Berücksichtigung dieses Aktivitätsgerüsts simuliert. Die Art der Aktivität sowie der Ort der Durchführung werden dabei simultan bestimmt. Das Modell wird mit Daten kalibriert, welche im Jahr 2001 in der Region um Toronto, Kanada, erhoben wurden. Zudem wurde die Fähigkeit des Modells zur Simulation zukünftiger Jahre anhand von Daten aus den Jahren 2006 und 2011 validiert.

Entscheidung im sozialen Kontext

Die klassische *Rational Choice* Theorie geht von einem rationalen Akteur aus, der in seinem Handeln rein egoistisch motiviert ist. Die Emanzipation von dieser Theorie umfasst den Einbezug von sozialen Einflussfaktoren aus dem direkten Umfeld wie auch auf gesellschaftlicher Ebene, auf das Entscheidungsverhalten simulierter Agenten. Beispielsweise betrifft das soziale Einflussfaktoren, wie die normative Ausrichtung individuellen Handelns an gesellschaftlichen Idealvorstellungen oder die Beschränkung von Handlungsalternativen durch die Handlungen des sozialen Umfelds.

Axhausen verknüpft im Jahr 2005 in ersten grundlegenden Thesen die räumliche Struktur des sozialen Umfelds mit dem Mobilitätsverhalten von Personen [190]. Dabei hebt er insbesondere den Einfluss des sozialen Umfelds auf Freizeitaktivitäten hervor. In einer darauffolgenden Veröffentlichung stellt Axhausen eine Erweiterung von herkömmlichen Fragebögen zur Erfassung von Mobilitätsverhalten vor, welche auch die Struktur des sozialen Umfelds abbilden soll [191]. Darüber hinaus diskutiert er den Einfluss von Lebensereignissen auf das Mobilitätsverhalten von Personen und zieht den Schluss, dass auch biografische Ereignisse betrachtet werden sollten. Walker et al. gehen von der Grundannahme aus, dass individuelles Verhalten auch von dem Verhalten von Personen im sozialen Umfeld beziehungsweise aus derselben Peer-Gruppe beeinflusst wird [192]. Um diesen Effekt zu berücksichtigen, führen sie eine zusätzliche Variable in ihr Entscheidungsmodell ein, welche den Anteil an Personen in der relevanten Peer-Gruppe erfasst, der ebenfalls diese Wahlalternative gewählt hat. Die Einführung einer solchen Variable birgt jedoch das Problem, dass nicht direkt erfasste Einflussfaktoren sowohl die Peer-Gruppe wie auch die entscheidende Person selbst beeinflussen. Dies ist ein zentrales Problem bei der Berücksichtigung sozialer Einflussfaktoren bei Entscheidungsmodellen. Walker et al. diskutieren im Weiteren einen mathematischen Ansatz, der diese Korrelation auszugleichen sucht. Kim et al. untersuchen den Einfluss des sozialen Umfeldes auf die Kaufentscheidung von Personen in Bezug auf Elektrofahrzeuge [193]. Dabei stellen sie fest, dass Kosten der zentrale Einflussfaktor beim Kauf bleiben, der Einfluss des sozialen Umfeldes aber dennoch signifikant ist. Einen besonders großen Einfluss hat es nach dieser Analyse, wenn sich über die Hälfte des sozialen Umfelds für den Kauf eines Elektrofahrzeuges entschieden hat. In einer ähnlichen Arbeit entwickeln Manca et al. ein hybrides Entscheidungsmodell zur Untersuchung des Kaufverhaltens in Bezug auf Elektrofahrzeuge, indem sie eine latente Variable einführen, welche die Einstellungen von Personen aus der Peer-Gruppe des Akteurs widerspiegeln [194]. Dabei entspricht die erfasste Variable jedoch nicht der Einstellung gegenüber einer konkreten Wahlalternative,

sondern beschreibt vielmehr allgemeine Prinzipien oder Persönlichkeitsmerkmale, wie Offenheit gegenüber neuen Technologien. Pike et al. analysieren den sozialen Einfluss bei der Verkehrsmittelwahl von Studierenden auf dem Campus der University of California, Davis [195]. In einer online-Umfrage sammeln sie zunächst Informationen zu Individuen und ihren nächsten sozialen Kontakten. Anschließend analysieren sie deren Verkehrsmittelwahl und kommen zu dem Ergebnis, dass die Wahl des Verkehrsmittels am stärksten durch die Wahl anderer beeinflusst wird, wenn die Kosten der verschiedenen Verkehrsmittel für den betrachteten Weg annähernd gleich sind. Pan et al. untersuchen den sozialen Einfluss auf eine persönliche Entscheidung in einem zweistufigen Befragungsexperiment [196]. Dabei wird eine Person zweimal in Folge in dieselbe Entscheidungssituation versetzt. Im ersten Fall entscheidet die Person aufgrund ihrer rein persönlichen Präferenzen. Im zweiten Fall hat die Person Kenntnis über die Entscheidungen von Personen aus ihrem sozialen Umfeld. Durch die Differenz in der Entscheidungswahl leiten Pan et al. den Einfluss des sozialen Umfelds auf die jeweilige Entscheidung ab.

Maschinelles Lernen

Die Wissenschaft der Verkehrsnachfragemodellierung ist geprägt von der *Discrete Choice* Theorie zur Abbildung von Entscheidungsverhalten. Der Vorteil dieses theoretischen Fundaments ist, dass es auf verhaltenspsychologischen Grundannahmen fußt. Dadurch sind Struktur und Parameter der Modelle interpretierbar; die Ökonometrie des Modells findet ihre Analogie in verhaltenspsychologischen Modellen. Beispielsweise entsprechen die kalibrierten Modellparameter den Vorlieben von Personen in Bezug auf bestimmte Eigenschaften von Wahlalternativen in einer Entscheidungssituation. Dieser Vorteil von *Discrete Choice* Modellen ist jedoch gleichzeitig auch ihr größter Kritikpunkt. So ist die Qualität eines Entscheidungsmodells immer nur so gut wie die verhaltenspsychologische Grundlage, auf der es konzipiert wurde. Am deutlichsten wird dies, wenn man die Limitierungen betrachtet, die sich aus der Annahme eines rational handelnden, nutzenorientierten Akteurs (*Rational Choice* Theorie) ergeben. Wie in Sektion 2.1.4 beschrieben ist es die zentrale Bestrebung der *Discrete Choice*-basierten Entscheidungsmodellierung, die Annahme der *Rational Choice* Theorie zu lockern und auszudifferenzieren, um eine Annäherung an reales Entscheidungsverhalten zu erreichen. Dieses Ziel kann im Rahmen von *Discrete Choice* aber nur durch eine Erweiterung der zugrundeliegenden verhaltenspsychologischen und ökonometrischen Theorie erreicht werden. Deshalb nennt man diese Modelle, im Gegensatz zu sogenannten datenbasierten Modellen auch theoriebasiert [197]. Zur Klasse der datenbasierten Modelle gehören auch Entscheidungsmodelle, die Methoden des maschinellen Lernens nutzen. Eine Verbesserung solcher Modelle gelingt maßgeblich über die Verbesserung der zugrundeliegenden Datenbasis, in Größe und Tiefe des Datensatzes. Van Cranenburgh et al. fassen den Fortschritt auf dem Gebiet der Entscheidungsmodellierung mittels Methoden des maschinellen Lernens zusammen [153]. Sie sehen zwei zentrale Vorteile von datengetriebenen gegenüber theoriebasierten Entscheidungsmodellen: Erstens weisen datengetriebene Modelle in der Regel eine höhere Genauigkeit auf. Zweitens können mit dieser Art von Modellen große Datenmengen verarbeitet werden, die zudem nicht zwingend strukturiert und aufgearbeitet sein müssen. Demgegenüber steht die mangelnde Interpretierbarkeit solcher Modelle. Daraus leiten van Cranenburgh et al. bestimmte Zukunftsaussichten für datengetriebene Modelle

ab: In einem nächsten Forschungsschritt werden *Discrete Choice* Modelle in hybriden Modellen mit Methoden des maschinellen Lernens erweitert. Darüber hinaus stellt sich die Frage, inwiefern die Interpretierbarkeit von datengetriebenen Modellen verbessert werden kann – eine Frage, die über die Entscheidungsmodellierung hinausreicht. Zuletzt wird es von Bedeutung sein, den Nutzen von datenbasierten Modellen in einer Gegenwart zu bewerten, in der die Verfügbarkeit von unstrukturierten Daten exponentiell zunimmt und strukturierte, aufbereitete Daten für theoriebasierte *Discrete Choice* Modelle in aufwändigen Umfragen ermittelt werden müssen.

Alwosheel et al. präsentieren eine Methode, mit der die inneren Strukturen von künstlichen neuronalen Netzen, welche zur Prognose von Entscheidungssituationen kalibriert wurden, dargelegt werden können [198]. Das Vorgehen bietet somit die Möglichkeit, die Interpretierbarkeit von neuronalen Netzen zu verbessern. Weiterhin werden die Modellergebnisse für die neuronalen Netze mit solchen klassischer *Discrete Choice* Modelle verglichen, um das Vorgehen zu validieren. In einer weiteren Studie analysieren van Cranenburgh et al. die Heterogenität von Entscheidungsregeln in Bezug auf Daten einer SP-Studie [199]. Dabei wird davon ausgegangen, dass die befragten Personen ihre Entscheidung auf Basis einer der folgenden vier Entscheidungsregeln getroffen haben: Nutzenmaximierung (*Random Utility Maximization*), Risikominimierung (*Random Regret Minimization*), lexikographische Ordnung und zufällige Wahl. Weiterhin wird ein neuronales Netz kalibriert, welches die Entscheidungsregel situationsbedingt für jede Person ermittelt. Dieser Ansatz wird in der Folge mit Modellierungsansätzen, die auf eine Entscheidungsregel festgelegt sind, sowie mit einem *Latent Class* Ansatz verglichen. Die Forschungsarbeit ist ein Beispiel für den kombinierten Einsatz datenbasierter und theoriebasierter Methoden. Wang et al. kalibrieren ein neuronales Netz zur Entscheidungsmodellierung, welches den Nutzen einer Alternative lediglich mit den Attributen dieser einen Alternative bestimmt [200]. Konventionelle, vollständig verknüpfte, neuronale Netze berücksichtigen die Attribute aller Wahlalternativen zur Bestimmung des Nutzens einer bestimmten Alternative. Die Reduzierung der Verknüpfungen des neuronalen Netzes führt in dieser Arbeit auf der einen Seite zu einer besseren Interpretierbarkeit der Modellparameter und auf der anderen Seite zu einer erhöhten Vorhersagewahrscheinlichkeit. In einer darauffolgenden Untersuchung zeigen Wang et al., dass mithilfe bestimmter Methoden dieselben ökonomischen Information wie Marktanteile, Elastizitäten, etc. aus einer Entscheidungsmodellierung mit neuronalen Netzen gewonnen werden können, wie dies auch mit herkömmlichen *Discrete Choice* Methoden getan wird [201]. Darüber hinaus heben sie jedoch hervor, dass die gewonnenen Daten nicht zuverlässig sind, wenn die Datenbasis zu klein ist. Wang et al. validieren das präsentierte Vorgehen an SP-Daten aus Singapur und *observed-preference* Daten aus London. Lederrey et al. zeigen auf, dass herkömmliche Schätzmethoden für *Discrete Choice* Modelle nur unzulänglich mit großen Datensätzen umgehen können, was in langen Rechenzeiten resultiert [202]. In ihrer Arbeit vergleichen sie 15 verschiedene Schätzalgorithmen für *Discrete Choice* Modelle und identifizieren den sogenannten HAMABS-Algorithmus als effizientesten, mit einer Verringerung der Rechenzeit um den Faktor 23 gegenüber herkömmlichen Methoden. Vor dem Hintergrund höherer Datenverfügbarkeit sind effiziente Algorithmen zur Schätzung von *Discrete Choice* Methoden von essenzieller Bedeutung. Wong et al. präsentieren einen hybriden Modellansatz, der die klassische Struktur eines Logit Modells mit der Parametrierung eines neuronalen Netzes kombiniert [203]. Dazu erweitern sie die

Nutzenfunktion des Logit Modells um ein residuales neuronales Netz. Mit dieser kombinierten Modellform erzielen sie eine verbesserte Vorhersagewahrscheinlichkeit im Vergleich zu reinen neuronalen Netzen und wahren gleichzeitig die Interpretierbarkeit des Gesamtmodells durch die Logit-Grundstruktur.

2.3.2 Integrierte Verkehrsmodelle

Integrierte Verkehrsmodelle sind langfristige Software-Entwicklungsprojekte mit dem Ziel, eine Modellierungsbasis zur ganzheitlichen Betrachtung von Verkehrssystemen innerhalb von Forschungseinrichtungen oder in *Open Source* Projekten zu schaffen. Eine zentrale Eigenschaft von integrierten Verkehrsmodellen ist es, eine Vielzahl von Einflussfaktoren auf das Verkehrssystem abbilden zu können. Dazu gehören neben klassischen Einflussfaktoren, wie der Bevölkerungsstruktur und Transport- sowie Infrastrukturkosten, insbesondere die Betrachtung neuer Mobilitätstrends, wie der Elektrifizierung, dem autonomen Fahren und *Shared Mobility* sowie eine Untersuchung von Energiebedarfen und Treibhausgasemissionen.

Im Folgenden werden zentrale integrierte Verkehrsnachfragemodelle diskutiert, deren Entwicklung in den vergangenen 20 Jahren begonnen hat.

MATSim

MATSim bietet einen umfangreichen Modellierungsrahmen zur agentenbasierten Simulation von Verkehrsnachfragen. Zu Beginn der 2000er Jahre ist MATSim als *Open Source* Software Projekt aus der Arbeit von Kai Nagel an der ETH Zürich entstanden. Dieser hatte zuvor an dem amerikanischen Verkehrsnachfragemodell TRANSIMS [204]–[206] gearbeitet. Nachdem Nagel zur TU Berlin wechselte, stieß Kay Axhausen dazu, welcher das Projekt an der ETH Zürich weiterverfolgte. Schließlich entstand die Idee, mit MATSim eine agentenbasierte, effiziente Modellierungsplattform zu schaffen, um Verkehrssysteme mit mehreren Millionen Verkehrsteilnehmern simulieren zu können. MATSim basiert auf einem *Open Source* Java-Code und wird stetig von internationalen Entwickler*innen und Wissenschaftler*innen weiterentwickelt.

Damit ein System mit mehreren Millionen Agenten mit einer adäquaten Rechenzeit simuliert werden kann, bedarf es eines effizienten Algorithmus'. Das individuelle Verhalten der Agenten ist angelehnt an die Idee der aktivitätsbasierten Modellierung. MATSim simuliert das Verhalten der Agenten mittels eines co-evolutionären Algorithmus. Dabei selektiert der Algorithmus einen Tagesplan aus einer vordefinierten Menge an Möglichkeiten und optimiert diesen im Hinblick auf den Gesamtnutzen aller Aktivitäten für einen einzelnen Agenten. Im Unterschied zu evolutionären Algorithmen optimieren co-evolutionäre Algorithmen den Nutzen einzelner Agenten, bis ein Systemgleichgewicht erreicht ist, anstatt den summierten Nutzen aller Agenten zu optimieren. [207]

MATSim ist darauf ausgelegt, die Mobilitätsnachfrage einer Region für einen einzelnen Tag zu simulieren. Dazu werden den simulierten Agenten initial Tagespläne mit Aktivitäten und Wegen, die diese verknüpfen, zugeordnet. Die Tagespläne der Agenten werden vor der Simulation mittels empirischer Daten ermittelt. Dabei können Anwender*innen auf beliebige Mobilitätsstudien zurückgreifen. Damit ein Tagesplan eines Agenten gegenüber einem anderen Plan bewertet werden kann, bedarf es einer Bewertungsgröße, die innerhalb von MATSim als *Score* oder Nutzen bezeichnet wird. Der Nutzen eines

Tagesplans für einen Agenten ergibt sich schließlich aus der Summe der positiven wie negativen Einzelnutzen, welche mit den durchgeführten Aktivitäten beziehungsweise zurückgelegten Wegen einhergehen. Die Gewichte der Parameter der Nutzenfunktion sind durch MATSim vorgegeben. Anwender*innen können diese jedoch in einem iterativen Prozess so anpassen, dass das angestrebte Verhalten des Verkehrssystems erreicht wird. Die Auswahl der finalen Tagespläne geschieht schließlich mittels des co-evolutionären Algorithmus: In einem ersten Schritt werden die initialen Pläne der einzelnen Agenten ausgeführt und eine Verkehrsnachfrage generiert. Anschließend werden alle Pläne mit Hilfe des zugeordneten Nutzens bewertet. Für einen exogen definierten Anteil an Agenten (ca. 10 %) kopiert und modifiziert der Algorithmus nun die initialen Tagespläne. Diese Modifizierung kann in bis zu vier Dimensionen geschehen, welche Aktivitätsdauer, Modi-, Routen- und Zielortwahl sind. In der nächsten Iteration wird aus der erweiterten Menge an Tagesplänen nach dem Nutzen-Kriterium erneut ein Tagesplan für jeden Agenten ausgewählt. Wenn sich der Gesamtnutzen aller Agenten stabilisiert oder eine maximale Anzahl an Iterationen erreicht ist, werden die bestehenden Tagespläne der Agenten final simuliert.

Der MATSim-Modellierungsrahmen kann eingesetzt werden, um sowohl Verkehrsnachfragen als auch mikroskopische Verkehrsflussanalysen zu simulieren. Besonders intensiv wird MATSim zur Untersuchung des Einflusses von neuen Mobilitätstrends, wie dem autonomen Fahren und *Shared Mobility*, in urbanen Räumen eingesetzt [208]–[212].

SimMobility

SimMobility ist die Simulationsplattform der *Future Urban Mobility Research Group* der *Singapore-MIT Alliance for Research and Technology* (SMART), einer externen Forschungseinrichtung der *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), die durch nationale Wissenschaftsförderung Singapurs finanziert wird. Die Forschungsgruppe steht seit 2011 unter der wissenschaftlichen Leitung von Prof. Moshe Ben-Akiva, der mit seiner wissenschaftlichen Arbeit am MIT die Entwicklung von *Discrete Choice* Methoden seit den 1970er Jahren entscheidend vorangetrieben hat.

SimMobility ist ein agentenbasiertes Verkehrsnachfragemodell, welches die Verkehrsnachfrage von den Aktivitäten der Agenten ableitet [213]. Zudem werden in dem Modell alle Verkehrsträger, wie der Individualverkehr, öffentliche Verkehrsmittel und das Zufußgehen sowie der Güterverkehr abgebildet. Das Mobilitätsverhalten der Agenten wird größtenteils mit *Discrete Choice* Methoden modelliert.

Die Simulation des Agentenverhaltens gliedert sich dabei in die drei Ebenen langfristiger, mittelfristiger und kurzfristiger Entscheidungsprozesse. Zunächst werden auf der obersten Ebene langfristige Mobilitäts- und Landnutzungsentscheidungen der Agenten simuliert und definiert, wie die Zugehörigkeit zu einem Haushaltstyp, die Wahl des Wohnortes und des Arbeitsplatzes sowie Autobesitz. Anschließend wird auf der mittleren Ebene die Verkehrsnachfrage für den Personen- und Güterverkehr bestimmt. Diese Ebene gliedert sich wiederum in drei Submodule, das *pre-day* Modell, das *within-day* Modell und den *supply simulator* [214]. Innerhalb des *pre-day* Modells werden analog zu anderen aktivitätsbasierten Modellen, wie beispielsweise MATSim, Tagespläne mit Aktivitäten und zurückgelegten Wegen für die Agenten auf Basis von Mobilitätsstudien festgelegt. Das *within-day* Modell führt anschließend den Tagesplan eines Agenten aus und übergibt die

Informationen darüber dem *supply simulator*. Dieser simuliert schließlich die Interaktion mit dem Verkehrssystem und liefert Informationen über den Zustand desselben zurück an das *within-day* Modell. In einem iterativen Prozess optimiert der Agent so seine täglichen Mobilitätsentscheidungen. Die unterste Modellebene simuliert die tatsächlichen Bewegungen der Agenten auf mikroskopischer Ebene [215]. Berücksichtigt wird hierbei nicht nur die räumliche Interaktion der Agenten innerhalb des Verkehrssystems, sondern auch die Kommunikation untereinander. Die drei Modellebenen sind über eine gemeinsame Datenbank miteinander verknüpft, sodass während der Simulation die gleichen Informationen in Bezug auf die Agenten vorliegen.

Das Modell SimMobility wird ebenfalls vornehmlich im urbanen Kontext angewandt, insbesondere für die Verkehrsnachfrage- und Verkehrsflussanalysen in Singapur [13], [216], [217]. Eine Besonderheit des Modells ist die Nutzung von Smartphone-Daten zur Kalibrierung der Modellparameter [218].

DEMO

DEMO ist ein Modellverbund zur Beschreibung des Personen- und Güterverkehrs in Deutschland, welches seit 2010 am Institut für Verkehrsforschung des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt (DLR) unter der Leitung von Dr. Christian Winkler entwickelt wird. Zu dem Modellverbund gehören insgesamt fünf eigenständige, aber interagierende Modelle. Zwei davon dienen der Simulation des Personenverkehrs, welcher wiederum in Nah- und Fernverkehr gegliedert ist. Zwei weitere Modelle simulieren den Wirtschaftsverkehr, welcher in Güter- und Personenwirtschaftsverkehr unterteilt ist. Die so modellierte Verkehrsnachfrage wird schließlich durch das fünfte Modell auf das Infrastrukturnetz Deutschlands umgelegt. Informationen über den resultierenden Verkehrsfluss werden wiederum in die Verkehrsnachfragemodelle zurückgegeben. In einem iterativen Prozess wird so ein Gleichgewicht aus Angebot und Nachfrage innerhalb des deutschen Verkehrssystems ermittelt.

DEMO verfolgt im Gegensatz zu den oben beschriebenen Modellen keinen agentenbasierten Ansatz zur Abbildung der Verkehrsnachfrage. Vielmehr wird der klassische Ansatz des Vier-Stufen-Modells verfolgt. Dabei wird in einem ersten Schritt die Häufigkeit von auftretenden Wegen innerhalb einer Verkehrszelle bestimmt. Für die Analyse des Personennahverkehrs wird Deutschland in 6561 Verkehrszonen gegliedert. Für den Personenfernverkehr wird die räumliche Auflösung vergrößert und die Transportnachfrage für 412 Verkehrszonen bestimmt. Im darauffolgenden Schritt wird die Zielzone sowie das genutzte Verkehrsmittel bestimmt. Dabei kommt ein *Multinomial Logit* Modell zum Einsatz [219]. Schließlich werden die Wege zwischen zwei Verkehrszonen zu der realen Infrastruktur der Verkehrssysteme zugeordnet.

Die aggregierte Bestimmung der Verkehrsnachfrage bietet deutliche Vorteile gegenüber agentenbasierten Modellen in Bezug auf die Rechendauer der Simulation. Der Nachteil jedoch liegt in der fehlenden Flexibilität des Modells zur Abbildung sich zukünftig ändernden Mobilitätsverhaltens. Das Mobilitätsverhalten einer homogenen sozio-ökonomischen Personengruppe bleibt innerhalb des Modells über die Dauer der Zeit konstant. Lediglich durch eine Verschiebung der Anteile sozio-ökonomischer Gruppen innerhalb der Gesellschaft, beispielsweise durch den demografischen Wandel, kommt es zu einer Veränderung in der modellierten Verkehrsnachfrage.

Das Modell DEMO wird derzeit zur Analyse von nachhaltigen Transformationspfaden des deutschen Verkehrssystems angewendet. Die Analysen umfassen dabei eine ganzheitliche Betrachtung von Personen- und Güterverkehr sowie die Verknüpfung mit dem Energiesystem [220], [221].

TAPAS

TAPAS ergänzt das Modellportfolio des DLR um die Abbildung der Personenverkehrsnachfrage im urbanen Raum. Der Modellaufbau folgt dabei einem aktivitätsbasierten *bottom-up* Ansatz zur Simulation des Mobilitätsverhaltens einzelner Agenten [222]. Damit steht es im Gegensatz zum Modell DEMO des DLR, welches zur Simulation der Personenverkehrsnachfrage auf nationaler Ebene einen klassischen *top-down* Ansatz nutzt. Die Datengrundlage für TAPAS bildet die Mobilitätsumfrage „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) [25]. Die Modellierung der Verkehrsnachfrage erfolgt in zwei wesentlichen Schritten, ähnlich zu anderen modernen aktivitätsbasierten Modellierungsansätzen [215], [223], [224].

Im ersten Schritt werden eine Bevölkerung für das betrachtete Stadtgebiet definiert und langfristige mobilitätsrelevante Entscheidungen auf Ebene der Agenten getroffen. Dabei werden sozio-demografische und ökonomische Eigenschaften der Agenten festgelegt, wie Alter, Geschlecht, Beschäftigungsstatus, Mobilitätsbudget sowie Mobilitätsoptionen [225], [226]. Zudem werden die Agenten in Haushalte gruppiert. Die Modellierung des Fahrzeugbesitzes geschieht auf Haushaltsebene und definiert dadurch die Verfügbarkeit des Fahrzeugmodus *Pkw* für die einzelnen Agenten. Im zweiten Modellierungsschritt werden die kurzfristigen Mobilitätsentscheidungen im Tagesverlauf simuliert. Dabei wird zunächst ein Tagesplan für einen Agenten aus der Datenbasis der MiD17 ausgewählt. Anschließend werden die einzelnen Aktivitäten innerhalb des Tagesplans in Touren gegliedert, die jeweils zu Hause beginnen und enden. Im nächsten Schritt wird für jede Aktivität ein Zielort innerhalb des betrachteten Stadtgebietes ausgewählt. Methodisch wird dieser Schritt mit einem Gravitationsmodell gelöst. Darauf folgend wird mittels eines *Multinomial Logit* Modells der Verkehrsmodus für jeden zurückgelegten Weg ermittelt. Schließlich wird die Umsetzbarkeit des vollständigen Tagesplans durch Abgleich mit dem Kosten- und Zeitbudget des Agenten überprüft. Wird der Tagesplan abgelehnt, wiederholt sich der Prozess der Definition eines Tagesplans erneut, bis dieser umsetzbar ist. Zur Betrachtung der gesamten Verkehrsnachfrage einer Region wird das Mobilitätsverhalten der einzelnen Agenten aggregiert.

TAPAS wurde in der Vergangenheit bereits für einige urbane Analysen der Verkehrsnachfrageentwicklung im Personenverkehr eingesetzt. Dabei wurden die Auswirkungen von Mobilitätstrends wie *Shared Mobility* und Elektromobilität untersucht [225], [226]. Zudem wurde TAPAS genutzt, um verschiedene Dekarbonisierungsstrategien für den Verkehrssektor zu ermitteln [227] und um die Bedeutung des Transportsektors im Kontext der Energiewende zu analysieren [228].

International Transport Forum Modeling Framework

Unter Leitung von Elisabeth Windisch und Luis Martinez entwickelt das *International Transport Forum* (ITF) im Forschungsprojekt *Decarbonizing Transport in Europe* (DTEU) im Rahmen des *Horizon 2020* Förderprogramms einen Modellverbund zur Simulation der globalen Verkehrsnachfrage. Dabei ist es das Ziel, insbesondere disruptive Mobilitäts-

trends, wie die Elektrifizierung und das automatisierte und geteilte Fahren, sowie verkehrspolitische Regulierung und die CO₂-Emissionen des Verkehrs global abbilden zu können. Der entwickelte Modellverbund besteht aus vier getrennten Modulen zur Beschreibung urbanen und nicht-urbanen Personen- sowie Güterverkehrs. In dieser Modellbeschreibung liegt der Fokus auf dem Personenverkehr. Da der Modellverbund das Ziel verfolgt, alle Regionen der Welt abzubilden, wird von den Entwicklern ein aggregierter Modellansatz gewählt, welcher die Verkehrsnachfrage *top-down* simuliert. Zentrale Modellergebnisse sind die Verkehrsleistung, die Aufteilung auf verschiedene Verkehrsträger sowie die CO₂-Emissionen, welche durch den Verkehr verursacht werden. Im Modellverbund werden die Ergebnisse in Fünfjahresschritten zwischen 2015 und 2050 berechnet. Die Modellierung des nicht-urbanen Personenverkehrs wird durch Dimitrios Papaioannou und Luis Martinez beschrieben [229]. Die Verkehrsnachfrage für nicht-urbane Regionen wird wiederum durch zwei getrennte Teilmodelle erfasst: Zum einen ist dies das Teilmodell zur Beschreibung des Verkehrs zwischen urbanen Zentren. Zum anderen ist dies der intrazonale Verkehr innerhalb ländlicher Gebiete. Die Verkehrsnachfrage zwischen urbanen Zentren wird dabei für die vier verschiedenen Verkehrsträger Zug, Bus, Auto und Flugzeug bestimmt. In einem ersten Schritt wird mittels eines Regressionsmodells die Anzahl an Wegen simuliert, die von urbanen Zentren ausgehen, bevor mittels *Discrete Choice* Methoden die Zielortwahl sowie die Aufteilung auf die Verkehrsträger bestimmt wird. Dabei wird der Verkehr zwischen allen urbanen Zentren weltweit betrachtet. Die Verkehrsnachfrage in ländlichen Gebieten wird auf nationaler Ebene aggregiert abgeleitet aus der Bevölkerung, dem mittleren Bruttoinlandsprodukt pro Einwohner und der Fläche der Nation. Die Methodik zur Bestimmung der Verkehrsnachfrage ist demnach in beiden Fällen an das klassische Vier-Stufen-Modell angelehnt. Ebenso wird die urbane Verkehrsnachfrage nach diesem Modellansatz simuliert. Die Methodik wird von Mallory Trouvé und Luis Martinez beschrieben [230]. Die regionale Auflösung der urbanen Verkehrsnachfrage geschieht auf Ebene sogenannter *Functional Urban Areas* (FUAs) nach einer OECD-Klassifikation [231]. Darüber hinaus werden weltweit alle städtischen Regionen erfasst, welche mehr als 50.000 Einwohner aufweisen. Zudem werden 15 verschiedene Verkehrsmodi differenziert, welche den nicht-motorisierten sowie motorisierten Individualverkehr, den öffentlichen Verkehr sowie *Shared Mobility* umfassen. Zentrale Faktoren zur Ermittlung der Verkehrsleistung sind schließlich die Anzahl an täglichen Wegen pro Person, die durchschnittliche Wegdistanz sowie die Aufteilung der Wege auf die 15 Verkehrsmodi, welche *top-down* auf Ebene der FUAs ermittelt werden.

IEA Mobility Model – MoMo

Das Modell *Mobility Model* (MoMo) der *International Energy Agency* (IEA) [232] dient zur Berechnung der globalen Verkehrsnachfrage, analog zum Modellverbund des ITF. MoMo ist ein *Spreadsheet*-basiertes (Excel-Format) Modellierungstool und wird in Kooperation mit Partnern aus Industrie und Forschung ständig weiterentwickelt. Es bildet die Grundlage für eine Reihe von Forschungsinitiativen (*Global Fuel Economy Initiative*, *Electric Vehicle Initiative*) und regelmäßig von der IEA veröffentlichten Forschungsberichten (*Global EV Outlook*, *Futures of Trucks*, *Futures of Rail*). Das Modell differenziert 32 verschiedene Regionen auf der Welt, darunter 20 eigenständige Nationen. Die Modellergebnisse werden in Fünfjahresschritten bis zum Jahr 2100 ausgewertet. Unterschieden

werden urbane und nicht-urbane Gebiete bei der Berechnung der aggregierten Verkehrsnachfragen für die jeweiligen Regionen. Der Modellierungsansatz folgt der ebenfalls von der IEA entwickelten ASIF-Methode [233], womit die Verkehrsnachfrage *top-down* bestimmt wird. Dabei wird zunächst ein allgemeines Verkehrsaufkommen berechnet, bevor im Anschluss eine Aufteilung auf einzelne Verkehrsmittel vorgenommen wird. Schließlich werden aus der Verkehrsnachfrage eine Energienachfrage abgeleitet sowie die Treibhausgasemissionen berechnet. Das Modellierungstool MoMo ist nicht frei zugänglich und steht ausschließlich den beteiligten Industrie- und Forschungspartnern sowie der IEA selbst zur Verfügung.

National Transport Model (NTM) of Britain

Die erste Version des NTM wurde vom *British Department of Transport* im Jahr 2000 entwickelt. Die zu dieser Zeit entworfene Modellstruktur, bestehend aus der Angebotsmodellierung mittels dem Modell *FORGE* und der Nachfragemodellierung mittels dem Modell *PASS1*, bildet die Basis auch für nachfolgende Versionen des NTM. Im Jahr 2001 wurde bereits die zweite Version unter dem Namen NTMv2 veröffentlicht, welche die Auflösung der Verkehrsnachfrage in mehreren Dimensionen erhöhte. NTMv2 wird, wie alle weiteren Versionen des NTM, mit der MEPLAN-Software modelliert. Derzeit findet die Weiterentwicklung von NTMv2 unter dem Namen NTMv5 statt, mit dem Ziel, die regionale Auflösung weiter zu erhöhen. Parallel dazu wird das bestehende Modell NTMv2 mit Daten aus der nationalen Verkehrsbefragung des Jahres 2015 (*National Transport Survey* – NTS [234]) unter dem Namen NTMv2R aktualisiert. Die weitere Modellbeschreibung bezieht sich auf diese aktualisierte Version des *British National Transport Model* NTMv2R [235].

Das Modell *PASS1* ist nach dem Vier-Stufen-Modell aufgebaut und berechnet die Verkehrsnachfrage in Großbritannien, unterteilt in 15 Gebietseinheiten. In einem ersten Schritt wird die Anzahl der Wege bestimmt, die den jeweiligen Gebietseinheiten entspringen. Dazu wird *PASS1* mit Daten aus dem *National Trip End Model* (NTEM) gespeist, welches die auftretenden Wege zwischen den einzelnen Gebietseinheiten bis ins Jahr 2051 simuliert [236]. In Anschluss werden die Wege in sogenannte *distance bands* unterteilt, von >1 km bis >300 km, um die unterschiedliche Distanz der Wege abzubilden. Darauf aufbauend werden schließlich Logit Modelle eingesetzt, um die Zielorte der Wege sowie die genutzten Verkehrsmodi zu bestimmen. Die Transportkosten werden mittels des Angebotsmodells *FORGE* berechnet. Innerhalb des NTM werden sechs verschiedene Verkehrsmodi differenziert: Gehen, Fahrrad, Auto-Fahren, Auto-Mitfahren, Bus und Zug. Darüber hinaus besteht eine detaillierte sozio-ökonomische Unterscheidung von Personen- und Haushaltsgruppen nach Alter, Beschäftigungstyp, Haushaltsgröße und Autobesitz.

MobiTopp

MobiTopp ist ein agentenbasiertes Verkehrsnachfragemodell, dass seit dem Jahr 2000 am Karlsruher Institut für Technologie (KIT) entwickelt wird [223], [237]. Im Gegensatz zu MATSim basiert MobiTopp vermehrt auf *Discrete Choice* Methoden sowie zufälligem Ziehen aus statistischen Verteilungen und empirischen Studien. Das Modell kann dazu genutzt werden, die ersten drei Stufen des Vier-Stufen-Modells, wie es in Sektion 2.1.4 näher beschrieben wird, zu simulieren. Die Abbildung der Verkehrsnachfrage auf einem darunterliegenden, realen Verkehrsnetz oder –system ist aktuell nicht möglich. In der

Simulation werden in einem ersten Schritt die Agenten definiert. Dabei werden die sozio-ökonomischen Parameter der Agenten sowie die Zugehörigkeit zu einem Haushaltstyp festgelegt. Zudem werden Aktivitätspläne für jeden Agenten für den Simulationszeitraum einer ganzen Woche aus dem Datensatz des Deutschen Mobilitätspanels zufällig ausgewählt [26]. Die Simulation der Agenten gliedert sich anschließend in die Modellierung kurzfristiger sowie langfristiger Entscheidungsprozesse. Langfristige Entscheidungen werden individuell für jeden Agenten vor der Simulation kurzfristigen Mobilitätsverhaltens im Modell getroffen. Dazu gehören die Festlegung von wiederkehrenden Zielorten, wie dem Arbeits- oder Ausbildungsplatz, sowie die Entscheidungen über Autobesitz und Zugang zu öffentlichen Verkehrsmitteln. Die kurzfristigen Entscheidungen beziehen sich auf die Wahl eines Zielortes sowie eines Verkehrsmodus für jede Mobilität zwischen zwei Aktivitäten, die der Agent im Laufe der Woche ausführt. Die Zielortwahl wird dabei mittels eines Gravitationsmodells abgebildet und die Verkehrsmittelwahl mit einem MNL-Modell simuliert.

Das MobiTopp Modell wurde in der Vergangenheit vermehrt dazu genutzt, die Mobilitätstrends Elektromobilität und *Shared Mobility*, vor allem im Stuttgarter Raum, zu untersuchen [12], [238], [239]. Darüber hinaus wurden Anstrengungen unternommen, MobiTopp mit MATSim zu verknüpfen, um mit dem Modell auch die Umlegung der Verkehrsnachfrage auf eine reale Infrastruktur abbilden zu können [240].

MITO

MITO ist ein agentenbasiertes Verkehrsnachfragemodell, welches an der TU München unter der Leitung von Prof. Rolf Moeckel entwickelt wird. Ergänzt wird MITO durch das Modell SILO, welches dazu dient, eine Bevölkerung zu generieren. In der Vorbereitung der eigentlichen Simulation definiert SILO die sozio-ökonomischen Attribute der Agenten sowie deren Haushaltszugehörigkeit. Im Anschluss beginnt das Modell MITO mit der Simulation der Verkehrsnachfrage. Im Gegensatz zu anderen agentenbasierten Modellen wird die Mobilität der Agenten dabei nicht als Notwendigkeit zur Verfolgung von Aktivitäten interpretiert und aus diesen abgeleitet. MITO legt hingegen auf Haushaltsebene Häufigkeiten für das Auftreten bestimmter Wege fest. Mittels dieser Häufigkeit wird schließlich die konkrete Zahl der zurückgelegten Wege pro Haushalt und Aktivitätstyp berechnet [224]. Der Unterschied zu der klassischen *top-down* Modellierung der Wege liegt bei MITO darin, dass die Häufigkeiten disaggregiert auf Ebene der Haushalte festgelegt werden und nicht auf einer räumlich aggregierten Ebene. Im nächsten Schritt werden die Zielorte der Wege der Haushalte bestimmt, was dem zweiten Schritt des Vier-Stufen-Modells entspricht. Dazu wird das Konzept von Zeitbudgets für zurückzulegende Wege eingeführt. Dieses besagt, dass Personen nur eine begrenzte Reisezeit für eine bestimmte Mobilität akzeptieren. Diese variiert mit Haushalts- und Aktivitätstyp. Die Zeitbudgets pro Haushalt und Aktivität fließen schließlich in die Bestimmung der Zielorte mittels eines *Destination Choice* Modells ein. Die Wahl der Verkehrsmodi, mit denen die Wege bestritten werden, erfolgt mit einem *Nested Logit* Modell.

Eigenschaften integrierter Verkehrsnachfragemodelle

Tabelle 2-1 listet die Eigenschaften der integrierten Verkehrsnachfragemodelle auf, welche in dieser Sektion diskutiert werden. Die folgenden Punkte fassen die Gemeinsam-

keiten und Unterschiede in Bezug auf die Modelleigenschaften zusammen, um die bestehende Forschungslücke zu beschreiben.

1. Agentenbasierte *bottom-up* Modelle werden meist für urbane beziehungsweise regional begrenzte Analysen entwickelt, wohingegen *top-down* Modelle nach dem klassischen Vier-Stufen-Ansatz zur Modellierung nationaler beziehungsweise globaler Verkehrsszenarien angewandt werden. Dies liegt in dem hohen Rechenaufwand agentenbasierter *bottom-up* Modelle begründet. Deshalb gibt es außer MATSim derzeit kein Modell, welches eine agentenbasierte Modellierung nationaler Verkehrsnachfragen ermöglicht.
2. Die Simulation der Bevölkerungsentwicklung sowie die endogene Abbildung der Verkehrsmittel- und Zielortwahl sind elementare Eigenschaften der aufgeführten Verkehrsmodelle.
3. Nahezu alle Modelle, bis auf MobiTopp und MITO, beinhalten eine Modellierung des Güterverkehrs oder sind an Güterverkehrsmodelle angeschlossen.
4. Eine endogene Aktivitätswahl ist neben einer endogenen Simulation der Autobesitzverhältnisse auf Haushaltsebene *nicht* Bestandteil aller aufgeführten Verkehrsmodelle. Alternativ wird die Aktivitätswahl sowie der Autobesitz aus nationalen Statistiken oder Mobilitätsumfragen abgeleitet.
5. Die Belastung der Verkehrsinfrastruktur wird lediglich durch die Modelle MATSim und DEMO betrachtet. Alle anderen Modelle arbeiten mit regionalen Verkehrszellen unterschiedlicher räumlicher Ausdehnung.
6. Die explizite Modellierung von Fern- beziehungsweise Urlaubsfahrten geschieht ausschließlich in den Modellen DEMO und NTM.
7. Abhängigkeiten innerhalb einzelner Haushalte werden lediglich durch die Modelle MATSim und SimMobility abgebildet.

Bei der Entwicklung integrierter Verkehrsmodelle sind zwei Aspekte zentral: Zum einen die Fähigkeit zur Abbildung zukünftiger Mobilitätstrends (Elektromobilität, *Shared Mobility*, Autonomes Fahren) und zum anderen die Abbildung der Energie- und Klimaintensität der Verkehrsnachfrage.

8. Die Modellierung des Markthochlaufs für Elektromobilität durch die bestehenden Modelle ist nur unzulänglich abgedeckt. Darüber hinaus ist keines der integrierten Verkehrsmodelle direkt an ein Energiesystem-, Klima- oder makroökonomisches Marktmodell gekoppelt. *Shared Mobility* und autonomes Fahren hingegen sind mehrheitlicher Bestandteil der beschriebenen Modelle.
9. Es gibt kein integriertes Verkehrsmodell, welches zukünftige Änderungen von Wahlpräferenzen berücksichtigt.

Tabelle 2-1: Eigenschaften integrierter Verkehrsmodelle.

Modelname (Institution)	ITF Modelling Framework (ITF)	MATSim (ETH Zürich, TU Berlin)	MoMo (IEA)	SimMobility (MIT)	DEMO (DLR)	TAPAS (DLR)	British National Transport Model (British Department for Transport)	MobiTopp (KIT)	MITO (TUM)
Top-Down	x		x		x		x		
Bottom-up		x		x		x		x	x
Mehrere Verkehrsmodi	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bevölkerungsentwicklung	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Endogene Aktivitätswahl		x		x					
Endogene Verkehrsmittelwahl	x	x		x	x	x	x	x	x
Endogene Zielortwahl	x	x		x	x	x	x	x	x
Endogene Wahl Autobesitz				x	x	x	x	x	
Präferenzänderungen				x					
Globale Szenarien	x		x		x				
Nationale Szenarien	x	x	x				x		
Urbane Szenarien	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Zeitliche Auflösung	1 Jahr	1 Minute	1 Jahr	1 Minute	1 Jahr	<= 1 Stunde	1 Jahr	<= 1 Stunde	1 Minute
Regionale Auflösung	Nationen und urbane Zentren	Infrastrukturlevel	32 globale Regionen	Infrastrukturlevel	412-6,561 nationale Verkehrszonen	Urbane Verkehrszonen	15 nationale Regionen	Urbane Verkehrszonen	Urbane Verkehrszonen
Regionaler Anwendungsfall	Weltweit	USA, Schweden, Deutschland, Südafrika	Weltweit	Singapore	Deutschland	Berlin	United Kingdom	Stuttgart	München
Abbildung Verkehrsinfrastruktur		x			x			(x)	(x)
Fernfahrten					x		x		
Intra-Haushalt Abhängigkeiten		x							
Autonomes Fahren	x	x	x	x		x		x	x
Shared Mobility	x	x	x			x		x	x
Marktentwicklung Elektromobilität	x		x						
Infrastruktur Elektromobilität						x		x	
Energienachfrage	x		x		x	x			
CO ₂ -Emissions	x		x		x				
Güterverkehr	x		x		x		x		
Open Source		x						x	

2.3.3 Modellierung von Mobilitätstrends

Weitere Forschungsgebiete der Verkehrsnachfragemodellierung beschäftigen sich mit der spezifischen Abbildung von Mobilitätstrends. Die Forschungsarbeiten zu zwei dieser Mobilitätstrends werden im Folgenden diskutiert. Zum einen ist dies die Analyse des Einflusses autonomer und geteilter Fahrzeugflotten (*Shared Autonomous Vehicles*: SAV) auf die Verkehrsnachfrage im urbanen Raum. Zum anderen umfasst dies die Literatur zum Markthochlauf elektrifizierter Antriebe.

a. Automatisiertes und geteiltes Fahren in urbanen Räumen

In der Idee geteilter und autonomer Fahrzeuge fließen drei wesentliche Mobilitätstrends zusammen. Zum einen ist dies ein antizipierter Mobilitätswandel, der wegführt vom Fahrzeugbesitz hin zur stärkeren Nutzung von Mobilitätsdienstleistungen, wozu auch das geteilte Fahren gehört. Dieser Trend wird unterstützt durch die fortschreitende Digitalisierung, welche die Verfügbarkeit solcher Mobilitätsdienstleistungen erhöht beziehungsweise sie überhaupt erst nutzbar macht. Zum anderen ist das die Entwicklung des automatisierten Fahrens, welche ein dynamisches und kostengünstiges Flottenmanagement ermöglicht. Im vergangenen Jahrzehnt wurde der potenzielle Einfluss von SAV-Flotten auf das Verkehrssystem, vor allem im urbanen Kontext, intensiv erforscht. Einblicke in die Literatur geben die Reviews von Hörl et al. (2016), Hao und Yamamoto (2018) sowie zuletzt Narayanan et al. (2020) [209], [241], [242].

In dieser Sektion liegt der Fokus auf quantitativen Verkehrsnachfragesimulationen, welche den Einfluss von SAV-Flotten auf urbane Verkehrssysteme analysieren. Von besonderem Interesse sind dabei die (1) Untersuchung der erforderlichen Flottengröße, um einen bestimmten Anteil privater Fahrzeuge zu ersetzen, (2) die zurückgelegten Fahrzeugkilometer, (3) das Flächenpotenzial durch die Reduzierung des Parkplatzbedarfs sowie (4) die Veränderung der Verkehrsmittelwahl durch die Verfügbarkeit einer SAV-Flotte. Nachfolgend werden sechs Forschungsarbeiten betrachtet, die einen breiten Überblick über die verschiedenen Modellierungsansätze bieten.

Boesch et al. (2016) [243], Bischoff et al. (2016) [208] and Yan et al. (2020) [244] modellieren die Einführung einer SAV-Flotte in die Verkehrssysteme der Städte Zürich (Boesch et al.), Berlin (Bischoff et al.) und Minneapolis-St. Paul mithilfe der MATSim-Software zur Modellierung von Verkehrsnachfragen. In allen Simulationsmodellen werden keine anderen Verkehrsmittel simuliert, außer SAV. Boesch et al. ersetzen in dem Modell für die Stadt Zürich 10 % der privaten Autofahrten mit geteilten autonomen Wegen. Dabei kommen sie zu dem Ergebnis, dass ein SAV bis zu zehn private Fahrzeuge ersetzen könnte. Bischoff et al. analysieren die minimale SAV-Flottengröße, um alle privaten Fahrzeuge in Berlin zu ersetzen. Dabei definieren sie eine Flottengröße von 100.000 SAV als einen Kompromiss zwischen Service-Qualität und ungenutzten Ressourcen in Form von parkenden SAV. Die zusätzlich zurückgelegte Distanz durch autonome Leerfahrten bestimmten sie auf 17 % der Gesamtfahrleistung der Flotte. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen Yan et al. für die Metropolregion Minneapolis-St. Paul, die einen Anteil von 7 % bis 25 % identifizieren, in Abhängigkeit von der simulierten Verkehrsnachfrage und davon, ob *Car-* oder *Ridesharing* betrachtet wird. In der Region Minneapolis-St. Paul werden insgesamt 22 Szenarien simuliert, die eine Verkehrsnachfrage von 2 % bis 20 % des heutigen Verkehrsaufkommens mit SAV ersetzen. Fagnant et al. (2014) [10] simulieren

eine SAV-Flotte über die Dauer von 100 Tagen in einer Stadt, in Anlehnung an Austin, Texas. In dieser Forschungsarbeit werden 3,5 % der Verkehrsnachfrage durch eine SAV-Flotte substituiert, wobei andere Verkehrsmittel nicht betrachtet werden. Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass die Verkehrsnachfrage mit lediglich 10 % der ursprünglichen Flottengröße gedeckt werden kann, bei einer zusätzlichen Fahrleistung von +11 %. Viegas et al. (2015) [72] und Heilig et al. (2017) [12], [245] simulieren SAV-Flotten in den Städten Lissabon und Stuttgart und betrachten dabei auch die Verteilung der Verkehrsnachfrage auf andere Verkehrsmittel, außer SAV. Viegas et al. definieren verschiedene Szenarien, in denen sie die den Modal Split in der Stadt exogen vorgeben. Heilig et al. nutzen hingegen ein *Nested Logit* Modell zur Simulation des Modal Split. Dabei machen sie jedoch die vereinfachende Annahme, dass die Präferenzen für die Wahl von *Carsharing* als Verkehrsmittel die gleichen wie für private Fahrzeuge sind. In der Folge kommt es zu einem Anteil von 39 % *Carsharing* an der Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern (Fahrleistung), welche private Fahrten im Modell vollständig ersetzen. Viegas et al. nehmen einen Anteil von geteilten, autonomen Verkehrsmitteln zwischen 35 % bis 92 % an. In beiden Studien kann die Flottengröße durch den Einsatz von SAV um 90 % reduziert werden. Die Verkehrsleistung erhöht sich in den Szenarien von Viegas et al. zwischen 6 % bis 89 %, wohingegen die Verkehrsleistung bei Heilig et al. um 20 % abnimmt.

In Bezug auf zukünftige Studien zum Einfluss von SAV-Flotten auf urbanen Verkehr sollten drei wesentliche Punkte beachtet werden. Zunächst sollte eine ganzheitliche Betrachtung des Verkehrssystems stattfinden, welche alle zur Verfügung stehenden Verkehrsmittel einbezieht. Insbesondere sollte dabei die Präferenz von Personen berücksichtigt werden, SAV-Dienstleistungen in Anspruch zu nehmen. Eine mögliche Forschungsmethodik könnte der Einsatz von SP-Studien in Kombination mit *Discrete Choice* Modellen sein [246], [247]. Darüber hinaus sind die Entwicklung und der Einsatz von effizienten Algorithmen für das Flottenmanagement von Bedeutung. In bisherigen Studien kommen dafür lediglich Heuristiken zum Einsatz, die exogen definiert werden. Zuletzt sollte auch der Einfluss der urbanen Struktur auf die Verkehrsnachfrage betrachtet werden, welche die regionale Bevölkerungsverteilung ebenso wie das Angebot von Aktivitäten, Verkehrsmitteln und Verkehrsinfrastruktur umfasst.

b. Markthochlauf Elektromobilität

Ein zentraler Bestandteil der Verkehrswende ist zudem die Elektromobilität, wie in Sektion 2.1.1 beschrieben. In Deutschland ist der gemeinsame Marktanteil von Plug-In Hybriden, batterieelektrischen Fahrzeugen sowie Brennstoffzellenfahrzeugen im Jahr 2021 auf 26 % gestiegen [33]. Der Anteil batterieelektrischer Fahrzeuge allein betrug dabei 13,6 % [33]. Wie wird sich der weitere Markthochlauf elektrifizierter Fahrzeuge in Deutschland sowie auf globaler Ebene fortsetzen und welche Einflussfaktoren sind dabei von Bedeutung?

In einer grundlegenden Arbeit aus dem Jahr 2000 untersuchen Brownstone et al. in Kalifornien das Kaufverhalten von Personen in Bezug auf Fahrzeuge mit alternativen Antrieben [248]. Dazu nutzten sie eine Kombination aus *stated-preference* (SP) und *revealed-preference* Daten, welche in einer mehrstufigen Umfrage ab Juni 1993 erhoben wurden. Die Kombination dieser beiden Studienansätze dient dazu, die jeweiligen methodischen Nachteile abzumildern. In Bezug auf SP-Studien weisen sie auf die

Problematik hin, dass nicht zwingend ein ausgeprägtes Technikverständnis unter den Befragten vorausgesetzt werden könne, um die neuen, zur Wahl stehenden Alternativen – beispielsweise Elektrofahrzeuge – verstehen und bewerten zu können. Darüber hinaus würden die Befragten aufgrund der fiktiven Entscheidungssituation zu sozial erwünschten Entscheidungen tendieren und beispielsweise umweltfreundliche, aber teurere Wahlalternativen bevorzugen. Die Autoren weisen weiterhin darauf hin, dass *revealed-preference* Studien den Nachteil einer geringen Varianz der Wahlalternativen aufweisen. Darüber hinaus müssten die zur Verfügung stehenden Wahlalternativen reduziert werden (vgl. Sektion 2.2.4: *Sampling of Alternatives*), um den Einsatz von *Discrete Choice* Modellen zu ermöglichen. Brownstone et al. kalibrieren schließlich sowohl *Multinomial Logit* Modelle wie auch *Mixed Logit* Modelle mit den gewonnenen Umfragedaten, um die Präferenzen in Bezug auf die Wahlalternativen untersuchen zu können. Betrachtet werden dabei Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor, betrieben mit Benzin beziehungsweise CNG, batterieelektrische Fahrzeuge und Fahrzeuge mit Methanol-Brennstoffzelle. In den weiteren Jahren seit dieser Forschungsarbeit etablierte sich vor allem die Kombination aus SP-Studien und *Discrete Choice* Methoden zur Analyse des Markthochlaufs von Fahrzeugen mit alternativen Antriebsformen.

Massiani et al. untersuchen in einer Arbeit aus dem Jahr 2014 die Literatur zum Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen und Fahrzeugen mit alternativen Antrieben, die sich auf Basis dieses grundlegenden Forschungsansatzes von Brownstone et al. seither entwickelt hat [249]. Dabei identifizieren sie zentrale Kriterien, die bei der Erstellung von entsprechenden SP-Studien zu berücksichtigen sind. Folgende Attribute sollten dabei mindestens die Wahlalternativen (Fahrzeuge) beschreiben: Kaufpreis, Betriebskosten, Reichweite, Umstände des Tankens beziehungsweise Ladens und das Fahrzeugsegment. Darüber hinaus sollte abgefragt werden, ob ein Garagenstellplatz zur Verfügung steht und wie viele weitere Fahrzeuge im Haushalt vorhanden sind. Bei der Formulierung der fiktiven Wahlsituation und der Fahrzeugattribute ist zudem auf eine präzise, unmissverständliche Beschreibung zu achten, um offene Fragen bei dem Befragten während der Studierendurchführung zu vermeiden. Zudem sollte die Komplexität der Studie in Grenzen gehalten werden, um die mentale Herausforderung für die Befragten zu minimieren.

In den vergangenen Jahren ist eine umfassende Literatur zur Untersuchung des Kaufverhaltens von Fahrzeugen mit alternativen Antrieben entstanden. Basierend auf einem Review von Bansal et al. sowie einer zusätzlichen Ergänzung aktueller Studien, wurden seit dem Jahr 2016 44 Studien identifiziert, welche primär mit *stated-preference* (SP) oder *revealed-preference* Methoden in Kombination mit *Discrete Choice* Modellen arbeiten. Lediglich zwei dieser Studien analysieren den Markthochlauf alternativ angetriebener Fahrzeuge auf globaler Ebene. Die überwiegende Mehrheit konzentriert die Analyse auf die nationale Ebene oder Metropolregionen. Insgesamt 16 Studien wurden in europäischen Ländern durchgeführt. Dazu gehören Studien aus Deutschland [250]–[254], den Niederlanden [255], Italien [149], [256], [257] und Portugal [258], [259] sowie den nordischen Ländern [260]–[262]. Dem asiatisch-pazifischen Raum sind 17 weitere Studien zuzuordnen, aus China [263]–[270], Indien [271], [272], Japan [161], Südkorea [164], [273], [274] und Australien [275]–[277]. Darüber hinaus wurden neun nordamerikanische Studien identifiziert, aus den USA [248], [278]–[280] sowie aus Kanada [281]–[285]. Die am häufigsten untersuchten Fahrzeugattribute in den genannten Studien decken sich mit

den Erkenntnissen von Massiani et al.: Reichweite, Kaufpreis, Betriebskosten, Ladedauer und Ladeinfrastruktur. Der methodische Fokus der Studien liegt auf der Anwendung von *Mixed Logit* Modellen sowie hybriden Entscheidungsmodellen mit latenten Variablen. Nachfolgend werden einige zentrale Forschungsarbeiten genauer betrachtet.

Rasouli et al. untersuchen das Kaufverhalten von Elektroautos in den Niederlanden unter Anwendung von *Mixed Logit* Modellen auf der Grundlage von Daten aus einer SP-Studie mit 726 Teilnehmenden [255]. Dabei betrachten sie insbesondere den Einfluss des sozialen Umfeldes auf die Kaufentscheidung. Dafür definieren sie die Marktanteile von Elektrofahrzeugen unter Freunden, Verwandten, Kollegen und Personen derselben Peer-Gruppe als latente Variablen in den *Mixed Logit* Modellen. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass die sozialen Einflussparameter zwar signifikant sind, jedoch im Vergleich zu Kaufpreis und Betriebskosten sowie zu weiteren Fahrzeug- und Kontextattributen wie Reichweite, Ladedauer und Höchstgeschwindigkeit und der Distanz zu Ladestationen einen geringeren Einfluss haben.

Jensen et al. kalibrieren ebenfalls ein *Mixed Logit* Modell auf Daten einer SP-Studie mit 2961 Befragten, welche im Juni 2020 in Dänemark durchgeführt wurde [162]. In Bezug auf die Fahrzeugattribute analysieren sie Kaufpreis, feste jährliche Kosten (Steuern und Versicherung), variable Betriebskosten, Fahrzeuggröße, Reichweite, Beschleunigung, CO₂-Emissionen und die Ladegeschwindigkeit in km pro zehn Minuten Ladedauer. Zudem werden Kontextattribute berücksichtigt, wie die Distanz zu öffentlichen Ladestationen, die Verfügbarkeit des zu Hause Ladens und die mittlere Distanz zwischen Schnellladestationen. Die Autoren heben insbesondere die hohe Differenzierung der Ladecharakteristiken hervor. Die kalibrierten Parameter des *Mixed Logit* Modells weisen auf einen besonders signifikant positiven Einfluss der Verfügbarkeit von Lademöglichkeiten, entweder zu Hause oder in unmittelbarer Nähe, falls kein privater Parkplatz verfügbar ist, auf die Kaufentscheidung für Elektrofahrzeuge hin.

Ferguson et al. untersuchen die Daten einer SP-Studie, welche im Jahr 2015 in Kanada unter 17.953 Haushalten durchgeführt wurde. Dazu kalibrieren sie ein *Latent Class* Modell, welches vier verschiedene Konsumentengruppen identifiziert. Die erste Konsumentengruppe weist eine Fokussierung auf konventionelle Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor (ICEV) auf. Diese Gruppe ist im Durchschnitt älter, weniger gebildet und weniger urban, mit einer hohen Kostensensibilität. Darüber hinaus weist diese Gruppe wenig Begeisterung für Plug-In Fahrzeuge auf. Die zweite Konsumentengruppe ist ebenfalls älter, weist jedoch das höchste Umweltbewusstsein aller Gruppen auf. Gleichzeitig besteht eine hohe Aversion gegenüber veränderten Tank- beziehungsweise Ladepraktiken. Die präferierte Fahrzeugwahl dieser zweiten Gruppe sind deshalb hybridisierte Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor (HEV). Die dritte und vierte Konsumentengruppe ist im Durchschnitt hingegen jünger, gebildeter und urbaner, mit Präferenzen für Plug-In Hybride (PHEV) sowie rein batterieelektrische Fahrzeuge (BEV). Ein besonderer Fokus bei der Kaufentscheidung liegt in diesen Konsumentengruppen deshalb auf Reichweite und Verfügbarkeit von öffentlichen Ladestationen.

Khan et al. untersuchen neben ICEV, HEV, PHEV und BEV auch Brennstoffzellenfahrzeuge (FCEV) in einer SP-Studie unter 500 Teilnehmenden in Japan [161]. Dabei berücksichtigen sie Fahrzeug- und Kontextattribute, wie Kaufpreis, Verfügbarkeit von

Lade- und Tankstationen, Reichweite sowie Lade- und Tankzeit. Darüber steht eine Betrachtung von politischen Kaufanreizen im Vordergrund. Khan et al. kalibrieren ein *Mixed Logit* Modell zur Untersuchung der Signifikanz der einzelnen Einflussfaktoren. In Japan werden elektrifizierte Fahrzeuge, insbesondere FCEV, bereits stark finanziell gefördert, sodass es zu Kaufpreisvergünstigungen von bis zu 40 % kommt. Die Autoren weisen in ihrer Forschungsarbeit darauf hin, dass weitere Anreizsysteme, wie kostenfreies öffentliches Parken und der vergünstigte Zugang zu öffentlichem Nahverkehr ebenfalls signifikanten Einfluss auf die Kaufentscheidung von FCEV haben.

Die in diesem Kapitel dargelegten Forschungsarbeiten zum Kaufverhalten in Bezug auf elektrifizierte Fahrzeuge weisen eine methodische Fokussierung auf die Kombination von SP-Studien in Verbindung mit *Mixed Logit* Modellen auf. Trotz der diskutierten Nachteile von SP-Studien in Bezug auf den hypothetischen Bias (vgl. Sektion 2.3.1), welcher sich aus der fiktiven Befragungssituation ergibt, etablierte sich dieses methodische Vorgehen in der Vergangenheit als Standard zur Ermittlung von Präferenzen. Weiterhin sind eine Reihe von Attributen zu identifizieren, die bei der Erstellung von SP-Studien zum Kaufverhalten von elektrifizierten Fahrzeugen zu berücksichtigen sind. Dazu gehören in erster Linie die Fahrzeugattribute Kauf- und Betriebskosten, Fahrzeugsegment, CO₂-Emissionen, Reichweite und Ladegeschwindigkeit sowie das Kontextattribut der Verfügbarkeit von Lade- und Tankstationen. Darüber hinaus sind die sozio-ökonomischen Parameter der Befragten zu erheben, wobei insbesondere auch die Verfügbarkeit von privaten Park- und Lademöglichkeiten sowie die Anzahl der sonstigen dem Haushalt zur Verfügung stehenden Fahrzeuge ermittelt werden sollten. Die Untersuchung der Präferenzen in Bezug auf das Kaufverhalten kann zudem durch eine Szenario-basierte Marktsimulation methodisch erweitert werden. Mithilfe einer Zukunftsprognose der Fahrzeug- und Kontextattribute unter Abwägung technologischer, politischer und gesellschaftlicher Entwicklungen wird dabei die jährliche Markt- und Bestandsentwicklung simuliert.

Die Durchführung einer SP-Studie, die Kalibrierung eines *Mixed Logit* Modells sowie die Simulation des Markthochlaufs elektrifizierter Fahrzeuge wird auf nationaler Ebene für Deutschland in den Abschnitten 3.3 (SP-Studie) und 5.2 (Modellierung und Simulation) diskutiert.

2.3.4 Modellierung des Verkehrssektors in nationalen Energiesystemstudien

Im Kontext der politischen Bestrebungen in Deutschland zur Minderung der Treibhausgasemissionen [16], [286] wurden in den vergangenen Jahren von mehreren Forschungsinstitutionen, teilweise in übergreifenden Projektkonsortien, nationale Energiesystemstudien durchgeführt. In diesen Energiesystemstudien werden Transformationsstrategien betrachtet mit dem Ziel, die Treibhausgasemissionen bis zum Zieljahr 2045 beziehungsweise 2050 entlang der politischen Maßgabe zu reduzieren.

Im Folgenden wird die Abbildung des Personenverkehrs in fünf dieser Energiesystemstudien [287]–[291] präsentiert. Tabelle 2-2 gibt einen Überblick über den Grad der Endogenität in der Modellierung.

Tabelle 2-2: Überblick über den Grad der Endogenität in der Modellierung des Personenverkehrs in ausgewählten nationalen Energiesystemstudien.

Personenverkehr: Endogene Berechnungen		Verkehrsnachfrage	Modal Split	Entwicklung Pkw-Flotte	Antriebsmix
Studie	Zieljahr				
IEK-3 Forschungszentrum Jülich GmbH [289]	2045	–	–	–	+
Fraunhofer ISE [287]	2045	–	–	–	+
Agora Energiewende, durchgeführt durch Prognos AG, Öko- Institut e.V., Wuppertal Institut [291]	2045	–	–	–	–
Umweltbundesamt [288]	2050	–	–	–	–
Ariadne-Report [290]	2045	+	+	+	+

In der Studie des Instituts für Techno-ökonomische Systemanalyse (IEK-3) des Forschungszentrums Jülich wird das zukünftige Energiesystem im Zieljahr 2045 in einem kostenoptimalen Szenario unter Nutzung der Modellfamilie ETHOS betrachtet [289]. Innerhalb von ETHOS werden die einzelnen Sektoren mit hoher zeitlicher und regionaler Auflösung in Deutschland abgebildet. Schließlich wird das Modell ETHOS.NESTOR genutzt, um für das Gesamtsystem eine sektorübergreifend kostenoptimale Lösung zu finden [292]. Dabei werden für die Entwicklung des Personenverkehrs bis zum Jahr 2045 exogene Annahmen in Bezug auf die Verkehrsnachfrage, den Modal Split und die Entwicklung der zugelassenen Pkw getroffen. Der Anteil der Antriebstechnologien in der Pkw-Flotte ist hingegen ein Ergebnis der Kostenoptimierung des Gesamtsystems.

Das Fraunhofer ISE [287] wählt einen vergleichbaren Ansatz, um kostenoptimale Transformationsstrategien zur Reduzierung der Treibhausgasemissionen bis zum Jahr 2045 in vier verschiedenen Szenarien zu betrachten. Zur Optimierung des Gesamtsystems wird das Energiesystemmodell REMod genutzt. Analog zur Methodik des IEK-3 werden dabei die Anteile der Antriebstechnologien an der Pkw-Flotte endogen als Teil der Kostenoptimierung des Gesamtsystems berechnet. Die Verkehrsnachfrage, der Modal Split sowie die Zahl der zugelassenen Pkw sind in den Szenarien exogen vorgegebene Parameter.

Die Agora Energiewende beauftragte die drei Forschungseinrichtungen Prognos AG, Öko-Institut e.V. und Wuppertal Institut mit der Erstellung einer Energiesystemstudie für das Zieljahr 2045 [291]. Darin werden in sechs verschiedenen Szenarien Transformationsstrategien für das Energiesystem in sektoralen Betrachtungen entwickelt. Die Prognos AG ist dabei verantwortlich für die Sektoren Gebäude und Energiewirtschaft. Das

Wuppertal Institut betrachtet den Industrie-Sektor. Das Öko-Institut ist zuständig für die Sektoren Verkehr, Landwirtschaft und Abfall sowie für Landnutzung, Landnutzungsänderung und Forstwirtschaft (LULUCF). Bei der Modellierung des Personenverkehrs werden für die Entwicklung aller zentralen Einflussfaktoren der Verkehrsnachfrage, des Modal Splits, der Entwicklung der Pkw-Flotte sowie für die zukünftige Antriebszusammensetzung exogene Annahmen getroffen.

Das Umweltbundesamt erstellte eine Energiesystemstudie mit sechs verschiedenen Szenarien für das Zieljahr 2050 in Kooperation mit dem ifeu-Institut und dem Fraunhofer IEE [288]. Dabei wird zur Betrachtung einzelner Sektoren sowie zur Kostenoptimierung des Gesamtsystems ein Verbund aus fünf Modellen eingesetzt. Zur Abbildung des Personenverkehrs wird das Modell TREMOD des ifeu-Instituts genutzt. Dieses basiert auf umfangreichen Datensätzen zur Berechnung der Verkehrs- und Energienachfrage sowie der Treibhausgas- und Luftschadstoffemissionen im Verkehrssektor in Deutschland zwischen den Jahren 1960 und 2018. Für das Jahr 2050 wird auf Basis exogener Annahmen ein Trendszenario entwickelt, welches auch in der Energiesystemstudie des Umweltbundesamtes verwendet wird.

Die Energiesystemstudie Ariadne wurde in einem Projektkonsortium von 13 beteiligten Forschungsinstituten erstellt [290]. Die einzelnen Modelle der beteiligten Institute werden genutzt, um in vier verschiedenen Szenarien mögliche Transformationsstrategien für das deutsche Energiesystem bis zum Zieljahr 2045 zu betrachten. Der Verkehrssektor wird dabei mit dem Modellverbund des DLR abgebildet, bestehend aus dem nationalen Verkehrsnachfragemodell DEMO [293] (vgl. Sektion 2.3.2) sowie dem Fahrzeugmarktmodell VECTOR 21 [254]. Innerhalb dieses Modellverbunds werden alle relevanten Einflussfaktoren auf die Endenergienachfrage im Personenverkehr, die Verkehrsnachfrage, der Modal Split, die Anzahl der zugelassenen Pkw sowie die Antriebszusammensetzung endogen bestimmt.

Eine Diskussion der Annahmen und Ergebnisse der Energiesystemstudien für den Personenverkehr in Deutschland in den Zieljahren 2045 beziehungsweise 2050 wird in Sektion 6.2.3 vor dem Hintergrund der in dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse unternommen.

2.3.5 Ableitung eines geeigneten Modellansatzes

Das Ziel dieser Arbeit ist, die Veränderung des Mobilitätsverhaltens von Personen unter dem Einfluss technologischer und gesellschaftlicher Trends zu analysieren. Dazu wird eine agenten- und aktivitätsbasierte Modellstruktur gewählt, um das Mobilitätsverhalten einzelner Agenten auf urbaner und nationaler Ebene zu simulieren. Das Verkehrsnachfragemodell, welches auf Basis dieser Modellstruktur innerhalb dieser Arbeit entwickelt wird, wird im Folgenden MO|DE genannt. Die Modellstruktur von MO|DE gliedert sich in drei Ebenen wie in Abbildung 2-7 dargestellt.

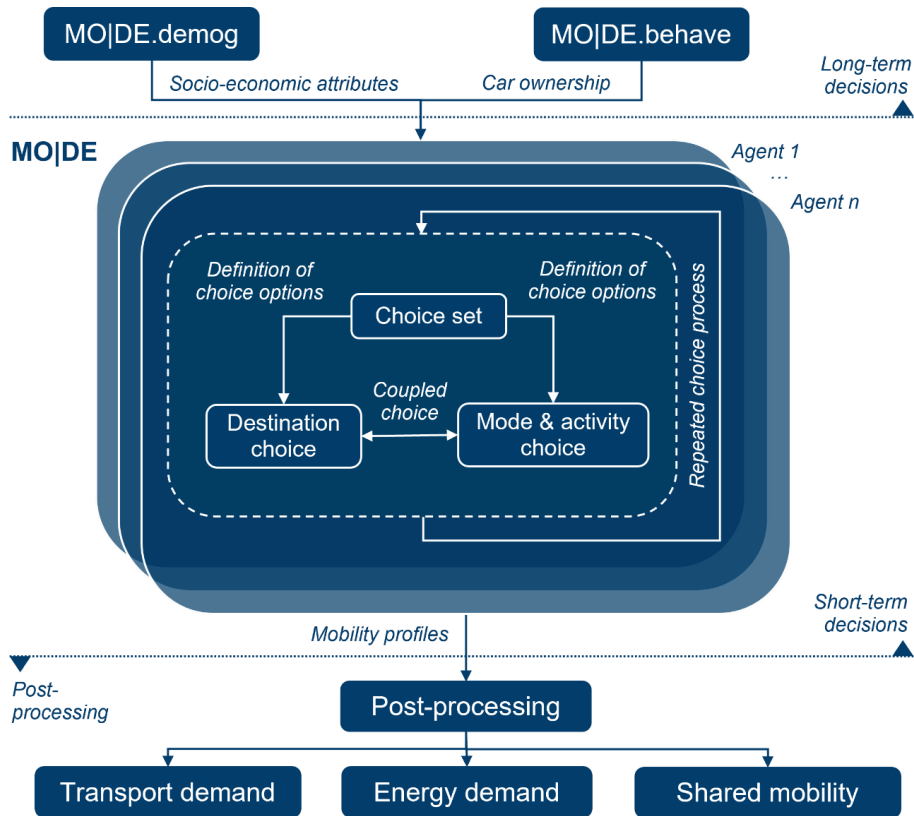


Abbildung 2-7: Struktur des in dieser Arbeit entwickelten Verkehrsnachfragemodells MO|DE.

Die erste Ebene umfasst die Definition der sozio-ökonomischen Attribute der Agenten sowie die Simulation aller langfristigen Entscheidungen, die das Mobilitätsverhalten eines Agenten innerhalb eines Zeithorizonts von Monaten bis Jahren beeinflussen. Dazu gehören zunächst die Wahl eines Arbeitsortes sowie die Urlaubsplanung. Diese beiden langfristigen Entscheidungen werden probabilistisch modelliert und aus den statistischen Verteilungen von Umfrageergebnissen abgeleitet. Darüber hinaus ist die Frage des Autobesitzes auf Haushaltsebene entscheidend für die Modellierung der Alltagsmobilität der Haushaltsmitglieder. In einem zweistufigen Entscheidungsprozess wird dafür zunächst die Anzahl der Autos modelliert, die dem Haushalt zur Verfügung stehen, bevor die Art des Antriebs für jedes Auto im Haushalt bestimmt wird.

Die zweite Ebene simuliert schließlich die kurzfristigen Entscheidungen der Agenten, welche das alltägliche Mobilitätsverhalten bestimmen. Zu diesen Entscheidungen gehören die Aktivitäts-, Verkehrsmodus- und Zielortwahl. Die Simulation der kurzfristigen Entscheidungen korrespondiert mit einem Modul zur Definition des Möglichkeitsraums eines simulierten Agenten. Im Kontext der Verkehrsnachfragemodellierung wird dieser Möglichkeitsraum als das *Choice Set* bezeichnet. Das *Choice Set* umfasst alle Aktivitäts- und Mobilitätsoptionen eines Agenten.

Die dritte Ebene des *Post-Processings* nutzt die Ergebnisse der agentenbasierten Simulation, um räumlich und zeitlich aggregierte Auswertungen zu erstellen. Darüber hinaus wird aus der simulierten Verkehrsnachfrage eine Endenergienachfrage abgeleitet, um die Einbindung in ein Energiesystemmodell zu ermöglichen. Schließlich wird das Potenzial für *Shared Mobility* Lösungen in der simulierten Region mittels Zeit-Raum-Prismen [83] analysiert.

Der beschriebene Modellansatz erweitert die Konzepte bestehender integrierter Verkehrsmodelle in fünf wesentlichen Punkten (vgl. Sektion 2.3.2):

1. Aktivitäts- und agentenbasierte Modellierung einer nationalen Verkehrsnachfrage

Integrierte Verkehrsmodelle weisen in der Regel einen *top-down* Ansatz zur Modellierung nationaler Verkehrsnachfragen auf. Dieser Ansatz birgt den Vorteil einer niedrigen Modellkomplexität und dadurch einer genauen Abbildung der aggregierten Verkehrsnachfrage. Der Nachteil dieses Ansatzes liegt jedoch darin, dass die Simulation zukünftiger Verkehrsnachfragen direkt von den exogen getroffenen Modellannahmen abhängig ist.

In dieser Arbeit wird mit der aktivitätsbasierten Modellierung einzelner Agenten ein *bottom-up* Ansatz gewählt. Dies bietet den Vorteil, dass eine Veränderung der aggregierten Verkehrsnachfrage aus dem Mobilitätsverhalten einzelner Agenten abgeleitet und somit eine exogene Definition von Einflussparametern auf die aggregierte Verkehrsnachfrage vermieden wird. Die Simulation der nationalen Verkehrsnachfrage hat dabei eine regionale Auflösung auf Gemeindeverbandsebene.

2. Endogene Simulation der Aktivitäts- und Fahrzeugbesitzwahl

Innerhalb von MO|DE werden sowohl die Aktivitätswahl einzelner Agenten wie auch die Fahrzeugbesitzwahl auf Haushaltsebene mittels *Discrete Choice* Modellen simuliert, um eine dynamische Entscheidungsfindung abzubilden, welche auf sich wandelnde Einflussparameter reagiert. Dabei ist die Aktivitätswahl maßgeblich von folgendem Zeitverwendungsquotienten abhängig:

$$ff_{dur} = \frac{\text{Aufgewendete Zeit für eine Aktivität zum betrachteten Zeitpunkt}}{\text{Durchschnittlicher Zeitaufwand für eine Aktivität zum betrachteten Zeitpunkt}} \quad \text{Gl. 2.35}$$

Der Faktor ff_{dur} wird für jede zur Verfügung stehende Aktivität berechnet und nimmt ab, je länger diese Aktivität nicht ausgeführt wird. Somit ist dieser Faktor ein Maß dafür, inwiefern das simulierte Verhalten des Agenten von einer im Basisdatensatz beobachteten Norm abweicht, i.e. für die Vernachlässigung einer Aktivität. In der Simulation steigt folglich die Wahrscheinlichkeit, eine Aktivität auszuführen, je länger diese Aktivität durch den Agenten vernachlässigt wurde. Durch diese Aktivitätssimulation ist es möglich, die Aktivitätswahl der Agenten in verschiedenen Szenarien üblicher Zeitverwendungen abzubilden.

Ebenso wird die Wahl des Autobesitzes auf Haushaltsebene durch ein *Discrete Choice* Modell simuliert, um eine dynamische Entwicklung der Fahrzeugbesitzquote abbilden zu können. Eine methodische Beschreibung findet sich in Abschnitt 4.3.

3. Berücksichtigung sich wandelnder Wahlpräferenzen

Die klassische Verkehrsmodellierung greift unter Verwendung der *Discrete Choice* Theorie auf die Idee der individuellen Nutzenmaximierung zurück, wie in Abschnitt 2.2

beschrieben. Dabei wird der Akteur als ein Individuum begriffen, welches unter Abwägung zeitlich konstanter Wahlpräferenzen den individuellen Nutzen maximiert. In dieser Arbeit wird vor dem Hintergrund tiefgreifender technologischer und gesellschaftlicher Transformationsprozesse das Paradigma konstanter Wahlpräferenzen einzelner Akteure in Frage gestellt. Dazu wird ein methodisches Vorgehen entworfen, die zukünftige Veränderung von Wahlpräferenzen quantitativ zu erfassen.

4. Modellierung des nationalen Markthochlaufes von Elektromobilität

Die Elektrifizierung des Antriebsstranges ist ein wesentlicher Bestandteil einer angestrebten Verkehrswende zu klimaneutraler Mobilität. In dieser Arbeit wird der Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland simuliert, um die Durchdringung mit alternativen Antriebsformen, wie Plug-In Hybriden (PHEV), Brennstoffzellenfahrzeugen (FCEV) und batterieelektrischen Fahrzeugen (BEV) in der Pkw-Fahrzeugflotte abzuleiten. Zur Ermittlung der Wahlpräferenzen von Personen in Bezug auf die genannten Antriebsformen werden in Analogie zu Sektion 2.3.3 b eine SP-Studie durchgeführt und die Ergebnisse mittels eines *Mixed Logit* Modells analysiert.

5. Spezifische Betrachtung von Mobilitätstrends im urbanen Raum

Neben der Betrachtung der nationalen Verkehrsnachfrage in Deutschland bietet MO|DE die Möglichkeit, urbane Mobilitätsszenarien mit einer regionalen Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen zu untersuchen. Ein besonderer Fokus liegt dabei auf der Analyse von autonomen und geteilten Fahrzeugflotten. Im Gegensatz zu den in Sektion 2.3.3 a diskutierten Modellierungsansätzen werden innerhalb von MO|DE eine Vielzahl von Verkehrsmodi abgebildet, sodass die Verkehrsverlagerung zwischen den Verkehrsmodi betrachtet werden kann. Darüber hinaus werden die Wahlpräferenzen für geteilte Verkehrsmodi (*Shared Mobility*) aus einer Umfrage abgeleitet, welche diesen Verkehrsmodus bereits enthält. So können die Wahlpräferenzen spezifisch für geteilte Verkehrsmodi bestimmt werden. Zuletzt bietet MO|DE ebenfalls die Möglichkeit, den Einfluss der räumlichen Verteilung der Bevölkerung und des Aktivitätsangebots im Stadtraum zu untersuchen.

Weitere Modellspezifika umfassen die Ableitung von Energiebedarfen, die Simulation von Fern- und Urlaubsfahrten, sowie die Berücksichtigung von internen Haushaltsabhängigkeiten bei der Urlaubsplanung und in Bezug auf die Verfügbarkeit von Fahrzeugen eines Haushaltes.

Die beschriebene Modellstruktur umfasst keine Abbildung der Verkehrsnachfrage auf einer realen Verkehrsinfrastruktur, um beispielsweise eine zeitlich abhängige Auslastung der Infrastruktur abzuleiten. Darüber hinaus beschränkt sich die hier durchgeführte Analyse auf den Personenverkehr und schließt somit den Güterverkehr aus.

2.4 Zusammenfassung

Kapitel 2 verfolgt das Ziel, die theoretischen und mathematischen Grundlagen der Verkehrsforschung darzustellen, den Stand der Wissenschaft in den für diese Arbeit wichtigen Gebieten zu diskutieren sowie einen inhaltlichen Bezug zu den Sozialwissenschaften herzustellen.

In Abschnitt 2.1 wird dafür zunächst ein Verständnis für die unterschiedlichen Perspektiven in der Verkehrsforschung entwickelt. Die Begriffe *Mobilität* und *Verkehr* sowie assoziierte Begriffe werden in Sektion 2.1.1 definiert. Zentral ist das Verständnis von Mobilität als der *physisch-subjektive Möglichkeitsraum* einer handelnden Person. Verkehr wird in dieser Arbeit hingegen als die *Ortsveränderung von Objekten in einem definierten System* verstanden. Sektion 2.1.2 gibt eine Übersicht über die Datenquellen, die in dieser Arbeit zur Modellierung und Beschreibung des Verkehrssystems in Deutschland herangezogen werden. In Sektion 2.1.3 werden die ontologischen Ausgangspunkte von Sozial- und Verkehrswissenschaften im 20. Jahrhundert diskutiert. In der Soziologie wird dabei eine idealistisch-substantialistische Perspektive identifiziert, die Analogien zur *Rational Choice* Theorie der Verkehrswissenschaften aufweist. In Sektion 2.1.4 werden die zentralen Wendepunkte der Verkehrsnachfragemodellierung bis zum Ende des 20. Jahrhunderts beschrieben. Zum einen ist dies die Einführung der aktivitätsbasierten *bottom-up* Modellierung, zum anderen die Abkehr von der klassischen *Rational Choice* Theorie. Sektion 2.1.5 hebt die historische Parallelität der wissenschaftlichen Entwicklung in Sozial- und Verkehrswissenschaften hervor. So strebt die Soziologie zu einer relationalen Perspektive der sozialwissenschaftlichen Analyse: Im Zentrum steht nicht mehr das Individuum, sondern sein Verhältnis zur und seine Interaktion mit der physischen, sozialen, politischen und historischen Umwelt. Die jüngeren Verkehrswissenschaften sind ebenfalls geprägt durch eine methodische Weiterentwicklung, die bestrebt ist, zusätzliche soziale, unterbewusste und strukturelle Einflussfaktoren auf das Entscheidungs- beziehungsweise Mobilitätsverhalten von Personen einzubeziehen. Schließlich wird in Sektion 2.1.6 ein theoretisches Rahmenwerk für diese Arbeit entwickelt mit dem Ziel, eine möglichst ganzheitliche Perspektive auf das Mobilitätsverhalten von Personen einzunehmen. Das Konzept der Mobilitätskultur differenziert die Einflussfaktoren auf Mobilitätsverhalten in die drei Dimensionen der (1) materiellen Kultur, (2) der kognitiven Normen und (3) der habitualisierten Praktiken.

Abschnitt 2.2 erläutert die mathematischen Grundlagen der *Discrete Choice* Theorie. Dazu werden in Sektion 2.2.1 zunächst die zentralen Begrifflichkeiten definiert. Anschließend werden in den Sektionen 2.2.2 und 2.2.3 die verschiedenen mathematischen Modellierungsansätze der *Discrete Choice* Theorie dargelegt, welche sich seit Mitte des 20. Jahrhunderts ausgeprägt haben. Abschließend werden in Sektion 2.2.4 Schätzverfahren zur Kalibrierung von *Discrete Choice* Modellen diskutiert.

Abschnitt 2.3 diskutiert den aktuellen Stand der Wissenschaft auf dem Gebiet der Verkehrsnachfragemodellierung. Dazu wird die Betrachtung der Literatur in drei Teile gegliedert. Zunächst werden in Sektion 2.3.1 allgemeine methodisch-theoretische Entwicklungen präsentiert. Dazu gehören neue Modellierungsansätze in Bezug auf die Aktivitätsnachfrage von Personen und die Entscheidungsbildung im sozialen Kontext ebenso wie ökonometrische Weiterentwicklungen der klassischen *Discrete Choice* Theorie und Ansätze aus dem Gebiet des maschinellen Lernens. In Sektion 2.3.2 werden anschließend integrierte Verkehrsmodelle diskutiert, welche als Software-Entwicklungsprojekte zur ganzheitlichen Analyse von Verkehrssystemen entstehen. Im Fokus der Analyse stehen neun aktuelle integrierte Verkehrsnachfragemodelle: *MATSim* (ETH Zürich, TU Berlin), *ITF Transport Model* (ITF), *British National Transport Model* (British Department of Transport), *MoMo* (IEA), *MobiTopp* (KIT), *MITO* (TUM), *SimMobility*

(MIT), *Demo (DLR)* und *TAPAS (DLR)*. Sektion 2.3.3 beschreibt hingegen spezialisierte Verkehrsnachfragemodelle, welche zur Analyse von aktuellen Mobilitätstrends entwickelt werden. Insbesondere wird die Literatur in Bezug auf die Modellierung von autonomen und geteilten Fahrzeugflotten (SAV) in urbanen Räumen sowie von Untersuchungen nationaler Markthochläufe elektrifizierter Fahrzeuge betrachtet. Abschließend wird in Sektion 2.3.5, auf Basis der diskutierten Literatur, ein geeigneter Modellierungsansatz für die vorliegende Arbeit abgeleitet.

3 Mobilitätsdaten

In diesem Kapitel wird die Datengrundlage des in dieser Arbeit entwickelten Verkehrsnachfragemodells MO|DE sowie insbesondere des Teilmodells MO|DE.behave zur Simulation des Markthochlaufs elektrifizierter Fahrzeuge in Deutschland beschrieben.

Das Kapitel gliedert sich in drei Teile. Die Abschnitte 3.1 und 3.2 erläutern die Datenaufbereitung der für diese Arbeit zentralen Datensätze „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) und „Deutsches Mobilitätspanel“ (MOP). In Abschnitt 3.3 werden der Aufbau und die Ergebnisse einer *stated-preference* (SP)-Studie vorgestellt, die das Kaufverhalten von Personen in Bezug auf konventionelle und elektrifizierte Personenkraftwagen (Pkw) untersucht.

3.1 Mobilität in Deutschland 2017

Die Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) erfasst die Alltagsmobilität von etwa 316.000 Personen aus etwa 156.000 Haushalten an je einem Tag, was zu einer Gesamtzahl von über 960.000 Wegen im Datensatz führt. Darüber hinaus werden Reisen mit einer hohen Wegstrecke und über einen längeren Zeitraum gesondert ausgewiesen.

Die Daten sind in sechs Datensätze sortiert: Wege, Reisen, Etappen, Autos, Personen und Haushalte. Diese Datensätze finden sich zudem in drei Datensatzpaketen (B1-B3) wieder. Jedes dieser Datensatzpakete basiert auf denselben Erhebungsdaten, unterscheidet sich jedoch von den jeweils anderen beiden in Bezug auf die Auflösung sozio-demografischer beziehungsweise räumlicher Daten. So weist der „Standard-Datensatz“ (B1) die höchste sozio-demografische Auflösung auf, bietet jedoch nur geringe Informationen über die räumliche Bewegung der Befragten. Der „Regional-Datensatz“ (B2) erfasst die Start- und Zielorte der Befragten auf Gemeindeverbandsebene. Der „Lokal-Datensatz“ (B3) nutzt 500 m * 500 m Verkehrszellen, um die räumliche Bewegung zu beschreiben. In dieser Arbeit werden alle drei Datensatzpaketen genutzt. Es wird an dieser Stelle jedoch explizit darauf hingewiesen, dass die Datensatzpakete zu keinem Zeitpunkt zusammengeführt werden, sodass der Grad der Anonymisierung der personenbezogenen Daten unverändert bleibt.

Die Daten werden zur späteren Nutzung im Modell anhand der sozio-demografischen Merkmale der befragten Personen kategorisiert. Das Ziel der Kategorisierung ist es, möglichst homogene Mobilitätsgruppen zu definieren. Eine Definition der sozio-demografischen Unterteilung, sowie die anteilige Größe der Mobilitätsgruppen im Datensatz ist in Tabelle 3-1 dargestellt.

Tabelle 3-1: Sozio-demografische Kategorisierung der Mobilitätsdaten der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) zur Verwendung in dieser Arbeit.

Sozio-demografisches Merkmal	Bezeichnung: Definition (Prozentualer Anteil)
Altersgruppe	1: <18 Jahre (12,8 %), 2: 18-65 Jahre (59,4 %), >65 Jahre (27,8 %)
Beschäftigungstyp	1: Vollzeit (31,8 %), 2: Teilzeit (13,9 %), 3: In Ausbildung (17,3 %), 4: Beschäftigungslos (36,9 %)
Regionstyp des Wohnortes nach RegioStaR7-Klassifizierung [44]	1: Metropolen (17,7 %), 2: Regiopolen und Großstädte (14,9 %), 3: Mittelstädte – Stadtregion (27,2 %), 4: Kleinstädte – Stadtregion (7,4 %), 5: Zentrale Städte – Ländliche Region (5,0 %), 6: Mittelstädte – Ländliche Region (13,6 %), 7: Kleinstädte – Ländliche Region (14,2 %)
Autobesitz	0: Haushalt ohne privaten Pkw (22 %), 1: Haushalt mit privatem Pkw (78 %)

Der Regionstyp bezieht sich auf den Gemeindeverband des Wohnortes der befragten Person und richtet sich nach der RegioStaR7-Klassifizierung des Bundesministeriums für Digitales und Verkehr (BMDV) [44]. Dabei bezeichnen die ersten vier Regionstypen Gemeindeverbände innerhalb einer übergeordnet, städtischen Region und die letzten drei Regionstypen Gemeindeverbände innerhalb einer übergeordnet, ländlichen Region. Innerhalb dieser Ordnung nimmt der Grad der Urbanisierung von Regionstyp 1 bis 4 beziehungsweise von Regionstyp 5 bis 7 ab.

Einige Kombinationen von sozio-demografischen Merkmalen finden sich im Datensatz der MiD17 nicht wieder, wie beispielsweise Vollzeitbeschäftigte unter 18 Jahren, welche in der Folge unberücksichtigt bleiben. Insgesamt werden 84 relevante Mobilitätsgruppen identifiziert, sechs pro Regionstyp und Autobesitz-Status: (1) Unter 18 Jahre: In Ausbildung (Schüler*innen, Auszubildende); (2-5) 18-65 Jahre: alle Beschäftigungstypen (Studierende, Auszubildende, Erwerbstätige, Erwerbslose); (6) Über 65 Jahre: Beschäftigungslos (Rentner*innen, Erwerbslose).

Zur Entwicklung von MO|DE werden die Datensätze *Wege*, *Reisen*, *Personen* und *Haushalte* verwendet. Der Datensatz *Wege* wird dazu genutzt, die Verkehrsmodus- und Zielortwahl innerhalb von MO|DE zu kalibrieren. Mithilfe des Datensatzes *Personen* werden die sozio-ökonomischen Eigenschaften der betrachteten Personen gewonnen, ohne dass dabei eine Identifizierung tatsächlicher Personen möglich wäre. Der Datensatz *Haushalte* findet Eingang in die Entwicklung des Modells MO|DE.behave zur Simulation des Markthochlaufes elektrifizierter Fahrzeuge in Deutschland. Schließlich wird der Datensatz *Reisen* dazu genutzt, explizit lange Fahrten, wie Urlaubs- oder Dienstreisen, innerhalb von MO|DE zu modellieren, da der Datensatz *Wege* nur Auskunft über die Alltagsmobilität der Personen an einem Tag im Jahr gibt. Die gesonderte Betrachtung langer Fahrten ist deshalb wichtig, da sie zwar selten auftreten, dafür aber einen signifi-

kanten Anteil an der Gesamtfahrleistung ausmachen. Für die Modellierung der Verkehrsnachfrage stellt dies eine besondere Herausforderung dar.

In dem in dieser Arbeit entwickelten Verkehrsnachfragemodell werden zehn Verkehrsmodi sowie acht Aktivitätstypen differenziert, die in Tabelle 3-2 aufgelistet werden und die sich ebenfalls in der MiD17 wiederfinden.

Tabelle 3-2: Kategorisierung von Verkehrsmodi und Aktivitätstypen zur Verwendung in dieser Arbeit.

Fahrzeugmodi	Aktivitätstypen
Zu Fuß	Arbeitsplatz
Fahrrad	Dienstlicher Weg
Auto – Fahren	Bildung
Auto – Mitfahren	Einkaufen
Bus – Nahverkehr	Private Verpflichtung
Zug – Nahverkehr	Begleitung / Service
Zug – U-/S-Bahn	Zu Hause
Bus – Fernverkehr	Freizeit
Zug – Fernverkehr	
<i>Shared Mobility</i>	

Zur Charakterisierung des Datensatzes werden in Tabelle 3-3 die zurückgelegte Wegstrecke pro Tag sowie die Anzahl an Autos je Haushalt im Durchschnitt pro Regionstyp angegeben.

Tabelle 3-3: Tägliche Wegstrecke und Anzahl an Autos pro Haushalt, differenziert nach RegioStaR7-Klassifikation.

Regionstyp	Tägliche Wegstrecke [km/Tag]	Anzahl Autos pro Haushalt
1	37,1	0,7
2	35,7	0,9
3	40,1	1,2
4	44,0	1,3
5	36,1	1,0
6	37,4	1,2
7	43,8	1,3

Abbildung 3-1 visualisiert die Verkehrsmittelnutzung (Modal Split) nach der Häufigkeit der verwendeten Verkehrsmodi, ebenfalls differenziert nach dem Regionstyp.

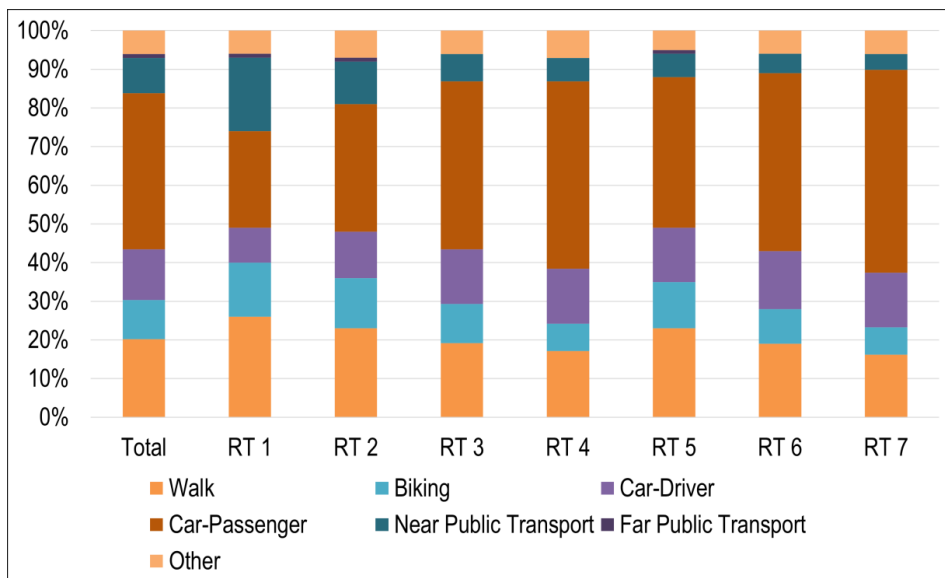


Abbildung 3-1: Modal Split (Verkehrsaufkommen), differenziert nach RegioStaR7-Regionstyp (RT). Other: Keine Angabe bzgl. des genutzten Verkehrsmittels.

Die in Tabelle 3-3 und Abbildung 3-1 dargestellten Durchschnittswerte verdeutlichen einen Zusammenhang zwischen den strukturellen Merkmalen einer Region, ausgedrückt durch den Regionstyp, und dem Mobilitätsverhalten einer Person beziehungsweise den Mobilitätsoptionen eines Haushaltes. So nimmt die tägliche Fahrleistung mit abnehmendem Urbanisierungsgrad vom RegioStaR7-Regionstyp (RT) 1 bis RT 4 beziehungsweise vom RT 5 bis RT 7 zu, von 37,1 km (RT 1) und 36,1 km (RT 5) auf 44,0 km (RT 4) und 43,8 km (RT 7). Zudem sinkt der Anteil der genutzten öffentlichen Verkehrsmittel von 20 % (RT 1) auf 6 % (RT 4) beziehungsweise von 7 % (RT 5) auf 4 % (RT 7). Umgekehrt steigt die Autobesitzrate der Haushalte in den ländlichen Regionstypen von 0,7 (RT 1) auf 1,3 (RT 4) beziehungsweise von 1,0 (RT 5) auf 1,3 (RT 7) Autos pro Haushalt.

Die Analyse der MiD17-Daten wird hier auf den Einflussfaktor des Regionstypen beschränkt.

Abbildung 3-2 visualisiert die Datenaufbereitung des MiD17-Datensatzes *Wege* anhand eines Sankey-Diagramms.

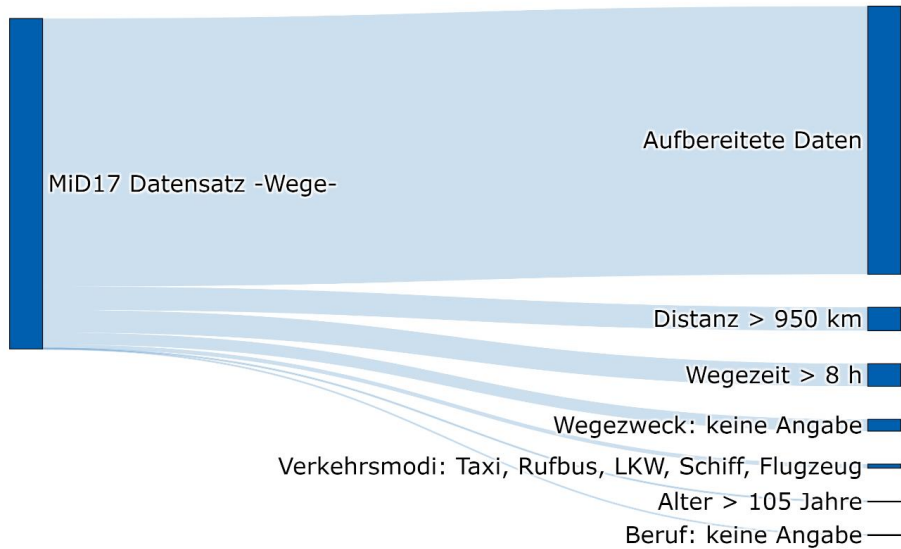


Abbildung 3-2: Sankey-Diagramm zur Datenaufbereitung des MiD17-Datensatzes Wege.

Der Basisdatensatz enthält 960.619 Wege, die im Befragungszeitraum erfasst worden sind. Dieser Datensatz wird anhand der in der Abbildung sichtbaren Kriterien bereinigt, sodass schließlich 779.279 Wege zur Kalibrierung des Verkehrsnachfragemodells genutzt werden. Tabelle 3-4 stellt die Anzahl der Datenpunkte in den Basisdatensätzen *Personen*, *Haushalte* und *Reisen* den bereinigten Datensätzen gegenüber.

Tabelle 3-4: Anzahl der Datenpunkte in den Basisdatensätzen der MiD17 gegenüber der Anzahl der Datenpunkte in den bereinigten Datensätzen.

Datensatz	Größe Basisdatensatz	Größe bereinigter Datensatz
Personen	316.361	315.501
Haushalte	156.420	119.362
Reisen	38.905	37.621

Die Anzahl der Datenpunkte im Datensatz *Personen* reduziert sich aufgrund fehlender Angaben in Bezug auf Alter (648 Datenpunkte) und Beschäftigung (212 Datenpunkte) von insgesamt 316.361 auf 315.501 Datenpunkte. Der Haushaltsdatensatz reduziert sich primär aufgrund fehlender Angaben zum Haustyp von 156.420 auf 119.362 Datenpunkte (34.548 Datenpunkte), aber auch wegen fehlender Angaben zur Anzahl an Fahrzeugen (2487 Datenpunkte) und zur Qualität des öffentlichen Nahverkehrs (23 Datenpunkte). Schließlich werden vom Reisedatensatz 37.621 von insgesamt 38.905 Datenpunkten genutzt, aufgrund fehlender Datenpunkte in Bezug auf Reisezweck (57 Datenpunkte), Reiseziel (14 Datenpunkte), Verkehrsmittel (3 Datenpunkte), Anzahl an Übernachtungen (393 Datenpunkte), Reisedistanz (759 Datenpunkte) sowie das Alter der Person (58 Datenpunkte).

3.2 Deutsches Mobilitätspanel 2019

Die Studie „Deutsches Mobilitätspanel“ aus dem Jahr 2019 (MOP19) beschreibt im Gegensatz zur MiD17 das Mobilitätsverhalten von Personen im Verlauf einer gesamten Woche und stellt somit eine Longitudinalstudie dar. Diese Tatsache ist besonders mit Blick auf die Modellierung der Aktivitätswahl eines Agenten innerhalb von MOIDE von Interesse. Innerhalb dieser Arbeit werden in Bezug auf die Aktivitätswahl zwei Grundannahmen unterstellt. Erstens, alltägliche Aktivitäten werden innerhalb eines wöchentlichen Rhythmus getätigt und wiederholt. Das heißt, dass das Verhältnis der Zeitaufwendungen pro Aktivität zwischen verschiedenen Tagen unterschiedlich sein kann, im Vergleich der Wochen jedoch gleichbleibt. Zweitens, der Drang einer Aktivität nachzugehen nimmt zu, je länger diese Aktivität nicht ausgeführt wird. Diese Annahmen führen zu der Notwendigkeit, die Longitudinalstudie MOP19 für die Modellierung der Aktivitätswahl zu nutzen und nicht auf die MiD17 zurückzugreifen.

Innerhalb der MOP19 wurden plausibilisierte Daten von 3118 Personen aus 1845 Haushalten erfasst, welche im Laufe einer Woche 71.189 Wege zurückgelegt haben. Die Daten wurden in sieben verschiedene Datensätze kategorisiert: Haushalte (HH), Pkw-Daten (TANK), Personendaten (P: mit Wegetagebuch, POT; ohne Wegetagebuch, KIND: Kinder unter 10 Jahre) und Mobilitätsdaten (W: Wege im Wochenverlauf, PT: Aggregierte Mobilitätskennzahlen).

Die Untergliederung der Daten geschieht analog zu der in Abschnitt 3.1 beschriebenen sozio-demografischen Klassifizierung nach Altersgruppe, Beschäftigungstyp und Regionstyp.

Tabelle 3-5 beinhaltet die anteiligen Zeitaufwendungen pro Aktivität, unterteilt nach Altersgruppe und Beschäftigungstyp. Im Gegensatz zu den Mobilitätskennwerten (Modal Split, Wegstrecke, Fahrzeugbesitz), sind die Zeitaufwendungen weniger stark vom Regionstyp abhängig als von den genannten sozio-demografischen Faktoren.

Tabelle 3-5: Anteil Zeitaufwendungen pro Aktivität, untergliedert nach Altersgruppe und Beschäftigungstyp. 13: Unter 18 Jahre, in Ausbildung; 21: 18-65 Jahre, Vollzeit; 22: 18-65 Jahre, Teilzeit; 23: 18-65 Jahre, in Ausbildung; 24: 18-65 Jahre, beschäftigungslos; 34: >65 Jahre, beschäftigungslos.

	13	21	22	23	24	34
Arbeit	11 %	22 %	16 %	12 %	13 %	7,5 %
Arbeit (Dienstreise)	0,0 %	11 %	7,6 %	0,0 %	4,1 %	4,4 %
Bildung	19 %	0,0 %	0,0 %	16 %	0,0 %	0,0 %
Einkaufen	1,1 %	1,4 %	1,9 %	1,5 %	2,2 %	2,2 %
Private Verpflichtung	2,5 %	3,7 %	2,8 %	3,0 %	4,1 %	4,9 %
Service	0,4 %	1,2 %	1,9 %	2,9 %	1,5 %	1,7 %
Zu Hause	59 %	55 %	64 %	56 %	69 %	72 %
Freizeit	7,0 %	6,4 %	5,7 %	8,6 %	6,9 %	7,2 %

Die Daten der MOP19 werden zur Kalibrierung der Aktivitätswahl im Verkehrsnachfragemodell MO|DE genutzt. Dazu wird hauptsächlich der Wege-Datensatz genutzt. Aus den Datensätzen zu Personen und Haushalten werden lediglich zusätzliche sozio-ökonomische Informationen abgeleitet. Da die Kalibrierung des Modells ausschließlich mithilfe des Wege-Datensatzes durchgeführt wird, beschränkt sich die Datenbereinigung auf diesen Datensatz. Von insgesamt 71.189 Datenpunkten im Wege-Datensatz werden 67.071 Datenpunkte genutzt. Bei 4118 Datenpunkten ist der Zweck des Weges nicht angegeben, wodurch diese unberücksichtigt bleiben.

3.3 Erhebung: Kaufverhalten Elektromobilität

Der Anteil rein elektrisch angetriebener Fahrzeuge an den Pkw-Neuzulassungen in Deutschland betrug nach Angaben des Kraftfahrtbundesamtes im Jahr 2021 13,6 % [33]. Diese aktuellen Zulassungszahlen unterstreichen die dynamische Entwicklung des deutschen Marktes für Pkw mit alternativen Antriebsformen, mit sich langfristig verstärkenden Auswirkungen auf die Endenergienachfrage des Verkehrssektors. Die aktuell öffentlich verfügbaren Mobilitätsdaten des BMDV repräsentieren diese Entwicklung nicht ausreichend, da die Datengrundlage entweder zu alt (MiD2017) oder zu klein ist (MOP19), um quantitative Entscheidungsmodelle entsprechend kalibrieren zu können.

Um die zukünftige Entwicklung und Zusammensetzung der Pkw-Bestandsflotte in Deutschland dennoch untersuchen zu können, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine SP-Studie zum Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen in Zusammenarbeit mit dem Institut IEK-STE des Forschungszentrums Jülich durchgeführt.

Die Studie wurde in den Monaten Oktober und November des Jahres 2021 deutschlandweit mittels des CAWI-Verfahrens (*Computer Assisted Web Interview*) unter 3450 Teilnehmenden durchgeführt. Von diesen wurden nur solche berücksichtigt, die eine Pkw-Kaufabsicht in den nächsten zwölf Monaten angegeben haben, wodurch sich die Zahl der

ausgewerteten Teilnehmenden auf 451 reduzierte. Ein Teil der Studie besteht aus einem Rahmenfragebogen, der die sozio-demografischen Eigenschaften der Teilnehmenden ermittelt. Der andere Teil stellt die eigentliche SP-Studie nach dem CBC-Verfahren (CBC: *Choice-Based Conjoint*) dar, bei der die Befragten 14-mal in Folge mit der gleichen Wahlsituation konfrontiert werden, um ihre Wahlpräferenzen zu ermitteln. Zur Wahl stehen jeweils drei verschiedene Fahrzeuge, die sich in acht Attributen unterscheiden. Bei der Definition der einzelnen Wahlsituationen muss darauf geachtet werden, dass sich durch die Zusammenstellung der Attribute keine strukturellen statistischen Fehler ergeben, wie beispielsweise durch die vermehrte Aufführung eines Attributs. Um diese strukturellen statistischen Fehler zu minimieren, wurden in der Vergangenheit Verfahren zur Zusammenstellung von Attributen in CBC-Umfragen entwickelt. In dieser Studie wurden die Attribute in den Wahlsituationen nach dem *Balanced Overlap* Verfahren zusammengestellt. Schließlich werden die Befragten in einer Wahlsituation dazu aufgefordert ihre Fahrzeugpräferenz für ein Fahrzeug anzugeben und darüber hinaus, ob sie dieses Fahrzeug auch tatsächlich erwerben würden.

Tabelle 3-6 listet die acht Fahrzeugattribute mit den jeweiligen Attribut-Leveln auf.

Tabelle 3-6: Fahrzeugattribute und Attribut-Level der zur Wahl stehenden Fahrzeuge innerhalb der *stated-preference* Studie zum Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen in Deutschland im Herbst des Jahres 2021.

Fahrzeugattribute	Attribut-Level
Fahrzeugsegment	Kleinwagen (z. B. VW Polo, Ford Fiesta, Opel Corsa) Kompaktklasse (z. B. VW Golf, Audi A3, Ford Focus) Mittelklasse (z. B. VW Passat, BMW 3er, Audi A4, Ford Mondeo) Obere Mittelklasse (z. B. Audi A6, Mercedes E-Klasse, BMW 5er) Kompakt-SUV (z. B. VW T-Roc, Audi Q2, Ford Puma) Mittelklasse-SUV (z. B. VW Tiguan, Audi Q3-Q5, BMW X3) Obere Mittelklasse-SUV (z. B. VW Touareg, Audi Q7, BMW X5) Mini-Van (z. B. BMW 2er Tourer, Mercedes B-Klasse, Ford S-MAX) Van (z. B. VW Sharan, Ford Galaxy, Mercedes V-Klasse)
Antriebstechnik	Verbrennungsmotor - ICEV, Plug-In Hybrid - PHEV, Elektroauto (mit Batterie) - BEV, Wasserstoffauto (mit Brennstoffzelle) - FCEV
Kaufpreis	Kleinwagen 15.000 / 25.000 / 35.000 € Kompaktklasse 25.000 / 35.000 / 45.000 € Mittelklasse 35.000 / 45.000 / 55.000 € Obere Mittelklasse 55.000 / 65.000 / 75.000 € Kompakt-SUV 30.000 / 40.000 / 50.000 € Mittelklasse-SUV 45.000 / 55.000 / 65.000 € Obere Mittelklasse-SUV 75.000 / 85.000 / 95.000 € Mini-Van 35.000 / 45.000 / 55.000 € Großraum-Van 45.000 / 55.000 / 65.000 €
Betriebs- und Wartungskosten	15 / 20 / 25 / 30 / 35 € pro 100 km

Fahrzeugattribute	Attribut-Level
Reichweite pro Tankfüllung beziehungsweise vollständig geladener Batterie	BEV: 250 / 450 / 650 km ICEV, PHEV: 500 / 700 / 900 km FCEV: 400 / 600 / 800 km
Benötigte Ladebeziehungsweise Tankdauer für 100 km Reichweite	BEV: 5 / 10 / 15 / 20 / 25 Minuten PHEV, FCEV, ICEV: 2 Minuten
Entfernung zur nächsten öffentlichen Ladesäule beziehungsweise Wasserstofftankstelle	1 / 5 / 10 km
CO ₂ -Einsparung gegenüber durchschnittlichem Fahrzeug mit Verbrennungsmotor (nach einer Fahrleistung von 100.000 km)	ICEV: 0 / 20 / 40 / 60 / 80 % PHEV, FCEV, BEV: 20 / 40 / 60 / 80 / 100 %

Die Formulierungen der Fahrzeugattribute sowie der Attribut-Level wurden so gewählt, dass sie ein möglichst breites, auch weniger technikaffines Publikum ansprechen, ohne an Eindeutigkeit in der Interpretation zu verlieren.

Die Auswahl der Fahrzeugattribute stellt einen Kompromiss aus zwei gegenläufigen Einsichten dar. Auf der einen Seite ist es aus wissenschaftlicher Sicht interessant, möglichst viele und gleichzeitig relevante und aussagekräftige Fahrzeug- sowie auch Kontextattribute zu erfassen. Kontextattribute beschreiben Einflussfaktoren der Umwelt des Akteurs, die nicht direkt mit dem Fahrzeug in Verbindung gebracht werden können, wie beispielsweise der Ausbau der Lade- und Tankinfrastruktur. Auf der anderen Seite ist der Umfang der Studie dadurch limitiert, dass die Befragten kognitiv nicht überfordert werden sollten, um alle gegebenen Fahrzeug- und Kontextattribute verarbeiten zu können. Die hier gewählte Zahl von acht Attributen liegt bereits an der oberen Grenze, wie die sozialwissenschaftliche Empirie in der Vergangenheit gezeigt hat. Darüber hinaus ist es bei SP-Studien dieser Art von Bedeutung den fiktiven Charakter der Wahlsituationen für die Befragten zu minimieren. Besonders herausfordernd sind hierbei die beschriebenen Kontextattribute, da diese eine Abstraktion auf die umgebende Umwelt verlangen und sich nicht auf die Wahloption des Fahrzeuges beschränken. Bei der Auswahl und

Formulierung der Fahrzeug- und Kontextattribute wurde sich an vergleichbaren Studien und Erfahrungswerten der beteiligten Wissenschaftler*innen orientiert (vgl. Sektion b).

Zur Analyse der Umfrageergebnisse und zur Kalibrierung des Modells zur Simulation des Markthochlaufes von elektrifizierten Fahrzeugen in Deutschland, wurden die Daten aus dem Rahmenfragebogen mit den Ergebnissen der SP-Studie zusammengeführt. Eine weitere Datenbereinigung war aufgrund der hohen Datenqualität nicht nötig.

Tabelle 3-7 gibt einen Einblick in die sozio-ökonomischen Parameter der Befragten. Dabei wurden insbesondere solche Parameter ausgewählt, die in Bezug auf eine Pkw-Kaufentscheidung von Relevanz sind.

Tabelle 3-7: Ausgewählte sozio-ökonomische Parameter der Befragten im Vergleich zu nationalen Zensus- und MiD17-Daten.

Sozio-ökonomischer Parameter	Durchschnittswert oder relativer Anteil unter den Befragten	Durchschnitt der deutschen Bevölkerung
Durchschnittsalter des Haushaltes	40,2 Jahre	44,6 Jahre [40]
Haushaltseinkommen	4.196 €-Netto / Monat	3.612 €-Netto / Monat [41]
Verfügbarkeit eines privaten Stellplatzes	46,3 %	78 % [MiD17]
<i>Carsharing</i> Mitgliedschaft	16,9 %	5 % [MiD17]
Verfügbarkeit eines weiteren Autos mit hoher Reichweite (ICEV, PHEV, FCEV)	27,9 %	-
Vorheriger Besitz von Elektrofahrzeugen (BEV, FCEV)	4,2 %	-
Private Stromerzeugung mittels PV- oder Kleinwindanlage	14,4 %	-

In Anbetracht der sozio-ökonomischen Parameter zeigt sich, dass die Befragten im Durchschnitt 4,3 Jahre jünger sind als der nationale Durchschnitt in Deutschland und ihr monatliches Brutto-Einkommen um etwa 16 % über dem Durchschnitt liegt. Darüber hinaus liegt die Verfügbarkeit eines privaten Stellplatzes mit 46,3 % deutlich unter dem Wert von 78 %, der in der MiD17 ermittelt wurde. Zudem liegt die *Carsharing*-Quote unter den befragten Haushalten mit 16,9 % um 11,9 % über dem Wert aus der MiD17. Dies kann mit der weiteren Verbreitung von *Carsharing*-Dienstleistern in Deutschland begründet werden, da die MiD17 bereits im Jahr 2016 durchgeführt worden ist.

Die Ergebnisse der SP-Studie werden in Tabelle 3-8 gegenüber den Marktanteilen der betrachteten Antriebsformen (ICEV, PHEV, BEV, FCEV) in Deutschland im Jahr 2021 präsentiert.

Tabelle 3-8: Bevorzugte Antriebsformen in der Umfrage im Vergleich zu den Marktanteilen in Deutschland im Jahr 2021.

Fahrzeugantrieb	Bevorzugte Alternative	Bevorzugte Alternative mit Kaufentscheidung	Marktanteile Deutschland [33]	in 2021
ICEV	19,4 %	18,4 %	74,0 %	
PHEV	20,6 %	20,6 %	12,4 %	
BEV	36,2 %	37,2 %	13,6 %	
FCEV	23,9 %	23,8 %	0,02 %	

Es fällt auf, dass die in der SP-Studie ermittelten Anteile elektrifizierter Antriebe (PHEV, BEV, FCEV) mit insgesamt 80,6 % deutlich über den kumulierten Marktanteilen dieser Antriebe im Jahr 2021 mit 27,1 % liegen. Der Anteil bevorzugter Wahlalternativen, bei welchen auch ein tatsächlicher Kauf in Erwägung gezogen wurde, liegt bei 58,9 %. Bei Betrachtung dieser Teilmenge an Wahlsituationen ändern sich die bevorzugten Wahlalternativen jedoch kaum: Die maximale Abweichung liegt bei +1 % für BEV beziehungsweise bei -1 % für ICEV. Der deutliche Unterschied der Umfrageergebnisse zu den beobachteten Marktanteilen im Jahr 2021 kann durch drei Punkte begründet werden.

Erstens berücksichtigen die gewählten Fahrzeug- und Kontextattribute eine zukünftige technologische und ökonomische Entwicklung, welche die elektrifizierten gegenüber den konventionellen Fahrzeugen nach heutigem Stand insgesamt bevorzugt abbildet. Dies dient dazu, die Sensitivität der Befragten in Bezug auf die einzelnen Attribute besser nachvollziehen zu können. In der Simulation für das Jahr 2021 werden die Fahrzeug- und Kontextattribute mit heutigen Werten parametrisiert.

Zweitens zeigt die Analyse der sozio-ökonomischen Parameter, dass die Befragten im Durchschnitt jünger und besser verdienend sind, sowie nahezu zur Hälfte einen privaten Stellplatz zur Verfügung haben. All diese drei Abweichungen vom nationalen Durchschnitt begünstigen eine Präferenz von elektrifizierten Fahrzeugen.

Drittens muss der bereits in Sektion 2.3.1 eingeführte Effekt des hypothetischen Bias (HB) berücksichtigt werden. Danach neigen Befragte aufgrund der fiktiven Entscheidungssituation zur Vernachlässigung negativer Einflussfaktoren, wie beispielsweise Kosten, und tendieren zu einem sozial oder auch individuell erwünschten Entscheidungsverhalten. Durch die in der Bevölkerung verbreitete Wahrnehmung von elektrifizierten Autos als *umweltschonend*, erklärt sich somit auch teilweise die in der Umfrage deutliche Bevorzugung von elektrifizierten gegenüber konventionellen Fahrzeugen.

4 Modell

Ziel dieser Arbeit ist es, das zukünftige Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland unter sich wandelnden technologischen und gesellschaftlichen Einflussfaktoren abzubilden. Dazu wird in dieser Arbeit das aktivitätsbasierte Verkehrsnachfragemodell MO|DE entwickelt, welches die Entscheidungen einzelner Agenten mithilfe von *Discrete Choice* Methoden simuliert. Zu diesen Entscheidungen gehören die Aktivitäts-, Zielort- und Verkehrsmittelwahl, die ein Agent im Laufe eines Tages trifft, sowie die langfristige Entscheidungsfindung bezüglich Autobesitz, Wohnort und Arbeits- oder Ausbildungsplatz.

In Abschnitt 4.1 werden die zentralen Charakteristika von MO|DE, wie der Modellierungsansatz sowie die regionale und zeitliche Auflösung, benannt.

In Abschnitt 4.2 wird ein Überblick über die gesamte Struktur des in verschiedene Module unterteilten Verkehrsnachfragemodells gegeben. Dabei werden die wesentlichen Zusammenhänge zwischen dem Hauptmodul MO|DE und den unterstützenden Nebenmodulen MO|DE.behave und MO|DE.demog erläutert.

Darauf aufbauend wird in Abschnitt 4.3 zunächst die Modellierung langfristiger Entscheidungen mittels MO|DE.behave und MO|DE.demog beschrieben.

Anschließend wird in Abschnitt 4.4 der zentrale Teil des Verkehrsmodells, die Simulation kurzfristiger Mobilitätsentscheidungen mittels MO|DE dargelegt.

In Abschnitt 4.5 werden verschiedene Maßnahmen zur Validierung des Verkehrsmodells präsentiert, die sowohl eine statistische Auswertung der Schätzverfahren wie auch einen Vergleich der Simulationsergebnisse des Modells mit den Basisdatensätzen der Studien „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) und dem „deutschen Mobilitätspanel“ (MOP) umfassen.

Abschnitt 4.6 beschreibt die *Post-Processing* Verfahren, welche zur Ableitung von Energiebedarfen und zur Betrachtung geteilter Mobilität (*Shared Mobility*) in urbanen Analysen eingesetzt werden.

4.1 Charakteristika des integrierten Verkehrsmodells MO|DE

MO|DE ist ein aktivitäts- und agentenbasiertes Modell, welches die Verkehrsnachfrage in Deutschland sowie die daraus resultierende Energienachfrage, unter Berücksichtigung von Verhaltensänderungen im Kontext sozio-technologischem Wandels, im Zeithorizont bis zum Jahr 2060 simuliert. Dabei wird die Verkehrsnachfrage einer Region *bottom-up* aus dem Aktivitätsbedürfnis einzelner Agenten abgeleitet (aktivitätsbasierter Ansatz, vgl. Sektion 2.1.4). Das Entscheidungsverhalten der simulierten Agenten wird durch *Discrete Choice* Methoden (vgl. Abschnitt 2.2) quantitativ abgebildet.

MO|DE abstrahiert das Mobilitätsverhalten der Agenten in räumlicher, zeitlicher und sozio-demografischer Dimension. Verkehrszellen beschreiben den momentanen Aufenthaltsort der Agenten und sind entweder Gemeindeverbände in Deutschland (Gebietsstand 2019: 4620 Gemeindeverbände) oder 500 m * 500 m Zellen innerhalb lokaler Betrachtungen. Das Mobilitätsverhalten der Agenten wird zeitlich in Minuten aufgelöst. Sozio-demografisch werden 84 verschiedene Typen von Agenten nach Alter, Beschäftigung, Wohnort und Autobesitz differenziert, analog zur Unterteilung der Daten in Abschnitt 3.1.

Die Modellparameter, die das Entscheidungsverhalten der Agenten charakterisieren, sind innerhalb einer sozio-ökonomischen Gruppe konstant. Zudem wird das Mobilitätsverhalten durch acht verschiedene Aktivitätstypen, denen die Agenten im Laufe des Tages nachgehen können, sowie zehn verschiedene Verkehrsmodi der Fortbewegung beschrieben, ebenfalls analog zu Abschnitt 3.1.

4.2 Überblick über die Modellstruktur

Zu Beginn der Simulation von MO|DE wird der Betrachtungsraum durch Angabe eines Gemeindeverbandes in Deutschland definiert. Zudem wird die Simulationsdauer in Tagen, das Jahr der Simulation und die maximale Anzahl zu simulierender Agenten angegeben sowie zwischen der räumlichen Auflösung in Gemeindeverbänden oder 500 m * 500 m Zellen entschieden. Die Ermittlung der Transport- und Endenergienachfrage für größere Regionen geschieht über die Aggregation einzeln simulierter Gemeindeverbände. Neben diesen erforderlichen Definitionen zu Beginn der Simulation, können exogen weitere Szenarioparameter festgelegt werden, welche von den Standardeinstellungen abweichen. Tabelle 4-1 listet die möglichen Szenarioparameter vollständig auf.

Tabelle 4-1: Szenarioparameter des Verkehrs- und Energienachfragemodells MO|DE.

Szenarioparameter	Parameter-Level
Region	Gemeindeverband
Jahr	2019-2060
Simulierte Tage	1-365 Tage
Örtliche Auflösung	Gemeindeverband oder 500 m * 500 m Zellen
Allgemeine Verkehrsmittelverfügbarkeit	Exogene Verkehrsmittelverfügbarkeit für jeden Agenten zwischen 0-100 % pro Fahrzeugmodus
Präferenzänderung	Berücksichtigung zukünftiger Verhaltensänderung durch Anpassung von Wahlpräferenzen in Bezug auf Autobesitz
Spez. Fahrzeugkosten	Exogene Fahrzeugkosten in €/km pro Fahrzeugmodus
Regionale Autoverfügbarkeit	Verfügbarkeit von Autofahrten als I/O-Parameter je Regionstyp
Homeoffice	Homeoffice Wahrscheinlichkeit zwischen 0-100 %, unterschieden nach RegioStaR7-Regionstyp
Qualität des öffentlichen Nahverkehrs (ÖPNV)	Exogene Angabe der ÖPNV-Qualität pro RegioStaR7-Regionstyp
Zeitaufwendung	Exogene Definition durchschnittlicher Zeitaufwendungen pro Agent und Aktivität
Stadtstruktur	Urbane Simulationen: Exogene Verteilung der Bevölkerung sowie des Aktivitätsangebots über den Stadtraum

Diese Szenarioparameter definieren die Simulation der Verkehrs- und Endenergienachfrage mittels MO|DE, die in drei zentralen, konsekutiven Schritten abläuft (vgl. Abbildung 2-7).

Zunächst werden mittels der Teilmodelle MO|DE.demog und MO|DE.behave langfristige mobilitätsrelevante Entscheidungen auf Agenten- und Haushaltsebene simuliert. MO|DE.demog basiert auf Daten des deutschen Zensus 2011, sowie auf regionalen und nationalen Bevölkerungsvorausberechnungen des statistischen Bundesamtes (vgl. Sektion 2.1.2). Auf dieser Datenbasis wird die sozio-demografische Struktur in dem definierten Gemeindeverband für das angegebene Jahr der Simulation berechnet. Anschließend wird diese sozio-demografische Struktur auf die maximale Anzahl an Agenten in der Simulation verteilt und so Altersgruppe, Beschäftigungstyp, Wohnort, Arbeits- beziehungsweise Ausbildungsort und Haushaltszugehörigkeit festgelegt. MO|DE.behave wird schließlich dazu genutzt, die Anzahl zur Verfügung stehender privater Personenkraftwagen (Pkw) sowie deren Antrieb auf Haushaltsebene zu bestimmen.

Sind diese langfristigen Entscheidungen simuliert und die Agenten vollständig definiert, beginnt die Simulation kurzfristiger Mobilitätsentscheidungen mittels MO|DE. Die Simulation eines Agenten beginnt am 1. Januar des simulierten Jahres, um 7 Uhr. In den ersten sieben Stunden des Jahres (0-7 Uhr) befinden sich alle Agenten zu Hause. Der Start der Simulation wurde so gewählt, dass sich zu diesem Zeitpunkt auch in der Realität möglichst viele Personen zu Hause aufhalten. Anschließend werden für jeden Agenten wiederholt drei Entscheidungen in einem gemeinsamen Entscheidungsprozess simuliert: Die Wahl der nächsten Aktivität, des Ortes, wo diese Aktivität durchgeführt wird, sowie des Verkehrsmodus, mit dem der Agent zu dieser Aktivität gelangt. Die Entscheidungswahl wird dabei durch die Definition des individuellen Möglichkeitsraumes eines Agenten eingeschränkt, wie eingangs in Sektion 2.1.1 beschrieben. Innerhalb von *Discrete Choice* Simulationen wird der Möglichkeitsraum eines Agenten als das *Choice Set* bezeichnet, welches die Menge aller Entscheidungsoptionen beschreibt. Innerhalb des *Choice Sets* wird für jede mögliche Aktivität bereits deren Dauer festgelegt. Ebenso wird der Zielort für jede Aktivität simuliert und im *Choice Set* hinterlegt. So können für jede Aktivität und jeden verfügbaren Verkehrsmodus die Dauer des Weges sowie die Transportkosten berechnet werden. Auf Basis dieser Informationen wird schließlich die Entscheidung für eine Aktivität und einen Verkehrsmodus simuliert. Dieser Entscheidungsprozess wird iterativ durchlaufen, bis die definierte Anzahl zu simulierender Tage erreicht ist.

Die Simulation der lang- und kurzfristigen Entscheidungen der Agenten führt zu einzelnen Mobilitätsprofilen in minütlicher Auflösung, welche Informationen über Verkehrsaufkommen und -leistung beinhalten. Im *Post-Processing* werden diese einzelnen Mobilitätsprofile mit zusätzlichen Annahmen zu Tank- und Ladeverhalten, Besetzungsgraden und Energieverbräuchen der einzelnen Verkehrsmodi weiterverarbeitet. Somit kann aus den Mobilitätsprofilen einzelner Agenten auf die Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern (Fahrleistung) und die daraus resultierende Endenergienachfrage für eine gesamte Region geschlossen werden. Zudem werden im *Post-Processing* weitere Mobilitätskenngrößen regionsweit ermittelt, wie der Modal Split und die Dimensionierung einer möglichen Car- beziehungsweise *Ridesharing*-Flotte in urbanen Regionen.

4.3 Langfristige Entscheidungen: MO|DE.demog und MO|DE.behave

Die Teilmodelle MO|DE.demog und MO|DE.behave werden genutzt, um innerhalb von MO|DE langfristige Entscheidungsprozesse abzubilden. Dabei basiert MO|DE.demog auf der Auswertung von Zensusdaten sowie Bevölkerungsvorausberechnungen nationaler

Behörden. MO|DE.behave hingegen ist ein eigenständiger Modellierungsframework zur Kalibrierung und Simulation von *Multinomial Logit* (MNL-) und *Mixed Logit* Modellen. Innerhalb von MO|DE wird MO|DE.behave zur Simulation von Autobesitz und Antriebswahl auf Haushaltsebene angewandt.

4.3.1 MO|DE.demog

MO|DE.demog dient zur Vorausberechnung der sozio-demografischen Bevölkerungsstruktur eines Gemeindeverbandes innerhalb Deutschlands in einem Jahr zwischen 2019 und 2060. Zudem wird das Modell dazu genutzt, diese ermittelte Struktur auf eine exogen vorgegebene, maximale Anzahl an Agenten zu übertragen und somit für die folgenden Simulationen zu definieren.

Als Datenbasis dienen dem Modell die deutschen Zensusdaten von 2011 [38], [39], die nationale Bevölkerungsvorausberechnung des statistischen Bundesamtes bis 2060 [42] und die regionalisierte Bevölkerungsvorausberechnung auf Kreisebene der statistischen Landesämter bis 2035 [43] sowie die RegioStaR7-Referenzdatei des Bundesministeriums für Digitales und Verkehr (BMDV) [44].

Abbildung 4-1 visualisiert den schematischen Ablauf der sozio-demografischen Definition von Haushalten innerhalb von MO|DE.demog.

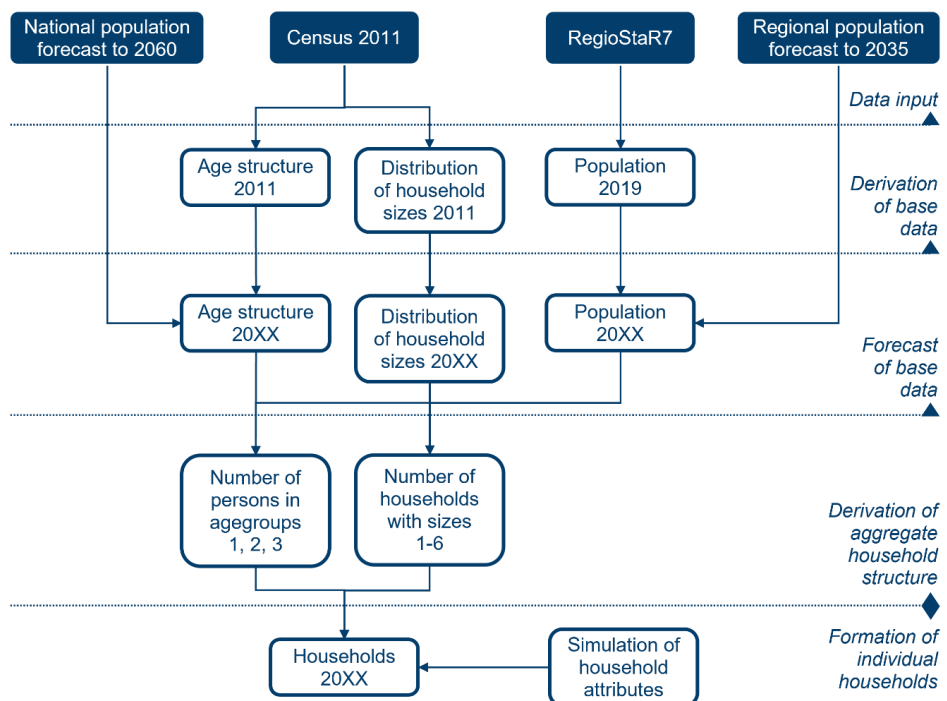


Abbildung 4-1: Schematisches Prozessdiagramm zur sozio-demografischen Definition von Haushalten innerhalb von MO|DE.demog.

In einem ersten Schritt werden die Altersstruktur, die Verteilung der Haushaltsgrößen und die Bevölkerung in den Basisjahren der Datengrundlagen für den betrachteten Gemeindeverband ermittelt. Die Altersstruktur sowie die Verteilung der Haushaltsgrößen werden

dem Zensus des Jahres 2011 entnommen, die Bevölkerung des Gemeindeverbandes der RegioStaR7-Referenzdatei des BMDV für das Jahr 2019.

Darauffolgend wird mittels der nationalen Bevölkerungsvorausberechnung des statistischen Bundesamtes die Altersstruktur sowie die Verteilung der Haushaltsgrößen für das Zieljahr zwischen 2019 und 2060 bestimmt. Die Bevölkerungsentwicklung für den Gemeindeverband wird aus der regionalen Bevölkerungsvorausberechnung der statistischen Landesämter für das Jahr 2035 abgeleitet. Für Zieljahre nach 2035 wird die Bevölkerungsentwicklung extrapoliert.

Mit Kenntnis über die Bevölkerungszahl und die Altersstruktur wird die Anzahl an Personen in den drei Altersgruppen 1 (<18 Jahre), 2 (18-65 Jahre) und 3 (>65 Jahre) ermittelt. Ebenso wird mit der Bevölkerungszahl und der Verteilung der Haushaltsgrößen die Anzahl der Haushalte einer bestimmten Haushaltsgröße in dem betrachteten Gemeindeverband bestimmt.

Schließlich werden die Agenten zu den entsprechenden Haushalten so zugeteilt, dass die Verteilungen der Altersgruppen sowie Haushaltsgrößen erhalten bleiben.

Sind die Haushalte auf diese Weise für das Zieljahr definiert, werden im letzten Schritt die verbliebenen Haushaltsattribute simuliert oder auf Basis von Verteilungen der Umfragedaten der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) zugewiesen. Die Haushaltsattribute Autobesitz (0-3 Fahrzeuge) und Antriebsart der Fahrzeuge (ICEV-Benzin, ICEV-Diesel, PHEV, FCEV, BEV) werden mittels MO|DE.behave simuliert. Die weiteren Attribute Arbeitsort, Gebäudetyp (Einfamilien- oder Mehrfamilienhaus), Fahrzeug-Stellplatz (Ja oder Nein), Carsharing-Mitgliedschaft (Ja oder Nein), ÖPNV-Qualität am Wohnort und das Haushalts-Nettoeinkommen werden aus statistischen Verteilungen der MiD17 abgeleitet.

4.3.2 MO|DE.behave

In Sektion 2.1.4 werden historische Wendepunkte in der Verkehrsnachfragemodellierung seit ihren Ursprüngen in den 1950er Jahren beschrieben. Wesentlich ist dabei die fortschreitende Abkehr von der *Rational Choice* Theorie. Eine Grundannahme dieser Theorie sind zeitlich konstante Präferenzen der betrachteten Akteure.

Diese Annahme steht im Kontrast zu dem umfassenden Wandel, der sich im Kontext der Megatrends von Klimawandel und Digitalisierung auf technischer wie auch gesellschaftlicher Ebene zeigt und damit auch das Entscheidungsverhalten von Individuen beeinflusst und verändert.

MO|DE.behave ist ein Modellierungsframework zur Analyse von heterogenen Präferenzstrukturen innerhalb einer untersuchten Bevölkerungsgruppe sowie zur Ableitung zukünftiger Präferenzstrukturen. Das Framework ermöglicht hierzu die Kalibrierung und Simulation von MNL- und *nonparametric Mixed Logit* Modellen. *Nonparametric Mixed Logit* Modelle können die Heterogenität von Präferenzstrukturen beliebig genau erfassen, mithilfe derer sich Rückschlüsse auf zukünftige Entwicklungen treffen lassen. MNL-Modelle werden innerhalb des Frameworks zur Simulation von Entscheidungssituationen verwendet.

Im Folgenden wird zunächst das allgemeine Vorgehen dargelegt, wie zukünftige Präferenzstrukturen aus derzeit verfügbaren Daten mittels MO|DE.behave abgeleitet werden.

Darauf aufbauend wird dieses Vorgehen angewandt, um gegenwärtige und zukünftige Entscheidungen von Haushalten in Bezug auf Fahrzeugbesitz abzubilden. Die Ableitung zukünftiger Präferenzstrukturen konzentriert sich im Rahmen dieser Arbeit auf den Fahrzeugbesitz von Haushalten, da die Verfügbarkeit eines privaten Fahrzeuges starken Einfluss auf die Verkehrsmittelwahl von Akteuren nimmt.

Allgemeines Vorgehen zur Ableitung zukünftiger Präferenzstrukturen

Das in diesem Kapitel dargelegte Vorgehen zur Ableitung zukünftiger Präferenzstrukturen folgt der Annahme, dass sich zukünftige Verhaltensmuster zunächst in gesellschaftlichen Nischen ausbilden (vgl. *Multi-Level Framework* nach Geels [92], [94]). Durch Kenntnis über die Präferenzstrukturen in der heutigen Nische wird somit ein Einblick in zukünftig potenziell vorherrschende Präferenzstrukturen möglich.

Im Folgenden wird ein *nonparametric Mixed Logit* Modell kalibriert (vgl. Sektion 2.2.3), um die heterogene Verteilung der Präferenzen innerhalb der Gesellschaft in Bezug auf eine konkrete Entscheidungssituation beschreiben zu können. Anschließend werden innerhalb der ermittelten Präferenzstruktur Clusterzentren ermittelt, um Präferenznischen zu identifizieren. Diese Clusterzentren bilden die Grenzen zukünftiger Präferenzstrukturen.

Abbildung 4-2 visualisiert den schematischen Zusammenhang zwischen der Verteilung einer Präferenzstruktur in Bezug auf ein Attribut einer Wahlalternative X und der gewählten Quantität dieser Wahlalternative. In dieser fiktiven Entscheidungssituation wird der Entscheidungsträger vor die Wahl gestellt, welche diskrete Menge er von der Alternative X beispielsweise kaufen möchte (0, 1, 2, 3, 4, ...). Weiterhin wird der Entscheidungsträger vereinfacht durch die Präferenz in Bezug auf ein einziges Attribut, beispielsweise den Kaufpreis, charakterisiert.

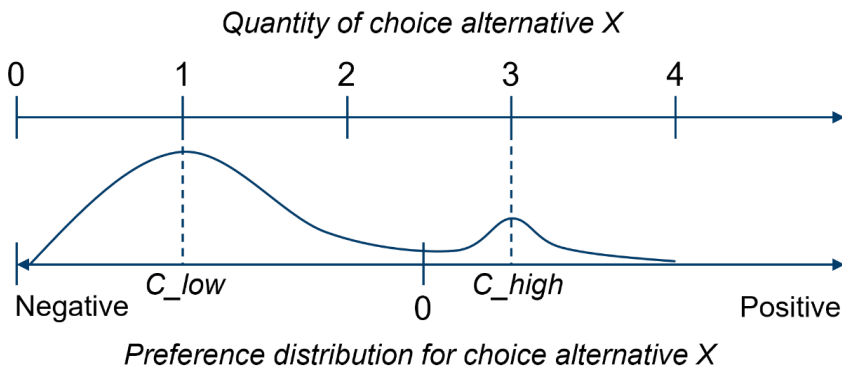


Abbildung 4-2: Schematischer Zusammenhang zwischen der Verteilung der Präferenz für eine Wahlalternative X und der Quantität der gewählten Wahlalternative. C_{low} und C_{high} beschreiben Clusterzentren der Präferenzverteilung.

In Abbildung 4-2 ist die Verteilung der Präferenzen über die Gesamtheit der betrachteten Basispopulation, i.e. eine Gruppe von Akteuren, aufgetragen, wie sie durch ein *Mixed Logit* Modell ermittelt würde. Im negativen Bereich ist eine Präferenzhäufung zu erkennen, die durch das Clusterzentrum C_{low} beschrieben wird. Im positiven Bereich ist eine kleinere Präferenzhäufung zu finden, die durch das Clusterzentrum C_{high} beschrieben

wird. *C_low* charakterisiert dabei den Großteil der betrachteten Basispopulation, mit einer erhöhten Preissensitivität. *C_high* hingegen charakterisiert eine gesellschaftliche Nische, die eine positive Preiskorrelation aufweist, welche beispielsweise durch nicht weiter erfasste Attribute der Wahlalternative oder des Akteurs begründet ist.

Die Clusterzentren *C_low* und *C_high* werden als konkrete Präferenzgrenzen für zukünftige Szenarien genutzt. Im Gegensatz zu konservativen Modellierungsansätzen von Zukünften werden in diesem Fall Präferenzen als zeitlich veränderlich angenommen und darüber hinaus endogen aus verfügbaren Daten abgeleitet.

Mixed Logit Modell: Fahrzeugbesitz

Die Frage nach der Verfügbarkeit eines privaten Pkw ist für die alltägliche Mobilität einer Person entscheidend. In dieser Sektion wird der beschriebene Ansatz zur Ableitung zukünftiger Präferenzstrukturen auf die Entscheidung von Haushalten in Bezug auf privaten Pkw-Besitz angewendet.

Tabelle 4-2 listet die Attribute sowie die Attribut-Level auf, welche im *nonparametric Mixed Logit* Modell berücksichtigt werden, um die Entscheidung eines Haushaltes für oder gegen privaten Pkw-Besitz zu beschreiben.

Tabelle 4-2: Attribute und Attribut-Level des Mixed Logit Modells zur Beschreibung von Fahrzeugbesitz auf Haushaltsebene. MiD17: Mobilität in Deutschland 2017 (vgl. Sektion 3.1).

Attribute (Kurzbezeichnung)	Attribut-Level	Durchschnittlicher Attribut-Wert in Datenbasis (MiD17)
Urbane Region (<i>urban_region</i>)	1: Ja, 0: Nein (RegioStaR2)	1: 69,3 %, 0: 30,7 %
Ländliche Region (<i>rural_region</i>)	1: Ja, 0: Nein (RegioStaR2)	1: 30,7 %, 0: 69,3 %
Haushaltsgröße (<i>hh_size</i>)	1, 2, 3, 4, >4	2,26
Durchschnittsalter der Erwachsenen, skaliert mit 0,1 (<i>age_adults</i>)	1,8-10 (float)	5,69
Anzahl erwerbstätige Personen (<i>adults_working</i>)	Integer, max. = Haushaltsgröße	0,93
Anzahl Kinder (<i>children</i>)	Integer, max. = Haushaltsgröße - 1	0,30
Ist mindestens ein Auto vorhanden? (<i>car_av</i>)	1: Ja 0: Nein	1: 89,0 % 0: 11,0 %

Attribute (Kurzbezeichnung)	Attribut-Level	Durchschnittlicher Attribut-Wert in Datenbasis (MiD17)
Haustyp (<i>htype</i>)	1: Einzel- / Doppelhaus	1: 56,9 %
	0: Mehrparteienhaus	0: 43,1 %
Carsharing Mitglied- schaft im Haushalt (<i>sharing</i>)	1: Ja	1: 4,8 %
	0: Nein	0: 95,2 %
Qualität des öffentli- chen Verkehrs (<i>quali_opnv</i>)	1: Sehr schlecht, 2: Schlecht, 3: Gut, 4: Sehr gut	2,45
Durchschnittliche Kosten der Fahrzeu- ge eines Haushalts pro monatlichem Netto- Haushaltseinkommen (<i>relative_cost</i>)	(Ø Gesamtkosten pro Jahr * Anzahl Autos) / monatliches Netto- Haushaltseinkommen. Durchschnittli- che Gesamtkosten pro Auto in 2019: 2.718,63 €/Jahr	1,12 (Durchschnittliche jährliche Kosten eines Autos / monatliches Netto- Haushaltseinkommen)

Das *nonparametric Mixed Logit* Modell wird auf Basis der Daten der MiD17 (vgl. Sektion 3.1) kalibriert. Die in Tabelle 4-2 gelisteten Attribute sind diesem Datensatz entnommen. Die gewählten Attribute beschreiben größtenteils die sozio-ökonomischen Verhältnisse eines Haushaltes. Das Attribut, welches das Durchschnittsalter der Erwachsenen im Haushalt beschreibt (*age_adults*), wird aus numerischen Gründen mit 0,1 skaliert. Liegen die Werte der Attribute in einer ähnlichen Größenordnung, verbessert sich die Lösbarkeit des Optimierungsproblems zur Kalibrierung des *Mixed Logit* Modells. Die Wahlalternative des Fahrzeuges selbst wird über die durchschnittlichen jährlichen Gesamtkosten charakterisiert, welche zudem ins Verhältnis mit dem monatlichen Netto-Haushaltseinkommen gesetzt werden. Jedes der elf aufgelisteten Attribute wird für jede Wahlalternative separat kalibriert. Im Modell werden vier Wahlalternativen betrachtet: Besitz von null bis drei Fahrzeugen pro Haushalt. Zusätzlich werden Alternativen-spezifische Konstanten berechnet. Somit besteht das Modell aus $4 \cdot 11 + (4 - 1) = 47$ Parametern, wobei für jeden Parameter eine Präferenz kalibriert wird. Weiterhin soll hier der Unterschied zwischen der Bezeichnung *Attribut* und der Bezeichnung *Parameter* hervorgehoben werden: Für ein Attribut, wie beispielsweise die Haushaltsgröße, werden vier Modellparameter eingeführt, einen für jede Wahlalternative (0-3 Fahrzeuge pro Haushalt).

Zur Ermittlung der Heterogenität der Präferenzen dient der *nonparametric Mixed Logit* Ansatz. Im Folgenden wird eine diskrete Verteilung der Präferenzen innerhalb eines exogen definierten Parameterraumes angenommen (vgl. Sektion 2.2.3). Die Heterogenität der Präferenzverteilung wird für die folgenden vier Modellattribute (vier Parameter pro Attribut) untersucht: Das Durchschnittsalter der Erwachsenen im Haushalt (*age_adults*), die Qualität des öffentlichen Nahverkehrs (*quali_opnv*), die Verfügbarkeit von *Shared Mobility*-Angeboten (*sharing*) sowie die relativen Fahrzeugkosten (*relative_cost*). Das Attribut *age_adults* wird gewählt, da es durch die Zeitlichkeit, die es repräsentiert einer

natürlichen Veränderung über der Zeit unterliegt. Das Attribut *relative_cost* repräsentiert den monetären Wert von Autobesitz, der sich bei einer grundsätzlichen Veränderung der Einstellung gegenüber Autobesitz ebenso verändert. Die Attribute *quali_opnv* und *sharing* werden gewählt, da vor dem Hintergrund einer Abkehr vom motorisierten Individualverkehr hin zu einem multimodalen Verkehrssystem eine höhere Relevanz dieser Attribute zu erwarten ist.

Die Kalibrierung des *Mixed Logit* Modells auf einem MiD17-Datensatz mit 10.000 Haushaltseinträgen dauert etwa eine Stunde (Hardware: 11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-1165G7 @ 2,80 GHz).

Die Präferenzverteilung der Modellparameter innerhalb des *nonparametric Mixed Logit* Modells wird mittels einer multidimensionalen Cluster-Analyse untersucht. Dabei werden vier Clusterzentren identifiziert, die jeweils eine bestimmte Konsumentengruppe charakterisieren. Die Zahl von vier Clusterzentren ergibt sich aus einem Kompromiss von Interpretierbarkeit der Clusterzentren und der Differenzierungstiefe der Cluster-Analyse.

Abbildung 4-3 visualisiert die Simulation der durchschnittlichen Fahrzeugbesitzquote der Haushalte mit den Präferenzen der Cluster-Zentren. Die Simulation wird basierend auf einem MiD17-Validierungsdatensatz von ebenfalls 10.000 Haushaltseinträgen durchgeführt.

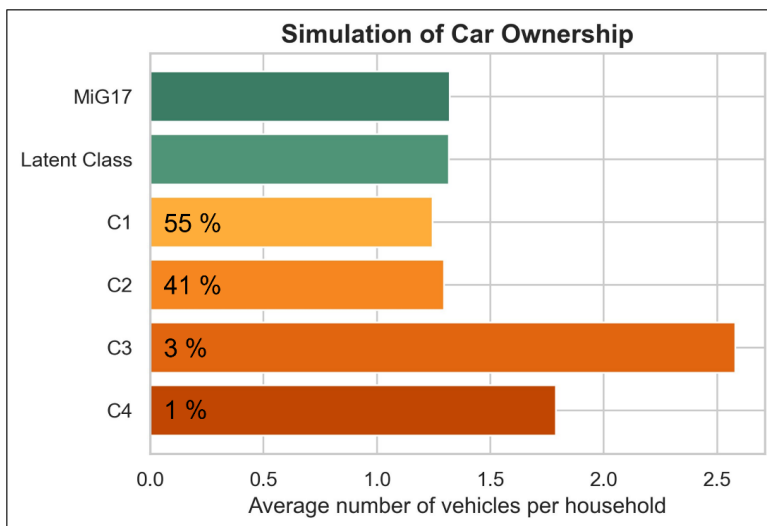


Abbildung 4-3: Simulation der durchschnittlichen Fahrzeugbesitzquote von Haushalten für die vier Clusterzentren C1-C4, auf Basis eines MiD17-Validierungsdatensatzes mit 10.000 Haushaltseinträgen. Ebenso ist die prozentuale Aufteilung der Präferenzpunkte auf die Clusterzentren C1-C4 als Maß für die Clustergröße angegeben.

Die Clusterzentren C1 (55 %) und C2 (41 %) beschreiben zusammen 96 % der modellierten Haushalte und haben mit 1,25 beziehungsweise 1,3 eine leicht unterdurchschnittliche Fahrzeugbesitzquote. Der durchschnittliche Wert aus dem MiD17 Datensatz liegt bei 1,32 Fahrzeugen pro Haushalt. Die Clusterzentren C3 (3 %) und C4 (1 %) beschreiben Konsumentengruppen in der Nische, stellen zusammen 4 % der Haushalte dar und

weisen deutlich überdurchschnittliche Fahrzeugbesitzquoten auf. Diese liegt für C3 bei 2,58 und für C4 bei 1,79.

Die aus der Präferenzstruktur ermittelten Clusterzentren werden in Kapitel 5 als Präferenzgrenzen bei der Szenariobildung für das Jahr 2050 genutzt. Dabei bilden die Präferenzen der beiden Clusterzentren mit den geringsten Autobesitzquoten die untere Grenze des Autobesitzes von Haushalten ab und Clusterzentren mit den höchsten Autobesitzquoten die obere Präferenzgrenze. Die Präferenzwerte der jeweils zwei Clusterzentren werden anteilig nach ihrer Clustergröße gewichtet, um die untere und obere Präferenzgrenze zu definieren.

MO|DE.behave – Kalibrierung von nonparametric Mixed Logit Modellen

Mixed Logit Modelle mit einer diskreten Verteilungsfunktion werden durch Gewichtungsfaktoren beschrieben, die in einem exogen definierten Parameterraum verteilt sind. Zur Kalibrierung solcher Modelle wird der *Expectation Maximization* (EM-)Algorithmus angewandt, um die *Log-Likelihood* Funktion des Modells zu maximieren. Die Optimierungsfunktion des EM-Algorithmus wird in Section 2.2.4 eingeführt:

$$E(s|s^t) = \sum_n \sum_m h(\beta_m|i_n, s^t) \log(s_m) \quad \text{Gl. 4.1}$$

wobei n eine Beobachtung in der Grundgesamtheit darstellt, m einen Punkt im diskreten Parameterraum, i_n die in der Beobachtung n gewählte Alternative, β_m die Parameter der Nutzenfunktion am Punkt m und s_m den Gewichtungsfaktor des Punktes m , dessen Wert es zu identifizieren gilt.

Eine besondere Herausforderung bei der Kalibrierung von *nonparametric Mixed Logit* Modellen ist die rechenintensive Exploration des Parameterraumes, welche in Gl. 4.1 durch die Summe über alle Punkte m des Parameterraumes beschrieben wird. Der Parameterraum ist multidimensional, mit jeweils einer Dimension für jeden Modellparameter. In dem oben beschriebenen Modell zum Fahrzeugbesitz weist der Parameterraum also 47 Dimensionen auf. Daraus entsteht die Fragestellung, wie dieser multidimensionale Raum möglichst gleichmäßig durch eine exogen definierte Anzahl von m diskreten Punkten beschrieben werden kann.

In vergleichbaren Modellansätzen wird der Parameterraum dazu in gleichmäßige Intervalle unterteilt [134]. Bei höherer Dimensionalität des Parameterraums ist dieser Ansatz jedoch nicht mehr praktikabel. Beispielsweise würde in obigem Beispiel eine Unterteilung der 47 Dimensionen in jeweils zwei diskrete Punkte zu einem Parameterraum mit $2^{47} \approx 141 \text{ Billion}$ Punkten führen. Deshalb wird in dieser Arbeit eine noch gröbere Abbildung des Parameterraums angestrebt. Um dennoch eine möglichst gleichmäßige Verteilung der diskreten Punkte innerhalb des Parameterraums zu erzielen, wird der *Latin Hypercube Sampling* (LHS-)Algorithmus des Python-Moduls *scikit-optimize* genutzt, der genau dies sicherstellt. Schließlich wird exogen eine bestimmte Anzahl an diskreten Punkten festgelegt, die innerhalb des Parameterraums mittels des LHS-Algorithmus möglichst gleichmäßig verteilt werden. Jeder Punkt des Parameterraums repräsentiert einen Präferenzpunkt in der untersuchten Grundgesamtheit. Durch die Erhöhung der Anzahl untersuchter Präferenzpunkte kann unter Berücksichtigung von Rechendauer und dem Risiko eines *Overfittings* die Modellgenauigkeit beliebig erhöht werden.

Im Vergleich zu anderen *Discrete Choice* Modellen erzielen *nonparametric Mixed Logit* Modelle eine Verbesserung der Modellgenauigkeit nicht durch eine Erhöhung der mathematisch-methodischen Komplexität, sondern durch die Verlagerung auf ein rechenintensives Optimierungsproblem. Damit befinden sich *nonparametric Mixed Logit* an der Schnittstelle zu Methoden des maschinellen Lernens und kombinieren in ihrer Struktur Vorteile datengetriebener und theoriebasierter Entscheidungsmodelle (vgl. 2.3.1). Auf der einen Seite wird die Interpretierbarkeit von theoriebasierten Modellen gewahrt, während auf der anderen Seite eine Erhöhung der Modellgenauigkeit durch die Verschiebung auf ein rechenintensives Optimierungsproblem gelingt. Durch die Nutzung des LHS-Algorithmus zur Verteilung der diskreten Präferenzpunkte im Parameterraum ist die Kalibrierung von *nonparametric Mixed Logit* Modellen auch auf herkömmlicher Hardware möglich.

4.3.3 Exkurs: Modellierung des Pkw-Bestands und der Antriebswahl

Das MNL-Modell zur Modellierung von Fahrzeugbesitz auf Haushaltsebene wird dazu genutzt den Pkw-Bestand in Deutschland in den Jahren von 2021 bis 2050 zu simulieren. Die Simulation beginnt mit dem Jahr 2021, da die Datenbasis des zugrundeliegenden Modells für die Antriebswahl in diesem Jahr erhoben wurde (vgl. Abschnitt 3.3).

In einer Simulation von ca. 30.000 Agenten, welche in Haushalte unterteilt über die Gemeindeverbände Deutschlands verteilt sind, wird der Autobesitz dieser Haushalte simuliert, um die Gesamtzahl der zugelassenen privaten Pkw abzuleiten. Das Modell zur Simulation des Autobesitzes nutzt dabei die aus der Datenbasis der MiD17 ermittelten Präferenzstrukturen. Abbildung 4-4 visualisiert die Entwicklung des deutschen Pkw-Bestandes unter Annahme konstanter Präferenzen. Zum Ausgleich statistischer Fluktuationen wird auf Basis der Simulationsergebnisse eine Polynominterpolation zweiten Grades durchgeführt. Die in Abschnitt 4.3.2 abgeleiteten zukünftigen Präferenzstrukturen werden in der Szenarioanalyse in Abschnitt 5 eingesetzt, um unterschiedliche Entwicklungen in Bezug auf den Autobesitz von Haushalten abzubilden.

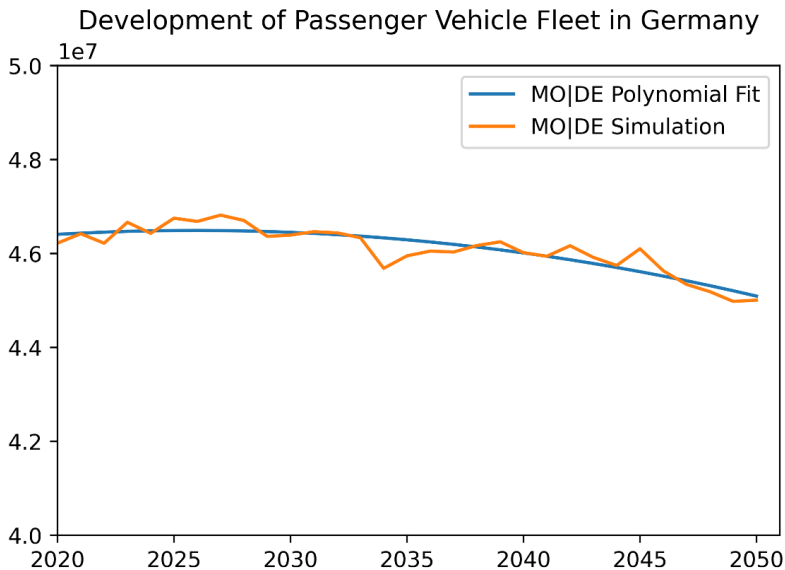


Abbildung 4-4: Simulation der Entwicklung des deutschen Pkw-Bestandes mittels MO|DE. Der simulierte Pkw-Bestand liegt unterhalb des Bestandes, welcher vom Kraftfahrtbundesamt für das Jahr 2021 ausgewiesen wird (= 48,2 Mio. Personenkraftwagen [32]). Der Grund dafür liegt im Ausschluss der Pkw-Segmente *Sportwagen*, *Utility*, *Wohnwagen* und *Sonstiges*, sowie in der Vernachlässigung von Gasantrieben in der Analyse.

Die Antriebswahl wird mittels eines MNL-Modells auf Haushaltsebene betrachtet, basierend auf den Umfrageergebnissen, welche in Abschnitt 3.3 beschrieben sind. Die Modellierung der Antriebswahl ist dabei kein inhärenter Teil von MO|DE. Vielmehr werden die Ergebnisse der externen Betrachtung der Antriebswahl mittels des hier beschriebenen MNL-Modells als exogene Parameter innerhalb von MO|DE genutzt, um die Antriebswahl der Haushalte schließlich probabilistisch zu modellieren. Im Folgenden werden die Parametrierung und Schätzung des MNL-Modells sowie die Nutzung der Modellergebnisse innerhalb von MO|DE beschrieben.

Das MNL-Modell zur Simulation der Antriebswahl auf Haushaltsebene basiert auf 22 Attributen, welche die zur Wahl stehenden Fahrzeugalternativen, die relevanten Bedingungen des Entscheidungskontexts sowie den Haushalt an sich charakterisieren. Die Modellattribute lassen sich vollständig aus den Umfrageergebnissen ableiten.

Tabelle 4-3 gibt eine Übersicht über die Modellattribute.

Tabelle 4-3: Parameter des MNL-Modells zur Simulation der Antriebswahl.

Parameter	Beschreibung
Fahrzeugspezifische Attribute	
SEGMENT (Sechs Unterattribute – Ein Attribut pro Segment)	Aggregiertes Fahrzeugsegment nach Kraftfahrtbundesamt (KBA-)Klassifizierung (Kleinwagen, Kompaktklasse, Mittelklasse, Oberklasse, SUV, Van)
RELATIVER_KAUFPREIS	Fahrzeugkaufpreis / Monatliches Nettoeinkommen des Haushaltes
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	Betriebskosten pro 100 km / Monatliches Nettoeinkommen des Haushaltes; Skalierungsfaktor = 100
REICHWEITE_DURCH100	Reichweite; Skalierungsfaktor = 0.01
LADE_TANK_ZEIT	Lade- oder Tankzeit für 100 km Reichweite
CO2_MAL10	Eingesparte CO ₂ -Emissionen ggü. konventionellem Verbrenner; Skalierungsfaktor = 10
Kontextattribute	
DISTANZ_LADE_TANK	Durchschnittliche Distanz bis zur nächsten öffentlichen Tankstelle oder Ladesäule
BEVÖLKERUNG	Bevölkerung der Wohngemeinde, gruppiert in fünf Klassen. 1: >500.000, 2: 100.000-500.000, 3: 50.000-100.000, 4: 20.000-50.000, 5: 10.000-20.000, 6: 5.000-10.000, 7: 0-5.000
ÖV_QUALITÄT	Qualität des öffentlichen Nahverkehrs am Wohnort in vier Klassen. 1: Schlecht, 2: Mittel, 3: Gut, 4: Sehr gut
Haushaltsspezifische Attribute	
HH_ALTER	Durchschnittliches Alter der Erwachsenen Personen im Haushalt
HH_PERSONEN	Haushaltsgröße
HH_ARBEIT	Anzahl sich in Arbeit befindlicher Personen im Haushalt
EV_STELLPLATZ	Verfügbarkeit eines privaten Pkw-Stellplatzes mit Lademöglichkeit
CARSHARING	Carsharing-Mitgliedschaft
VERF_AUTO	Verfügbarkeit eines weiteren Autos mit hoher Reichweite (ICEV, PHEV oder FCEV)
EV_ERFAHRUNG	Erfahrung mit Elektromobilität durch vorherigen BEV-Besitz

OWN_POWER	Produktion von Strom mittels PV- oder Kleinwindanlage
-----------	---

Ziel der Simulation ist es, für den Fall eines Autokaufs, die Wahrscheinlichkeit für die Wahl eines Antriebs aus den vier Alternativen ICEV, PHEV, BEV und FCEV zu bestimmen. Dazu werden im Modell für jedes der 22 aufgeführten Modellattribute vier Modellparameter eingeführt, einen für jede Wahlalternative. Zudem werden drei Alternativen-spezifischen Konstanten definiert. Insgesamt ergeben sich somit 91 Modellparameter zur Beschreibung der Antriebswahl auf Haushaltsebene. Die Modellschätzung auf Basis der erhobenen Umfrageergebnisse führt zu den Modellparametern, wie sie in Anhang C dieser Arbeit aufgeführt sind. Die *Maximum Log-Likelihood* Schätzung weist dabei eine LL-Ratio von 0,334 auf. Die Betrachtung der t-Statistik zeigt, dass 55 % der Parameter signifikant sind, innerhalb des Vertrauensintervalls von 95 %.

In Abschnitt 3.3 wird aufgezeigt, dass in der Umfrage eine deutlich höhere Bereitschaft ermittelt wird, elektrifizierte Antriebe (PHEV, BEV, FCEV) zu kaufen, als in der Realität festzustellen ist. Der Anteil elektrifizierter Antriebe an den Pkw-Neuzulassungen lag nach Angaben des KBA im Jahr 2021 bei ca. 27 % im Vergleich zu 81 % bei Betrachtung der Umfrageergebnisse [33]. Für diese Abweichung werden mehrere Gründe angeführt. Dazu gehört erstens, das geringere Durchschnittsalter der Befragten im Vergleich zur Gesamtbevölkerung. Zweitens, die technischen Eigenschaften der zur Wahl stehenden Fahrzeuge, die auch zukünftige Entwicklungen miteinschließen. Drittens der Effekt des hypothetischen Bias, wie er in *stated-preference* (SP-)Studien durch den hypothetischen Charakter der Umfrage entsteht. Die hohe Abweichung der Umfrageergebnisse führt schließlich auch in der Simulation des MNL-Modells zu Abweichungen von der Realität. Tabelle 4-4 listet die Anteile der Antriebsarten nach den Angaben des KBA für das Jahr 2021 [33] sowie für die durchgeführten Simulationen auf.

Tabelle 4-4: Anteile der Antriebsarten im Vergleich sowie Offset-Werte Alternativen-spezifischer Konstanten (ASK).

Antriebsart	Anteile Fahrzeug- neuzulassun- gen KBA 2021	Simulation ASK Offset	ohne Anteile Simula- tion mit ASK Offset	ASK Offset
ICEV	74,0 %	26,8 %	74,4 %	1,01
PHEV	12,4 %	27,5 %	12,3 %	-0,80
BEV	13,6 %	32,2 %	13,5 %	-0,86
FCEV	0,02 %	13,6 %	0,0 %	-6,52

Zum Ausgleich dieser Differenz zwischen Simulation und Realität, können die Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK) der Nutzenfunktion nach folgender Gleichung angepasst werden [110]:

$$ASC_{Offset_i} = \ln (Anteil_{Soll_i} / Anteil_{Ist_i}) \quad Gl. 4.2$$

Demnach wird der Nutzen einer Alternative *i* insgesamt um den mit Gl. 4.2 ermittelten Anteil verändert. Durch diese Anpassung weisen die Simulationsergebnisse nur eine geringe Abweichung von max. 0,4 % im Vergleich zu den KBA-Daten auf.

Das so kalibrierte MNL-Modell wird in Abschnitt 5.2 dazu genutzt, den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 zu simulieren. Die in dieser Simulation gewonnen Anteile der Antriebsformen an der gesamten Pkw-Flotte in Deutschland werden schließlich als Eingangsgrößen im Modell MO|DE genutzt, um den Antriebstyp der Pkw der simulierten Haushalte zu bestimmen.

4.3.4 Exkurs: Fernfahrten

Die Simulation des Mobilitätsverhaltens innerhalb von MO|DE repräsentiert aufgrund der Struktur der zugrundeliegenden Datensätze des „Deutschen Mobilitätspanels“ (MOP) und der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) die Alltagsmobilität der Agenten und vernachlässigt Fernfahrten. Fernfahrten stellen seltene Mobilitätsereignisse dar, welche jedoch aufgrund der hohen individuellen Reisedistanzen überproportional zur Verkehrsnachfrage beitragen. Aus diesem Grund wird die Simulation der Alltagsmobilität innerhalb von MO|DE durch eine *top-down* Modellierung von Fernfahrten ergänzt. Diese *top-down* Modellierung basiert auf einem zusätzlichen Datensatz, der im Rahmen der Studie MiD17 erhoben wurde. Der Datensatz *Reisen* besteht nach der Aufbereitung der Daten aus 37.621 erfassten Reisen, welche von den Befragten innerhalb der letzten drei Monate bis zum Befragungszeitpunkt durchgeführt wurden. Tabelle 4-5 gibt eine Übersicht über die Kennwerte des Datensatzes *Reisen* der Studie MiD17.

Tabelle 4-5: Durchschnittliche Kennwerte des Datensatzes *Reisen* der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ [25].

Parameter	Wert
Reisedistanz	742 km
Reisedistanz National	324 km
Anzahl Reisen innerhalb von drei Monaten	4,0
Anteil internationaler Reisen	27 %
Anteile Dienstreisen / Privatreisen	23 % / 77 %
Anteil Zugreisen	19 %
Anteil Fernbusreisen	4 %
Anteil Autoreisen	60 %
Anteil Flugreisen	15 %
Anteil sonstiger Reiseverkehrsmittel	2 %

Durchschnittlich legen die Befragten 4,0 Reisen innerhalb von 3 Monaten zurück, mit einer durchschnittlichen Reisedistanz von 742 km pro Reise, beziehungsweise 324 km pro Reise, wenn ausschließlich nationale Reisen berücksichtigt werden. Die Informationen des Datensatzes *Reisen* dienen schließlich dazu, die Reisen im Laufe der Simulation eines jeden Agenten zu definieren.

Vor Beginn der kurzfristigen Simulationen der Alltagsmobilität wird für jeden zu simulierenden Agenten festgelegt, wie viele Reisen er im Laufe der Simulation unternehmen

wird, wie lange diese andauern werden und welchem Zweck sie dienen. Anschließend werden die Reisen, unter Berücksichtigung von Schulferienzeiten nach Bundesland sowie Urlaubstagen bei arbeitenden Personen, über die Dauer der Simulation verteilt. Zudem werden die Reisedistanzen und Reiseverkehrsmodi mithilfe von Informationen aus dem Datensatz *Reisen* der MiD17 bestimmt. Beginnt schließlich die Simulation kurzfristiger Entscheidungen innerhalb des Modells MO|DE, wird zu Beginn eines jeden Tages geprüft, ob es sich um einen zuvor festgelegten Reisetag handelt oder ob die Simulation der Alltagsmobilität fortgesetzt wird.

4.4 Kurzfristige Entscheidungen: MO|DE

Die Abbildung kurzfristiger Entscheidungen innerhalb von MO|DE umfasst die Wahl einer Aktivität, eines Zielortes für diese Aktivität und eines Verkehrsmodus, um zu diesem Zielort zu gelangen. Zur Beschreibung dieses Entscheidungsprozesses wird ein *General Nested Logit* (GNL-)Ansatz gewählt, wozu in Sektion 4.4.1 der mathematische Ansatz hergeleitet wird. Dabei zeigt sich, dass die Wahl des Zielortes einer Aktivität unabhängig vom weiteren Entscheidungsprozess modelliert werden kann. Aus diesem Grund wird in Sektion 4.4.2 zudem die Modellierung des Zielortes beschrieben. Sektion 4.4.3 beschreibt die Kalibrierung der Entscheidungsmodelle.

4.4.1 Three-Level General Nested Logit für Aktivitäts-, Modi- und Zielortwahl

Innerhalb von MO|DE wird zunächst ein vierstufiger GNL-Ansatz gewählt, der die Entscheidungsebenen hierarchisch miteinander koppelt, beginnend mit der Aktivitätswahl, über die Ortswahl, bis hin zur Wahl des Verkehrsmodus auf unterster Ebene. Die Wahl des Verkehrsmodus untergliedert sich zunächst in die Wahl eines *Nestes*, welches die allgemeine Art der Fortbewegung nach aktiven Verkehrsmodi, Individualverkehr und öffentlichem Verkehr differenziert. Im Anschluss wird innerhalb eines Nestes die Wahrscheinlichkeit für einen bestimmten Verkehrsmodus berechnet.

Es gibt drei wesentliche Gründe für die Wahl eines GNL-Ansatzes zur Modellierung der kurzfristigen Entscheidungen innerhalb von MO|DE. Erstens ermöglicht der Ansatz, wie bereits beschrieben, eine hierarchische Kopplung der Entscheidungen, sodass die Wahl des Verkehrsmittels auch abhängig von der Wahl der Aktivität ist. Zweitens erlaubt die Gliederung der Verkehrsmodi in Nester eine Differenzierung der Störgrößen in den Nutzenfunktionen der Wahlalternativen. Die Störgröße beschreibt alle nicht explizit erfassten Attribute, welche in Bezug auf die Wahl eines Verkehrsmodus von Relevanz sind, beispielsweise Merkmale wie Komfort oder Sauberkeit. Diese unterscheiden sich substantziell zwischen den beschriebenen Nestern der aktiven, individuellen und öffentlichen Verkehrsmodi. Zuletzt bietet der GNL-Ansatz den Vorteil einer geschlossenen mathematischen Form, sodass er sich mit klassischen Schätzmethoden, ohne Simulation, berechnen lässt.

Im Folgenden wird die allgemeine mathematische Formulierung für die Beschreibung des Entscheidungsprozesses dargelegt. Die kombinierte Wahrscheinlichkeit für die Wahl einer Aktivität, eines Zielortes und eines Fahrzeugmodus ergibt sich aus den marginalen und konditionalen Wahrscheinlichkeiten.

$$P(adkm) = P(a) * P(d|a) * \sum_{k' \in K} P(k'|ad) * P(m|adk') \quad \text{Gl. 4.3}$$

Mit den marginalen und konditionalen Wahrscheinlichkeiten:

$$P(a) = \frac{e^{(\tilde{V}_a + V'_a)\mu_a}}{\sum_{a' \in A} e^{(\tilde{V}_{a'} + V'_{a'})\mu_a}} \quad \text{Gl. 4.4}$$

$$P(d|a) = \frac{e^{(\tilde{V}_d + \tilde{V}_{ad} + V'_{ad})\mu_d}}{\sum_{d' \in D_a} e^{(\tilde{V}_{d'} + \tilde{V}_{ad'} + V'_{ad'})\mu_d}} \quad \text{Gl. 4.5}$$

$$P(k|ad) = \frac{e^{(\tilde{V}_k + \tilde{V}_{ak} + \tilde{V}_{dk} + \tilde{V}_{akd} + V'_{akd})\mu_k}}{\sum_{k' \in K_{ad}} e^{(\tilde{V}_{k'} + \tilde{V}_{ak'} + \tilde{V}_{dk'} + \tilde{V}_{ak'd} + V'_{ak'd})\mu_k}} \quad \text{Gl. 4.6}$$

$$P(m|adk) = \frac{(\alpha_{km} e^{(\tilde{V}_m + \tilde{V}_{am} + \tilde{V}_{dm} + \tilde{V}_{km} + \tilde{V}_{adm} + \tilde{V}_{akm} + \tilde{V}_{dkm} + V'_{adkm})\mu_m})}{\sum_{m' \in M_{adk}} (\alpha_{km'} e^{(\tilde{V}_{m'} + \tilde{V}_{am'} + \tilde{V}_{dm'} + \tilde{V}_{km'} + \tilde{V}_{adm'} + \tilde{V}_{akm'} + \tilde{V}_{dkm'} + V'_{adkm'})\mu_m})} \quad \text{Gl. 4.7}$$

mit:

a : Aktivität

d : Zielort

k : Nest

m : Fahrzeugmodus

$\tilde{V}$: Nutzenfunktion

V' : Accessibility

α_{km} : Anteil des Fahrzeugmodus am Nest

Die Gleichungen 4.3-4.7 beschreiben einen *Generalized Nested Logit* Ansatz, wobei die Wahl des Verkehrsmodus in zwei Ebenen abgebildet ist. Gleichung 4.6 repräsentiert die übergeordnete Wahl eines Nestes in denen die Fahrzeugmodi gruppiert sind. Die zehn erfassten Verkehrsmodi werden wie folgt in Nester untergliedert:

Tabelle 4-6: Zuordnung der Fahrzeugmodi zu Nestern innerhalb von MO|DE.

Fahrzeugmodus	Nest
Zu Fuß	Aktive Verkehrsmodi
Fahrrad	Aktive Verkehrsmodi
Auto (Fahren)	Motorisierter Individualverkehr (MIV)
Auto (Mitfahren)	MIV
Bus (Nahverkehr)	Öffentlicher Verkehr (ÖV)
Zug (Nahverkehr)	ÖV
Zug (Stadtbahn)	ÖV
Bus (Fernverkehr)	ÖV
Zug (Fernverkehr)	ÖV
Shared Mobility	MIV / ÖV

Der Term $\tilde{V}$ beschreibt den systematischen Anteil der Nutzenfunktion und V' den *Accessibility*-Faktor des *Nested Logit* Modells für die Alternativen der Entscheidungsebenen. Die Koeffizienten der Terme geben an, von welchen Entscheidungsebenen die jeweiligen

Anteile der Nutzenfunktionen abhängen. Nach Definition der systematischen Anteile $\tilde{V}$ lassen sich die Gleichungen somit weiter vereinfachen. Dazu wird die wesentliche Annahme getroffen, dass die zurückgelegte Distanz, um einen Zielort zu erreichen, eine Eigenschaft der Aktivität und nicht des Zielortes ist. Diese Bedingung erfordert, dass bei der Berechnung der Nutzenfunktionen auf den Ebenen Zielort, Nest und Fahrzeugmodus mit acht verschiedenen Distanzen, für jede Aktivität eine, gerechnet wird und nicht mit einer einzelnen. Somit ergeben sich die systematischen Anteile der Nutzenfunktionen für die Entscheidungsebenen Aktivität, Nest und Fahrzeugmodus analog der Gleichungen 4.8-4.10. Die Entscheidung für die Distanz wird separat in Sektion 4.4.2 beschrieben.

$$\tilde{V}_a = ASC_{act} - \beta_{ff_{dur}} * ff_{dur} \quad Gl. 4.8$$

$$\tilde{V}_k = ASC_{nest} \quad Gl. 4.9$$

$$\tilde{V}_{am} = ASC_{mode} - \beta_{cost} * cost - \beta_{time} * time \quad Gl. 4.10$$

Die Aktivitätsebene ist ausschließlich abhängig vom Parameter ff_{dur} :

$$ff_{dur} = \frac{\text{Aufgewendete Zeit für eine Aktivität zum betrachteten Zeitpunkt}}{\text{Durchschnittlicher Zeitaufwand für eine Aktivität zum betrachteten Zeitpunkt}} \quad Gl. 4.11$$

Der Parameter ff_{dur} ist ein Maß für die Dringlichkeit einer Aktivität. Je geringer dieser Parameter, desto weniger ist der betrachtete Agent einer bestimmten Aktivität in der Vergangenheit nachgekommen, für die er normalerweise mehr Zeit aufwendet. Der durchschnittliche Zeitaufwand für eine Aktivität wird mithilfe des MOP-Datensatzes für eine sozio-ökonomische Gruppe ermittelt.

Die Ebene der Nester weist keine kardinalen Parameter auf, sondern lediglich den nominalen Parameter, welches Nest betrachtet wird. Die Nutzenfunktion wird in dieser Ebene also lediglich durch die Nestzugehörigkeit bestimmt.

Die Nutzenfunktion der Fahrzeugmodi ist abhängig von den Kosten und der Dauer des Weges. Diese Parameter variieren mit dem betrachteten Fahrzeugmodus sowie mit der zurückgelegten Distanz, welche eine Eigenschaft der Aktivität ist. Somit müssen die Nutzenfunktionen für jede der acht Aktivitäten sowie für zehn verschiedene Fahrzeugmodi ausgewertet werden. Dies ist eine Besonderheit der oben getroffenen Annahme. Der Vorteil, der daraus entsteht, ist, dass die Zielortwahl mathematisch unabhängig vom restlichen Entscheidungsbaum wird. Dies eröffnet eine zusätzliche Flexibilität in der Modellierung der Zielortwahl. Die Unabhängigkeit der Zielortwahl wird in folgender Äquivalenzumformung deutlich:

$$P(d|a) = \frac{e^{(\tilde{V}_d + \tilde{V}_{ad} + V'_{ad})\mu_d}}{\sum_{d' \in D} e^{(\tilde{V}_{d'} + \tilde{V}_{ad'} + V'_{ad'})\mu_d}} \quad Gl. 4.12$$

$$\text{mit: } V'_{ad} = \frac{1}{\mu_k} \ln \sum_{k \in K_{ad}} e^{(\tilde{V}_k + V'_{akd})\mu_k} \quad Gl. 4.13$$

$$\text{und: } V'_{akd} = \frac{1}{\mu_m} \ln \sum_{m \in M_{akd}} e^{\tilde{V}_{am}\mu_m} \quad Gl. 4.14$$

Die Accessibility-Faktoren V'_{ad} und V'_{akd} sind unabhängig vom Zielort. Aus diesem Grund bleibt der Term V'_{ad} über die Summe aller möglichen Zielorte im Nenner von Gleichung

4.12 konstant. In der Folge fällt er aus Gleichung 4.12 heraus und die Wahl des Zielortes wird ausschließlich abhängig von der Aktivität und dem Startort und damit unabhängig vom übrigen Gleichungssatz.

$$Gl. 4.12 \Leftrightarrow \frac{e^{(\tilde{V}_{a'} + \tilde{V}_{ad'})\mu_d} * e^{(V'_{ad})\mu_d}}{\sum_{d' \in D} e^{(\tilde{V}_{d'} + \tilde{V}_{ad'})\mu_d} * e^{(V'_{ad})\mu_d}} \Leftrightarrow \frac{\cancel{e^{(V'_{ad})\mu_d}} * e^{(\tilde{V}_{a'} + \tilde{V}_{ad'})\mu_d}}{\cancel{e^{(V'_{ad})\mu_d}} \sum_{d' \in D} e^{(\tilde{V}_{d'} + \tilde{V}_{ad'})\mu_d}} \quad Gl. 4.15$$

Im Weiteren lässt sich die umgekehrte Unabhängigkeit des Gleichungssatzes von der Zielortwahl ableiten. Da die zurückgelegte Distanz eine Eigenschaft der Aktivität ist, sind die Entscheidungsebenen unterhalb der Zielortwahl, die Nest- und Fahrzeugmoduswahl, unabhängig von der Zielortwahl. Es bleibt der Beweis der Unabhängigkeit der Aktivitätswahl von der Zielortwahl zu führen. Zunächst lässt sich Gleichung 4.4 vereinfachen:

$$Gl. 4.5 \Leftrightarrow P(a) = \frac{e^{(\tilde{V}_a + V'_a)\mu_a}}{\sum_{a' \in A} e^{(\tilde{V}_{a'} + V'_{a'})\mu_a}} \quad Gl. 4.16$$

Weiterhin gilt für V'_a Folgendes:

$$V'_a = \frac{1}{\mu_d} \ln \sum_{d \in D_a} e^{(\tilde{V}_d + V'_{ad})\mu_d} \quad Gl. 4.17$$

und:

$$V'_{ad} \neq f(d)$$

damit:

$$\begin{aligned} Gl. 4.17 \Leftrightarrow V'_a &= \frac{1}{\mu_d} \ln \left[e^{V'_{ad}\mu_d} \sum_{d \in D_a} e^{\tilde{V}_d\mu_d} \right] \\ &= \frac{1}{\mu_d} \ln(e^{V'_{ad}\mu_d}) + \frac{1}{\mu_d} \ln \left(\sum_{d \in D_a} e^{\tilde{V}_d\mu_d} \right) \end{aligned} \quad Gl. 4.18$$

Gleichung 4.18 lässt sich wie folgt substituieren:

$$\varphi(a, k, m) = \frac{1}{\mu_d} \ln(e^{V'_{ad}\mu_d}) \quad Gl. 4.19$$

$$\tau(d) = \frac{1}{\mu_d} \ln \left(\sum_{d \in D_a} e^{\tilde{V}_d\mu_d} \right) \quad Gl. 4.20$$

Die Substitution wird nun in Gleichung 4.16 eingefügt:

$$\begin{aligned} Gl. 4.4 \Leftrightarrow P(a) &= \frac{e^{(\tilde{V}_a + \varphi(a, k, m) + \tau(d))\mu_a}}{\sum_{a' \in A} e^{(\tilde{V}_{a'} + \varphi(a', k, m) + \tau(d))\mu_a}} \\ &= \frac{e^{\tilde{V}_a\mu_a} * e^{\varphi(a', k, m)\mu_a} * e^{\tau(d)\mu_a}}{\sum_{a' \in A} e^{\tilde{V}_{a'}\mu_a} * e^{\varphi(a', k, m)\mu_a} * e^{\tau(d)\mu_a}} \\ &= \frac{\cancel{e^{\tau(d)\mu_a}} * e^{\tilde{V}_a\mu_a} * e^{\varphi(a', k, m)\mu_a}}{\cancel{e^{\tau(d)\mu_a}} \sum_{a' \in A} e^{\tilde{V}_{a'}\mu_a} * e^{\varphi(a', k, m)\mu_a}} \\ &\neq f(d) \end{aligned} \quad Gl. 4.21$$

Da der Term $\tau(d)$ und die Konstante μ_a unabhängig von der Aktivität a' sind, können sie in der Äquivalenzumformung 4.21 aus der Summe herausgezogen und gekürzt werden.

Somit ist der Beweis geführt, dass auch die marginale Wahrscheinlichkeit $P(a)$ unabhängig von der Zielortwahl ist. Es lässt sich zudem für multidimensionale *Nested Logit* Modelle folgende allgemeine Aussage treffen:

Wenn die systematischen Anteile der Nutzenfunktionen unterer Entscheidungsebenen $\tilde{V}_{low}$ unabhängig von den Alternativen einer oberen Entscheidungsebene (Suffix: high) sind, so ist die Wahrscheinlichkeit dieser oberen Entscheidungsebene, P_{high} , gänzlich unabhängig vom restlichen Gleichungssystem des Nested Logit Modells.

Die Gleichungen 4.4, 4.5 und 4.7 vereinfachen sich unter Berücksichtigung der genannten Abhängigkeiten zu dem finalen Gleichungssatz zur Beschreibung der Entscheidung für eine Aktivität und einen Fahrzeugmodus mit externer Berechnung des Zielortes.

$$P(a) = \frac{e^{(\tilde{V}_a + V'_a)\mu_a}}{\sum_{a' \in A} e^{(\tilde{V}_{a'} + V'_{a'})\mu_a}} \quad \text{Gl. 4.22}$$

$$P(k|a) = \frac{e^{(\tilde{V}_k + V'_{ak})\mu_k}}{\sum_{k' \in K} e^{(\tilde{V}_{k'} + V'_{ak'})\mu_k}} \quad \text{Gl. 4.23}$$

$$P(m|ak) = \frac{(\alpha_{km} e^{\tilde{V}_{am}})^{\mu_m}}{\sum_{m' \in M} (\alpha_{km'} e^{\tilde{V}_{am'}})^{\mu_m}} \quad \text{Gl. 4.24}$$

Mit den *Accessibility*-Faktoren V' :

$$V'_a = \frac{1}{\mu_k} \ln \sum_{k' \in K_a} e^{(\tilde{V}_{k'} + V'_{ak'})\mu_k} \quad \text{Gl. 4.25}$$

$$V'_{ak} = \frac{1}{\mu_m} \ln \sum_{m' \in M_{ak}} (\alpha_{km'} e^{\tilde{V}_{am'}})^{\mu_m} \quad \text{Gl. 4.26}$$

Mit α_{km} als den Anteil der Nutzenfunktionen an den Nestern k und den systematischen Anteilen der Nutzenfunktionen $\tilde{V}$, wie folgt:

$$\tilde{V}_a = ASC_{act} - \beta_{ff_dur} * ff_{dur} \quad \text{Gl. 4.8}$$

$$\tilde{V}_n = ASC_{nest} \quad \text{Gl. 4.9}$$

$$\tilde{V}_{am} = ASC_{mode} - \beta_{cost} * cost - \beta_{time} * time \quad \text{Gl. 4.10}$$

Daraus folgt für die Wahrscheinlichkeit der kombinierten Wahl einer Aktivität eines Fahrzeugmodus:

$$P(akm) = P(a) * \sum_{k' \in K_a} P(k'|a) * P(m|ak') \quad \text{Gl. 4.27}$$

Die Kalibrierung der Parameter auf Basis der Datensätze MiD17 und MOP wird in Sektion 4.4.3 beschrieben.

4.4.2 Zielortwahl

In der mathematischen Herleitung des GNL-Ansatzes in Sektion 4.4.1 wird gezeigt, dass die Wahl des Zielortes unabhängig von den übrigen Entscheidungen wie der Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl ist. Dies gilt unter der Voraussetzung, dass für jede der acht möglichen Aktivitäten gesondert ein Zielort berechnet wird. Die Zielortwahl wird innerhalb der nationalen Szenarien von MOIDE (Gemeindeverbandsebene) mit einem MNL-Ansatz modelliert und innerhalb der urbanen Szenarien (500 m * 500 m Verkehrszellen) mit einem Gravitationsansatz. Der MNL-Ansatz bietet gegenüber dem klassischen Gravitationsmodell mehr Flexibilität in Bezug auf die Auswahl der relevanten Einflussfaktoren, beziehungsweise der Modellattribute. In den urbanen Szenarien wird aus Gründen der Datenverfügbarkeit auf das etablierte Gravitationsmodell zurückgegriffen.

Nationale Zielortwahl

Die Gleichung zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit eines Zielortes mittels eines MNL-Modells kann Abschnitt 2.2 entnommen werden. Gleichung 4.28 zeigt die systematischen Anteile der Nutzenfunktion des MNL-Modells:

$$\tilde{V}_{z,a} = ASK_{z,a} - \beta_{d,a} * distance + \beta_{p,a} * \ln(population) + \beta_{pd,a} * \ln(population_density) \quad Gl. 4.28$$

mit:

$ASK_{z,a}$: Alternativen – spezifische Konstante, spezifisch für die Aktivität a

$\beta_{d,a}$: Distanz – Parameter, spezifisch für die Aktivität a

$\beta_{p,a}$: Bevölkerungs – Parameter, spezifisch für die Aktivität a

$\beta_{pd,a}$: Bevölkerungsdichte – Parameter, spezifisch für die Aktivität a

$distance$: Distanz zum Zielort

$population$: Bevölkerung am Zielort

$population_density$: Bevölkerungsdichte am Zielort

Die Nutzenfunktion erfasst die Attribute der Distanz zum Zielort, der logarithmierten Bevölkerung und der logarithmierten Bevölkerungsdichte am Zielort. Die Parameter der Attribute werden spezifisch für jede Aktivität kalibriert, sodass das Modell insgesamt 31 Parameter umfasst. Bevölkerung und Bevölkerungsdichte werden aus numerischen Gründen logarithmiert. Zur Verbesserung der Genauigkeit des Modells wird in der Simulation die Entscheidung, ob der Zielort gleich dem Startort ist, probabilistisch¹ modelliert. Die Wahrscheinlichkeit dieser Entscheidung wird in Abhängigkeit der Aktivität und des Regionstyps des Startortes getroffen und aus den MiD17-Daten abgeleitet. Nur in dem Fall, dass der Zielort nicht gleich dem Startort ist, wird das oben beschriebene MNL-Modell zur Zielortwahl angewandt.

¹ Eine probabilistische Modellierung bedeutet in diesem Kontext, dass aus einem Basisdatensatz konstante Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten von Wahlalternativen abgeleitet werden. E.g.: 30 % aller Fahrten zur Aktivität „Freizeit“ werden im RegioStaR7-Regionstyp 1 innerhalb des Startgemeindeverbandes durchgeführt (fiktives Beispiel).

Urbane Zielortwahl

Die Zielortwahl auf urbaner Ebene mit einer Auflösung von 500 m * 500 m Verkehrszellen wird durch ein Gravitationsmodell abgebildet. Die Grundgleichung des Gravitationsmodells wird in Sektion 2.2.5 eingeführt. Zentrale Einflussfaktoren auf die Zielortwahl mittels eines Gravitationsmodells sind die aktivitätsspezifische Attraktivität A_z einer Verkehrszelle z sowie die Distanz der Verkehrszelle und ein aktivitätsspezifischer Impedanzfaktor. Die Attraktivität A_z einer Verkehrszelle z ist wie folgt definiert:

$$A_z = \frac{Trips_{z,i}}{\sum_i Trips_{z,i}} \quad \text{Gl. 4.29}$$

Wobei $Trips_{z,i}$ die Anzahl der Wege in die Verkehrszelle z für eine bestimmte Aktivität i angibt. Der Impedanzfaktor ist ein Maß dafür, welche Strecke die Akteure bereit sind, für eine bestimmte Aktivität zurückzulegen. Dieser Faktor wird schließlich in einem Schätzverfahren für jede der Aktivitäten auf Basis lokaler MiD17-Daten mit einer Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen kalibriert. Für die Kalibrierung werden ausschließlich Wege betrachtet, die innerhalb von Metropolregionen nach der RegioStaR7-Klassifizierung durchgeführt wurden.

4.4.3 Kalibrierung des Entscheidungsmodells mit MiD17 und MOP

Die Parameter ASK und β der Nutzenfunktionen sowie die Skalierungsparameter μ des GNL-Modells für die Wahl einer Aktivität und eines Fahrzeugmodus sowie für die Zielortwahl müssen bestimmt werden, damit die Wahrscheinlichkeiten für die Entscheidungen der Agenten berechnet werden können. Dies geschieht mittels des *Maximum Likelihood* Ansatzes, wie in Sektion 2.2.4 beschrieben. Für den GNL-Ansatz zur Aktivitäts- und Verkehrsmoduswahl wird die *Maximum Likelihood* Schätzung in sequenzieller Form durchgeführt. Diese wird im Folgenden näher beschrieben.

Die sequenzielle Berechnung der Parameter der unteren beiden Entscheidungsebenen, der Nest- und der Fahrzeugmoduswahl, basieren auf den Daten der MiD17. Die *Log-Likelihood* Funktion der obersten Entscheidungsebene, der Aktivitätswahl, wird mittels des MOP-Datensatzes optimiert. Hierbei kommt es zu der Problematik, dass der *Accessibility*-Faktor V'_a nur für die gewählte Aktivität berechnet werden kann, jedoch nicht für die zusätzlich möglichen Aktivitäten, die der Person zum Zeitpunkt der Befragung zur Verfügung stehen. V'_a ist abhängig von der zurückgelegten Distanz und variiert so mit der Aktivität. Da die alternativen Aktivitätsoptionen nicht einzusehen sind, müssen die mit den Aktivitätsalternativen einhergehenden Parameter angenähert werden, um V'_a berechnen zu können. In dieser Arbeit wird der *Accessibility*-Faktor V'_a in der obersten Entscheidungsebene der Aktivitätswahl durch eine Approximation der Kosten und der Dauer der Mobilität, welche mit den Aktivitätsalternativen korrelieren, bestimmt.

$$Kosten_{appr} = Distanz_{MOP} \frac{\emptyset Distanz \text{ des Weges zur alternativen Aktivität}}{\emptyset Distanz \text{ des Weges zur gewählten Aktivität}} \quad \text{Gl. 4.30}$$

$$Dauer_{appr} = Dauer_{MOP} \frac{\emptyset Dauer \text{ des Weges zur alternativen Aktivität}}{\emptyset Dauer \text{ des Weges zur gewählten Aktivität}} \quad \text{Gl. 4.31}$$

Die approximierten Kosten und die Dauer des Weges zu einer nicht im MOP-Datensatz erfassten theoretischen Alternative werden durch eine Multiplikation der beobachteten

Parameter, $Distanz_{MOP}$ und $Dauer_{MOP}$, mit einem Faktor der durchschnittlich im MOP beobachteten Werte der Parameter multipliziert.

4.5 Validierung

In der Validierung der Modellparametrierung wird untersucht, inwiefern das entwickelte Verkehrsnachfragemodell MO|DE die Datenbasis der MiD17 und MOP abbilden können. Dazu werden in Sektion 4.5.1 zunächst statistische Kenngrößen der Parameterschätzung diskutiert. In Sektion 4.5.2 wird die Anpassung der Alternativen-spezifischen Konstanten beschrieben, um die Simulationsergebnisse der jeweiligen Datenbasis anzunähern.

4.5.1 Statistische Auswertung der *Discrete Choice* Parameter

Innerhalb von MO|DE werden vier verschiedene *Discrete Choice* Modelle kalibriert. Bei der langfristigen Entscheidungsmodellierung sind dies die *Multinomial Logit* (MNL-)Modelle zur Simulation von Autobesitz und Antriebsart. Im Falle der Simulation von Autobesitz wird auf Basis des MNL-Modells zudem ein *Mixed Logit* Modell kalibriert, um die Heterogenität der Präferenzverteilung in der untersuchten Basispopulation zu beschreiben und schließlich, um zukünftige Präferenzstrukturen abzuleiten. Für die kurzfristige Entscheidungsmodellierung wird ein *General Nested Logit* (GNL-)Modell eingesetzt, um die Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl zu simulieren und ein MNL-Modell, um die Zielortwahl abzubilden.

Während der Parameterschätzung eines *Discrete Choice* Modells werden statistische Kenngrößen erfasst, welche die Fähigkeit des Modells beschreiben, die Entscheidungen in der Datenbasis abzubilden. Zunächst ist dies die t-Statistik, welche die Signifikanz eines jeden einzelnen Parameters bewertet. Die t-Statistik wird in einer Kreuzvalidierung erhoben. Liegt die absolute t-Statistik eines Parameters über dem Wert von 1,96, so gilt dieser Wert mit einer Wahrscheinlichkeit von mindestens 95 % als signifikant [61]. Dieser Wert dient in Tabelle 4-7 als Schwelle zur Bewertung der Signifikanz eines Modellparameters. Zudem wird das *Log-Likelihood* Verhältnis R nach folgender Gleichung bestimmt:

$$R = 1 - \frac{LL(\beta)}{LL(0)} \quad \text{Gl. 4.32}$$

Wobei $LL(\beta)$ die mit den kalibrierten Parametern berechnete *Log-Likelihood* des *Discrete Choice* Modells angibt, und $LL(0)$ die *Log-Likelihood* des Modells, bei dem alle Parameter zu null gesetzt werden. Je höher der Wert für R ausfällt, desto besser ist das Vermögen des Modells, die Datenbasis abzubilden.

Tabelle 4-7: Statistische Kenngrößen zur Bewertung der *Discrete Choice* Modelle innerhalb von MOJDE.

Funktion	Modellstruktur	Anteil signifikanter Parameter [%]	Mittelwert <i>R</i>
Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl	<i>General Nested Logit</i>	Aktivitätswahl: 42 %	Aktivitätswahl: 0,317
		Verkehrsmittelwahl: 46 %	Verkehrsmittelwahl: 0,366
Zielortwahl	<i>Multinomial Logit</i>	50 %	0,388
Autobesitz	<i>Multinomial Logit (Mixed Logit)</i>	85 %	0,396
Antriebsart	<i>Multinomial Logit</i>	51 %	0,334

Das *Log-Likelihood* Verhältnis *R* liegt im Vergleich der Modelle in einem Bereich zwischen 0,317 und 0,396. Der Kennwert entzieht sich einer exakten Vergleichsgröße, aufgrund der Unterschiedlichkeit der Modelle in Bezug auf die Größe der zu Grunde liegenden Datensätze, der Anzahl an berücksichtigten Parametern und der gewählten Modellstruktur. Der Anteil signifikanter Parameter schwankt hingegen deutlicher in einem Bereich zwischen 42 % bis 85 %. Eine niedrige Signifikanz eines Parameters liegt teilweise auch darin begründet, dass dieser nicht für alle betrachteten sozio-demografischen Gruppen relevant ist. Beispielsweise ist der Faktor, welcher den Drang eines Agenten beschreibt, der Aktivität *Arbeit* nachzugehen, für Schüler*innen und Beschäftigungslose irrelevant, aber dennoch Teil der allgemein formulierten Nutzenfunktion.

4.5.2 Anpassung der Alternativen-spezifischen Konstanten

Die Beschreibung der statistischen Kenngrößen der Parameterschätzung reicht nicht aus, um das Entscheidungsmodell vollständig zu validieren, da die Simulation der Entscheidungsfindung der Agenten in eine übergeordnete Modellstruktur eingebettet ist. Insbesondere unterscheidet sich die Abbildung des *Choice Sets*, also des individuellen Möglichkeitsraumes eines Agenten, zwischen dem Prozess der Parameterschätzung und der nachfolgenden Simulation. Während der Parameterschätzung kann das *Choice Set* aufgrund mangelnder Informationen zum Zustand des Befragten nur angenähert werden. Innerhalb der Simulation wird das *Choice Set* spezifisch für jeden Agenten und die jeweilige Entscheidungssituation berechnet. Vereinfacht ausgedrückt werden die Entscheidungsprozesse während der Parameterschätzung und der Simulation in voneinander abweichenden Umgebungen betrachtet. Ein weiterer Grund für die Abweichung der geschätzten Parameter von ihren optimalen Zielwerten ist der Mangel an beobachteten Datenpunkten für bestimmte Entscheidungssituationen, wie beispielsweise Ausbildungsaktivitäten von Vollzeit-Berufstätigen oder Fahrten mit dem Verkehrsmodus *Zug-Stadtbahn* im ländlichen Raum.

Zum Ausgleich dieser Differenz, werden die Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK) in einem iterativen Verfahren nachträglich so angepasst, dass die Simulationsergebnisse die Vergleichsdaten der MiD17 und MOP besser abbilden. Eine Anpassung der ASK wird in dieser Arbeit für die *Discrete Choice* Modelle zur Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl

sowie für die Antriebswahl durchgeführt. Für die anderen *Discrete Choice* Modelle wird eine solche Anpassung nicht durchgeführt, da die *Choice Sets* für die Parameterschätzung und die Simulation übereinstimmen.

ASK-Anpassung Aktivitäts-, Verkehrsmittel- und Antriebswahl

Für die Anpassung der ASK der Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl sowie für Antriebswahl wird eine repräsentative Menge an Agenten beziehungsweise Haushalten mit den initial geschätzten Parametern simuliert. Anschließend werden der Modal Split (nach Verkehrsleistung) sowie die Fahrzeugbesitzquote pro Haushalt mit den MiD17-Daten und die prozentualen Zeitaufwendungen je Aktivität mit den MOP-Daten verglichen. Die Anpassung der Alternativen-spezifischen Konstanten erfolgt nach Kenneth Train und Gleichung 4.31 [110]:

$$ASC_j^1 = ASC_j^0 + \ln (S_j/S_j^0) \quad \text{Gl. 4.33}$$

Mit den Wahlalternativen j , den simulierten Anteilen S_j (Modal Split, Zeitaufwendungen) und den Vergleichswerten S_j^0 aus MiD17 und MOP.

Für die Anpassung der Parameter der Verkehrsmodi gilt aufgrund der Einteilung in Nester eine weitere Besonderheit: Wenn die Modal Split-Anteile aller Verkehrsmodi eines Nestes über oder unter den jeweiligen MiD17-Vergleichswerten liegen, wird die Alternativen-spezifische Konstante des Nestes angepasst. Andernfalls wird die Alternativen-spezifische Konstante des Verkehrsmodus angepasst.

Dieser Vorgang aus Simulation und Anpassung wird so lange wiederholt, bis die Anteile von Modal Split und Zeitaufwendungen sowie die Fahrzeugbesitzquote nicht mehr als 5 % von den Vergleichswerten abweichen oder bis der Vorgang maximal 20-mal wiederholt wurde.

Diskussion Aktivitätswahl

Die Nutzenfunktion der Aktivitätswahl wird in Sektion 4.4.1, Gl. 4.8 eingeführt:

$$\tilde{V}_a = ASK_{act} - \beta_{ff_{dur}} * ff_{dur} \quad \text{Gl. 4.8}$$

Dieser Gleichung folgend, ist der Nutzen einer Aktivität durch die Alternativen-spezifische Konstante ASK_{act} , das Attribut ff_{dur} sowie durch den Gewichtungsfaktor des Attributs $\beta_{ff_{dur}}$ bestimmt. Das Attribut ff_{dur} ist dabei als das Verhältnis definiert aus der Zeit, welche für eine Aktivität zum Betrachtungszeitpunkt aufgewendet wurde und der Zeit, welche zum Betrachtungszeitpunkt durchschnittlich für eine Aktivität aufgewendet wird. Je niedriger ff_{dur} für eine bestimmte Aktivität ist, desto höher ist folglich die Dringlichkeit, dieser Aktivität nachzugehen.

Abbildung 4-5 visualisiert die Auswertung der Nutzenfunktion in Abhängigkeit des Attributs ff_{dur} für die sozio-ökonomischen Gruppen des RegioStaR7-Regionstyps (RT) 1 (Metropole), nach Anpassung der ASK.

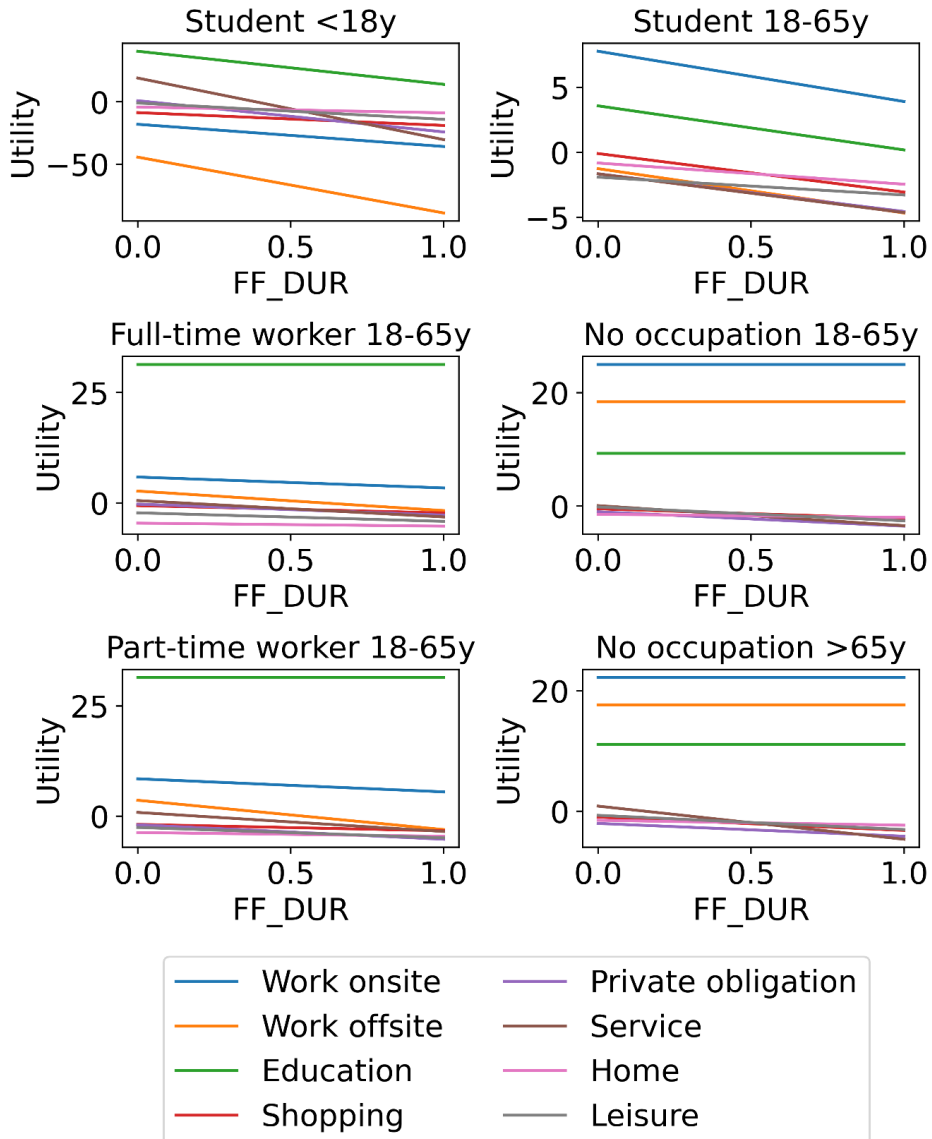


Abbildung 4-5: Auswertung der Nutzenfunktion für die Aktivitätswahl über den Parameter FF_DUR (ff_{dur}) im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole).

Es lässt sich für die Verläufe der Nutzenfunktionen erkennen, dass der Nutzen mit steigendem Attribut ff_{dur} abnimmt oder konstant bleibt, beispielsweise für solche Fälle, in denen die Aktivität keine Relevanz für die jeweilige sozio-ökonomische Gruppe hat. Das Abfallen der Nutzenfunktion deutet auf die richtige Kalibrierung des Vorzeichens des Gewichtungsfaktors $\beta_{ff_{dur}}$ hin.

Der höchste Nutzen in der sozio-ökonomischen Gruppe der Schüler*innen (Student <18y) ist für die Aktivität *Ausbildung* (Education) zu finden und die niedrigsten Nutzenwerte sind

für die Aktivitäten *Arbeit* (*work onsite*) und *Dienstreise* (*work offsite*) zu erkennen. Dies ist insofern plausibel, da die Hauptaktivität von Schüler*innen die Ausbildung ist und alle Arbeitsaktivitäten für Schüler*innen unter 18 Jahren im Modell nicht verfügbar sind. Alle weiteren Aktivitäten weisen ähnliche Nutzen auf und ordnen sich zwischen den drei beschriebenen Aktivitäten ein. Zudem ist zu beachten, dass die Steigung der Nutzenfunktion für die Aktivität *Begleitung* (*Service*) am höchsten ist. Dies bedeutet, dass dieser Aktivität durch einen niedrigen Wert des Attributs ff_{dur} eine hohe Dringlichkeit zugesprochen wird. Demgegenüber sinkt diese Dringlichkeit bei Ausübung der Aktivität im Vergleich zu anderen Aktivitäten jedoch auch schneller wieder.

Die Nutzenfunktionen der sozio-ökonomischen Gruppen der Vollzeit- und Teilzeit-Arbeitenden gleichen sich aufgrund sehr ähnlicher Aktivitätsprofile. Für beide Gruppen weist die Aktivität *Ausbildung* den höchsten Nutzen auf, der über alle Werte von ff_{dur} konstant bleibt. Dies weist darauf hin, dass der Gewichtungsfaktor dieser Aktivität innerhalb der sozio-ökonomischen Gruppe nur eine geringe Signifikanz aufweist oder gar kein Wert während der Modellkalibrierung ermittelt werden konnte. In diesem Fall ist es dadurch zu erklären, dass die Aktivität *Ausbildung* von den betreffenden Gruppen nicht ausgeübt wird und somit keine Kalibrierung des Gewichtungsfaktors durchgeführt werden kann. Im Modell ist die Aktivität *Ausbildung* für die Gruppen der Arbeitenden ebenso nicht verfügbar. Darüber hinaus weisen die Aktivitäten *Arbeit* und *Dienstreise* die nächsthöheren Nutzenfunktionen auf, wie für die Gruppe der Arbeitenden zwischen 18 und 65 Jahren zu erwarten ist. Alle anderen Aktivitäten gliedern sich unterhalb der genannten ein, mit der Aktivität *zu Hause* (*Home*) zuunterst. Ein niedriger Verlauf der Nutzenfunktion für die Aktivität *zu Hause* weist darauf hin, dass arbeitende Personen die geringste Zeit aller sozio-ökonomischen Gruppen zu Hause verbringen.

In der Gruppe der Studierenden zwischen 18 und 65 Jahren weisen die Aktivitäten *Arbeit* und *Ausbildung* die höchsten Verläufe der Nutzenfunktionen auf. Der hohe Verlauf der Nutzenfunktion für die Aktivität *Arbeit* ist wiederum vor dem Hintergrund der Verfügbarkeiten zu interpretieren. Die Verfügbarkeit dieser Aktivität ist für die Gruppe der Studierenden im Modell gering angenommen. Dennoch wird tatsächlich, das heißt in den MOP-Daten, ein signifikanter Anteil der Zeit der Studierenden für die Aktivität *Arbeit* aufgewandt. Daraus resultiert ein hoher Nutzen der Aktivität *Arbeit*, sodass während der Perioden, in denen die Aktivität *Arbeit* verfügbar ist, diese auch durchgeführt wird. Die Verläufe der Nutzenfunktionen der weiteren Aktivitäten liegen unterhalb der Aktivitäten *Arbeit* und *Ausbildung*.

Die Nutzenfunktionen der sozio-ökonomischen Gruppe der Beschäftigungslosen sind für die Altersgruppen der 18- bis 65-Jährigen und der über 65-Jährigen ähnlich. Die Verläufe der Nutzenfunktionen für die Aktivitäten *Arbeit*, *Dienstreise* und *Ausbildung* sind zwar am höchsten, nehmen jedoch einen konstanten Verlauf an. Dies deutet wiederum daraufhin, dass die Gewichtungsfaktoren für diese Aktivitäten nicht signifikant und die Aktivitäten für diese sozio-ökonomischen Gruppen nicht relevant sind. Im Modell sind die Aktivitäten *Arbeit*, *Dienstreise* und *Ausbildung* für die Gruppe der Beschäftigungslosen nicht verfügbar.

Die Verläufe der Nutzenfunktionen für die Aktivitätswahl sind für die weiteren RegioStaR7-Regionstypen ähnlich und werden deshalb nicht weiter diskutiert.

Abbildung 4-6 visualisiert die anteiligen Zeitaufwendungen für die sozio-ökonomischen Gruppen des RegioStaR7-Regionstyps 1 (Metropole), die sich in der Simulation des Modells MO|DE mit den oben beschriebenen Nutzenfunktionen für die Aktivitätswahl ergeben. Die Zeitaufwendungen sind vergleichend dargestellt für die Simulation ohne ASK-Anpassung (blau, links), mit ASK-Anpassung (grün, rechts) und für die Referenzwerte der MOP (orange, Mitte).

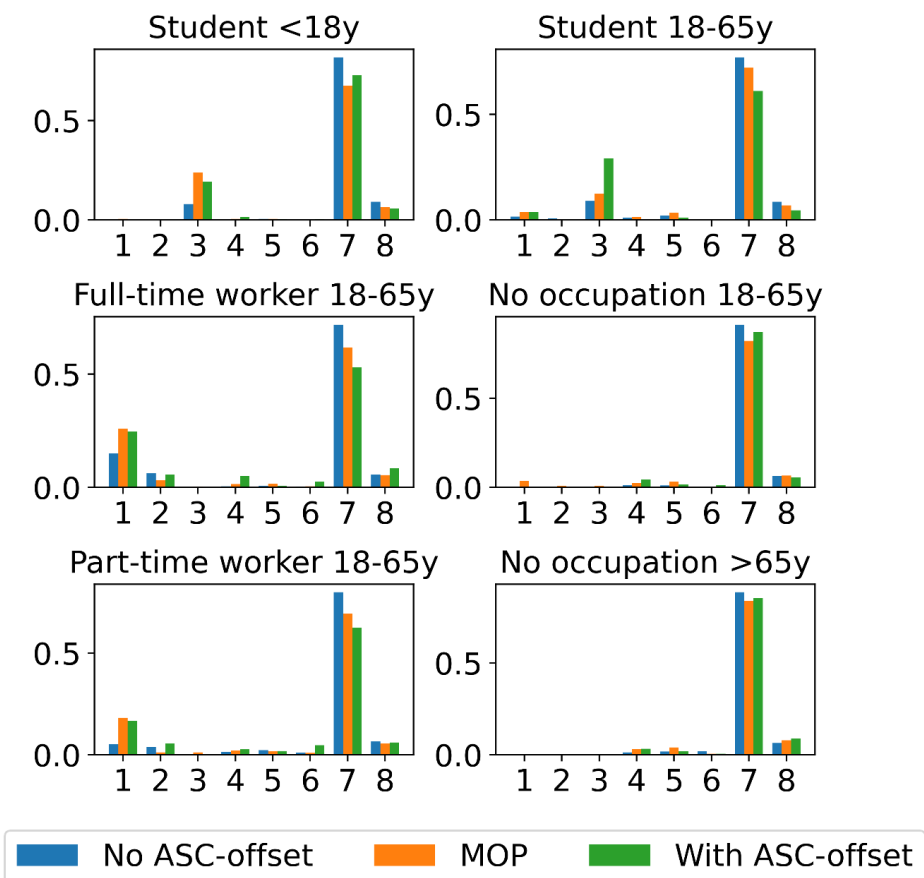


Abbildung 4-6: Anteilige Zeitaufwendung der sozio-ökonomischen Gruppen in RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole). Zuordnung der Werte auf den x-Achsen: 1: Arbeit, 2: Dienstreise, 3: Ausbildung, 4: Shopping, 5: Private Verpflichtung, 6: Begleitung, 7: zu Hause, 8: Freizeit.

Die Hauptaktivitäten der Gruppen der Schüler*innen und der Studierenden sind *Ausbildung* und *zu Hause*. Innerhalb der Gruppe hat die Anpassung der ASK zu einer Verbesserung des Wahlverhaltens geführt. Diese ASK-Anpassung hat jedoch innerhalb der Gruppe der Studierenden zu einer Überschätzung der Aktivität *Ausbildung* geführt, welche in einer Unterschätzung der Aktivität *zu Hause* resultiert.

Die Zeitaufwendung der Arbeitenden (Vollzeit und Teilzeit) ist ähnlich zur Zeitaufwendung der Schüler*innen und Studierenden verteilt, außer die Hauptaktivität lautet nicht *Ausbil-*

dung, sondern *Arbeit*. Die ASK-Anpassung hat hier zu einer deutlich besseren Abbildung der Arbeitszeiten in der Simulation geführt.

Die sozio-ökonomischen Gruppen der Beschäftigungslosen verwenden die meiste Zeit auf die Aktivität *zu Hause* sowie zu einem deutlich geringeren Anteil auf die Aktivität *Freizeit*. Die ASK-Anpassung führt in diesen beiden Gruppen zu einer leichten Verbesserung der Abbildung der Aktivitätswahl, wobei diese bereits ohne ASK-Anpassung zufriedenstellend ist.

Es lässt sich festhalten, dass die Aktivitätswahl zu einer guten Übereinstimmung mit den Basisdaten der MOP führt, mit Ausnahme der Aktivität *Ausbildung* für Studierende über 18 Jahren. Unterschiedliche Ergebnisse im Vergleich zum Basisdatensatz sind auf unterschiedliche Verfügbarkeiten von Aktivitäten zwischen der Simulation und der Realität zurückzuführen. Die Verfügbarkeit von Alternativen kann in der Simulation nur angenähert werden. Dennoch ist diese, neben der Nutzenfunktion, ein zentraler Einflussparameter auf das simulierte Entscheidungsverhalten. Die Verfügbarkeiten von Aktivitäten und Verkehrsmodi werden in Anhang D.2 aufgeführt.

Diskussion Fahrzeugmoduswahl

Die Nutzenfunktion der Fahrzeugmoduswahl wird in Sektion 4.4.1, Gl. 4.10 eingeführt:

$$\tilde{V}_{am} = ASC_{mode} - \beta_{cost} * cost - \beta_{time} * time \quad \text{Gl. 4.10}$$

Nach dieser Gleichung ist der Nutzen eines Fahrzeugmodus von der Alternativen-spezifischen Konstante ASC_{mode} , den Attributen Kosten und Zeit einer Fahrt sowie von den Gewichtungsfaktoren dieser Attribute abhängig. Die Werte der Attribute Kosten und Zeit werden aus der Distanz eines Weges abgeleitet.

Abbildung 4-7 visualisiert die Verläufe der Nutzenfunktionen für die Fahrzeugmoduswahl der sozio-ökonomischen Gruppen des RegioStaR7-Regionstyps 1 (Metropole) und fokussiert ausschließlich solche Haushalte, die ein Fahrzeug zur Verfügung haben.

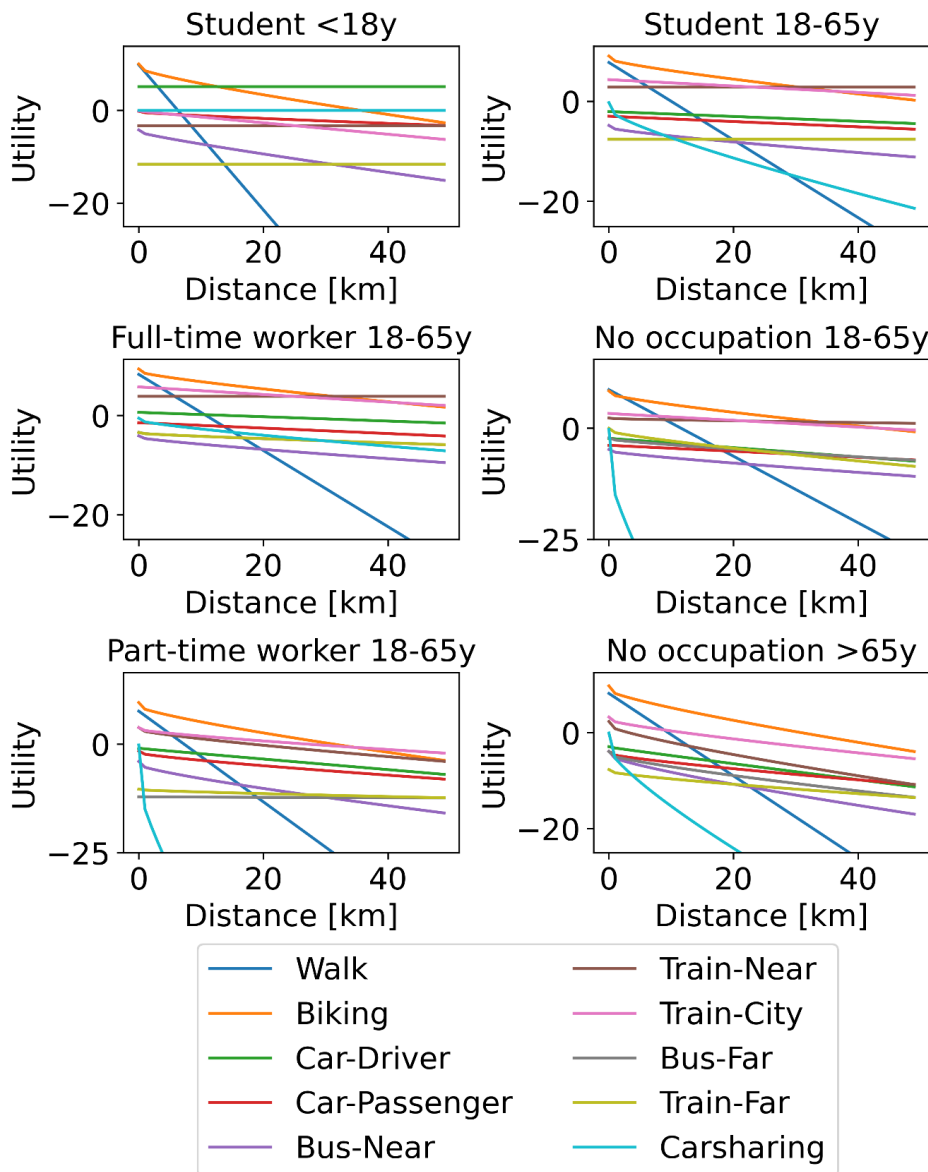


Abbildung 4-7: Auswertung der Nutzenfunktion für die Fahrzeugmoduswahl über die zurückgelegte Distanz eines Weges im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole) und ausschließlich für sozio-ökonomische Gruppen mit privatem Pkw.

Für den RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole) weist der Verkehrsmodus *Fahrrad (Biking)* im Durchschnitt über alle sozio-ökonomischen Gruppen den höchsten Verlauf der Nutzenfunktion auf. Die Verfügbarkeit dieses Verkehrsmodus ist jedoch auf eine Distanz von maximal 5 km begrenzt. Für geringe Distanzen von unter 2 km hat der Modus *Gehen (Walk)* ebenfalls einen sehr hohen Nutzen, der jedoch zu höheren Distanzen stark abfällt. Für die sozio-ökonomische Gruppe der Schüler*innen unter 18 Jahren ist ebenso ein

hoher Nutzenverlauf für die Verkehrsmodi *Auto-Fahren (Car-Driving)* und *Carsharing* zu beobachten. Dies liegt jedoch daran, dass diese Verkehrsmodi für Schüler*innen nicht verfügbar sind, welches wiederum zu nicht signifikanten Modellparametern führt. Die öffentlichen Verkehrsmodi *Zug-Nahverkehr (Train-Near)* und *Zug-Stadtbahn (Train-City)* weisen nachfolgend die zweithöchsten Verläufe der Nutzenfunktionen auf. Darunter folgen die Auto-Verkehrsmodi *Auto-Fahren (Car-Driving)* und *Auto-Mitfahren (Car-Passenger)*. Für die sozio-ökonomischen Gruppen der Beschäftigungslosen verlaufen die Nutzenfunktionen dieser Verkehrsmodi nahe den Nutzenfunktionen der öffentlichen Verkehrsmodi *Bus-Nahverkehr (Bus-Near)* und *Zug-Fernverkehr (Train-Far)*. Für alle weiteren Gruppen liegen die Verläufe dieser zuletzt genannten öffentlichen Verkehrsmodi deutlicher unterhalb der Verläufe der Auto-Verkehrsmodi. Die Nutzenfunktion des *Bus-Fernverkehrs* weist zumeist den niedrigsten Verlauf der Nutzenfunktion auf oder liegt unterhalb der Darstellungsgrenze des Nutzens in Abbildung 4-7. Für den Verkehrsmodus *Carsharing* sind divergente Beobachtungen zwischen den sozio-ökonomischen Gruppen festzustellen. Beispielsweise ergeben sich für die Gruppen der Beschäftigungslosen und der Teilzeit-Arbeitenden stark abfallende Nutzenfunktionen und für die Gruppen der Studierenden und der Vollzeit-Arbeitenden weniger stark fallende Nutzenfunktionen. Die unterschiedlichen Verläufe sind zunächst damit zu begründen, dass sich in dem Basisdatensatz mit dem Bezugsjahr 2016 nur wenige Datenpunkte für *Carsharing* befinden. Der teilweise stark abfallende Verlauf der Nutzenfunktionen ist daher plausibel, da der Verkehrsmodus *Carsharing* bei gegenwärtigen *Carsharing*-Unternehmen meist nur innerhalb der Stadtgrenzen genutzt wird und somit längere Distanzen weniger häufig auftreten. Aus den Verläufen der Nutzenfunktionen lässt sich also auch das Nutzungsverhalten von *Carsharing*-Nutzenden ableiten.

In Abbildung 4-8 sind die Verläufe der Nutzenfunktionen für die Verkehrsmittelwahl der sozio-ökonomischen Gruppen im RegioStaR7-Regionstyp 7 abgebildet.

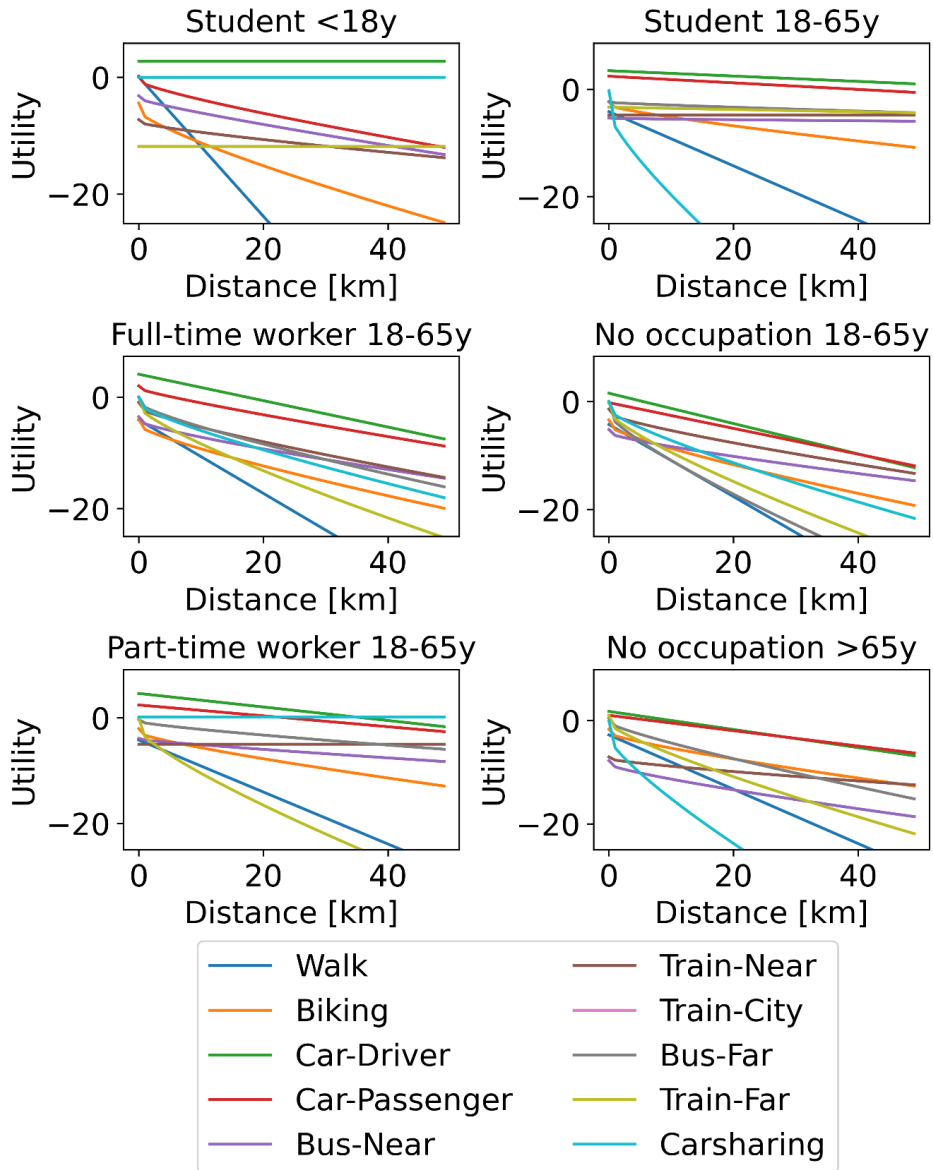


Abbildung 4-8: Auswertung der Nutzenfunktion für die Fahrzeugmoduswahl über die zurückgelegte Distanz eines Weges im RegioStaR7-Regionstyp 7 (Kleinstädtischer, dörflicher Raum einer Ländlichen Region).

In diesem sehr ländlichen Regionstyp zeigt sich im Vergleich zu den Verläufen der Nutzenfunktionen für Metropolgebiete ein anderes Bild bezüglich der Verkehrsmittelwahl. Die höchsten Verläufe der Nutzenfunktionen weisen in diesem Fall die Auto-Verkehrsmodi *Auto-Fahren* und *Auto-Mitfahren* auf. Die niedrigsten Verläufe hingegen zeigen die aktiven Verkehrsmodi, *Gehen* und *Fahrrad*. Vernachlässigt man in dieser Betrachtung die Fernverkehrsmodi, sowie die Verkehrsmodi *Zug-Stadtbahn* und *Carsharing*, da diese

Verkehrsmodi in dem betrachteten Regionstyp nicht verfügbar sind, beziehungsweise die Fernverkehrsmodi erst bei Distanzen über 40 km relevant werden, dann weisen die öffentlichen Nahverkehrsmodi *Bus-* und *Zug-Nahverkehr* die zweithöchsten Verläufe der Nutzenfunktionen auf. Lediglich für die sozio-ökonomische Gruppe der Beschäftigungslosen über 65 Jahren weisen die aktiven Verkehrsmodi *Gehen* und *Fahrrad* einen noch höheren durchschnittlichen Verlauf der Nutzenfunktion als die öffentlichen Nahverkehrsmodi auf.

Schließlich ist im Vergleich von Abbildung 4-7 und Abbildung 4-8 festzustellen, dass die Verkehrsmittelwahl stärker durch die Regionstypen geprägt wird als durch die sozio-ökonomischen Gruppen. Daraus lässt sich schließen, dass die aufgeprägten räumlichen und physischen Rahmenbedingungen, wie die Qualität des öffentlichen Verkehrs oder die Distanz zwischen zwei Orten, stärkere Auswirkungen auf die Verkehrsmittelwahl haben als das Alter oder die Lebenssituation einer Person. Weiterhin wird auf eine Darstellung der Nutzenfunktionen der sozio-ökonomischen Gruppen ohne privaten Pkw verzichtet, da die Verläufe den Nutzenfunktionen der sozio-ökonomischen Gruppen mit privatem Pkw ähnlich sind. Die Unterschiede in der Verkehrsmittelnutzung resultieren in der Simulation demnach nicht aus verschiedenen verlaufenden Nutzenfunktionen, sondern aus einer unterschiedlichen Verkehrsmittelverfügbarkeit (vgl. Anhang E.2). – In diesem Vergleich aus der unterschiedlichen Verfügbarkeit privater Pkw.

Abbildung 4-9 veranschaulicht den Modal Split nach Häufigkeit der Verkehrsmittelwahl, der sich in der Simulation mittels den oben beschriebenen Nutzenfunktionen für den RegioStaR7-Regionstyp 1 ergibt. Ebenso ist der Modal Split für die Vergleichssimulation ohne Anpassung der Alternativen-spezifischen Konstanten angegeben wie auch für den Basisdatensatz der MiD17.

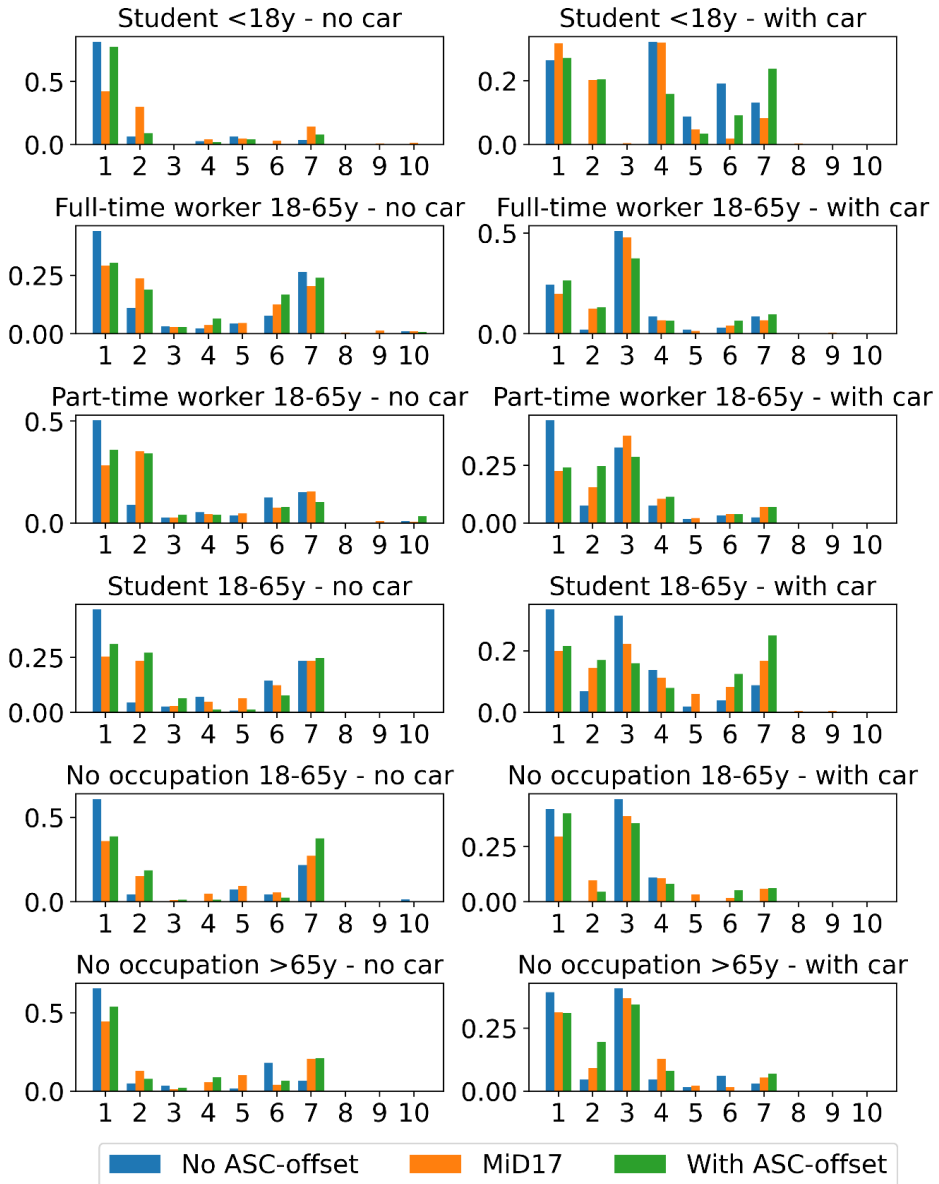


Abbildung 4-9: Modal Split (Verkehrsaufkommen) nach sozio-ökonomischen Gruppen im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole).

Analog zu den Beobachtungen für die Verläufe der Nutzenfunktionen ist bei Betrachtung der Modal Splits in RegioStaR7-Regionstyp 1 zu erkennen, dass die Fahrzeugwahl im Vergleich der sozio-ökonomischen Gruppen homogen zu sein scheint. Deutliche Unterschiede zeigen sich jedoch, wenn man die Autobesitzverhältnisse auf Haushaltsebene berücksichtigt.

Für die sozio-ökonomischen Gruppen ohne eigenes Fahrzeug im Haushalt, in Abbildung 4-9 auf der linken Seite zu finden, weisen die aktiven Verkehrsmodi *Gehen* und *Fahrrad* die höchsten Anteile am Modal Split auf. Die ASK-Anpassung führt in den meisten Fällen zu einer Reduktion der Überschätzung des Modus *Gehen*, mit Ausnahme der sozio-ökonomischen Gruppe der Schüler*innen.

Die zweithäufigste Wahl fällt in dieser Betrachtung auf die öffentlichen Nahverkehrsmodi. Die ASK-Anpassung führt hierbei jedoch zu einer Unterschätzung des Fahrzeugmodus *Bus-Nahverkehr*, welcher in der Simulation schließlich nur noch in den Gruppen der Schüler*innen und Studierenden auftritt. Die Simulation und ASK-Anpassung dieses Verkehrsmodus gestaltet sich deshalb schwierig, da der Anteil an Fahrten mit dem *Bus-Nahverkehr* am Modal Split insgesamt gering ist und deshalb die Anzahl an Beobachtungen im Basisdatensatz der MiD17 ebenfalls gering ausfällt.

Die gleiche Herausforderung stellt sich ebenso bei der Abbildung des öffentlichen Fernverkehrs und von *Carsharing*. Für den *Bus-Fernverkehr* liegen hierbei gar keine Beobachtungen vor und für den *Zug-Fernverkehr* wie auch für *Carsharing* ausschließlich Datenpunkte in den Gruppen der Arbeitenden. Besonders die Fahrten mit dem Fernverkehr erweisen sich als schwierig abzubilden, da ihre Häufigkeit sehr gering ist, ihr Anteil am Modal Split in Personenkilometer aufgrund der hohen damit zurückgelegten Distanzen jedoch tatsächlich signifikant ist.

Betrachtet man den Modal Split für die sozio-ökonomischen Gruppen, in denen ein Auto im Haushalt zur Verfügung steht, in Abbildung 4-9 auf der rechten Seite zu sehen, ergibt sich ein anderes Bild. Bei diesen Gruppen nimmt der Anteil der Auto-Verkehrsmodi den größten Anteil am Modal Split ein. Durch die ASK-Anpassung wird die Überschätzung des Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* reduziert, was jedoch in einer leichten Unterschätzung dieses Modus resultiert.

In Bezug auf die übrigen Verkehrsmodi lassen sich dieselben Aussagen wiederholen wie für die sozio-ökonomischen Gruppen ohne Fahrzeugverfügbarkeit im Haushalt: Die ASK-Anpassung führt dazu, dass die Überschätzung des Modus *Gehen* ausgeglichen wird. Beim öffentlichen Nahverkehr wird der Modus *Bus-Nahverkehr* durch die ASK-Anpassung unterschätzt, welches in einer leichten Überschätzung des Modus *Zug-Stadtbahn* resultiert. Die Fahrzeugmodi des öffentlichen Fernverkehrs wie auch *Carsharing* lassen sich aufgrund mangelnder Datenlage nur schwer simulieren. Auf eine Diskussion weiterer Regionstypen wird verzichtet, da sich die hier beschriebenen Phänomene und Herausforderungen übertragen lassen. Schließlich wird an dieser Stelle nochmals hervorgehoben, dass eine gute Abbildung des Wahlverhaltens nur dann möglich ist, wenn genügend Datenpunkte zur Kalibrierung des Modells zu Verfügung stehen. Dies betrifft insbesondere die Fahrzeugmoduswahl in Bezug auf den öffentlichen Fernverkehr.

In der Schlussbetrachtung lassen sich die deutlichsten Unterschiede in der Verkehrsmittelwahl im Vergleich der Regionstypen, das heißt aufgrund räumlicher Einflussparameter, beobachten. Darüber stellt sich die Verkehrsmittelverfügbarkeit als entscheidend für die Verkehrsmittelwahl heraus. Dies führt zu der Erkenntnis, dass die Verkehrsmittelwahl maßgeblich durch strukturelle Einflussfaktoren bestimmt wird.

ASK-Anpassung Antriebswahl

In Abschnitt 3.3 wird die Datenerhebung zum Kaufverhalten von Fahrzeugen mit elektrifiziertem Antrieb beschrieben. Die Studienergebnisse weisen einen Anteil elektrifizierter Antriebe bei der Wahl der Antriebsalternativen von 80,6 % auf, gegenüber einem Marktanteil dieser Antriebe von 27,1 % im Jahr 2021. Die Gründe für diese Abweichung werden in dem entsprechenden Abschnitt diskutiert (vgl. Abschnitt 3.3). Das mit den Studienergebnissen kalibrierte MNL-Modell weist in der Folge ebenso eine deutliche Abweichung der simulierten Marktanteile gegenüber den tatsächlichen Marktanteilen auf, wie in Tabelle 4-8 dargestellt.

Tabelle 4-8: Simulierte und tatsächliche Marktanteile der Antriebsarten ICEV, PHEV, BEV und FCEV in Deutschland im Jahr 2021.

Datenursprung	Anteil ICEV [%]	Anteil PHEV [%]	Anteil BEV [%]	Anteil FCEV [%]
KBA-Statistik [33]	74,0	12,4	13,6	0,02
Stated- Preference Studie	19,4	20,6	36,2	23,9
MNL-Statistik ohne ASK- Anpassung	26,8	27,5	32,2	13,6
MNL-Statistik mit ASK- Anpassung	74,4	12,3	13,5	0,0

Eine Anpassung der ASK nach Gl. 4.31 führt schließlich zu Simulationsergebnissen, welche die Daten der KBA-Statistik des Jahres 2021 widerspiegeln [33].

4.6 Post-Processing

In diesem Abschnitt werden die beiden zentralen *Post-Processing* Module beschrieben, welche nach der Simulation des Mobilitätsverhaltens einzelner Agenten ausgeführt werden können. Zum einen ist dies die Ableitung einer Endenergienachfrage aus der simulierten Verkehrsnachfrage. Zum anderen ist dies die Betrachtung von *Car-* und *Ridesharing*-Flotten im urbanen Raum.

4.6.1 Ableitung der Energienachfrage

Das in dieser Arbeit beschriebene Modell MO|DE leitet die Verkehrsnachfrage aus den Aktivitäten einzelner Agenten ab. Somit wird die Verkehrsnachfrage in Personenkilometern, i.e. die Verkehrsleistung, berechnet. Zur Bestimmung einer örtlich und zeitlich aufgelösten Endenergienachfrage sind deshalb folgende zwei Modellierungsschritte notwendig: Erstens, die Ableitung der Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern, i.e. die Fahrleistung, mittels Annahmen bezüglich des Besetzungsgrades einzelner Fahrzeuge. Zweitens, die Berechnung der Endenergienachfrage aus der Fahrleistung mittels Annah-

men zum spezifischen Energieverbrauch der Fahrzeuge. Abbildung 4-10 veranschaulicht die erforderlichen Modellierungsschritte.

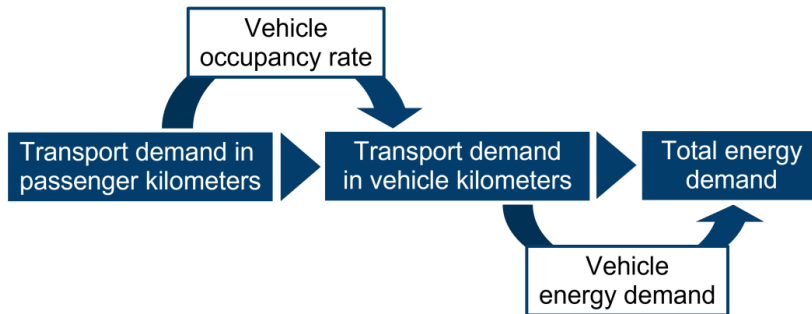


Abbildung 4-10: Ableitung der Endenergienachfrage aus der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern mittels Besetzungsgrad und spezifischem Energiebedarf.

Besetzungsgrad

Bei der Bestimmung des Besetzungsgrades ist zwischen privaten Pkw, *Car-* und *Ridesharing* sowie öffentlichen Verkehrsmodi zu unterscheiden. Private Pkw werden innerhalb der Simulation einzelnen Haushalten zugewiesen. Während der Simulation entscheiden sich die simulierten Agenten für einen bestimmten Pkw des Haushaltes. Somit lässt sich die Nutzung der einzelnen Pkw direkt aus der Simulation ableiten. Weiterführende Annahmen bezüglich des Besetzungsgrades sind also nicht nötig. Gleiches gilt für den Verkehrsmodus *Carsharing*. Da für diesen Verkehrsmodus angenommen wird, dass *Carsharing*-Fahrzeuge immer nur mit einer Person besetzt sind, ist die Verkehrsleistung gleich der Fahrleistung. *Ridesharing*, bei der ein Fahrzeug mit mehreren Personen besetzt werden kann, wird innerhalb des Modells nur in den urbanen Szenarien mit einer regionalen Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen betrachtet. Zur Ableitung des Besetzungsgrades für *Ridesharing* werden Zeit-Raum-Prismen genutzt, wie in Sektion 4.6.2 beschrieben.

Eine Auflösung der Nutzung auf Fahrzeugebene ist für die öffentlichen Verkehrsmodi nicht gegeben. Das Modell unterscheidet die folgenden fünf öffentlichen Verkehrsmodi: *Bus-Nahverkehr*, *Zug-Nahverkehr*, *Zug-Stadtbahn*, *Bus-Fernverkehr* und *Zug-Fernverkehr*. Für diese Verkehrsmodi ist lediglich die Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) verfügbar. Die Ableitung der Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern (Fahrleistung) geschieht durch die Annahme von durchschnittlichen Besetzungsgraden und Fahrzeugkapazitäten, die für die öffentlichen Verkehrsmodi in Tabelle 4-9 aufgezeigt sind. Die maximalen Fahrgastkapazitäten der Verkehrsmodi sind von typischen Fahrzeugen abgeleitet [49]–[53]. Die durchschnittlichen Besetzungsgrade sind der Literatur entnommen [48].

Tabelle 4-9: Maximale Fahrgastkapazität und durchschnittlicher Besetzungsgrad öffentlicher Verkehrsmodi.

Verkehrsmodus	Fahrgastkapazität [Anzahl Personen]	Durchschnittlicher Besetzungsgrad [48]
Bus Nahverkehr [49]	100	15 %
Zug Nahverkehr [50]	600	25 %
Zug Stadtbahn / U-Bahn [51]	177	30 %
Bus Fernverkehr [52]	55	57 %
Zug Fernverkehr [53]	800	56 %

Endenergienachfrage und Vehicle-to-Grid

Ist der Besetzungsgrad der Fahrzeuge bestimmt und zudem die maximale Kapazität der Verkehrsmittel bekannt, wird schließlich die Fahrleistung bestimmt. Anschließend wird die Endenergienachfrage mit Annahmen über den spezifischen Energieverbrauch der Verkehrsmittel pro Fahrzeugkilometer ermittelt.

Die spezifische Endenergienachfrage der Verkehrsmittel ist abhängig vom Antriebstyp und dem modellierten Jahr. Zur Berechnung wird ein internes Modell, VE|ENERGY, des IEK-3 am Forschungszentrum Jülich genutzt (vgl. Sektion 2.1.2).

Darüber hinaus bietet das Modell die Möglichkeit, *vehicle-to-grid* Analysen durchzuführen. Dazu werden die batterieelektrischen Fahrzeuge eines simulierten Gemeindeverbandes im Verbund als eine einzige Batterie betrachtet, welche zeitlich abhängige maximale Lade- und Entladeleistungen sowie eine minimale und maximale Batteriekapazität hat. Die momentane Ladeleistung und Batteriekapazität werden dabei durch die mit dem Stromnetz verbundenen batterieelektrischen Fahrzeuge sowie durch deren Ladezustände bestimmt.

4.6.2 Shared Mobility im urbanen Raum

Die Simulation des Verkehrsmodells MO|DE liefert Informationen darüber, wie viele Agenten sich zu welchem Zeitpunkt für eine Fahrt mit einem geteilten Verkehrsmodus entscheiden und wie diese Fahrt aussieht. Im *Post-Processing* wird schließlich untersucht, wie diese simulierten Fahrten mit einer autonomen und geteilten Fahrzeug-Flotte bedient werden können. Die zentralen Forschungsfragen sind dabei, wie eine solche autonome und geteilte Fahrzeug-Flotte dimensioniert werden müsste und welchen Einfluss dies auf die Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern, i.e. die Fahrleistung, in der betrachteten Region nehmen würde. Um diese Fragen beantworten zu können, werden im *Post-Processing* einzelne Flottenfahrzeuge nacheinander den simulierten Fahrten der Agenten zugeordnet. Dieses *Post-Processing* für *Shared Mobility* ist lediglich für die Simulation urbaner Verkehrsnachfragen mit einer regionalen Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen möglich. Für die geteilten Flottenfahrzeuge wird zudem angenommen, dass diese vollständig autonom fahren.

Im Folgenden wird zunächst das Vorgehen beschrieben, mit dem einzelne Flottenfahrzeuge den simulierten Fahrten zugeordnet werden. Ist einer Fahrt noch kein Flottenfahrzeug zugeordnet, wird diese als eine *offene* Fahrt bezeichnet. Das *Post-Processing* beginnt mit ausschließlich offenen Fahrten, die aus der Simulation der Verkehrsnachfrage für *Shared Mobility* resultieren.

Zuordnung von Flottenfahrzeugen zu offenen Fahrten

Die Zuordnung von Fahrzeugen geschieht in einer iterativen Betrachtung der simulierten Fahrten. Das iterative Vorgehen beginnt mit der Zuordnung des ersten Fahrzeugs zur ersten offenen Fahrt aus der Simulation. Anschließend werden zunächst alle offenen Fahrten in der Zielzone von 500 m * 500 m Größe betrachtet, die in den Zeitraum von fünf Minuten nach Beendigung der ersten Fahrt fallen. Der Zeitraum von fünf Minuten leitet sich dabei aus der durchschnittlichen Fahrtzeit eines Fahrzeuges zwischen zwei Verkehrszonen ab. Falls in dem betrachteten Zeitraum in der Zielzone keine offenen Fahrten zu besetzen sind, wird der Betrachtungsraum auf die an die Zielzone angrenzenden Verkehrszonen und die nächsten fünf Minuten erweitert. Die Erweiterung des Betrachtungsraumes wird so lange wiederholt, bis eine offene Fahrt gefunden wird. Schließlich wird dieser Fahrt das betrachtete Fahrzeug zugeordnet. Ebenso wird die potenzielle Transferstrecke zwischen der vorangegangenen Zielzone und der nächsten Startzone zur Fahrstrecke des Fahrzeuges hinzugerechnet. Die Zuordnung von offenen Fahrten zu dem aktuell betrachteten *Carsharing*-Fahrzeug wird so lange durchgeführt, bis das Ende der Simulationszeit erreicht ist. Ist dies der Fall und sind darüber hinaus noch offene Fahrten aus der Simulation zu besetzen, wird ein neues Fahrzeug generiert und der Zuordnungsprozess beginnt von Neuem. Da die Dichte der simulierten offenen Fahrten mit fortschreitendem Zuordnungsprozess abnimmt, sinkt die Auslastung der Fahrzeuge zum Ende des Prozesses hin. Dabei kann im *Post-Processing* angegeben werden, mit welcher Vollständigkeit die offenen Fahrten mit Fahrzeugen bedient werden sollen (anteilig an der *Shared Mobility* Nachfrage), um Sondereffekte mit besonders geringer Auslastung zum Ende des Zuordnungsprozesses hin zu vermeiden.

Zuordnung eines Flottenfahrzeuges zu mehreren gleichzeitigen Fahrten

Die autonomen und geteilten Flottenfahrzeuge können mit mehr als einer Person besetzt werden, falls sich simulierte Fahrten zeitlich und örtlich überschneiden. Die Zuordnung von einem Flottenfahrzeug zu mehreren offenen Fahrten, die gleichzeitig stattfinden, wird *Pooling* genannt. Zur Simulation des *Poolings* mehrerer Fahrten im *Post-Processing* wird in dieser Arbeit das Konzept von Zeit-Raum-Prismen zur zeitlich-räumlichen Abbildung von Fahrten genutzt [83]. Abbildung 4-11 visualisiert die Konstruktion eines Zeit-Raum-Prismas für eine einzelne Fahrt sowie die relative Lage weiterer Fahrten zu diesem Prisma.

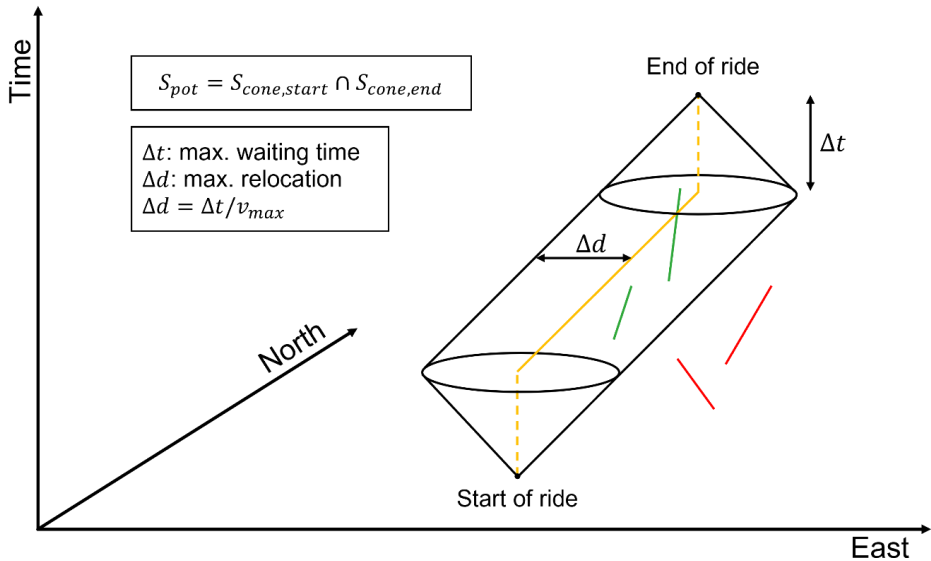


Abbildung 4-11: Zeit-Raum-Prismen zur Abbildung von Ridesharing-Fahrten. Gelbe Linie: Referenzfahrt des visualisierten Zeit-Raum-Prismas. Grüne Linien: Fahrten, welche in das Zeit-Raum-Prisma der Referenzfahrt fallen. Rote Linien: Fahrten, welche nicht in das Zeit-Raum-Prisma der Referenzfahrt fallen.

In der Abbildung wird ein dreidimensionaler Raum abgebildet, welcher sich aus einer planaren räumlichen Ebene sowie der zeitlichen Dimension zusammensetzt. Das Zeit-Raum-Prisma einer einzelnen Fahrt (gelbe Linie) wird in diesem Raum durch das Schnittvolumen zweier Kegel vollständig beschrieben. Die Kegelspitzen bilden dabei den Start- beziehungsweise Zielort der Fahrt ab und die Kantensteigung definiert sich durch die maximale Geschwindigkeit von Fahrzeugen im urbanen Raum. Der Startkegel öffnet sich in positiver Zeitdimension und beschreibt alle potenziellen Zielorte, die ausgehend vom Startort erreicht werden können. Der Zielkegel öffnet sich in negativer Zeitdimension und beschreibt alle Startorte, von denen aus der Zielort zum angegebenen Zeitpunkt erreicht werden kann. Das Schnittvolumen der Kegel beschreibt somit die Menge aller möglichen Wege zwischen Start- und Zielort. Fällt nun eine offene Fahrt vollständig in das Zeit-Raum-Prisma einer anderen Fahrt, so können diese beiden Fahrten von einem gemeinsamen Fahrzeug bedient werden.

Um die Wahrscheinlichkeit zu erhöhen, dass ein Fahrzeug mehrere Fahrten gleichzeitig bedienen, also mehrere Personen transportieren kann, werden die simulierten Fahrten im *Post-Processing* zeitlich relaxiert. Dies bedeutet, dass man die Abfahrts- und Ankunftszeitpunkte einer Fahrt um den Zeitraum Δt variabel gestaltet. Damit unterstellt man den simulierten Agenten eine Invariabilität gegenüber einer verfrühten Abfahrt beziehungsweise einer verspäteten Ankunft um die Zeit Δt , welche in dieser Arbeit in Summe nicht mehr als 10 % der gesamten Fahrdauer überschreiten darf. Diese zeitliche Relaxation von Fahrten wird in der Beschreibung mittels Zeit-Raum-Prismen durch die Verschiebung der Kegelspitzen in der zeitlichen Dimension erfasst. Dadurch vergrößert sich das Schnittvo-

lumen der Kegel und die Wahrscheinlichkeit, dass mehrere Fahrten durch ein Fahrzeug bedient werden, steigt.

Die Zuordnung von Fahrzeugen zu offenen Fahrten geschieht in zwei Schritten. Im ersten Schritt wird geprüft, welche Fahrten gemeinsam mit einem Fahrzeug durchgeführt werden können. Dazu wird in einem iterativen Prozess für jede offene Fahrt ein Zeit-Raum-Prisma erstellt und untersucht, welche weiteren Fahrten vollständig innerhalb des aufgespannten Prismas liegen. Wenn dies der Fall ist, können diese Fahrten gemeinsam bedient werden. Durch dieses *Pooling* der offenen Fahrten, können mehrere Fahrten durch eine einzelne übergeordnete Fahrt beschrieben werden, womit sich der Zuordnungsprozess auf ein Vorgehen analog zur oben beschriebenen Zuordnung von Fahrzeugen zu einzelnen Fahrten reduziert. Die Zuordnung von Flottenfahrzeugen zu diesen übergeordneten Fahrten ist der zweite Schritt.

Mithilfe der beschriebenen Zuordnungsprozesse von Flottenfahrzeugen zu offenen Fahrten lässt sich im *Post-Processing* die Flottengröße einer geteilten und autonomen Fahrzeugflotte sowie deren Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern (Fahrleistung) bestimmen.

5 Szenarioanalyse

In der Szenarioanalyse wird das Modell MO|DE zur Anwendung gebracht und die Veränderung des Mobilitätsverhaltens im Personenverkehr bis zum Jahr 2050 untersucht. In Abschnitt 5.1 werden mithilfe des Konzeptes der Mobilitätskultur (vgl. Sektion 2.1.4) Mobilitätszenarien in Deutschland für das Jahr 2050 entwickelt. Abschnitt 5.2 untersucht den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland. In Abschnitt 5.3 wird in einer örtlichen Auflösung von 500 m * 500 m die Zukunft urbaner Mobilität, mit besonderem Fokus auf geteiltes und autonomes Fahren, betrachtet. Schließlich wird in Abschnitt 5.4 die Entwicklung der Verkehrsnachfrage in ganz Deutschland mit einer örtlichen Auflösung auf Gemeindeverbandsebene untersucht.

5.1 Szenarioentwicklung

In Abschnitt 5.1 werden basierend auf dem Konzept der Mobilitätskultur (vgl. Sektion 2.1.6) Zukunftsszenarien der Mobilität in Deutschland entwickelt. Sektion 5.1.1 beschreibt Narrative plausibler Mobilitätszukünfte innerhalb der Dimensionen der Mobilitätskultur. In Sektion 5.1.2 werden die zentralen Szenarioparameter dieser Mobilitätszukünfte definiert.

5.1.1 Narrative für Szenarien zukünftiger Mobilität in Deutschland

Die Entwicklung von Narrativen verfolgt das Ziel, *plausible* Zukünfte der Mobilität in Deutschland zu beschreiben. In der Praxis der Szenarioentwicklung werden darüber hinaus *wahrscheinliche*, *mögliche* und *erwünschte* Zukünfte unterschieden [107]. Abbildung 5-1 klassifiziert die verschiedenen Zukunftspfade.

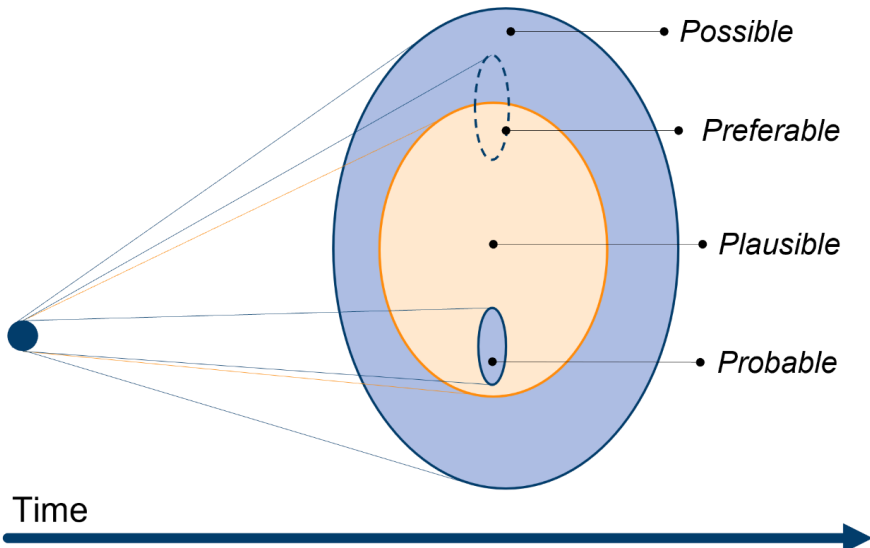


Abbildung 5-1: Einordnung verschiedener Zukünfte in der Szenarioentwicklung [107].

Wahrscheinliche und *plausible* Zukünfte extrapolieren Trends in die Zukunft, die sich in der Gegenwart bereits zeigen. In einer *wahrscheinlichen* Zukunft wird dabei versucht, eine möglichst treffende Abbildung der Zukunft zu beschreiben. *Plausible* Zukünfte hingegen nutzen zwar ebenfalls die in der Gegenwart bestehenden Anzeichen für zukünftige

Entwicklungen als Ausgangspunkt der Untersuchung, versuchen jedoch divergente Zukunftsbilder auf dieser Basis zu zeichnen. Somit können plausible Zukünfte auch die Extrema derzeitiger Trends abbilden. *Erwünschte* und *mögliche* Zukünfte sind nicht zwingend in gegenwärtigen Trends verankert. *Mögliche* Zukünfte können dabei auch unerwartete oder fiktive Trends erfassen, die derzeit noch nicht absehbar sind. *Erwünschte* Zukünfte sind Zielvorstellungen einer Zukunft, die sowohl eine *wahrscheinliche*, eine *plausible*, wie auch eine *mögliche* Zukunft umfassen können. In dieser Arbeit werden plausible Zukünfte einer Mobilität in Deutschland entwickelt, die auf gegenwärtigen Trends basieren.

Die Parametrierung demografischer, ökonomischer und technischer Faktoren bezieht sich in der Simulation des *Status Quo* auf das Jahr 2019, da die Sondereffekte im Verkehrssektor aufgrund der COVID-19 Pandemie ab dem Jahr 2020 im Modell zunächst nicht berücksichtigt sind. Zur Entwicklung plausibler Zukünfte einer Mobilität in Deutschland im Jahr 2050 wird das Konzept der Mobilitätskultur genutzt, welches in Sektion 2.1.6 zur Beschreibung von Einflussfaktoren auf individuelle und kollektive beziehungsweise gesellschaftliche Entscheidungsprozesse eingeführt wird. Innerhalb dieser Definition von Mobilitätskultur, werden drei Dimensionen von Einflussfaktoren unterschieden: (1) Kognitive Normen, (2) materielle Kultur und (3) habitualisierte Praktiken. In diesen drei Dimensionen prägt sich das individuell beziehungsweise kollektiv vorherrschende Bedeutungs- oder Wertesystem in Bezug auf Mobilität und Verkehr aus. Die Szenarioanalyse orientiert sich anhand dieser Dimensionen, um verschiedene Ausprägungen zukünftiger Mobilitätskulturen als Mobilitätsszenarien für das Jahr 2050 zu entwickeln.

Auf der ersten Szenarioachse wird die Dimension der materiellen Kultur definiert. Diese beschreibt die Entwicklungen auf technologischer Seite sowie die Verfügbarkeit von Verkehrsmitteln und -infrastruktur. Konkret finden sich hier folgende Mobilitätstrends wieder: Elektromobilität, geteiltes und vernetztes Fahren, Ausbau des öffentlichen Verkehrs sowie von Radwegenetzen. Auf der zweiten Szenarioachse werden die Dimensionen der kognitiven Normen und habitualisierten Praktiken zusammengefasst. Somit beschreibt diese Achse die Verhaltensänderungen auf individueller und gesellschaftlicher Ebene. Konkret werden folgende Entwicklungen nachgezeichnet: Ein Wertewandel im Kontext von Nachhaltigkeit und Klimaschutz sowie veränderte Gewohnheiten durch die Digitalisierung und COVID-19. Ziel der Szenarioentwicklung ist es, divergente, aber plausible Zukünfte der Mobilität in Deutschland zu beschreiben.

Abbildung 5-2 visualisiert die Szenarien einer zukünftigen Mobilitätskultur in Deutschland im Jahr 2050 entlang der beschriebenen Szenarioachsen.

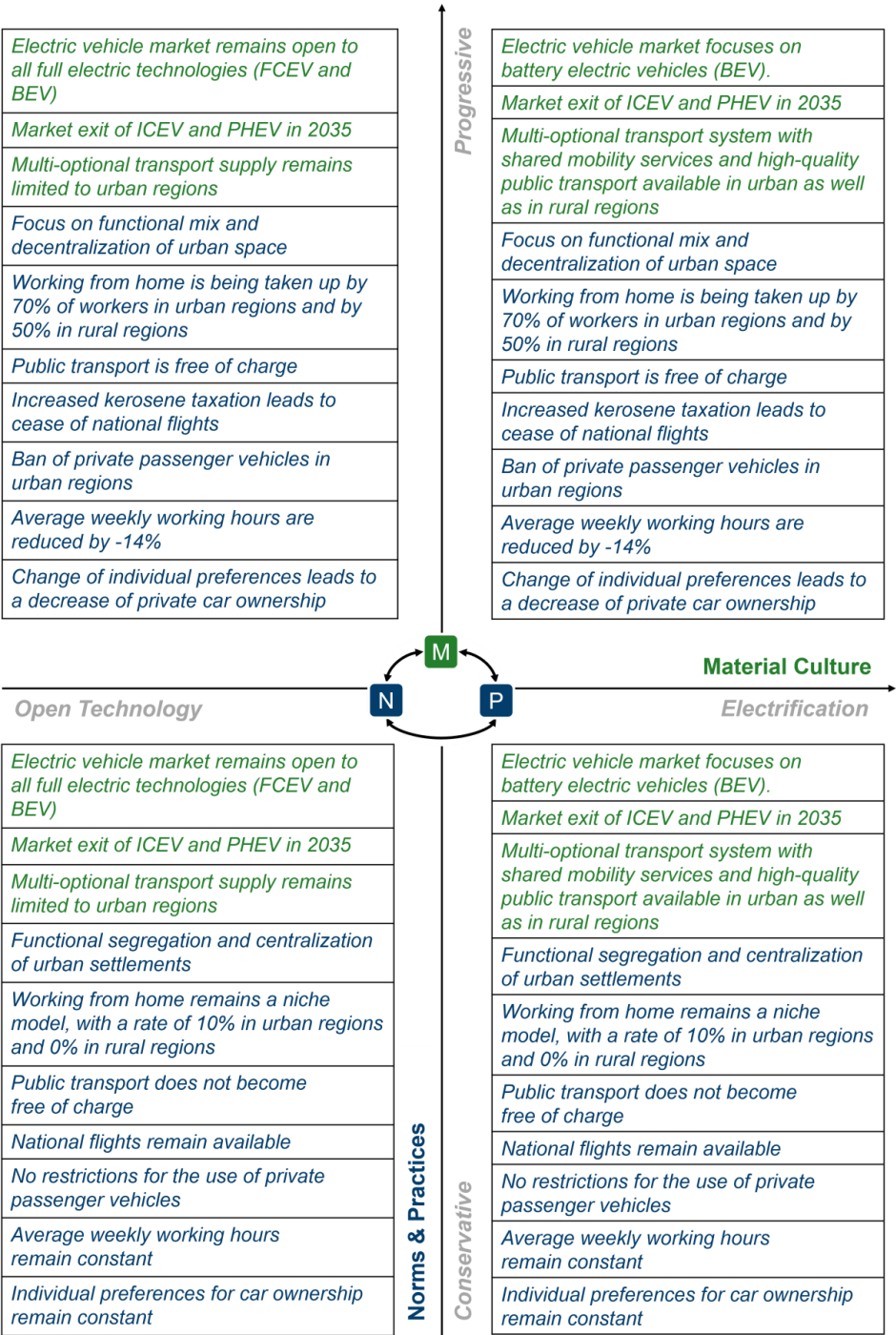


Abbildung 5-2: Szenarien für eine zukünftige Mobilitätskultur in Deutschland.

Im Szenario *Electrification* wird eine effiziente Verkehrsmittelnutzung durch die Integration von *Shared Mobility*-Angeboten und öffentlichem Verkehr zu einem multioptionalen Verkehrssystem, welches auch in ländliche Regionen reicht, angestrebt. Die integrierte Verkehrsmittelnutzung bietet gute Möglichkeiten zum Flottenmanagement, weshalb geringere Reichweiten batterieelektrischer Antriebe durch intelligentes Lade- und Bedarfsmanagement ausgeglichen werden können. Unter anderem dadurch ergibt sich eine Trendfortschreibung der aktuellen Fokussierung auf batterieelektrische Antriebe, die sich langfristig zu einer technologischen Pfadabhängigkeit entwickelt. Die Entwicklung bei Kosten und Verfügbarkeit von Brennstoffzellenfahrzeugen wird somit gehemmt.

Das Szenario *Open Technology* stellt weiterhin die Individualmobilität mit dem privaten Fahrzeug in den Vordergrund. Der Fokus auf die Individualmobilität bestärkt den Bedarf an möglichst flexibel einsetzbaren Fahrzeugen, wodurch die Entwicklung der Elektromobilität technologieoffen zwischen Batterie und Brennstoffzelle gestaltet wird.

Im Szenario *Progressive* verändern sich Gewohnheiten und Verhaltensmuster vor dem Hintergrund übergeordneter gesellschaftlicher und technologischer Trends. Die durchschnittliche Arbeitszeit verkürzt sich weiter, der historischen Entwicklung folgend. Begleitet wird dieser Trend durch eine steigende Zahl von Arbeitnehmenden, die aus dem Homeoffice arbeiten. Vor allem in urbanen Regionen setzt sich das Homeoffice durch. Die Bedeutung von Autobesitz in der Bevölkerung nimmt ab, getrieben durch den Nachhaltigkeits- und Effizienzgedanken sowie verbesserter Verkehrsmittelalternativen. Modellseitig wird diese Annahme durch eine Veränderung der Präferenzstrukturen abgebildet, wie sie in Sektion 4.3.2 beschrieben ist. Die politische Maßgabe orientiert sich an einer Abkehr vom Individualverkehr und einer Stärkung öffentlicher Verkehrsträger. So ist der öffentliche Nahverkehr in 82 deutschen Großstädten (RegioStaR7-Regionstypen 1 und 2) kostenfrei und der private Autoverkehr in 16 deutschen Metropolen (RegioStaR7-Regionstyp 1) unzulässig. Zudem führt eine Erhöhung der steuerlichen Abgaben auf Kerosin zu einer Unwirtschaftlichkeit im Betrieb von Inlandsflügen. Die Stadtplanung fokussiert in urbanen Räumen die Entwicklung funktional durchmischter Quartiere, um dezentrale Stadtstrukturen zu schaffen.

Innerhalb des Szenarios *Conservative* unterliegen die individuellen Verhaltensmuster sowie die politischen und planerischen Absichten keinem grundlegenden Wandel. Vielmehr wird ein Erhalt der vorhandenen individuellen und gesellschaftlichen Strukturen angestrebt.

In Folge nationaler [4] und europäischer Regulierung [2], [3] sind ab dem Jahr 2035 ausschließlich Neuzulassungen von Personenkraftwagen (Pkw) erlaubt, die im Betrieb keine CO₂-Emissionen aufweisen. Eine Ausnahme davon sind Pkw, die mit synthetischen Kraftstoffen aus erneuerbaren Energien betrieben werden. Aufgrund hoher zu erwartender Kraftstoff- und Fahrzeuganschaffungskosten für solche Pkw, wird jedoch in allen Szenarien ein Marktaustritt von Pkw mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035 angenommen.

5.1.2 Zentrale Szenarioparameter

In dieser Sektion werden zentrale Parameter für die Simulation des Status Quo im Jahr 2019 wie auch für die Zukunftsszenarien des Jahres 2050 entlang der Dimension der materiellen Kultur und der Dimension von Normen und Praktiken beschrieben.

Dimension der materiellen Kultur

Abbildung 5-3 visualisiert den Antriebsmix in der Pkw-Flotte im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050.

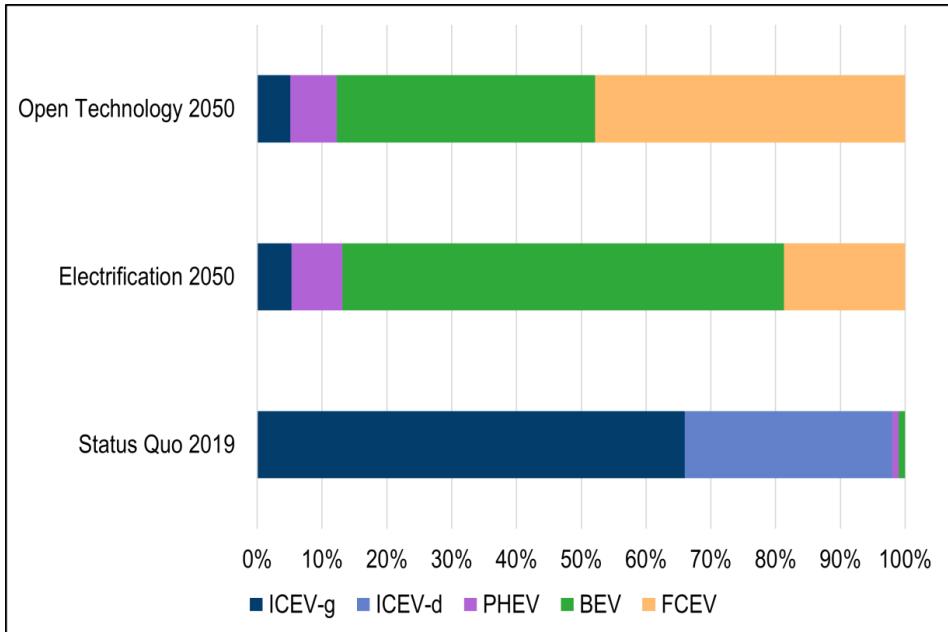


Abbildung 5-3: Antriebsmix der Pkw-Flotte im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050. -g: Benzin. -d: Diesel.

Im Status Quo des Jahres 2019 besteht die Pkw-Flotte in Deutschland zu 98 % aus Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor (ICEV) und zu jeweils 1 % aus batterieelektrischen Fahrzeugen (BEV) beziehungsweise Plug-In Hybriden (PHEV). Die ICEV unterteilen sich dabei zu einem Drittel in Dieselantriebe und zu zwei Drittel in Benzinern [35]. Die Antriebszusammensetzungen der Pkw-Flotten der Zukunftsszenarien ergeben sich aus der Simulation des Markthochlaufes für Elektromobilität, welcher in Abschnitt 5.2 beschrieben ist. Der Antriebsmix variiert ausschließlich in der Dimension der materiellen Kultur, sodass die progressiven beziehungsweise konservativen Szenarien jeweils die gleichen Anteile an Antriebsarten aufweisen. In den *Electrification*-Szenarien sinkt der Anteil von ICEV auf 5 % und der Anteil von PHEV steigt auf 8 %. So ergibt sich ein Anteil von 87 % rein elektrischer Fahrzeuge, wobei 68 % der Flotte batterieelektrisch betrieben sind und 19 % durch eine Brennstoffzelle angetrieben werden. In den *Open Technology*-Szenarien liegt der Anteil von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor (ICEV & PHEV) bei insgesamt 12 %, ähnlich zu den *Electrification*-Szenarien. Der Anteil an Brennstoffzellenfahrzeugen liegt hier jedoch deutlich höher, bei 48 %. Der Anteil an BEV an der Pkw-Flotte liegt in diesen Szenarien bei 40 %. Eine Diskussion dieser Szenarioannahmen erfolgt im Zusammenhang mit der Beschreibung der Ergebnisse des Markthochlaufes für Elektromobilität in Abschnitt 5.2.

Abbildung 5-4 zeigt die Zusammensetzung der Antriebstechnologien im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien für das Jahr 2050 für die Fahrzeugmodi Bus (Nah- und

Fernverkehr) und Zug-Nahverkehr. Der Antriebsmix für den Fahrzeugmodus Zug-Fernverkehr ist nicht visualisiert, da Fernverkehrszüge im Status Quo 2019 wie auch in den Szenarien des Jahres 2050 vollständig über elektrische Oberleitungen angetrieben werden.

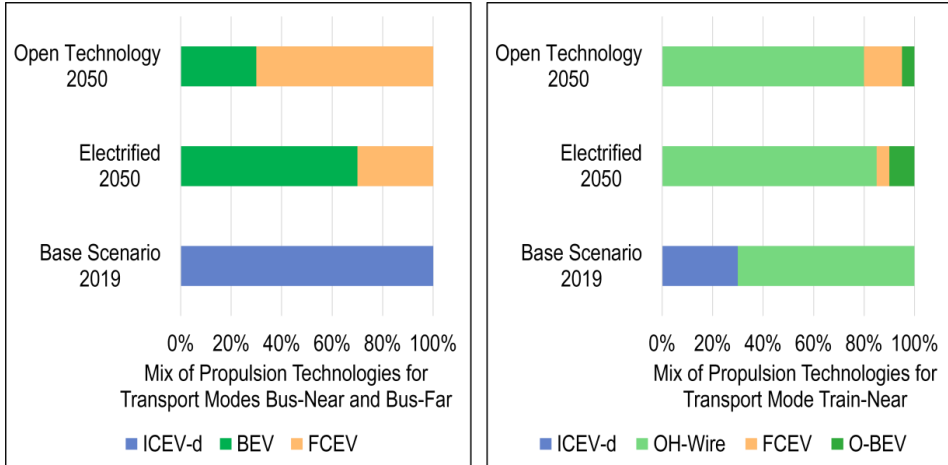


Abbildung 5-4: Antriebsmix im öffentlichen Verkehr für den Status Quo 2019 sowie für die Zukunftsszenarien 2050 [36], [37].

Im Status Quo 2019 wird angenommen, dass alle Busse des Nah- und Fernverkehrs vollständig dieselbetrieben sind [36]. Im Zug-Nahverkehr wird in diesem Szenario eine Elektrifizierung mit Oberleitungen von 70 % angenommen [37]. Die übrigen 30 % des Zug-Nahverkehrs werden ebenfalls mit Dieselmotoren betrieben. In den *Electrification*-Szenarien des Jahres 2050 sind alle Nah- und Fernverkehrsbusse vollständig elektrifiziert, wobei 70 % der Busflotte batterieelektrisch fährt und 30 % mit Brennstoffzellen angetrieben wird. In den *Open Technology*-Szenarien kehren sich diese Annahmen um, sodass 70 % der Flotte FCEV sind und 30 % BEV. Im Zug-Nahverkehr werden in den *Electrification*-Szenarien 85 % der Züge über elektrische Oberleitungen angetrieben, 5 % über Brennstoffzellen und weitere 10 % über batterieelektrische Antriebe mit einer teilweisen Kopplung an das Oberleitungsnetz. In den *Open Technology*-Szenarien steigt der Anteil an FCEV im Zug-Nahverkehr auf 15 %, weitere 80 % werden über elektrische Oberleitungen angetrieben und 5 % über batterieelektrische Zugwagen.

Mit den beschriebenen Annahmen bezüglich der Flottenzusammensetzungen im Individual- wie auch im öffentlichen Personenverkehr lassen sich nun unter Verwendung des IEK-3 internen Modells VE|Cost die spezifischen Kosten der Fahrzeugmodi pro Kilometer berechnen [55]. Abbildung 5-5 visualisiert die spezifischen Transportkosten aller zehn im Modell betrachteten Verkehrsmodi im Status Quo des Jahres 2019 sowie für die Zukunftsszenarien des Jahres 2050. Die spezifischen Transportkosten variieren ausschließlich entlang der Szenarioachse der materiellen Kultur in Abhängigkeit der Antriebstechnologien nach Abbildung 5-2.

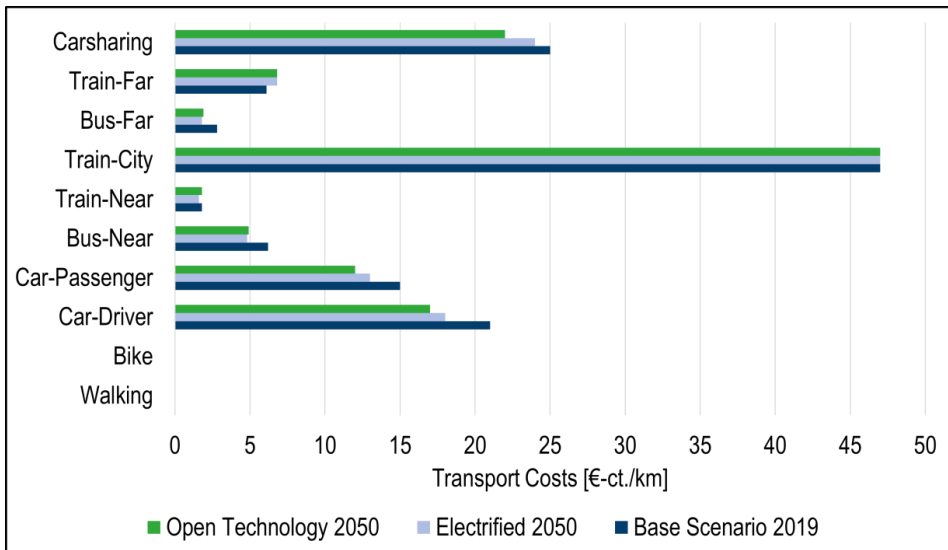


Abbildung 5-5: Transportkosten für den Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 [55].

Die Kosten der aktiven Verkehrsmodi *Gehen* und *Fahrrad* werden in allen Szenarien zu 0 €/ct./km angenommen. Die niedrigsten spezifischen Transportkosten der übrigen Verkehrsmodi weist der öffentliche Verkehr mit Kosten zwischen ca. 2 €/ct./km und 7 €/ct./km auf. Eine deutliche Ausnahme davon stellt der Verkehrsmodus *Zug-Stadtbahn* mit 47 €/ct./km in allen Szenarien dar. Für die spezifischen Kosten des Autos werden in der Simulation des Status Quo 2019, 21 €/ct./km berechnet. Die spezifischen Kosten des Verkehrsmodus *Auto-Mitfahren* ergeben sich durch Division durch den mittleren Besetzungsgrad im Jahr 2019 von 1,4 Personen pro Auto zu 15 €/ct./km im Status Quo [25].

Bei Betrachtung der spezifischen Kosten ist es wichtig zu beachten, dass in Bezug auf die Wahl eines Verkehrsmodus innerhalb des Modells MO|DE lediglich die relative Veränderung der Transportkosten zwischen den Szenarien von Bedeutung ist. Dies liegt darin begründet, dass die Gewichtungsfaktoren der Kosten im Modell so parametrisiert werden, dass mittels der angenommenen Kosten für den Status Quo 2019, der Modal Split in der Datengrundlage möglichst präzise abgebildet wird. Nähme man folglich andere Kosten in der Simulation des Status Quo an, würden sich lediglich die Gewichtungsfaktoren im Modell ändern.

In den Zukunftsszenarien für das Jahr 2050 sinken nahezu alle spezifischen Kosten, bis auf die des Zugverkehrs. Die spezifischen Kosten des Zug-Fernverkehrs steigen hingegen in beiden Zukunftsszenarien um 11 %, die des städtischen Bahnverkehrs bleiben konstant. Lediglich im *Electrification*-Szenario ergibt sich eine Reduzierung der Kosten im Zug-Nahverkehr um 11 %. Die spezifischen Kosten des Busverkehrs sinken durch die vollständige Elektrifizierung am deutlichsten. Im Bus-Nahverkehr sinken die Kosten um ca. 22 % und im Bus-Fernverkehr um ca. 34 %. Die spezifischen Kosten für Autofahrer*innen sinken in den *Electrification*-Szenarien um 14 %, sowohl für Fahrer*innen wie auch Beifahrer*innen. In den *Open Technology*-Szenarien sinken die Kosten für Autofahrer*innen um 20 %. Darüber hinaus wird in den progressiven Szenarien angenommen,

dass der öffentliche Nahverkehr in den urbanen RegioStaR7-Regionstypen 1 und 2 kostenfrei ist.

Die Veränderung der spezifischen Transportkosten in den Zukunftsszenarien liegt zum einen an der Antriebszusammensetzung der Fahrzeugflotten im Individual- wie auch im öffentlichen Verkehr und zum anderen an der unterstellten Kostenentwicklung elektrifizierter und konventioneller Antriebe innerhalb des IEK-3 internen Modells VE|Cost [55].

Dimension der Normen und Praktiken

Abbildung 5-6 visualisiert die historische Entwicklung der wöchentlichen Arbeitszeit in Deutschland im Zeitraum von 1845 bis 1998 anhand von Daten der Hans-Böckler Stiftung [45]. Auf Basis dieser Daten wird die wöchentliche Arbeitszeit bis zum Jahr 2050 extrapoliert.

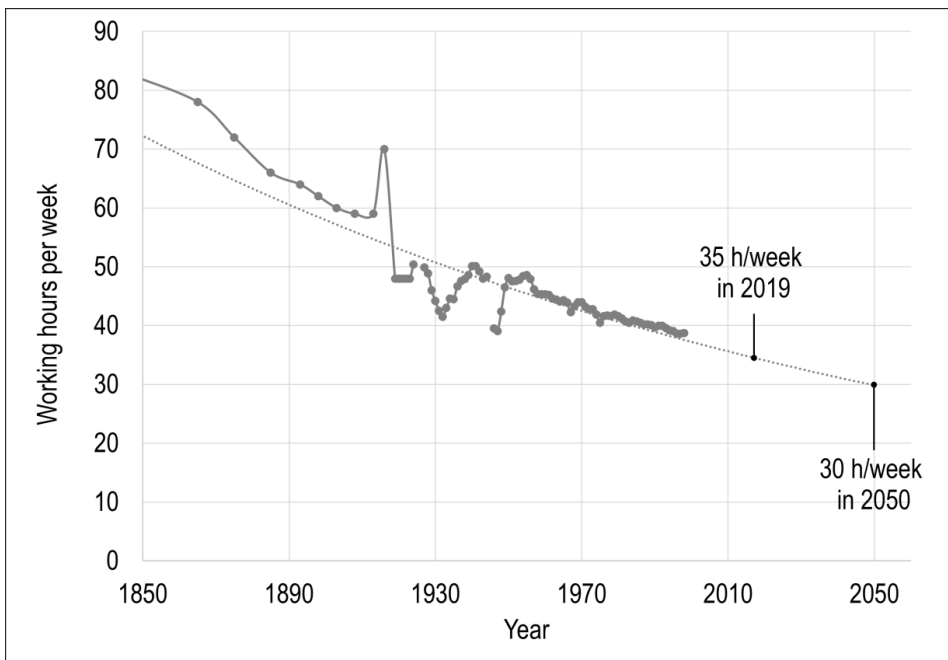


Abbildung 5-6: Historische Entwicklung der Arbeitszeit in Deutschland seit 1845 und Extrapolation bis 2050 [45].

Für das Jahr 2019 wird so eine wöchentliche Arbeitszeit von 35 Stunden berechnet. In der Studie „Deutsches Mobilitätspanel“ (MOP) findet sich für die Gruppe Vollzeit-Berufstätiger mit ca. 36 Stunden pro Woche ein ähnlicher Wert, welches die Simulation der Wochenarbeitszeit in Abbildung 5-6 bestätigt [26]. Weiterhin ergibt die Extrapolation bis zum Jahr 2050 eine Arbeitszeit von 30 Stunden pro Woche, welches einer Reduzierung um ca. 14 % entspricht. Dementsprechend wird in den progressiven Zukunftsszenarien für das Jahr 2050 eine Reduzierung der wöchentlichen Arbeitszeit um 14 % angenommen.

Alipour et al. untersuchen die Nutzung und das Potenzial von Homeoffice in Deutschland vor und während der COVID-19 Pandemie. Dabei bestimmen sie ein durchschnittliches Potenzial von 56 % zur Verlagerung der Arbeit an einen heimischen Arbeitsplatz [47].

Weiterhin identifizieren sie regionale Unterschiede im Homeoffice-Potenzial. In urbanen Räumen liegt das Homeoffice-Potenzial demnach zwischen 57 % und 65 %. In ländlichen Räumen dagegen lediglich zwischen 47 % und 51 %. Während des Verlaufes der COVID-19 Pandemie im Frühjahr 2020 fanden Alipour et al. dieses Potenzial nicht ausgeschöpft, mit einer maximalen Homeoffice-Nutzung von durchschnittlich 30 % zu dieser Zeit und einem deutlichen Rückgang der Homeoffice-Nutzung in den Sommermonaten desselben Jahres [46]. Vor dem Hintergrund dieser Studien wird in dieser Arbeit in der Simulation des Status Quo 2019 eine Homeoffice-Nutzung von 10 % in urbanen Räumen (RegioStaR7-Regionstypen 1-4) und von 0 % in ländlichen Räumen (RegioStaR7-Regionstypen 5-7) angenommen. In den progressiven Zukunftsszenarien für das Jahr 2050 wird in urbanen Räumen eine Homeoffice-Nutzung von 70 % angenommen beziehungsweise von 50 % in ländlichen Räumen.

Im Anhang D findet sich eine Übersicht über alle Annahmen der Szenarioanalyse.

5.2 Simulation: Markthochlauf Elektromobilität

In diesem Kapitel wird, basierend auf den in Abschnitt 5.1 formulierten Mobilitätsszenarien, der Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 betrachtet. Dazu wird das Teilmodell MO|DE.behave genutzt, welches in den Sektionen 4.3.2 und 4.3.3 beschrieben ist. Sektion 5.2.1 beschreibt die Simulationsstruktur zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität in Deutschland. Anschließend werden in Sektion 5.2.2 die Simulationsergebnisse dargelegt. In Sektion 5.2.3 wird die Modellsensitivität gegenüber zentralen Parametern untersucht.

5.2.1 Simulationsstruktur

Der Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland wird durch eine iterative Simulation der gesamten Pkw-Flotte abgebildet. Die initiale Pkw-Flotte wird dabei aus den Kraftfahrtbundesamt (KBA-)Daten des Jahres 2021 abgeleitet, wie in Tabelle 5-1 dargestellt. Das Basisjahr ist im Unterschied zur urbanen und nationalen Simulation das Jahr 2021, da in diesem Jahr die Datenbasis erhoben wurde. Der simulierte Bestand ist zusätzlich zur abgebildeten Differenzierung nach Antriebsart und Segment nach dem Alter der Pkw aufgelöst.

Tabelle 5-1: Initiale Pkw-Flottengröße nach Angaben des KBA zum Ende des Jahres 2021, aufgelöst nach Pkw-Segment und Antriebsart [32].

	ICEV	PHEV	BEV	FCEV
Kleinwagen	11.950.000	12.500	250.000	7
Kompaktklasse	11.609.000	118.000	83.000	0
Mittelklasse	5.908.000	91.000	45.000	0
Oberklasse	2.091.000	54.000	14.500	265
SUV	7.289.000	207.000	107.000	574
Van	3.829.000	7200	7000	3

Die Gesamtzahl der Pkw im initialen Fahrzeugbestand des Jahres 2021 beträgt 43,7 Millionen Fahrzeuge, was einer Differenz von -4,5 Millionen Fahrzeugen im Vergleich zum gesamten Pkw-Bestand darstellt, welcher vom KBA für dieses Jahr angegeben wird (48,2 Millionen) [32]. Der Unterschied kommt durch den Ausschluss der Fahrzeugsegmente *Sportwagen*, *Utilities*, *Wohnwagen* und *Sonstige* zu Stande, ebenso wie durch die Vernachlässigung von Fahrzeugen mit Gasantrieb. Der Ausschluss dieser Fahrzeuge liegt darin begründet, dass diese in der Umfrage zum Pkw-Kaufverhalten, welche in Abschnitt 3.3 beschrieben ist, zur Vereinfachung der Betrachtung nicht berücksichtigt werden.

Die jährlichen Fahrzeugabmeldungen ergeben sich aus einer konstanten Abwrackwahrscheinlichkeit, welche aus den KBA-Zulassungsdaten der vergangenen 30 Jahre abgeleitet wird [34]. Die Fahrzeugneuzulassungen werden aus der Simulation der Fahrzeugbesitzverhältnisse auf Haushaltsebene mittels MO|DE.behave für jedes der Jahre zwischen 2021 und 2050 ermittelt, wie in Sektion 4.3.2 beschrieben. Die Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen sowie die Abwrackwahrscheinlichkeit sind ebenso nach dem Pkw-Segment differenziert in Anhang C dargestellt.

Das in Abschnitt 4.3.3 entwickelte *Multinomial Logit* (MNL-)Modell zur Simulation der Antriebswahl wird schließlich dazu eingesetzt, die segmentspezifischen Pkw-Neuzulassungen auf die Antriebsformen zu verteilen. Für diese Simulation wird ein durchschnittlicher deutscher Haushalt definiert. Die fahrzeugspezifischen Eigenschaften sowie die Kontextattribute, die ebenso in Sektion 4.3.3 aufgeführt sind, werden nach den Szenarioparametern der Dimension *Materielle Kultur* definiert. Die Dimension *Normen & Praktiken* hat keinen Einfluss auf die Definition der Parameter bei der Simulation der Pkw-Flottenentwicklung. Somit ergeben sich lediglich zwei zu simulierende Szenarien: *Electrification* und *Open Technology*. Einen wesentlichen Unterschied zwischen den beiden Szenarien stellen die Annahmen bezüglich der Verfügbarkeit von FCEV in den jeweiligen Pkw-Segmenten dar. In beiden Szenarien wird angenommen, dass FCEV bis zum Jahr 2025 ausschließlich in den Segmenten *Oberklasse* und *SUV* verfügbar sind. Diese Annahme leitet sich aus der Verfügbarkeit von Pkw mit Brennstoffzellenantrieb ab. In Deutschland sind derzeit (Stand: 13.05.2022) zwei verschiedene Fahrzeugmodelle erhältlich [57]. Zum einen ist dies der Hyundai Nexo zu einem Preis ab 77.008,40 €, welcher dem Fahrzeugsegment der SUVs zugeordnet wird. Zum anderen ist dies der Toyota Mirai II zu einem Preis ab 63.900 €. Aufgrund des hohen Kaufpreises wird der Toyota Mirai II dem Pkw-Segment der oberen Mittelklasse zugeordnet. In dem Szenario *Electrification* bleibt die Beschränkung der FCEV-Verfügbarkeit bis zum Ende der simulierten Periode im Jahr 2050 bestehen. Im Szenario *Open Technology* sind FCEV ab dem Jahr 2025 in allen Pkw-Segmenten außer dem Segment *Kleinwagen* verfügbar. In beiden Szenarien gilt zudem die Annahme eines Marktaustritts von Pkw mit Verbrennungsmotor (ICEV und PHEV) ab dem Jahr 2035, in Folge ansteigender Kraftstoff- und Fahrzeuganschaffungskosten sowie nationaler und europäischer Regulierung [2]–[4]. Zuletzt wird angenommen, dass die *Offsets* der Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK), welche in Sektion 4.3.3 eingeführt werden, bis zum Jahr 2035 linear auf den Wert null sinken. Diese Annahme impliziert eine über die Zeit steigende Bereitschaft zum Erwerb elektrifizierter Antriebe, wie sie sich bereits heute in den Umfrageergebnissen der *stated-preference* (SP-)Studie (vgl. Abschnitt 3.3) andeutet. Eine vollständige Übersicht über die Szenarioparameter ist in Anhang C aufgeführt.

5.2.2 Simulationsergebnisse Markthochlauf Elektromobilität

Die Abbildungen Abbildung 5-7 und Abbildung 5-8 visualisieren die Entwicklung des deutschen Pkw-Bestandes, aufgelöst nach den Antriebsformen ICEV, PHEV, BEV und FCEV.

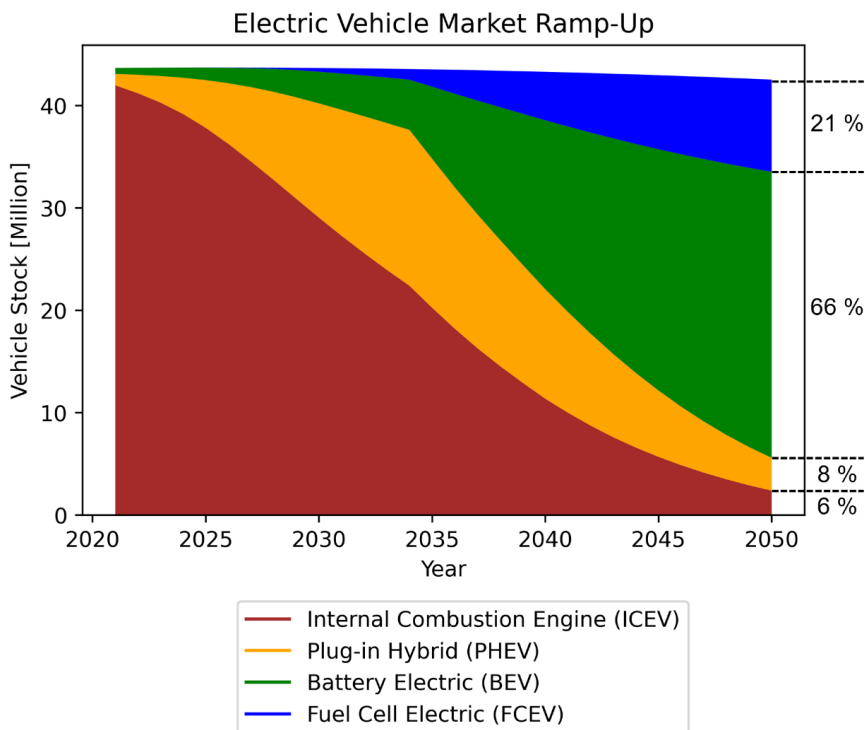


Abbildung 5-7: Antriebsmix in der deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2021 bis 2050 im Szenario *Electrification*.

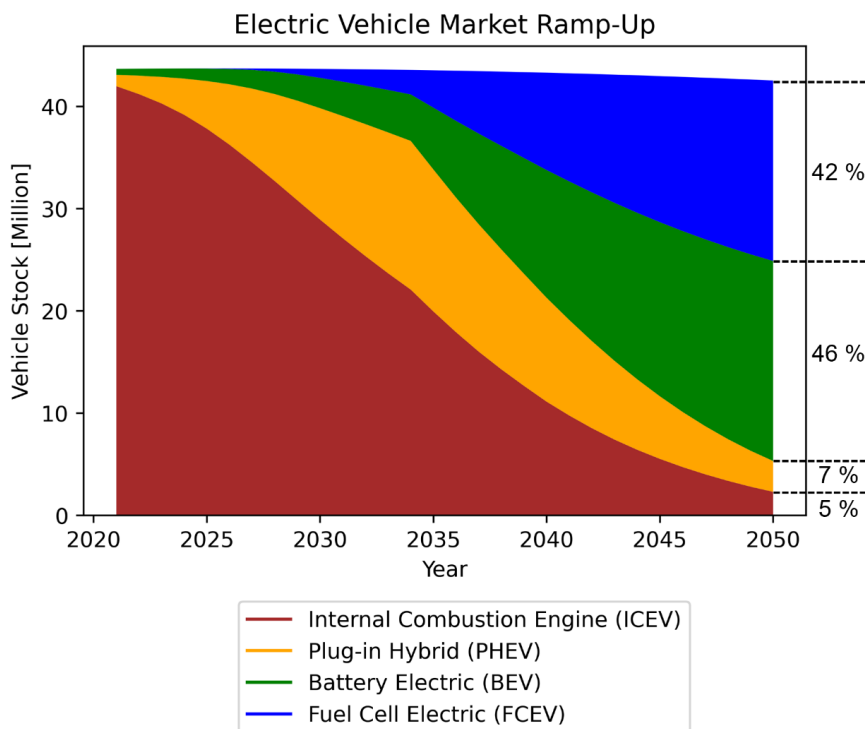


Abbildung 5-8: Antriebsmix in der deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2021 bis 2050 im Szenario *Open Technology*.

Die Gesamtzahl zugelassener Pkw entwickelt sich in beiden dargestellten Szenarien gleich. Bis zum Jahr 2026 ist ein leichter Anstieg um 0,1 % der zugelassenen Pkw zu erwarten. Anschließend sinkt die Zahl der zugelassenen Pkw bis zum Jahr 2050 um 2,9 % im Vergleich zum Jahr 2021. Die Gründe dafür liegen in der sinkenden Bevölkerungszahl und dem demografischen Wandel hin zu einer alternden Gesellschaft, welches in den hier zugrundeliegenden Szenarien angenommen wird und in Sektion 4.3.1 beschrieben ist. Eine Veränderung der Präferenzen in Bezug auf den Autobesitz von Haushalten wird in diesen Szenarien nicht berücksichtigt.

Bei Betrachtung des Anteils rein elektrischer Fahrzeuge (BEV, FCEV) am Pkw-Bestand zeigt sich eine deutliche Zunahme von ca. 1,4 % im Jahr 2021 auf 87 % im Szenario *Electrification* beziehungsweise auf 88 % im Szenario *Open Technology* im Jahr 2050 für die beiden genannten Szenarien. Im Szenario *Electrification* macht der Anteil an BEV an der Fahrzeugflotte im Jahr 2050 66 % aus, wohingegen der Anteil von FCEV an der deutschen Pkw-Flotte bei 21 % liegt. Im Szenario *Open Technology* sind im Jahr 2050 deutlich mehr FCEV zugelassen, sodass deren Anteil an der Pkw-Flotte bei 42 % liegt, gegenüber einem Anteil von 46 % BEV. Dabei ist der geringere Anteil von FCEV im Szenario *Electrification* auf die beschränkte Verfügbarkeit dieser Antriebstechnologie in kleineren und mittleren Pkw-Segmenten zurückzuführen. Weiterhin ist ebenso in beiden Szenarien eine Disruption in der Entwicklung des Pkw-Bestands im Jahr 2035 auszu-

machen, welche auf die Annahme eines Marktaustritts von Pkw mit Verbrennungsmotoren ab diesem Jahr zurückzuführen ist.

Abbildung 5-9 visualisiert die Nutzenanteile der Antriebstechnologien für die Jahre 2021, 2035 und 2050, relativ zur ICEV-Technologie, für das Segment *Mittelklasse* und das Szenario *Open Technology*.

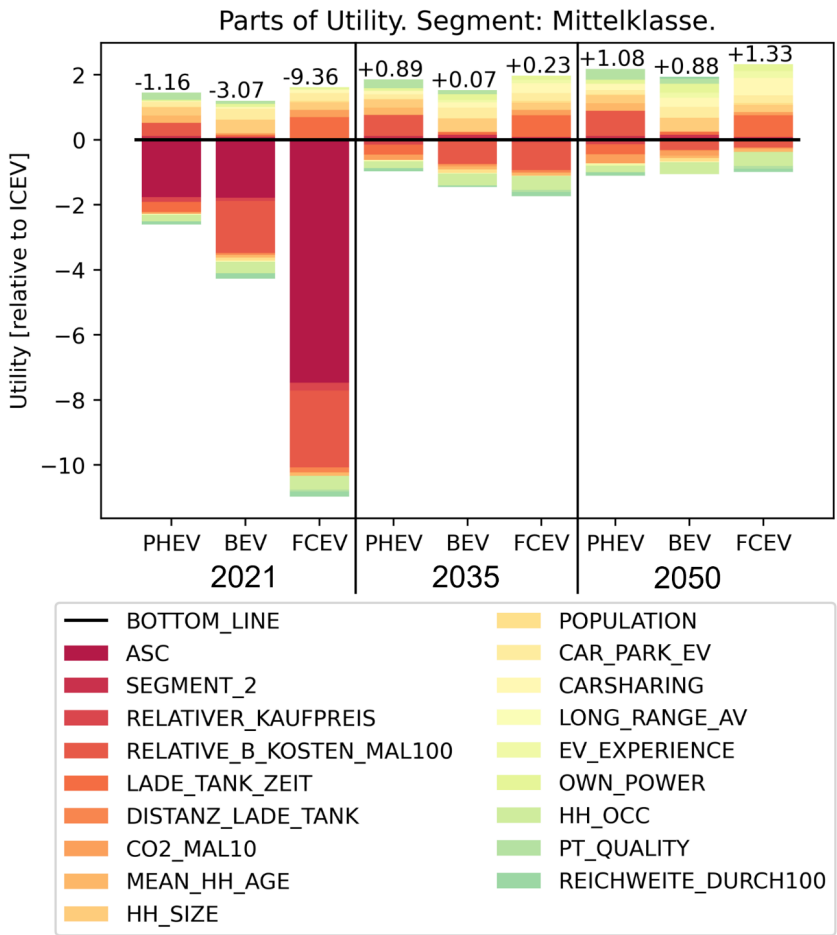


Abbildung 5-9: Nutzenanteile der Antriebstechnologien in den Jahren 2021, 2035 und 2050, relativ zur ICEV-Technologie für das Segment *Mittelklasse* und das Szenario *Open Technology*.

Im Jahr 2021 lassen sich für die elektrifizierten Antriebe negative Gesamtnutzen erkennen, was darauf hinweist, dass der ICEV die bevorzugte Antriebsform darstellt. Bis zum Jahr 2035 kehrt sich dieser Trend um und alle elektrifizierten Antriebe haben einen höheren Gesamtnutzen im Vergleich zu ICEV. Den höchsten Gesamtnutzen und damit die größte Wahrscheinlichkeit, gewählt zu werden, weist hierbei die Antriebsform PHEV auf. Da ab 2035 jedoch die Annahme des Marktaustritts von ICEV und PHEV gilt, hat die

Antriebsform BEV den größten Anteil bei den Neufahrzeugen. Im Jahr 2050 weist die Antriebsform FCEV einen leicht höheren Gesamtnutzen gegenüber BEV auf.

Im Jahr 2021 haben die Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK) den größten Anteil an den negativen Nutzen der elektrifizierten Antriebe im Vergleich zum ICEV. Dies liegt in der Korrektur der ASK begründet, um die realen Anteile an den Neuzulassungen im Jahr 2021 abzubilden. Bis zum Jahr 2035 wird diese Korrektur, wie oben beschrieben, auf den Wert null verringert, sodass die ASK ab dem Jahr 2035 nicht mehr signifikant zum Gesamtnutzen beitragen.

Abbildung 5-10 visualisiert die Veränderung der Nutzenanteile in den beiden Zeiträumen von 2021 bis 2035 und von 2035 bis 2050 für das Segment *Mittelklasse* und das Szenario *Open Technology*.

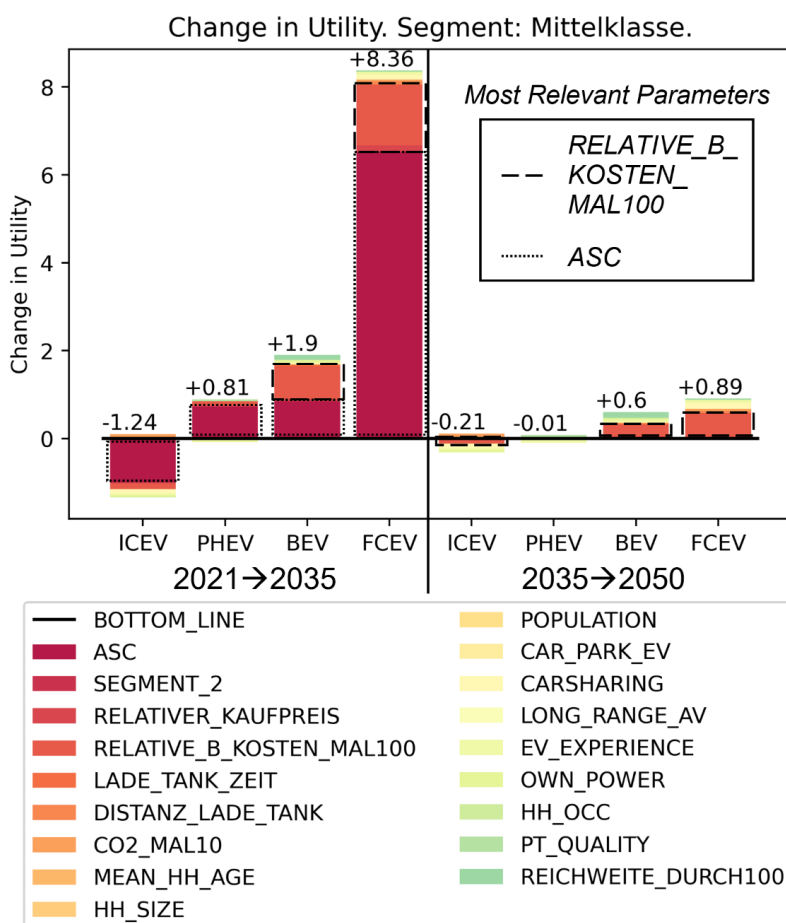


Abbildung 5-10: Veränderung der Nutzenanteile in den Zeiträumen von 2021 bis 2035 (links) und von 2035 bis 2050 (rechts). Es werden die Ergebnisse für das KBA-Segment *Mittelklasse* und das Szenario *Open Technology* visualisiert.

Im Zeitraum von 2021 bis 2035 erfahren die elektrifizierten Antriebstechnologien PHEV, BEV und FCEV eine deutliche Steigerung des Gesamtnutzens, wohingegen der Gesamtnutzen der Antriebstechnologie ICEV sinkt. Der Gesamtnutzen der FCEV-Technologie steigt dabei mehr als zehnmal so stark wie der der PHEV-Technologie und mehr als viermal so stark wie der der BEV-Technologie. Dabei ist der Präferenzwandel unter den Konsumenten in Bezug auf die Antriebstechnologien beim Pkw-Kauf maßgeblich auf Veränderungen der Nutzenanteile der Attribute *ASK* und *RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100* zurückzuführen. Wie bereits beschrieben (vgl. Abschnitt 2.2, Sektion 4.3.3) sind die Alternativen-spezifischen Konstanten (*ASK*) ein Maß für die allgemeine Präferenz für eine Antriebstechnologie, welche nicht weiter durch die anderen erfassten Attribute beschrieben wird. Das Attribut *RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100* beschreibt die Betriebskosten einer Antriebstechnologie. Bis zum Jahr 2035 wird eine Veränderung der *ASK* zugunsten der elektrifizierten Antriebstechnologien angenommen, insbesondere für die Antriebstechnologie FCEV. Wie in Sektion 5.2.1 geschildert werden die *ASK* des Jahres 2035 aus den Umfrageergebnissen abgeleitet. Die *ASK* des Jahres 2021 ergeben sich durch eine nachträgliche Anpassung, zur Abbildung der in diesem Jahr beobachteten Marktanteile der Antriebstechnologien an den Pkw-Neuzulassungen in Deutschland. In den Zwischenjahren von 2021 bis 2035 wird eine lineare Entwicklung der *ASK* angenommen. Neben den *ASK* entwickeln sich ebenso die Nutzenanteile des Attributs *RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100*, welches die Betriebskosten einer Antriebstechnologie beschreiben, für die Antriebstechnologien BEV und FCEV positiv im Zeitraum bis 2035. Dies ist auf sinkende Betriebskosten in diesem Zeitraum zurückzuführen. In dem Zeitraum von 2035 bis 2050 setzt sich dieser Trend fort und trägt weiterhin maßgeblich zu einer positiven Entwicklung der Gesamtnutzen der Antriebstechnologien BEV und FCEV bei. Die Gesamtnutzen der Antriebstechnologien ICEV und PHEV gehen in diesem Zeitraum hingegen leicht zurück.

Die Veränderung der Gesamtnutzen nach Antriebsform spiegelt sich in der Simulation der Pkw-Neuzulassungen wider. Abbildung 5-11 und Abbildung 5-12 visualisieren die zeitliche Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen in den Szenarien *Electrification* und *Open Technology* in Deutschland bis zum Jahr 2050.

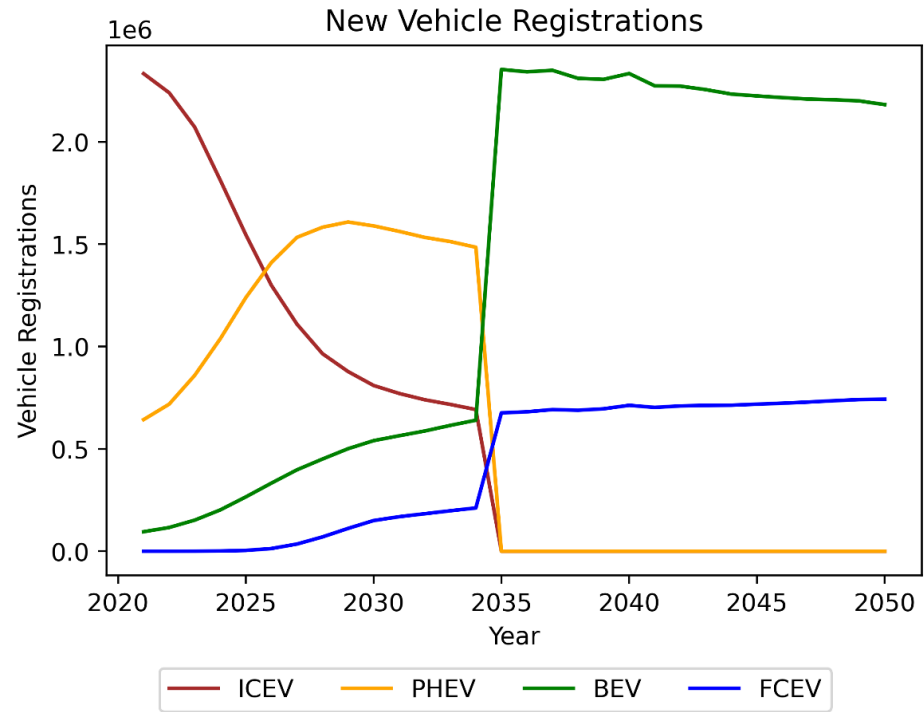


Abbildung 5-11: Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen nach Antriebsart in Deutschland im Szenario *Electrification*.

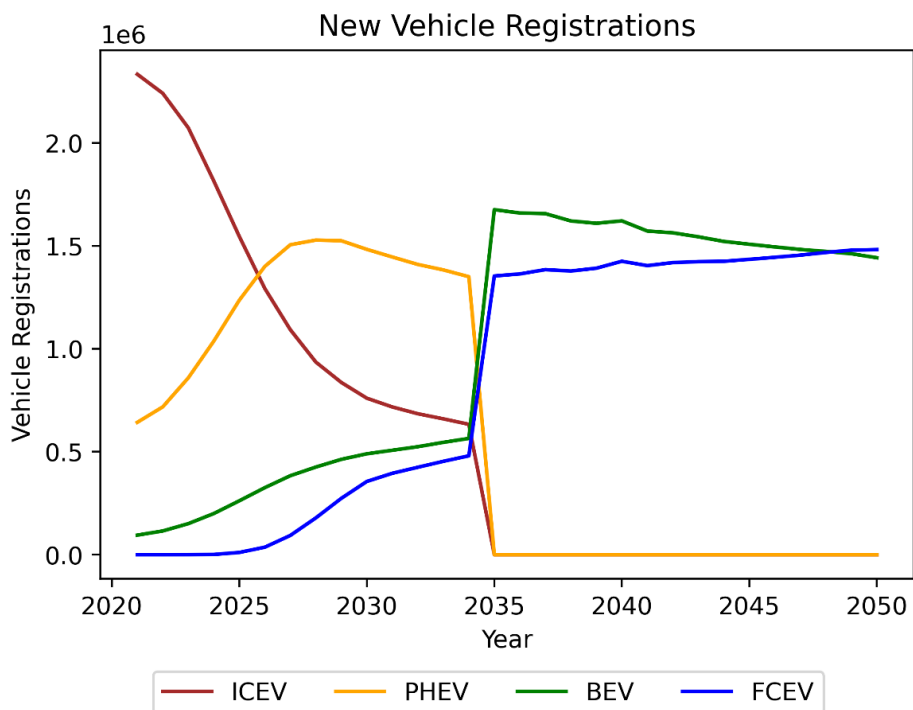


Abbildung 5-12: Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen nach Antriebsart in Deutschland im Szenario *Open Technology*.

Die zeitlichen Verläufe der Pkw-Neuzulassungen für die Antriebsarten ICEV und PHEV sind in den Szenarien *Electrification* und *Open Technology* nahezu gleich. Die Neuzulassungen für die Antriebsform ICEV sinken vor dem angenommenen Marktaustritt von ICEV und PHEV im Jahr 2035 in einem umgekehrten S-Kurvenverlauf von über zwei Millionen Fahrzeugen im Jahr 2021 auf ca. 500.000 Fahrzeuge im Jahr 2034. Die Neuzulassungen der PHEV-Antriebsform steigen hingegen bis zum Jahr 2028 in einem S-Kurvenverlauf von ca. 600.000 Fahrzeugen im Jahr 2021 auf ca. 1,5-1,6 Millionen Fahrzeuge im Jahr 2028. Damit entwickelt sich die Antriebsform der PHEV als zentrale Übergangstechnologie im Zeitraum bis zum Jahr 2035 und löst ICEV als die volumenstärkste Antriebsform bei den Pkw-Neuzulassungen ab. Ab dem Jahr 2028 sinken die Neuzulassungen von PHEV jedoch linear auf ca. 1,4-1,5 Millionen Fahrzeuge im Jahr 2034. Ab dem Jahr 2035 werden den Szenarioannahmen folgend keine weiteren ICEV oder PHEV verkauft.

Die Pkw-Neuzulassungen für die Antriebsformen BEV und FCEV folgen in den Jahren von 2021 bis 2035 sowohl im Szenario *Electrification* wie auch im Szenario *Open Technology* einem S-Kurvenverlauf. Dabei steigen die Neuzulassungen der Antriebsform BEV von ca. 100.000 im Jahr 2021 auf ca. 500.000-600.000 im Jahr 2035. Die S-Kurve der FCEV-Neuzulassungen steigt im Vergleich zu BEV-Neuzulassungen erst nach 2025 signifikant an, welches maßgeblich auf eine Beschränkung der FCEV-Verfügbarkeit bis zu diesem Jahr in den Pkw-Segmenten zurückzuführen ist. Zudem fällt der Anstieg der

FCEV-Neuzulassungen im Szenario *Open Technology* deutlicher aus als im Szenario *Electrification*. Im Szenario *Electrification* steigen die FCEV-Neuzulassungen auf ca. 200.000 Fahrzeuge im Jahr 2034, wohingegen die FCEV-Neuzulassungen im Szenario *Open Technology* auf nahezu 500.000 Fahrzeuge im Jahr 2034 ansteigen. In den Jahren nach 2035 steigen die Neuzulassungen für BEV und FCEV aufgrund des Marktaustritts von ICEV und PHEV sprunghaft an. Im Szenario *Electrification* liegen die BEV-Neuzulassungen im Jahr 2035 bei über zwei Millionen Fahrzeugen und im Szenario *Open Technology* bei ca. 1,6 Millionen Fahrzeugen. In beiden Szenarien liegen die jährlichen FCEV-Neuzulassungen unterhalb der Zulassungszahlen für die Antriebsform BEV. Im Szenario *Electrification* werden im Jahr 2035 ca. 600.000 FCEV neu zugelassen, wohingegen im Szenario *Open Technology* im Jahr 2035 ca. 1,3 Millionen FCEV neu zugelassen werden. Auch hier liegt die Begründung für den Unterschied zwischen den Szenarien in der Verfügbarkeit von FCEV in den Pkw-Szenarien, welche den Annahmen folgend im Szenario *Open Technology* deutlich höher liegt. In den Jahren nach 2035 sinken die Neuzulassungen für die Antriebsform BEV in beiden Szenarien linear um ca. 200.000 Fahrzeuge bis zum Jahr 2050. Die FCEV-Neuzulassungen erfahren hingegen einen linearen Anstieg um ca. 50.000 im Szenario *Electrification* beziehungsweise um ca. 200.000 Fahrzeuge im Szenario *Open Technology*. Im letzteren Szenario führt diese Entwicklung dazu, dass die FCEV-Neuzulassungen die BEV-Neuzulassungen ab dem Jahr 2048 übersteigen.

Der Simulation der Pkw-Neuzulassungen folgend sind im Szenario *Electrification* im Jahr 2030 2,9 Millionen vollelektrische Pkw (BEV und FCEV) in Deutschland zugelassen beziehungsweise 3,2 Millionen vollelektrische Pkw im Szenario *Open Technology*. Die Anzahl von 15 Millionen vollelektrischen Pkw, welche von der Bundesregierung im Koalitionsvertrag von 2021 für das Jahr 2030 als Ziel ausgegeben wurde, wird im Szenario *Electrification* erst im Jahr 2038 erreicht, beziehungsweise im Szenario *Open Technology* im Jahr 2037 [4].

Die exogene Szenarioannahme eines Marktaustritts von ICEV und PHEV führt im Jahr 2035 zu einem sprunghaften Anstieg der Pkw-Neuzulassungen von BEV und FCEV von über zwei Millionen zusätzlich zugelassenen Fahrzeugen in diesem Jahr. Diese extreme Dynamik im Markthochlauf elektrifizierter Antriebe kommt dadurch zustande, dass der Marktaustritt von ICEV und PHEV in der Simulation der Jahre vor 2035 modellseitig nicht antizipiert wird. Aus diesem Grund besteht für die unmittelbare Zeit vor und nach 2035 eine größere Unsicherheit in Bezug auf die Simulationsergebnisse.

Neben den exogenen Szenarioannahmen eines Marktaustritts von ICEV und PHEV sowie einer eingeschränkten FCEV-Verfügbarkeit in den *Electrification*-Szenarien sind die zeitlichen Verläufe der Pkw-Neuzulassungen von der Entwicklung des Gesamtnutzens je Antriebsart abhängig. Diese wiederum werden, wie bereits diskutiert, im Zeitraum von 2021 bis 2035 maßgeblich von der Entwicklung der ASK, also der allgemeinen Konsumenten-Präferenz für eine Antriebsart bestimmt und im Zeitraum von 2035 bis 2050 von der weiteren Entwicklung der Betriebskosten.

5.2.3 Sensitivitätsanalyse

In einer Parametervariation wird die Sensitivität des Markthochlaufmodells gegenüber zentralen Szenarioannahmen und Modellparametern untersucht. Abbildung 5-13 und

Abbildung 5-14 zeigen die Anteile der Antriebstechnologien an der deutschen Pkw-Flotte im Jahr 2050 in den Szenarien *Electrification* beziehungsweise *Open Technology* für die Simulationen der Sensitivitätsanalyse gegenüber den Referenzwerten aus Sektion 5.2.2.

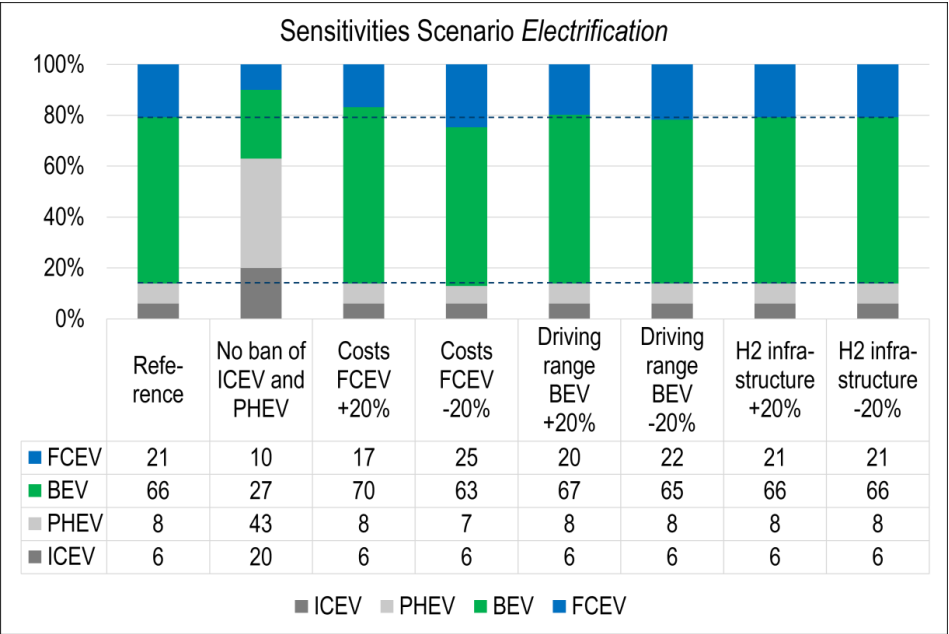


Abbildung 5-13: Anteile der Antriebstechnologien ICEV, PHEV, BEV und FCEV an der deutschen Pkw-Flotte im Szenario *Electrification* 2050 unter Berücksichtigung zusätzlicher Parametervariation.

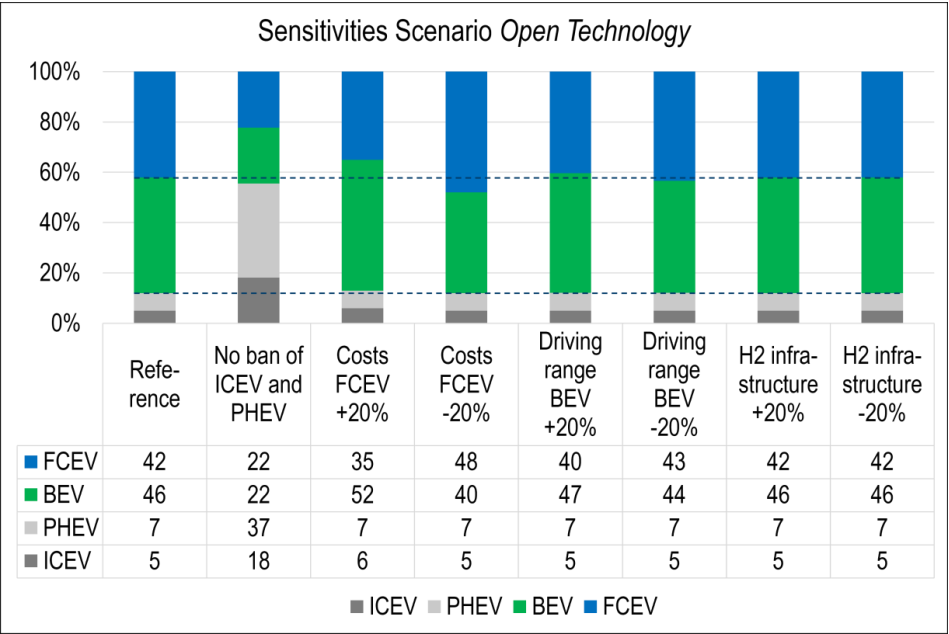


Abbildung 5-14: Anteile der Antriebstechnologien ICEV, PHEV, BEV und FCEV an der deutschen Pkw-Flotte im Szenario *Open Technology* 2050 unter Berücksichtigung zusätzlicher Parametervariation.

Zunächst werden die Auswirkungen der Annahme eines Marktaustritts von Pkw mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035 untersucht. In dem Fall, dass die Zulassung von ICEV und PHEV über dieses Jahr hinaus erlaubt bleibt, liegt der Anteil dieser Antriebstechnologien an der Pkw-Flotte im Jahr 2050 im Szenario *Electrification* mit insgesamt 63 % um 49 % höher gegenüber dem Referenzszenario mit 14 % beziehungsweise mit 55 % um 47 % höher im Szenario *Open Technology*. Dies ist insbesondere auf einen höheren Anteil von PHEV an der Pkw-Flotte zurückzuführen, welcher im Szenario *Electrification* um 35 % und im Szenario *Open Technology* um 30 % über dem Referenzszenario liegt. Das Verhältnis der elektrischen Antriebe FCEV und BEV bleibt in diesen Szenarien in etwa konstant bei 3:1 (BEV:FCEV) im Szenario *Electrification* beziehungsweise bei ca. 1:1 im Szenario *Open Technology*. Den Modellergebnissen folgend ist ein Marktaustritt von Pkw mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035 anzustreben, um die deutsche Pkw-Flotte bis zum Jahr 2050 weitgehend zu elektrifizieren.

Weiterhin wird die Sensitivität des Markthochlaufmodells gegenüber den Kosten für Brennstoffzellenfahrzeuge simuliert. Dazu werden sowohl die Anschaffungs- wie auch die Betriebskosten jeweils um 20 % erhöht beziehungsweise verringert. Im Fall von erhöhten Kosten liegt der Anteil von FCEV an der deutschen Pkw-Flotte im Jahr 2050 mit 17 % im Szenario *Electrification* um 4 % niedriger als im Referenzszenario, beziehungsweise im Szenario *Open Technology* mit 35 % um 7 % niedriger. Eine ähnliche Sensitivität zeigt sich auch für stärker fallende Kosten als im Referenzszenario angenommen. Bei 20 % niedrigeren Investitions- und Betriebskosten liegt der Anteil von FCEV an der Pkw-Flotte mit 25 % im Szenario *Electrification* um 4 % höher als im Referenzszenario beziehungsweise im Szenario *Open Technology* um 6 % höher als im Referenzszenario. Die Annahmen bezüglich der Kostenentwicklung von FCEV haben also einen signifikanten Einfluss auf die Simulationsergebnisse.

Demgegenüber hat der Parameter der elektrischen Reichweite von BEV einen deutlich geringeren Einfluss auf den simulierten Anteil der Antriebstechnologien an der Pkw-Flotte im Jahr 2050. Bei Variation der Reichweite von BEV um +20 % beziehungsweise um -20 % variieren die Anteile von BEV und FCEV lediglich im Bereich von 1-2 %. Die Anteile von ICEV und PHEV bleiben konstant im Vergleich zum Referenzszenario.

Ebenso ergibt sich keine Veränderung der Anteile der Antriebstechnologien an der Pkw-Flotte im Jahr 2050 für eine Variation der Annahmen in Bezug auf die Verfügbarkeit von Wasserstoffinfrastruktur. Dabei wurde die Distanz zur nächsten öffentlichen Wasserstoff-Tankstelle im Modell um +20 % beziehungsweise -20 % variiert.

Schließlich lässt sich festhalten, dass die größten Sensitivitäten des Markthochlaufmodells für die Annahme des Marktaustritts von Pkw mit Verbrennungsmotor ab 2035 und für die Kosten von FCEV festgestellt werden.

5.3 Simulation: Urbane Mobilität der Zukunft

In diesem Abschnitt wird die urbane Mobilität in einer Stadt mit einer Million Einwohnern untersucht. Die Simulation folgt dabei den in Abschnitt 5.1 entwickelten Szenarien. Zentrale Einflussfaktoren auf die urbane Mobilität sind die Verfügbarkeit von Verkehrsmo-

di sowie Veränderungen in der Stadtstruktur. Zudem steht insbesondere die Betrachtung von geteilten Verkehrsmodi, wie *Car-* und *Ridesharing*, im Vordergrund.

5.3.1 Simulationsstruktur

Innerhalb der Szenarien zur Simulation der urbanen Verkehrsnachfrage werden 840 Agenten definiert, welche die Mobilität von einer Million Einwohnern einer Stadt repräsentieren. Das Mobilitätsverhalten der Agenten wird für einen Zeitraum von 28 Tagen mit einer regionalen Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen simuliert. In diesem Simulationszeitraum bleiben Urlaubsfahrten unberücksichtigt und der Arbeitsplatz der Agenten wird so definiert, dass dieser sich innerhalb der Stadtgrenzen befindet. Die regionale Auflösung ist durch das zugrundeliegende Datensatzpaket *B3-Lokal* der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) vorgegeben [25]. In Anlehnung an das Stadtgebiet Köln umfasst die Simulation 56 * 57 Verkehrszellen, die einen Raum von 28 * 28,5 km² abdecken. Ebenso wurden die Parameter der Zielortwahl, wie sie in Sektion 4.4.2 beschrieben sind, auf Basis von Fahrten, die innerhalb des definierten Stadtgebiets beobachtet wurden, kalibriert.

Eine zentrale Annahme innerhalb der urbanen Szenarien betrifft die Stadtstruktur. In den progressiven Szenarien wird eine dezentrale Stadtstruktur angenommen, die in der Simulation durch vier über das Beobachtungsgebiet verteilte Stadtzentren dargestellt ist, wie in Abbildung 5-15 visualisiert.

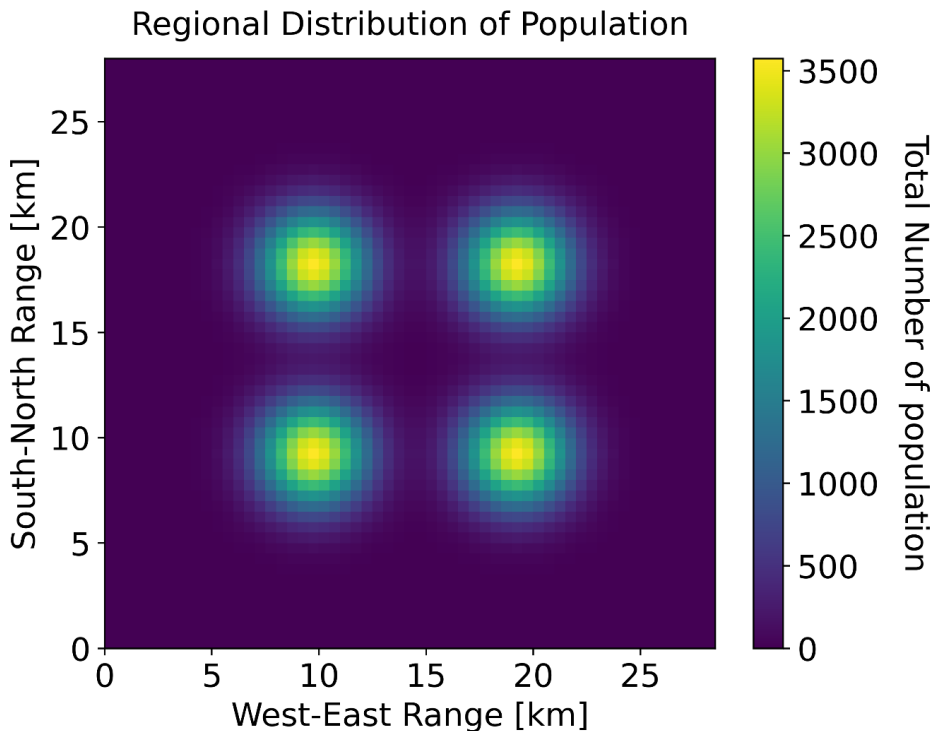


Abbildung 5-15: Räumliche Verteilung der Bevölkerung in den progressiven urbanen Szenarien (vgl. Abbildung 5-2).

Weiterhin bedeutet diese Annahme, dass sich sowohl die Bevölkerungsdichte wie auch die Attraktivitätsfaktoren für das urbane Gravitationsmodell in diesen Stadtzentren konzentrieren. Ausgehend von den definierten Stadtzentren wird eine logarithmisch fallende Verteilung für die Bevölkerungsdichte sowie für die Attraktivitätsfaktoren definiert. Die Verteilung der Bevölkerungsdichte wird schließlich so skaliert, dass das Integral der Bevölkerungsdichte über den Beobachtungsraum die maximale Anzahl definierter Agenten (~ 1000) nicht überschreitet. Die Verteilung der Attraktivitätsfaktoren wird entsprechend so skaliert, dass in den Stadtzentren der maximal beobachtete Attraktivitätswert liegt, wie er aus den MiD17-Daten abgeleitet werden kann.

In den konservativen Szenarien wird dasselbe Verfahren zur Verteilung der Bevölkerungsdichte und der Attraktivitätsfaktoren auf ein einziges Stadtzentrum angewandt, welches sich im Zentrum des Beobachtungsraums befindet. Abbildung 5-16 visualisiert die räumliche Verteilung der Bevölkerung in diesen Szenarien.

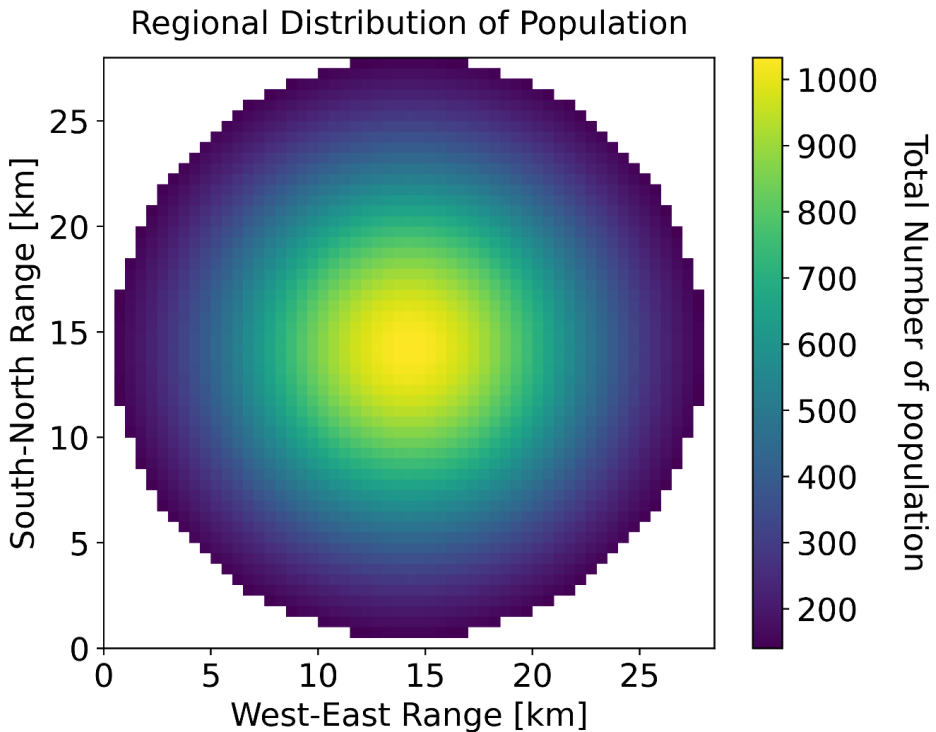


Abbildung 5-16: Räumliche Verteilung der Bevölkerung in den konservativen urbanen Szenarien.

Die Simulationen werden auf einem CPU-Cluster unter Nutzung von 50 parallelen *Threads* mit einer Prozessorgeschwindigkeit von jeweils 3,8 GHz durchgeführt und dauern ca. 2 Stunden.

5.3.2 Simulationsergebnisse Status Quo 2019

Die Simulation des Status Quo im Jahr 2019 dient zur Einordnung der Simulationsergebnisse im Vergleich zu dem in der MiD17 erfassten Mobilitätsverhalten im urbanen Raum.

Die Parameter der Simulation orientieren sich an dem in Abschnitt 5.1 beschriebenen Status Quo für das Jahr 2019. Die Bevölkerungsdichte sowie die Attraktivitätsfaktoren sind ausgehend von einem einzigen Stadtzentrum über das Stadtgebiet verteilt, analog zu den konservativen Zukunftsszenarien. Abbildung 5-17 visualisiert die räumliche Verteilung der Verkehrsleistung über das betrachtete Stadtgebiet.

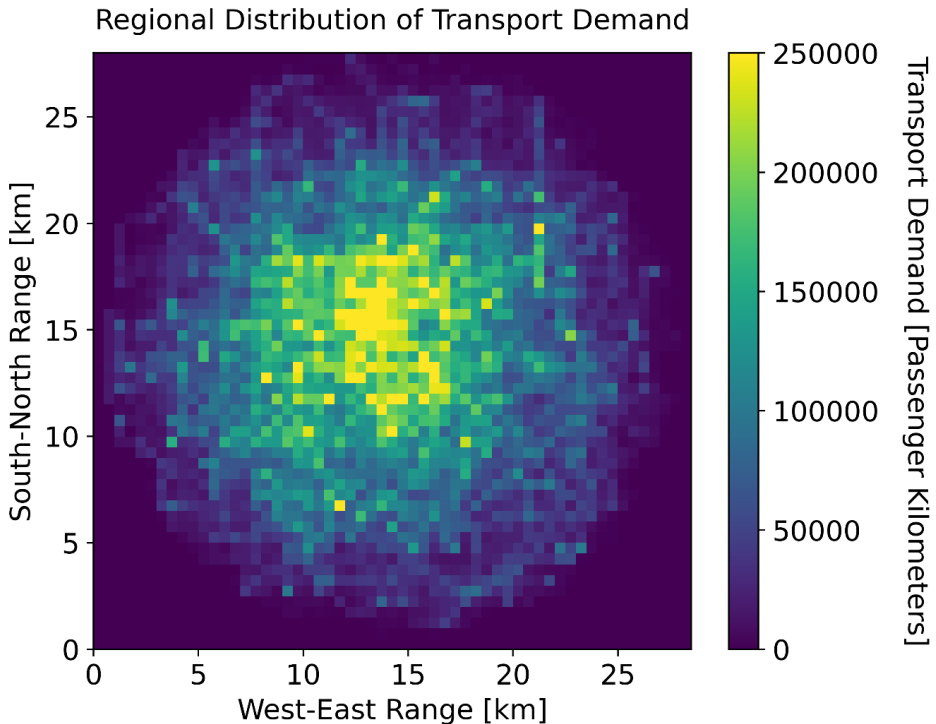


Abbildung 5-17: Räumliche Verteilung der Verkehrsleistung in der Simulation des urbanen Status Quo des Jahres 2019.

Durch die zentralisierte Struktur in Bezug auf die räumliche Verteilung der Attraktivitätsfaktoren und der Bevölkerungsdichte ergibt sich eine entsprechende räumliche Verteilung der Verkehrsleistung. Nach Berücksichtigung der Skalierung der simulierten Agenten auf die angenommene Gesamtbevölkerung einer Million Einwohner, ergibt sich eine innerstädtische Gesamtverkehrsnachfrage von ca. 370 Millionen Personenkilometern über den Simulationszeitraum von 28 Tagen, beziehungsweise von 13,2 km pro Tag und Agent. Tabelle 5-2 gibt einen Überblick über das Mobilitätsverhalten der einzelnen soziodemografischen Gruppen.

Tabelle 5-2: Verkehrsstatistik für die Simulation des Status Quo 2019, aufgelöst nach sozio-demografischen Gruppen.

Sozio-Demografische Gruppe	Anteil an Verkehrsleistung in Personenkilometern	Durchschnittliche Tagesfahrleistung – innerhalb des Stadtgebiets [Kilometer]	Durchschnittlich zurückgelegte Anzahl an Wegen pro Tag	Anzahl simulierter Agenten
Schüler*innen, < 18 Jahre	4 %	6,2	1,7	79 (9 %)
Vollzeit berufstätig, 18-65 Jahre	63 %	20,6	3,6	339 (40 %)
Teilzeit berufstätig, 18-65 Jahre	16 %	16,9	3,2	106 (13 %)
In Ausbildung, 18-65 Jahre	9 %	16,3	2,0	60 (7 %)
Erwerbslos, 18-65 Jahre	4 %	4,4	1,4	94 (11 %)
Erwerbslos, > 65 Jahre	4 %	2,6	0,9	162 (19 %)
Insgesamt	100 %	13,2	2,5	840 (100 %)

Im Vergleich zur MiD17 liegt der simulierte Wert für die durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person mit 13,2 km pro Tag deutlich unter dem Wert von ca. 25 km pro Tag, welcher sich durch Auswertung aller Fahrten von Personen, die in Metropolregionen wohnen, ergibt. Dies liegt darin begründet, dass in der MiD17 auch längere Fahrten über das Stadtgebiet hinaus berücksichtigt werden, die überproportional zur durchschnittlichen Tagesfahrleistung einer Person beitragen. Die Fahrten, welche innerhalb des Stadtgebiets simuliert werden, überschreiten eine Distanz von 50 km nicht. Berücksichtigt man ausschließlich Fahrten aus der MiD17 mit einer Distanz von unter 50 km ergibt sich die durchschnittliche Tagesfahrleistung zu ca. 13 km pro Tag, mit geringer Abweichung zur simulierten Tagesfahrleistung.

Die Tagesfahrleistung variiert zudem deutlich über die sozio-demografischen Gruppen. Vollzeit Berufstätige zwischen 18 und 65 Jahren legen demnach mit 20,6 km im Durchschnitt die meisten Kilometer pro Tag zurück. Diese Tagesfahrleistung verteilt sich auf 3,6 Wege pro Tag. Im Gegensatz dazu legt die Gruppe der Erwerbslosen über 65 Jahren durchschnittlich nur 2,6 km pro Tag zurück, verteilt auf 0,9 Wege pro Tag. Durch diese hohe Mobilitätsnachfrage der Gruppe der Vollzeit Berufstätigen zwischen 18 und 65

Jahren trägt diese Gruppe mit einem Anteil von 62 % an den zurückgelegten Personenkilometern auch überproportional zur Verkehrsnachfrage bei.

Im Weiteren wird die Aufteilung der Verkehrsnachfrage auf die einzelnen Verkehrsmodi im Vergleich zur MiD17 diskutiert. Dazu visualisiert Abbildung 5-18 den Modal Split nach Personenkilometern für die Simulation des Status Quo im Vergleich zur Auswertung der MiD17-Daten.

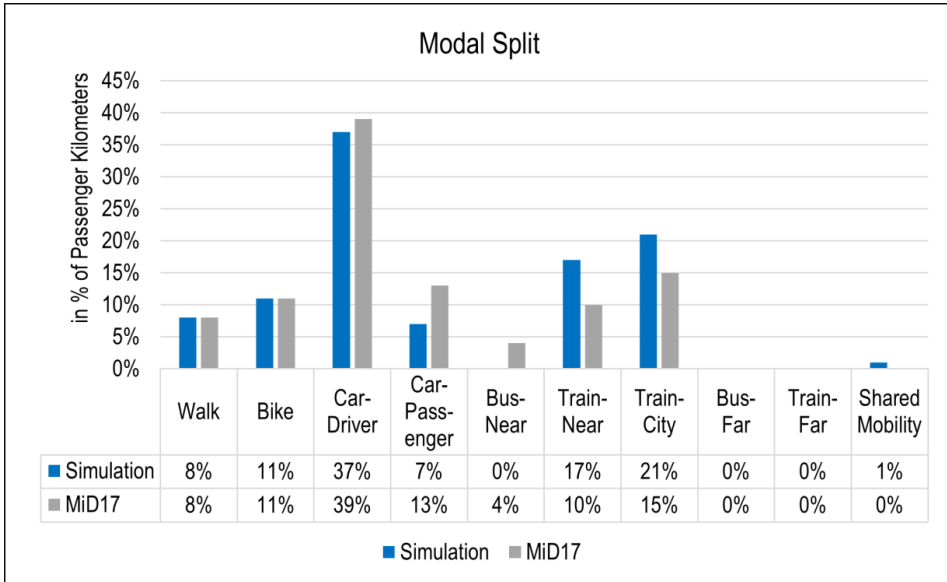


Abbildung 5-18: Modal Split (Verkehrsleistung) für den urbanen Status Quo des Jahres 2019. MiD17: Studie „Mobilität in Deutschland 2017“.

Eine gute Übereinstimmung der simulierten Anteile am Modal Split mit den MiD17-Daten ergibt sich für die Verkehrsmodi *Gehen (Walk)*, *Fahrrad (Bike)* und *Auto – Fahren (Car-Driver)* mit einer maximalen prozentualen Abweichung von 2 %. Ebenso ergibt sich eine sehr geringe bis kaum vorhandene Verkehrsnachfrage für die Verkehrsmodi *Fernverkehrsbus (Bus-Far)*, *Fernverkehrszug (Train-Far)* und *Shared Mobility*. Signifikante Abweichungen von den MiD17-Daten ergeben sich für die Verkehrsmodi *Auto-Mitfahren (Car-Passenger)*, *Nahverkehrsbus (Bus-Near)*, *Nahverkehrszug (Train-Near)* und *Stadtbahn (Train-City)*. Die Verkehrsnachfrage für *Auto-Mitfahren* wird dabei um 6 % unterschätzt und eine Verkehrsnachfrage für den *Nahverkehrsbus* ist in der Simulation nicht vorhanden. Die bei diesen Verkehrsmodi unterschätzte Verkehrsnachfrage verteilt sich in der Folge auf die anderen verfügbaren Nahverkehrsmodi Bus und Bahn und führt dort zu einer Überschätzung von 7 % beziehungsweise 6 % der in der MiD17 erfassten Verkehrsnachfrage. Die Abweichung zwischen Simulation und MiD17 lässt sich mit zwei wesentlichen Aspekten begründen. Zum einen kann die tatsächliche Verfügbarkeit von Verkehrsmitteln, wie beispielsweise die Verfügbarkeit eines*iner Fahrer*in für den Verkehrsmodus *Auto-Fahren* oder die Entfernung zur nächsten Haltestelle des öffentlichen Nahverkehrs (ÖPNV) nicht präzise simuliert werden. Dazu fehlen in der Datengrundlage der MiD17 Angaben zur Verkehrsmittelverfügbarkeit. Die Darstellung der Verkehrsmittelverfügbarkeit wird in Abschnitt 4.4 näher erläutert. Zum anderen weicht die

aufgeprägte Modellstruktur zur Abbildung des Entscheidungsverhaltens von dem realen Entscheidungsverhalten von Personen ab, welches zu inhärenten Modellabweichungen führt.

Einen zentralen Einflussparameter auf die Verkehrsmittelwahl stellt die Anzahl der zur Verfügung stehenden Fahrzeuge pro Haushalt dar. Tabelle 5-3 gibt eine Übersicht über den simulierten Fahrzeugbesitz.

Tabelle 5-3: Fahrzeugstatistik in der Simulation des urbanen Status Quo 2019.

Parameter	Wert
Anzahl privater Pkw	612.000
Anzahl private Pkw pro Haushalt – Simulation	0,9

Im hier simulierten Status Quo für das Jahr 2019 besitzt ein Haushalt durchschnittlich 0,9 Fahrzeuge. Insgesamt resultiert diese Fahrzeugbesitzquote in einer privaten Pkw-Flotte von 612.000 Fahrzeugen in der hier betrachteten Stadt mit einer Million Einwohnern.

5.3.3 Simulationsergebnisse 2050

Die urbane Mobilität der Zukunft steht unter dem Einfluss vielfältiger technologischer und gesellschaftlicher Trends. In den hier simulierten Zukunftsszenarien stehen vor allem die Einflussfaktoren der Verkehrsmittelverfügbarkeit und der Stadtstruktur im Zentrum der Analyse. Die Auswirkungen dieser Einflussfaktoren werden insbesondere in Bezug auf das autonome und geteilte Fahren diskutiert. Dabei wird der Forschungsfrage nachgegangen, wie viele autonome und geteilte Fahrzeuge nötig sind, um eine private Pkw-Fahrzeugflotte, bei gleichzeitiger Verfügbarkeit öffentlicher Verkehrsmodi, ersetzen zu können.

Tabelle 5-4 stellt die Entwicklung der durchschnittlichen Tagesfahrleistung pro Person über die simulierten Szenarien dar. Dabei ist die durchschnittliche Tagesfahrleistung ein Maß für die gesamte Verkehrsleistung in den Szenarien.

Tabelle 5-4: Durchschnittliche Tagesfahrleistungen pro Person in den urbanen Szenarien.

Szenario	Basis-szenario 2019	<i>Electrification Conservative</i>	<i>Electrification Progressive</i>	<i>Open Technology Conservative</i>	<i>Open Technology Progressive</i>
Durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person [km/Tag]	13,2	12,0	10,0	12,3	10,0
Durchschnittliche Anzahl an Wegen pro Tag	2,5	2,3	1,9	2,3	1,9
Durchschnittliche Wegelänge [km]	5,3	5,2	5,3	5,3	5,3

Es ist festzustellen, dass die durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person in allen Zukunftsszenarien gegenüber dem Status Quo 2019 abnimmt. In den progressiven Szenarien ist die Abnahme der Tagesfahrleistung pro Person gegenüber dem Status Quo mit 24 % für beide Fälle deutlicher als in den konservativen Szenarien. In diesen liegt die Abnahme der Tagesfahrleistung pro Person bei 9 % im Szenario *Electrification Conservative* beziehungsweise bei 7 % im Szenario *Open Technology Conservative*. Die durchschnittliche Zahl der Wege pro Person und Tag sinkt von 2,5 im Status Quo auf 1,9 in den progressiven Szenarien beziehungsweise auf einen Wert von 2,3 in den konservativen Szenarien. Gleichzeitig bleibt die durchschnittlich zurückgelegte Weglänge konstant bei etwa 5,3 km pro Weg. Damit ist die Abnahme der Verkehrsnachfrage in den zukünftigen Szenarien mit einem Rückgang der Anzahl zurückgelegter Wege pro Tag zu erklären. Der Grund für diese Entwicklung ist wiederum auf die Annahmen in Bezug auf Homeoffice zurückzuführen. In den progressiven Szenarien wird ein Anstieg der Homeoffice-Quote auf 70 % angenommen und in den konservativen Szenarien ein Anstieg auf 10 %. Darüber hinaus scheint eine Veränderung der Stadtstruktur zu vier Stadtzentren hin in den progressiven Szenarien keine Auswirkung auf die zurückgelegte Tagesdistanz pro Person zu nehmen, da die durchschnittliche Strecke pro Weg im Vergleich zu den anderen Szenarien konstant bleibt.

Abbildung 5-19 und Abbildung 5-20 visualisieren die räumliche Verteilung der Verkehrsleistung über die Verkehrszellen für die Szenarien *Open Technology Progressive* und *Open Technology Conservative*. Die Visualisierungen für die Szenarien *Electrification* gleichen den gezeigten Abbildungen und werden deshalb nicht weiter diskutiert. Im Zentrum der folgenden Betrachtung steht die Stadtstruktur.

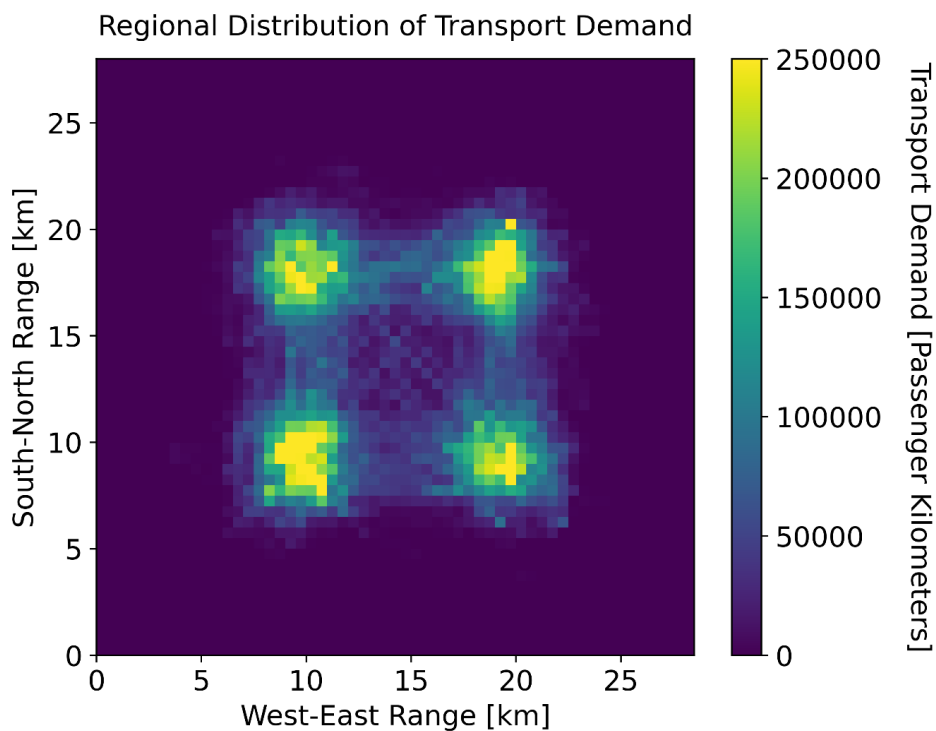


Abbildung 5-19: Räumliche Verteilung der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) im urbanen Szenario *Open Technology Progressive 2050*. Durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person: 10,0 km.

In den progressiven Szenarien wird eine Stadtstruktur mit vier Stadtzentren definiert, auf die sich auch die Verkehrsleistung konzentriert. Wenn Wege zu einem anderen Stadtzentrum getätigt werden, werden dabei die näher liegenden Stadtzentren bevorzugt, welches in der Grafik durch die Häufung von helleren Verkehrszellen auf den äußeren Kanten zwischen den vier Stadtzentren zu erkennen ist. Diagonale Wege zum jeweils weiter entfernten Stadtzentrum finden auch statt, sind jedoch weniger häufig.

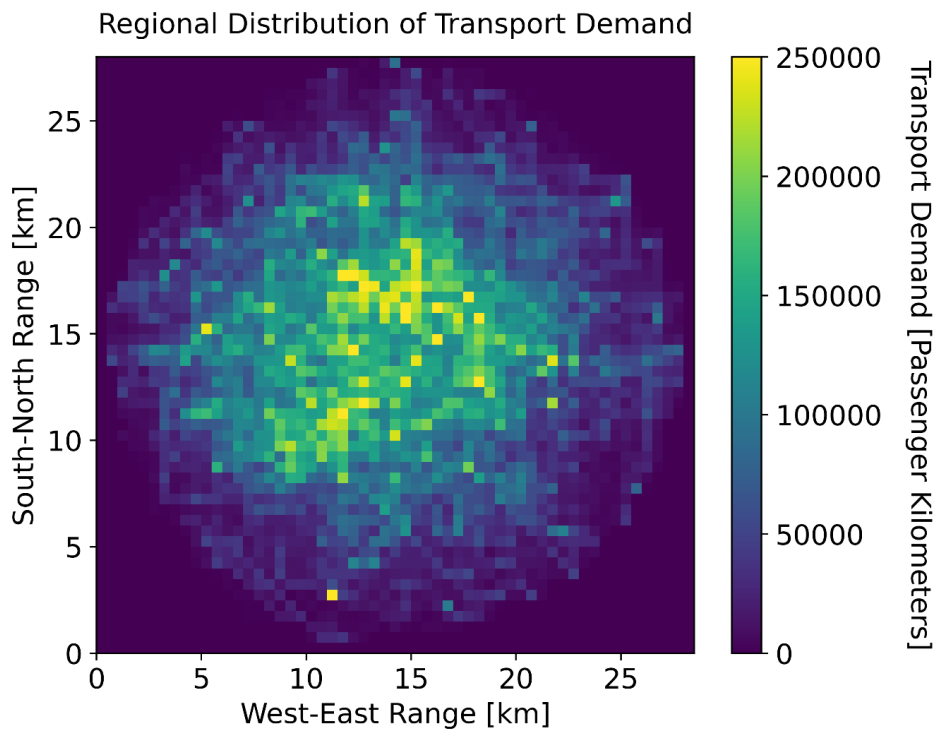


Abbildung 5-20: Räumliche Verteilung der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) im urbanen Szenario *Open Technology Conservative 2050*. Durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person: 12,3 km.

In den konservativen Szenarien ist die räumliche Ausdehnung der Verkehrsleistung deutlich größer und erstreckt sich bis an den Rand des definierten Stadtraums. Dies liegt in der Definition der Verteilungsfunktionen für die Bevölkerungsdichte und die Attraktivitätsfaktoren begründet. Die größere räumliche Ausdehnung der Verkehrsleistung führt jedoch, wie bereits beschrieben, zu keiner Erhöhung der durchschnittlichen Weglänge. Auch in diesen Szenarien konzentriert sich die Verkehrsleistung wie erwartet im Stadtzentrum, da hier die Maxima der Bevölkerungsdichte wie auch der Attraktivitätsfaktoren definiert sind.

Abbildung 5-21 veranschaulicht den Modal Split nach Personenkilometern für die Zukunftsszenarien im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019.

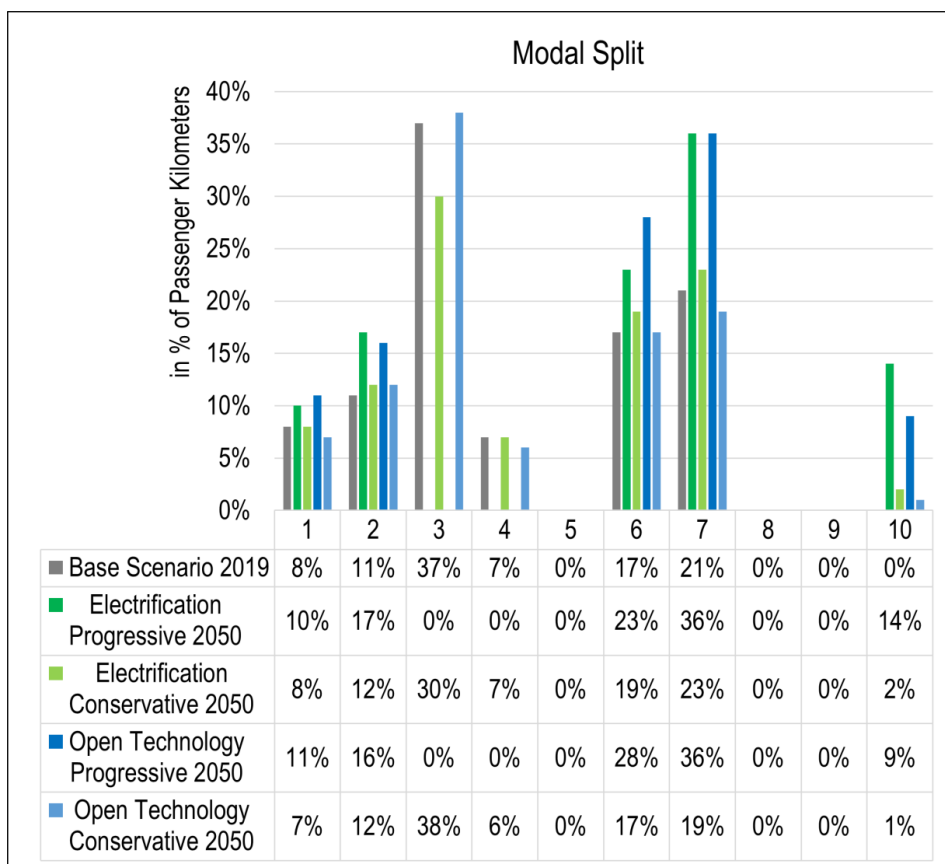


Abbildung 5-21: Modal Split (Verkehrsleistung) in den urbanen Verkehrsszenarien. 1: Gehen, 2: Fahrrad, 3: Auto-Fahren, 4: Auto-Mitfahren, 5: Bus-Nahverkehr, 6: Zug-Nahverkehr, 7: Zug-Stadtbahn, 8: Bus-Fernverkehr, 9: Zug-Fernverkehr, 10: Shared Mobility.

In den progressiven Szenarien wird angenommen, dass keine privaten Fahrzeuge im urbanen Raum fahren dürfen und dass der öffentliche Nahverkehr kostenlos ist. Diese Annahmen führen dazu, dass der Modal Split für die Verkehrsmodi 3 (*Auto-Fahren*) und 4 (*Auto-Mitfahren*) auf 0 % sinkt und sich die Verkehrsnachfrage dementsprechend auf die anderen Verkehrsmodi verteilt. Besonders stark profitiert der öffentliche Nahverkehr mit einem Zuwachs von 21 % im Szenario *Electrification Progressive* beziehungsweise von 26 % im Szenario *Open Technology Progressive* gegenüber dem Status Quo 2019. Der Zuwachs im öffentlichen Nahverkehr fällt im Szenario *Electrification Progressive* geringer aus, da hier der Verkehrsmodus 10 (*Shared Mobility*) stärker profitiert, mit einem Zuwachs von 14 % gegenüber dem Status Quo im Vergleich zu +9 % im Szenario *Open Technology Progressive*. Dies liegt in diesem Fall an der höheren Verfügbarkeit von *Shared Mobility* in den Szenarien *Electrification*, in denen jeder simulierte Agent eine Mitgliedschaft bei einem *Shared Mobility* Anbieter aufweist.

In den konservativen Szenarien ist privater Pkw-Verkehr im urbanen Raum weiterhin erlaubt. Im Szenario *Open Technology Conservative* ist der Modal Split sehr ähnlich im Vergleich zum Status Quo mit einer maximalen prozentualen Abweichung von unter 2 %. Das Szenario *Electrification Conservative* hingegen weist einen Rückgang des Anteils des Verkehrsmodus 3 (*Auto-Fahren*) am Modal Split von 7 % auf. Dieser Rückgang ist durch die deutlich geringere Autobesitzquote von 0,7 Autos pro Haushalt in diesem Szenario im Vergleich zum Szenario *Open Technology Conservative* mit einer Autobesitzquote von 1,0 Autos pro Haushalt beziehungsweise im Vergleich zum Status Quo mit einer Autobesitzquote von 0,9 Autos pro Haushalt zu begründen. Die niedrigere Autobesitzquote kommt durch die hohe Qualität des ÖPNV sowie die hohe Verfügbarkeit von *Shared Mobility* zustande, welche in den *Electrification*-Szenarien angenommen werden. Diese Beobachtung soll an dieser Stelle nochmals verdeutlicht werden: Aufgrund der hohen Attraktivität des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* ist der Anteil dieses Verkehrsmodus am Modal Split stark von der Verfügbarkeit privater Pkw und damit von der Autobesitzquote abhängig.

Ein besonderer Fokus der urbanen Verkehrsszenarien liegt auf der Betrachtung von autonomen, geteilten Fahrzeugen. Dazu wird, wie in Sektion 4.6.2 beschrieben, im *Post-Processing* auf Basis der Verkehrsleistung für *Shared Mobility* die benötigte Flottengröße für autonome *Car*- beziehungsweise *Ridesharing*-Flotten ermittelt sowie die Fahrleistung dieser Flotten bestimmt. *Car*- und *Ridesharing* stellen zwei verschiedene Mobilitätsdienstleistungen dar, die mit geteilten und in diesem Fall zudem autonomen Fahrzeugen angeboten werden können. Im Fall von *Carsharing* wird die Verkehrsnachfrage einzelner Personen sequenziell bedient. Im Modell wird dies durch einen maximalen Besetzungsgrad von eins abgebildet, sodass nicht mehrere Personen gleichzeitig befördert werden können. Im Gegensatz dazu werden die nachgefragten Fahrten einzelner Personen beim *Ridesharing* nach Möglichkeit mit demselben Fahrzeug zurückgelegt. Der maximale Besetzungsgrad eines autonomen und geteilten Fahrzeugs liegt im Modell dabei bei sechs Personen [54]. Somit bilden *Car*- und *Ridesharing* auch die beiden Extrema in Bezug auf die Nutzung von autonomen und geteilten Fahrzeugen für Mobilitätsdienstleistungen ab. Es wird zudem angenommen, dass die Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* zu 95 % gedeckt werden soll. Eine vollständige Bedienung der Verkehrsnachfrage würde zu einem überproportionalen Anstieg der benötigten Flottengröße führen. Dies liegt darin begründet, dass der Betrieb einer autonomen und geteilten Fahrzeugflotte bei sich verringernder Verkehrsnachfrage ineffizienter wird. Je geringer die Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility*, desto weiter liegen die nachgefragten Fahrten räumlich und zeitlich auseinander. Demzufolge sind die ersten Prozent der Verkehrsnachfrage effizient zu bedienen, wohingegen die Bedienung der letzten Prozent einen überproportional hohen Aufwand bedeutete.

Abbildung 5-22 visualisiert die zurückgelegten Fahrzeugkilometer pro Tag und Einwohner mit privaten Pkw und *Shared Mobility* in der Simulation des Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050. *Car*- und *Ridesharing* sind dabei als zwei alternative Optionen zur Bedienung der Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* zu verstehen, die in den Szenarien nicht nebeneinander simuliert werden. Die Fahrleistungen der *Car*- und *Ridesharing*-Flotten dürfen deshalb in der Betrachtung der Abbildung nicht addiert, sondern sollen als verschiedene Alternativen verstanden werden.

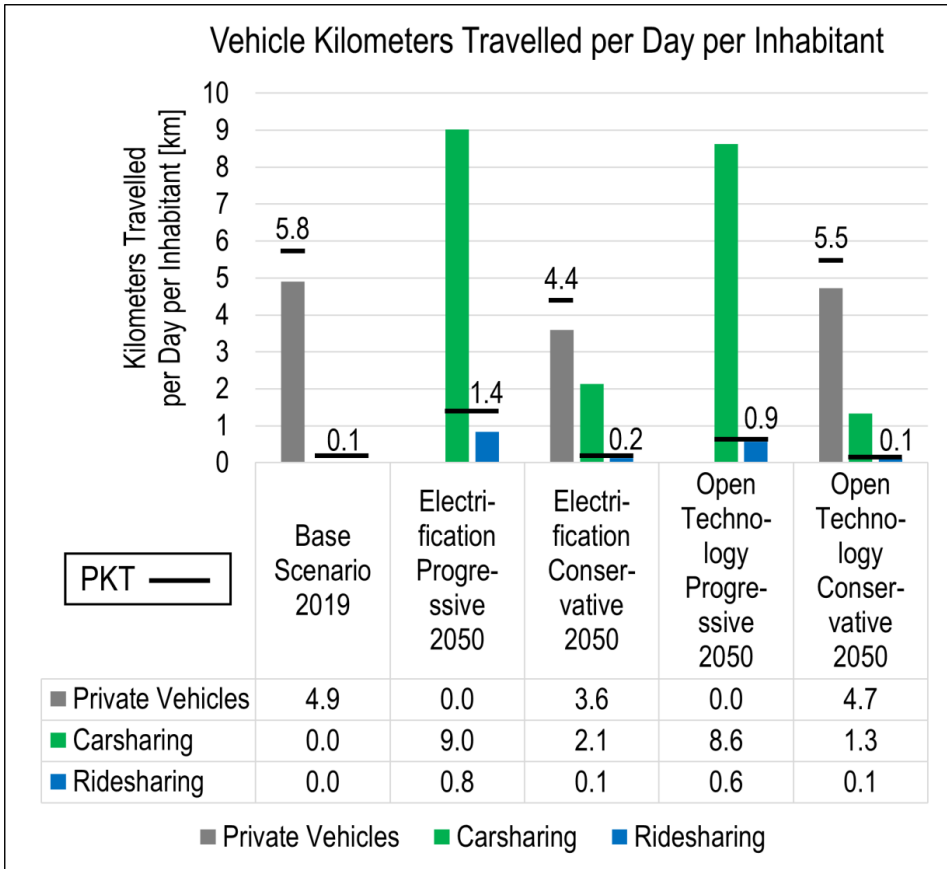


Abbildung 5-22: Zurückgelegte Fahrzeugkilometer pro Tag und Einwohner für die Verkehrsmodi privater Fahrzeuge und *Shared Mobility* in den urbanen Szenarien. Der Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* kann dabei entweder durch eine *Carsharing*- oder eine *Ridesharing*-Flotte bedient werden, sodass die abgebildeten Verkehrsnachfragen zwei Alternativen darstellen. PKT: *Passenger Kilometers Traveled*.

Die Differenz aus den zurückgelegten Personenkilometern (schwarzer Querstrich), i.e. der Verkehrsleistung, und den zurückgelegten Fahrzeugkilometern (visualisierte Balken), i.e. der Fahrleistung, ergibt sich für private Pkw sowie für die autonomen und geteilten Fahrzeugflotten aus dem durchschnittlichen Besetzungsgrad der Fahrzeuge (Besetzungsgrad = Personenkilometer / Fahrzeugkilometer). Dieser liegt für private Pkw zwangsläufig über dem Wert von eins, da diese, als nicht-autonome Fahrzeuge, immer mit mindestens einer Person fahren. Für die *Car*- und *Ridesharing*-Fahrzeuge kann der Besetzungsgrad jedoch unter eins fallen, da sich die autonomen Fahrzeuge auch ohne Fahrer*innen bewegen können. Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn ein geteiltes und autonomes Fahrzeug den Ort zwischen dem Ziel der vorherigen Fahrt und dem Start der nachfolgenden wechseln muss. Im Folgenden wird dies als Relokation bezeichnet.

In den konservativen Zukunftsszenarien des Jahres 2050 verteilt sich die Pkw-Verkehrsleistung sowohl auf private Pkw als auch teilweise auf *Shared Mobility*, ähnlich zur Verteilung für den Status Quo des Jahres 2019. Die Verkehrsleistung für private Pkw

liegt im Szenario *Electrification Conservative* mit 4,4 km pro Tag und Einwohner um 24 % niedriger als im Status Quo 2019 mit 5,8 km pro Tag und Einwohner beziehungsweise im Szenario *Open Technology Conservative* mit 5,5 km pro Tag und Person um 5 % niedriger als im Status Quo 2019. Die Verkehrsleistung von *Shared Mobility* liegt in den konservativen Zukunftsszenarien mit 0,1-0,2 km pro Einwohner und Tag in etwa auf demselben Niveau wie in der Simulation des Status Quo 2019 mit 0,1 km pro Tag und Einwohner. Wird die Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* nun mit einer *Carsharing*-Flotte bedient, so steigt die gesamte durch private Pkw und *Carsharing* verursachte Fahrleistung im Szenario *Electrified Conservative* auf insgesamt 5,7 km pro Einwohner und Tag und liegt damit in etwa so hoch wie die Fahrleistung im Status Quo des Jahres 2019 mit 5,8 km pro Tag und Einwohner. Im Szenario *Open Technology Conservative* liegt die gesamte Fahrleistung mit 6,0 km pro Tag und Einwohner über dem Wert der Verkehrsnachfrage für den Status Quo 2019. In beiden Szenarien resultiert die hohe Diskrepanz zwischen Verkehrs- und Fahrleistung aus dem hohen Relokationsaufwand für die autonomen *Carsharing*-Fahrzeuge. Durch die Relokation der Fahrzeuge ist die Fahrleistung der *Carsharing*-Flotte im Szenario *Electrified Conservative* um den Faktor 21 größer als die zu bedienende Nachfrage in Personenkilometern, beziehungsweise um den Faktor 13 größer im Szenario *Open Technology Conservative*. Dementsprechend liegen die Werte für den Besetzungsgrad in diesen Szenarien im Fall von *Carsharing* zwischen 0,05 und 0,08. Dies liegt darin begründet, dass die geringe Verkehrsleistung von 0,1-0,2 Personenkilometern pro Tag und Einwohner zu einem hohen Relokationsaufwand für die autonomen *Carsharing*-Fahrzeuge führt und diese somit äußerst ineffizient betrieben werden. Wird die Nachfrage nach *Shared Mobility* jedoch mit *Ridesharing* gedeckt, liegt der Besetzungsgrad der Fahrzeuge über dem Wert von eins, sodass die Fahrleistung *Ridesharing*-Flotte in den Zukunftsszenarien bei einem Wert von etwa 0,1 km pro Einwohner und Tag liegt.

In den progressiven Szenarien des Jahres 2050 ist der Verkehr von privaten Pkw nicht zugelassen, sodass für diesen Verkehrsmodus auch keine Nachfrage beobachtet wird. Die Verkehrsleistung von *Shared Mobility* steigt hingegen deutlich auf einen Wert von 1,4 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Electrification Progressive*, beziehungsweise auf 0,9 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Open Technology Progressive*, im Vergleich zu 0,1-0,2 km pro Einwohner und Tag in den weiteren Szenarien. Wird diese Verkehrsnachfrage mit einer *Carsharing*-Flotte bedient, zeigen sich ähnliche Verhältnisse wie in den konservativen Szenarien des Jahres 2050. Die Fahrleistung liegt im Szenario *Electrification Progressive* für *Carsharing* bei 9,0 km pro Einwohner und Tag beziehungsweise bei 8,6 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Open Technology Progressive*. Damit liegt die Fahrleistung um einen Faktor von 6,1-6,4 höher als die Verkehrsleistung, im Vergleich zu einem Verhältnis von Fahrzeugkilometern zu Personenkilometern von 13-21 in den konservativen Szenarien. Bei steigender Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* ist also eine effizientere Nutzung der *Carsharing*-Flotte möglich, auch wenn der Besetzungsgrad von *Carsharing*-Fahrzeugen weiterhin deutlich unter dem Wert von eins bleibt. Dies führt schließlich auch dazu, dass die Fahrleistung, welche allein durch *Carsharing* verursacht wird, mit 9,0 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Electrification Progressive* beziehungsweise mit 8,6 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Open Technology Progressive* deutlich über der Fahrleistung privater Pkw im Status Quo 2019 mit 4,8 km pro Einwohner und Tag liegt. In der Konsequenz führt der Einsatz einer

Carsharing-Flotte zur Substitution von privatem Pkw-Verkehr in allen Szenarien zu einer deutlich erhöhten Fahrleistung. Die Abdeckung der Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* mit einer *Ridesharing*-Flotte bietet hingegen ein größeres Potenzial zur Reduzierung der Fahrleistung. Im Szenario *Electrified Progressive* liegt die Fahrleistung der *Ridesharing*-Fahrzeuge bei 0,8 km pro Einwohner und Tag beziehungsweise bei 0,6 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Open Technology Progressive*. Im Vergleich zur Verkehrsleistung von 1,4 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Electrified Progressive* beziehungsweise von 0,9 km pro Einwohner und Tag im Szenario *Open Technology Progressive* wird der Relokationsaufwand der autonomen Fahrzeuge in der Betrachtung von *Ridesharing* durch einen höheren Besetzungsgrad der Fahrzeuge ausgeglichen. Die Fahrleistung reduziert sich durch den Einsatz von *Ridesharing*-Fahrzeugen im Vergleich zum Status Quo 2019 schließlich um 83 % im Szenario *Electrified Progressive* beziehungsweise um 87 % im Szenario *Open Technology Progressive*.

Tabelle 5-5 zeigt die Flottengrößen der *Car*- und *Ridesharing*-Flotten sowie die Anzahl privater Pkw in den Zukunftsszenarien 2050 im Vergleich zum Status Quo 2019.

Tabelle 5-5: Größe der Fahrzeugflotten in den urbanen Szenarien.

Szenario	Basis-szenario 2019	Electrificati-on Conser-vative	Electrificati-on Progres-sive	Open Techno-logy Conserva-tive	Open Techno-logy Progres-sive
Anzahl privater Pkw	612.000	463.000	0	640.000	0
Anzahl Carsharing Fahrzeuge	-	48.000	169.000	37.000	162.000
Anzahl Ridesharing Fahrzeuge	-	7.000	14.000	5.000	14.000

In den konservativen Szenarien setzt sich die Gesamtzahl an Fahrzeugen im urbanen Raum sowohl aus privaten Pkw als auch aus geteilten Fahrzeugen der *Car*- beziehungsweise *Ridesharing*-Flotten zusammen.

Im Szenario *Electrification Conservative* sinkt die Zahl zugelassener Pkw um 24 % auf 463.000, im Vergleich zu 612.000 Fahrzeugen im Status Quo 2019. Der Rückgang der privaten Pkw-Flotte ist in diesem Szenario durch die gestiegene Attraktivität der Verkehrsmittelalternativen im öffentlichen Nahverkehr zu erklären. Zudem befinden sich je nach Betrachtungsfall noch 48.000 *Carsharing*-Fahrzeuge oder 7.000 *Ridesharing*-Fahrzeuge im Stadtgebiet. In beiden Fällen liegt auch die Gesamtzahl der zugelassenen Fahrzeuge unterhalb der Flottengröße im Status Quo 2019. Wie weiter oben bereits gezeigt nimmt die gesamte Fahrleistung gegenüber dem Status Quo 2019 jedoch nur im Fall von *Ridesharing* signifikant ab. Im Szenario *Open Technology Conservative* liegt die Zahl der zugelassenen privaten Pkw mit 640.000 bereits oberhalb der Anzahl an Fahr-

zeugen im Status Quo. Der Anstieg der privaten Pkw-Flotte ist in diesem Szenario durch einen anhaltenden Fokus der Mobilität auf den Individualverkehr zu erklären. Zu der privaten Pkw-Flotte kommen zudem noch 37.000 geteilte Fahrzeuge im Fall von *Carsharing* beziehungsweise 5.000 Fahrzeuge im Fall von *Ridesharing*. In den progressiven Szenarien sind keine privaten Pkw im urbanen Raum zugelassen. Durch die höhere Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* liegt der Bedarf nach geteilten Fahrzeugen in den progressiven Szenarien gegenüber den konservativen Szenarien auch deutlich höher. Im Szenario *Electrification Progressive* werden im Fall von *Carsharing* 169.000 Fahrzeuge benötigt beziehungsweise im Fall von *Ridesharing* 14.000 Fahrzeuge. Im Szenario *Open Technology Progressive* liegt der Fahrzeugbedarf auf einem ähnlichen Niveau, mit 162.000 Fahrzeugen für *Carsharing* beziehungsweise mit ebenso 14.000 Fahrzeugen für *Ridesharing*.

Schließlich lässt sich festhalten, dass die Anzahl an Pkw durch den Einsatz von *Carsharing* bei gleichzeitiger Substitution des privaten Pkw-Verkehrs durch den Umweltverbund (progressive Szenarien) um 72 % bis 74 % im Vergleich zum Status Quo 2019 reduziert werden kann, wobei die Fahrleistung durch den hohen Relokationsaufwand von *Carsharing*-Fahrzeugen um 79 % bis 88 % steigt. Durch den Einsatz von *Ridesharing*-Fahrzeugen, die mehr als eine Person gleichzeitig transportieren können, reduziert sich hingegen sowohl das Fahrzeugaufkommen wie auch die Fahrleistung im Vergleich zum Status Quo 2019 deutlich. Die Anzahl an Fahrzeugen im urbanen Raum sinkt dabei in den progressiven Szenarien um 99 % auf unter 10.000 Fahrzeuge und die Fahrleistung reduziert sich um 83 % bis 87 % im Vergleich zum Status Quo 2019.

5.4 Simulation: Personenmobilität in Deutschland im Jahr 2050

Die in Abschnitt 5.1 entwickelten Szenarien einer zukünftigen Mobilität im Jahr 2050 werden in diesem Abschnitt auf nationaler Ebene betrachtet und mit einer regionalen Auflösung auf Gemeindeverbandsebene über den Zeitraum von einem Jahr simuliert. Dabei wird der Forschungsfrage nachgegangen, wie die Verkehrsnachfrage und die daraus resultierende Endenergienachfrage räumlich und sozio-demografisch verteilt ist.

5.4.1 Simulationsstruktur

In Abschnitt 5.4 werden fünf verschiedene, nationale Szenarien analysiert. Diese umfassen ein Referenzszenario für das Jahr 2019, sowie vier Szenarien für das Jahr 2050, welche entsprechend den in Abschnitt 5.1 aufgezeigten Entwicklungspfaden parametrisiert sind.

In jedem Szenario werden 4620 Gemeindeverbände nach dem Gebietsstand vom 31.12.2019 simuliert. Zur Verkürzung der Rechenzeit werden in jedem Gemeindeverband nur jeweils zehn Haushalte über den Zeitraum von 365 Tagen simuliert.

Die Auswahl der simulierten Haushalte orientiert sich an der Haushaltsgröße, Alters- und Beschäftigungsstruktur. Je mehr tatsächliche Haushalte mit diesen Merkmalen vorhanden sind, desto wahrscheinlicher ist die Simulation eines solchen Haushaltes. Dies führt beispielsweise dazu, dass mehr Ein-Personen- als Mehrpersonenhaushalte simuliert werden. Eine Bedingung in der Simulation stellt jedoch sicher, dass immer mindestens ein Zwei-Personen- und ein Drei-Personen-Haushalt definiert werden. Darüber hinaus wird für jeden Haushalt ein Gewichtungsfaktor bestimmt, der sich aus dem Verhältnis der

Häufigkeit des jeweiligen Haushaltstyps in der Realität im Vergleich zur Simulation ergibt. Diese Gewichtungsfaktoren werden im *Post-Processing* dazu genutzt, das Mobilitätsverhalten in der Aggregation korrekt zu skalieren.

Die Simulation der nationalen Verkehrsszenarien wird auf einem CPU-Cluster mit 300 parallelen *Threads* durchgeführt, bei einer Prozessorgeschwindigkeit von 3,0 GHz. Die Parallelisierung der Simulation gliedert sich in zwei Ebenen, wie in Abbildung 5-23 dargestellt.

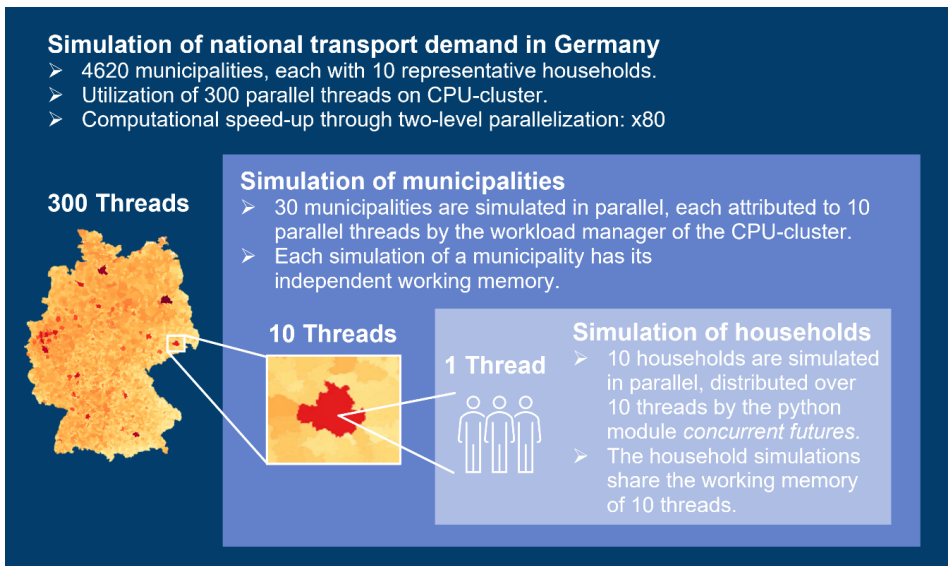


Abbildung 5-23: Parallelisierungsschema zur Simulation der nationalen Verkehrsnachfrage in Deutschland.

In der ersten Ebene wird die Simulation der Gemeindeverbände parallelisiert. Der Simulation eines Gemeindeverbandes werden zehn *Threads* zugeordnet, die einen von den anderen Simulationen unabhängigen Arbeitsspeicher aufweisen. So können insgesamt 30 Gemeindeverbände zeitgleich simuliert werden. Die parallelen Simulationen werden durch den *Workload Manager* des CPU-Clusters koordiniert, wodurch eine Anpassung des Programmcodes von MO|DE in diesem Schritt nicht notwendig ist. Der *Workload Manager* startet auch die Simulation weiterer Gemeindeverbände, sobald eine vorherige Simulation beendet wird. In der zweiten Ebene wird die Simulation von Haushalten eines Gemeindeverbandes parallelisiert. Ein Haushalt wird dabei mit einem einzigen *Thread* simuliert, sodass die zehn Haushalte eines Gemeindeverbandes zeitgleich gerechnet werden können. Die Agenten eines Haushaltes werden schließlich sequenziell nach einer intern festgelegten Haushaltsrangliste simuliert, da sich das Mobilitätsverhalten der einzelnen Haushaltsmitglieder gegenseitig bedingt. Die zehn *Threads* eines Gemeindeverbandes teilen sich einen gemeinsamen Arbeitsspeicher, da die Haushalte eines Gemeindeverbandes auf dieselbe regionale Datenbasis zugreifen. Die Parallelisierung der Simulation der Haushalte wird dabei innerhalb des Programmcodes von MO|DE implementiert. Dazu wird das Python-Modul *concurrent.futures* genutzt [133].

Die Simulation eines einzigen Tages eines Agenten benötigt ca. eine Sekunde. Die sequenzielle Simulation der nationalen Verkehrsnachfrage über den Zeitraum von 365 (virtuellen) Tagen benötigte demnach ca. 332 reale Tage. Durch die beschriebene Parallelisierung der Simulation wird die Rechendauer um einen Faktor von ca. x80 auf etwa vier Tage Rechenzeit verkürzt. Eine weitere Verkürzung der Rechenzeit wird durch den *Overhead* der Parallelisierung verhindert.

Im *Post-Processing* werden die Simulationsergebnisse der 4620 Gemeindeverbände aggregiert. Die Aggregation nutzt ebenfalls eine Parallelisierung und benötigt eine Gesamtrechenzeit von ca. einer Stunde.

5.4.2 Simulationsergebnisse Status Quo 2019

Die Parametrierung demografischer, ökonomischer und technischer Faktoren bezieht sich in der Simulation des Status Quo auf das Jahr 2019, da die Sondereffekte im Verkehrssektor aufgrund der COVID-19 Pandemie ab dem Jahr 2020 zunächst nicht abgebildet werden sollen. Zur Plausibilisierung der Verkehrs- und Endenergienachfrage wird die Statistik „Verkehr in Zahlen“ aus Jahr 2019 herangezogen [31]. Die hier diskutierten Simulationsergebnisse ergeben sich aus der Aggregation der Mobilitätsprofile von ca. 75.000 simulierten Agenten. Abbildung 5-24 visualisiert exemplarisch die Aktivitäten eines Agenten im Laufe einer Woche, der in Vollzeit berufstätig und zwischen 18 und 65 Jahre alt ist und in einer Metropole wohnt.

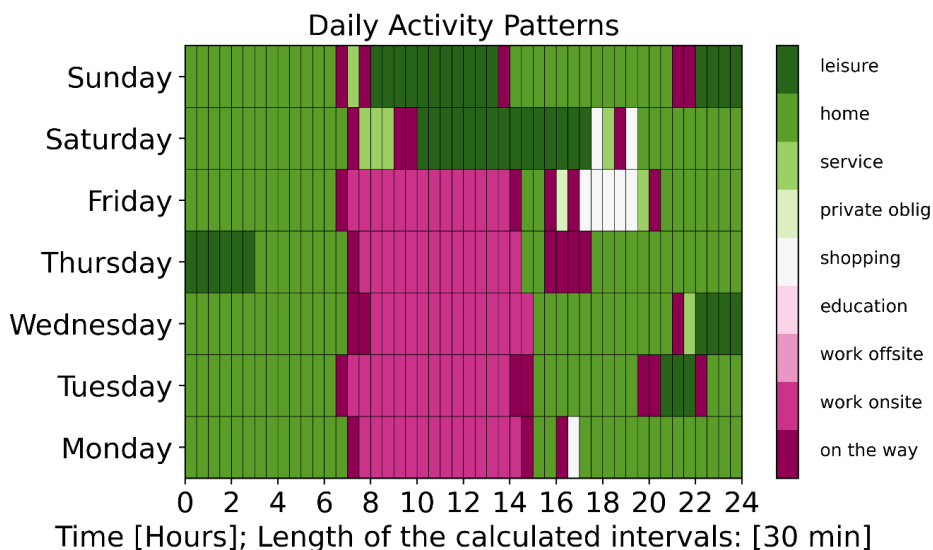


Abbildung 5-24: Exemplarische Visualisierung der Aktivitäten eines Vollzeit Berufstätigen im Alter zwischen 18-65 Jahren, in einer Metropolregion lebend, im Laufe einer Woche.

Das Aktivitätsmuster dieses simulierten Agenten ist geprägt durch die Aktivität *Arbeit*, welcher dieser Agent in den Tagen von Montag bis Freitag regelmäßig nachgeht. Am Wochenende verwendet der Agent seine Zeit vorwiegend auf die Aktivität *Freizeit*. Jede Aktivität ist mit einer Hin- und Weiterfahrt verbunden. In einigen Fällen werden diese jedoch nicht visualisiert, da die Wegzeit im entsprechenden 30-Minuten Intervall unterhalb

von 15 Minuten liegt und jeweils nur diese Aktivität abgebildet wird, welche die meiste Zeit im jeweiligen Zeitintervall in Anspruch nimmt. Auf eine weitere Diskussion und Plausibilisierung des abgebildeten Aktivitätsmusters wird verzichtet, da keine weiteren repräsentativen Schlüsse aus einer einzelnen Simulation gezogen werden können.

Abbildung 5-25 zeigt die durchschnittliche Zeitaufwendung eines Agenten pro Tag, aufgelöst nach sozio-ökonomischer Gruppe.

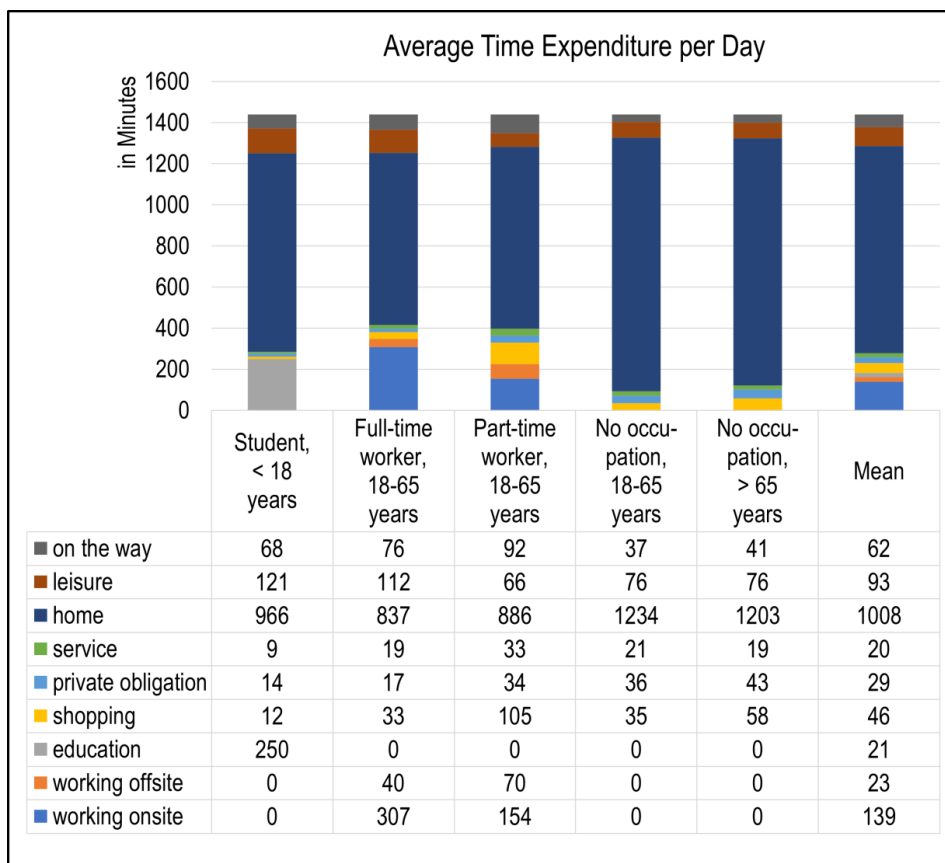


Abbildung 5-25: Durchschnittliche Zeitaufwendung eines Agenten pro Tag in Minuten, aufgelöst nach Aktivitäten und sozio-ökonomischen Gruppen.

Die simulierten Agenten verbringen etwa eine Stunde am Tag damit, den Ort zwischen verschiedenen Aktivitäten zu wechseln. Die Unterwegszeit ist am höchsten für die Gruppe der Berufstätigen zwischen 18 und 65 Jahren. Die Teilzeit-Berufstätigen gehen neben dem Beruf einer Vielzahl anderer Aktivitäten nach, wodurch ihre Unterwegszeit bei etwa 1,5 Stunden pro Tag liegt. Die niedrigsten Unterwegszeiten weisen die sozio-ökonomischen Gruppen der Erwerbslosen mit 37 Minuten beziehungsweise 41 Minuten auf.

Die Vollzeit-Berufstätigen gehen ihrer Arbeit im Durchschnitt knapp sechs Stunden am Tag nach, wobei davon ca. 90 % der Zeit am Arbeitsplatz verbracht wird und die restlichen 10 % an einem anderen Ort, beispielsweise auf Dienstreisen. Rechnet man die Wochen-

endtage heraus bei denen im Modell keine Arbeit ausgeübt wird, erhöht sich die durchschnittliche Arbeitszeit auf ca. acht Stunden pro Tag. Bei den Teilzeit-Berufstätigen liegt die durchschnittliche Arbeitszeit bei knapp vier Stunden pro Tag beziehungsweise bei Berücksichtigung der Wochenendtage bei ca. fünf Stunden pro Tag.

Schüler*innen, die unter 18 Jahre alt sind, verbringen durchschnittlich etwa vier Zeitstunden pro Tag in der Schule. Auch hier lassen sich die Wochenendtage herausrechnen, was schließlich zu einer durchschnittlichen Zeit von ca. sechs Stunden pro Tag führt.

In Bezug auf die Tätigkeit *Freizeit* ist festzustellen, dass die Teilzeit-Berufstätigen mit ca. einer Stunde pro Tag am wenigsten Zeit für Freizeitaktivitäten aufwenden, die außerhalb von zu Hause stattfinden. Demgegenüber wenden Vollzeit-Berufstätige mit knapp zwei Stunden pro Tag nahezu genauso viel Zeit für Freizeitaktivitäten auf wie Schüler*innen.

Personen, die einer regelmäßigen Tätigkeit nachgehen, wie Schule oder Arbeit, befinden sich zwischen 14 und 16 Stunden am Tag zu Hause. Solche Personen, die sich nicht in einer Ausbildungs- oder Erwerbssituation befinden, verbringen im Gegensatz dazu über 20 Stunden pro Tag zu Hause.

Die übrigen Aktivitätszeiten der Agenten verteilen sich auf die Aktivitäten *Einkaufen*, *Begleitung einer Person* und *private Verpflichtungen*.

Im Anschluss an die Plausibilisierung der Zeitaufwendung der simulierten Agenten in der Simulation des Status Quo wird weitergehend die Verkehrsleistung mit den Werten der Verkehrsstatistik „Verkehr in Zahlen“ aus dem Jahr 2019 verglichen. Tabelle 5-6 trägt die absolute Verkehrsnachfrage im Status Quo gegenüber den statistischen Daten aus „Verkehr in Zahlen“ auf.

Tabelle 5-6: Absolute Verkehrsleistung in der Simulation des Status Quo 2019 im Vergleich zur Verkehrsstatistik „Verkehr in Zahlen“ des Jahres 2019.

Verkehrsmittel (Verfügbarkeit)	Simulation [Abs.-Pkm * 10^9]		Verkehr in Zahlen [31] [Abs.-Pkm * 10^9]	
Zu Fuß (< 2 km)	20,7		-	
Fahrrad (< 5 km)	28,2		-	
Auto-Fahren	592 (66 %)		637 (59 %)	
Auto-Mitfahren	113 (13 %)		280 (26 %)	
Zug-Nahverkehr (< 85 km)	71,4	Σ 89,2 (10 %)	44,7	Σ 100,6 (9 %)
Zug-Stadtbahn (< 40 km & regiontype in 1&2)	16,9			
Zug-Fernverkehr (> 50 km)	0,9		55,9	
Bus-Nahverkehr (< 35 km)	94,0	Σ 94,4 (11 %)	55,9	Σ 62,3 (6 %)
Bus-Fernverkehr (> 50 km)	0,4		6,4	
Carsharing (< 50 km)	1,9		-	
TOTAL	939,4		1079,7	

In der Statistik „Verkehr in Zahlen“ ist die Verkehrsnachfrage lediglich für den motorisierten Personenverkehr zu finden. Die Simulation des Status Quo unterschätzt die Gesamtverkehrsleistung des motorisierten Verkehrs mit 890 Milliarden Personenkilometern um 18 % im Vergleich zu dem Wert, welcher in der Statistik „Verkehr in Zahlen“ für das Jahr 2019 angegeben ist. Für die in dieser Statistik angegebenen Werte für den Individualverkehr liegen keine amtlichen Statistiken vor, sodass hierfür ebenso Modellrechnungen des DLR und DIW Berlin herangezogen werden [31].

Die absolute Verkehrsleistung für den Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* liegt mit 592 Milliarden Personenkilometern im Vergleich zu den Daten von „Verkehr in Zahlen“ um 7 % niedriger. Dieser Wert entspricht gleichzeitig der Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern, welches durch private Pkw verursacht wird. Die Abweichung ist in Anbetracht des Vergleichs zweier Modellrechnungen vertretbar.

Die relative Abweichung des Fahrzeugmodus *Auto-Mitfahren* hingegen liegt mit einem Anteil von 13 % an der Verkehrsnachfrage des motorisierten Verkehrs im Status Quo im Vergleich zu 26 % in „Verkehr in Zahlen“ um 13 % niedriger. Diese deutliche Abweichung ist dadurch zu erklären, dass innerhalb von MO|DE vorwiegend Ein- beziehungsweise Zwei-Personen-Haushalte simuliert werden, dadurch dass diese einen höheren Anteil an der Gesamtbevölkerung ausmachen. Ist in solchen Haushalten ein Fahrzeug grundsätzlich verfügbar, wird dieses von den Haushaltsmitgliedern meist als Fahrer*in und nicht als Mitfahrer*in genutzt. Dieser Umstand führt schließlich auch zu einer relativen Überschätzung von 7 % des Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* im Status Quo gegenüber den Daten in „Verkehr in Zahlen“. Zudem werden die Fahrzeugmodi des öffentlichen Verkehrs, als Alternative zum Fahrzeugmodus *Auto-Mitfahren*, in der Simulation um 6 % gegenüber „Verkehr in Zahlen“ überschätzt.

Der öffentliche Fernverkehr wird in der Simulation des Status Quo mit in der Summe lediglich 1,3 Milliarden Personenkilometern fast nicht abgebildet. Im Vergleich geben die Daten von „Verkehr in Zahlen“ eine Verkehrsnachfrage im öffentlichen Fernverkehr von insgesamt ca. 62 Milliarden Personenkilometern an, wovon ca. 56 Milliarden Personenkilometer auf den Zugfernverkehr entfallen. Diese deutliche Unterschätzung des Fernverkehrs innerhalb von MO|DE, vor allem im Zugverkehr, hat zwei wesentliche Gründe. Zum einen ist dies die Verfügbarkeit von Nahverkehrszügen bis zu einer Strecke von 85 km. Der Zugnahverkehr hat im Vergleich zum Zugfernverkehr eine höhere Attraktivität. Dies führt schließlich dazu, dass viele Fahrten unterhalb von 85 km dem Zugnahverkehr zugerechnet werden, wodurch dieser im Vergleich zu „Verkehr in Zahlen“ auch um ca. 27 Milliarden Personenkilometer überschätzt wird. Der zweite Grund liegt in der Verfügbarkeit von Fernfahrten in ländlichen Regionen. Die *top-down* Modellierung von Fernfahrten, wie in Sektion 4.3.4 beschrieben, ergibt in der Simulation des Status Quo zunächst eine Verkehrsnachfrage von 31 Milliarden Personenkilometern im Zugfernverkehr und von 16 Milliarden Personenkilometern im Busfernverkehr. Berücksichtigt man diese Verkehrsnachfrage zusätzlich, ergibt sich eine Gesamtverkehrsnachfrage im Fernverkehr von ca. 49 Milliarden Personenkilometern, gegenüber ca. 62 Milliarden Personenkilometern in „Verkehr in Zahlen“. Fernfahrten mit Bus und Bahn sind innerhalb von MO|DE jedoch insbesondere in ländlichen Regionen nicht verfügbar. So werden solche Fernfahrten, die eigentlich durch die *top-down* Modellierung vorgegeben sind, nicht in die Simulation der Mobilität der Agenten integriert. Dies führt schließlich zu der deutlichen Unterschätzung

des Fernverkehrs innerhalb von MO|DE. Die Sensitivität des Modells gegenüber der Verfügbarkeit des Fernverkehrs wird in einer vergleichenden Simulation analysiert, welche Fernfahrten auch aus ländlichen Regionen zulässt. Tabelle 5-7 zeigt die Verteilung der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern, i.e. die Verkehrsleistung, für diese Sensitivitätsrechnung.

Tabelle 5-7: Absolute Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) in der Simulation des Status Quo 2019 – (Sensitivität Fernfahrten) im Vergleich zur Verkehrsstistik „Verkehr in Zahlen“ des Jahres 2019.

Verkehrsmittel (Verfügbarkeit)	Simulation [Abs.-Pkm * 10^9]		Simulation – Sensitivitäts- rechnung [Abs.- Pkm * 10^9]		Verkehr Zahlen [31] [Abs.- Pkm * 10^9]	
Zu Fuß (< 2 km)	20,7		18,1		-	
Fahrrad (< 5 km)	28,2		26,5		-	
Auto-Fahren	592		510 (57 %)		637 (59 %)	
Auto-Mitfahren	113		105 (12 %)		280 (26 %)	
Zug-Nahverkehr (< 85 km)	71,4	Σ 89,2	67,8	Σ 146,6 (16 %)	44,7	Σ 100,6 (9 %)
Zug-Stadtbahn (< 40 km & Re- gioSta7-Regionstyp in 1 oder 2)	16,9		16,4			
Zug-Fernverkehr (> 50 km)	0,9		62,4		55,9	
Bus-Nahverkehr (< 35 km)	94,0	Σ 94,4	65,8	Σ 90,3 (10 %)	55,9	Σ 62,3 (6 %)
Bus-Fernverkehr (> 50 km)	0,4		24,5		6,4	
Carsharing (< 50 km)	1,9		1,1		-	
TOTAL	939,4		897,6		1079,7	

Die Verkehrsnachfrage im Fernverkehr steigt von 1,3 Milliarden Personenkilometern für den Status Quo 2019 auf 86,9 Milliarden Personenkilometer in der Sensitivitätsrechnung für die Simulation des Status Quo, welche Fernfahrten auch aus ländlichen Regionen zulässt. Dabei entfallen 62,4 Milliarden Personenkilometer auf den *Zug-Fernverkehr* und 24,5 Milliarden Personenkilometer auf den *Bus-Fernverkehr*. Durch die höhere Verkehrsnachfrage im öffentlichen Personenfernverkehr sinken gleichzeitig die Verkehrsnachfragen für die weiteren Fahrzeugmodi im privaten und öffentlichen Verkehr, sowie auch insgesamt. Für die Gesamtverkehrsnachfrage ist ein Rückgang um 42 Milliarden Personenkilometer auf 898 Milliarden Personenkilometer zu verzeichnen. Die Verkehrsnachfra-

ge für den Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* sinkt um 82 Milliarden Personenkilometer auf einen Wert von 510 Milliarden Personenkilometer. Im öffentlichen Nahverkehr geht die Verkehrsnachfrage ebenfalls um 32,3 Milliarden Personenkilometer auf 150 Milliarden Personenkilometer zurück. Im Vergleich zu den Daten aus „Verkehr in Zahlen“ zeigt sich durch die Verfügbarkeit des Fernverkehrs in ländlichen Regionen eine Annäherung in den Verkehrsnachfragen für den Zugverkehr und den *Bus-Nahverkehr*. Der *Zug-Nahverkehr* wird mit 62,4 Milliarden Personenkilometern in der Simulation im Vergleich zu 55,9 Milliarden Personenkilometern bei „Verkehr in Zahlen“ gut abgebildet. Die Überschätzung im *Zug-Nahverkehr* reduziert sich ebenso um 4,1 Milliarden Personenkilometer. Im *Bus-Nahverkehr* nähert sich die Verkehrsnachfrage mit 65,8 Milliarden Personenkilometern in der Sensitivitätsrechnung der Verkehrsnachfrage in „Verkehr in Zahlen“ mit 55,9 Milliarden Personenkilometern an. Demgegenüber nimmt die Unterschätzung des Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* mit 510 Milliarden Personenkilometern in der Sensitivitätsrechnung im Vergleich zu 637 Milliarden Personenkilometern in „Verkehr in Zahlen“ zu. Ebenso wird der *Bus-Fernverkehr* mit 24,5 Milliarden Personenkilometern gegenüber 6,4 Milliarden Personenkilometern bei „Verkehr in Zahlen“ nun deutlich überschätzt.

Auf der einen Seite ergibt sich durch die Verfügbarkeit von Fernfahrten in ländlichen Regionen insgesamt eine Verbesserung der Aufteilung der Verkehrsnachfrage bei Unterteilung in Nah- und Fernverkehr. Auf der anderen Seite ergibt sich jedoch eine Verschlechterung der Abbildung bei Unterteilung in Auto-, Zug- und Busverkehr. Letztere ist vor allem für die Ableitung der Endenergienachfrage des Transportsektors relevanter, weshalb in den weiteren Simulationen eine höhere Verfügbarkeit des Fernverkehrs in ländlichen Regionen nicht abgebildet wird.

Abbildung 5-26 visualisiert die räumliche Verteilung der Verkehrsleistung über Deutschland in der Simulation des Status Quo 2019 in einer regionalen Auflösung auf Gemeindeverbandsebene.

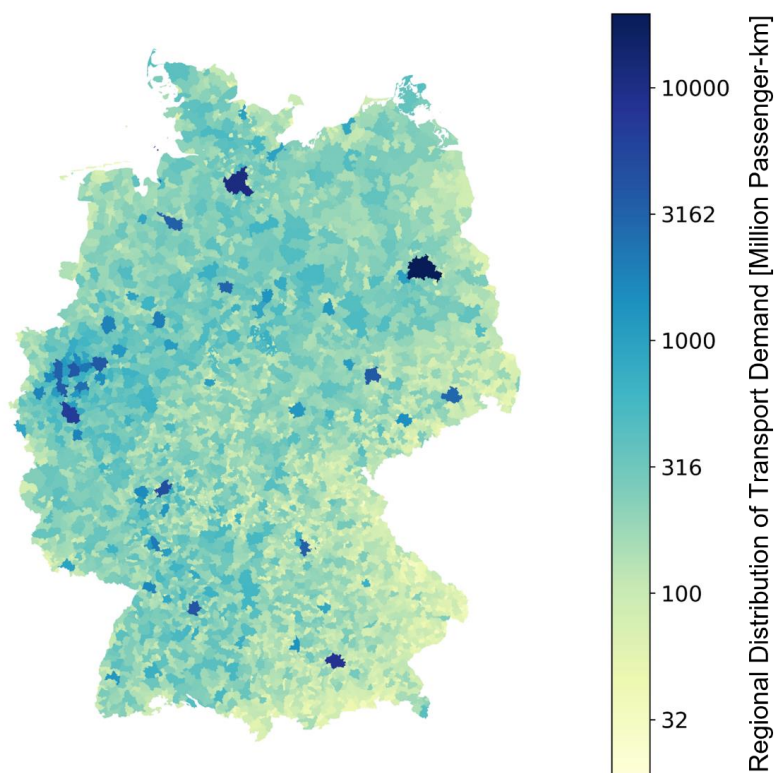


Abbildung 5-26: Räumliche Verteilung der Verkehrsleistung in der Simulation des Status Quo 2019.

Die Verkehrsnachfrage konzentriert sich auf die Ballungsräume in Deutschland. So ist eine besonders hohe Verkehrsnachfrage, in dunkelblau dargestellt, in den Metropolregionen festzustellen. Ländlichere Gebiete, im Osten sowie Südosten Deutschlands hingegen weisen eine geringere Verkehrsnachfrage auf. Tabelle 5-8 zeigt den Modal Split nach Personenkilometern, aufgelöst nach RegioStaR7-Regionstypen (RT). Eine Beschreibung der RegioStaR7-Regionstypen findet sich in Abschnitt 3.1. Der Grad der Urbanisierung nimmt von RT1 bis RT4 beziehungsweise von RT5 bis RT7 ab. RT1-RT4 beschreiben dabei Gemeindeverbände in einer übergeordnet städtischen Region und RT5-RT7 Gemeindeverbände in einer übergeordnet ländlichen Region.

Tabelle 5-8: Modal Split (Verkehrsleistung) in der Simulation des Status Quo 2019 und Anzahl an Autos pro Haushalt im Vergleich zu den Daten der MiD17, aufgelöst nach RegioStaR7-Regionstyp (RT).

Verkehrsmo- dus	RT 1	RT 2	RT 3	RT 4	RT 5	RT 6	RT 7	Durch- schnitt
Gehen	3,7 %	3,5 %	2,8 %	1,6 %	3,7 %	1,9 %	1,3 %	2,2 %
Fahrrad	7,2 %	7,7 %	3,5 %	1,7 %	5,7 %	1,9 %	1,2 %	3,0 %
Auto – Fahren	46 %	62 %	65 %	66 %	62 %	66 %	65 %	63 %
Auto – Mitfah- ren	10 %	14 %	12 %	12 %	15 %	13 %	12 %	12 %
Bus – Nahver- kehr	1,5 %	5,3 %	7,3 %	12 %	7,9 %	10 %	14 %	10 %
Zug – Nahver- kehr	13 %	5,2 %	9,0 %	7,2 %	5,0 %	6,9 %	6,4 %	7,6 %
Stadtbahn	18 %	3,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	1,8 %
Bus – Fernver- kehr	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %
Zug – Fernver- kehr	0,0 %	0,0 %	0,1 %	0,1 %	0,0 %	0,1 %	0,1 %	0,1 %
Shared Mobility	0,6 %	0,1 %	0,2 %	0,2 %	0,1 %	0,1 %	0,1 %	0,2 %
Autos / Haushalt - Simulation	0,78	0,92	1,01	1,08	0,98	1,02	1,06	1,04
Autos / Haushalt – MiD17 [25]	0,7	0,9	1,2	1,3	1,0	1,2	1,3	1,1

Der Anteil aktiver Verkehrsmodi (*Gehen, Fahrrad*) sinkt mit abnehmendem Grad der Urbanisierung. Werden in RT1 insgesamt ca. 10 % aller Personenkilometer zu Fuß oder mit dem Fahrrad zurückgelegt, sind es in RT4 und RT7 nur jeweils ca. 3 %.

Damit einher geht eine Zunahme des Anteils der mit dem Verkehrsmodus *Auto-Fahren* zurückgelegten Personenkilometer sowie eine Zunahme der Autobesitzquote in ländlichen Gemeindeverbänden. Besonders niedrig sind diese Werte für Metropolregionen. Innerhalb von RT1 liegt der durchschnittliche Anteil der mit dem Verkehrsmodus *Auto-Fahren* zurückgelegten Personenkilometer bei ca. 46 % und die Autobesitzquote bei 0,78 Autos pro Haushalt. In den Regionstypen RT4 und RT7 hingegen steigt der Anteil des Fahrzeugmodus *Auto-Fahren* auf 66 % beziehungsweise 67 %, bei Autobesitzquoten von 1,08 beziehungsweise 1,06 Autos pro Haushalt. Im Vergleich zu den Daten der MiD17 findet sich für die urbaneren Regionstypen 1, 2 und 5 eine gute Übereinstimmung mit der Simulation des Status Quo 2019 in Bezug auf den Autobesitz von Haushalten. In

diesen Regionstypen liegt die absolute Abweichung von den Umfragewerten der MiD17 in einem Bereich zwischen 0,2 bis 0,8 Fahrzeugen pro Haushalt. Für die ländlicheren Regionstypen 3, 4, 6 und 7 erkennt man in den MiD17-Daten eine deutliche Zunahme der Autobesitzquote auf 1,2 bis 1,3 Fahrzeuge pro Haushalt. Dieser Unterschied zu den urbaneren Regionstypen 1, 2 und 5 ist in der Simulation weniger deutlich. Die Autobesitzquote liegt in den ländlicheren Regionstypen in der Simulation zwischen 1,01 und 1,08 und unterschätzt die MiD17-Daten damit um 0,18 bis 0,24 Fahrzeuge pro Haushalt. Abbildung 5-27 visualisiert die regionale Verteilung der Autobesitzquote in Deutschland in der Simulation des *Status Quo 2019*. Die Visualisierung verdeutlicht die aufgezeigte regionale Abhängigkeit, mit einer in ländlichen Gemeindeverbänden höheren Autobesitzquote im Vergleich zu den urbanen Gemeindeverbänden.

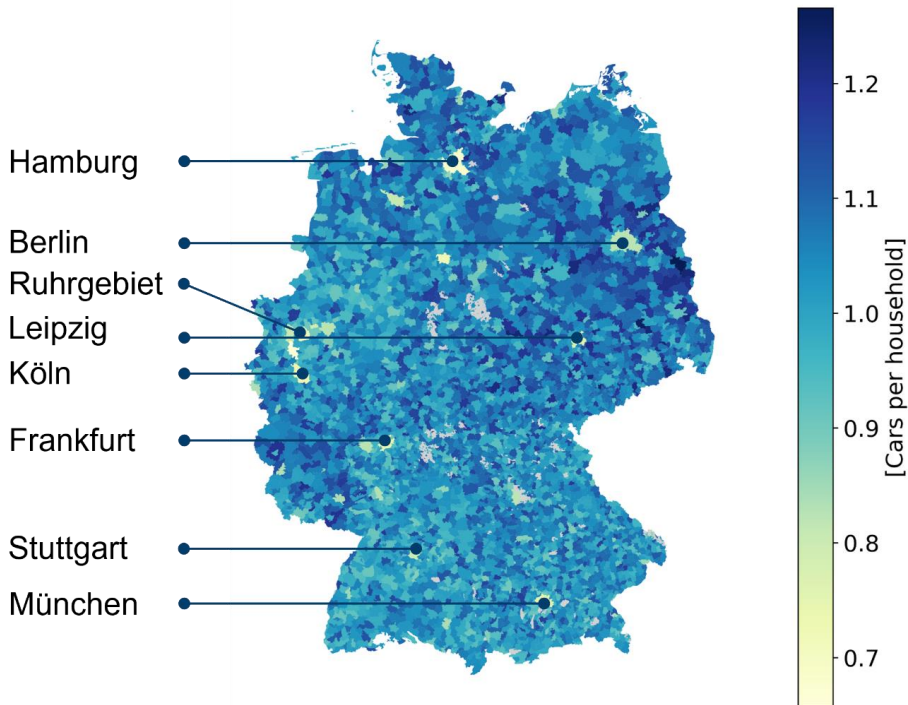


Abbildung 5-27: Regionale Verteilung von Autobesitz pro Haushalt in Deutschland in der Simulation des Status Quo 2019. In den gegrauten Gemeindeverbänden wohnen nach dem Gemeindegebietsstand vom 31.12.2019 keine Personen, sodass für diese Regionen keine Autobesitzquote simuliert wird.

Zurückkehrend zur Betrachtung des Modal Split ist ein steigender Anteil des Verkehrsmodus *Bus-Nahverkehr* zu ländlichen Regionen hin festzustellen. Im Regionstyp RT1 liegt der Anteil am Modal Split bei lediglich ca. 2 % und steigt auf 12 % beziehungsweise 14 % in den ländlichen Regionstypen RT4 beziehungsweise RT7. Dies liegt auch darin begründet, dass der Fahrzeugmodus *Stadtbahn* einen Anteil der Verkehrsnachfrage von 18 % in RT1 und von 3 % in RT2 abdeckt. Dieser Verkehrsmodus ist ausschließlich in den Regionstypen RT1 und RT2 verfügbar.

Der Fahrzeugmodus *Zug-Nahverkehr* deckt in RT1 13 % der gesamten Verkehrsnachfrage ab. Für die Regionstypen RT2-RT4 sowie RT5-RT7 lässt sich eine Zunahme des Modal Split Anteils für diesen Fahrzeugmodus von ca. 5 % in den urbaneren Regionstypen bis auf ca. 7 % in den ländlicheren Regionstypen beobachten.

Shared Mobility nimmt in allen Regionstypen eine untergeordnete Rolle ein und deckt die Verkehrsnachfrage jeweils zu unter einem Prozentpunkt. Den höchsten Anteil am Modal Split nimmt *Shared Mobility* im Regionstyp RT1 mit 0,6 % ein.

Wie bereits diskutiert, werden die Fernverkehrsmodi kaum abgebildet.

Tabelle 5-9 listet die durchschnittliche Tagesstrecke, die Anzahl an Wegen pro Tag und die durchschnittliche Streckenlänge auf, die ein Agent in der Simulation des Status Quo zurücklegt, differenziert nach sozio-ökonomischen Gruppen.

Tabelle 5-9: Durchschnittliche Tagesstrecke und Anzahl an Wegen pro Tag in der Simulation des Status Quo 2019, aufgelöst nach sozio-demografischen Gruppen.

Parameter	Schüler*innen unter 18 Jahren	Vollzeit-Berufstätige zwischen 18 und 65 Jahren	Teilzeit-Berufstätige zwischen 18 und 65 Jahren	Beschäftigungslose zwischen 18 und 65 Jahren	Beschäftigungslose über 65 Jahren	Durchschnitt
Durchschnittliche Tagesstrecke [km/Tag]	29	46	46	14	16	32
Durchschnittliche Anzahl Wege pro Tag [1/Tag]	3,0	3,6	5,5	2,9	3,0	3,5
Durchschnittliche Streckenlänge [km]	9,7	12,8	8,4	4,8	5,3	9,1

Vollzeit- und Teilzeit-Berufstätige legen im Durchschnitt die gleiche Tagesstrecke von 46 km pro Tag zurück, welches im Vergleich zu den anderen sozio-ökonomischen Gruppen auch die höchste durchschnittliche Tagesdistanz ist. Bei den Teilzeit-Berufstätigen verteilt sich diese Gesamtdistanz jedoch auf ca. 5,5 Wege pro Tag, im Vergleich zu 3,6 Wegen pro Tag bei den Vollzeit-Berufstätigen. Die Gruppe der Schüler*innen liegt mit einer durchschnittlichen Tagesdistanz von 29 km und 3,0 Wegen pro Tag nahe am durchschnittlichen Wert über alle sozio-ökonomischen Gruppen mit 32 km und 3,5 Wegen pro

Tag. Die geringste Mobilität weisen die Gruppen der Erwerbslosen beider Altersgruppen, von 18 bis 65 Jahren und über 65 Jahren auf. In diesen Gruppen liegt die durchschnittliche Tagesdistanz bei 14 beziehungsweise 16 km pro Tag, verteilt auf 4,8 beziehungsweise 5,3 Wege pro Tag.

Tabelle 5-10 zeigt die absolute Endenergie- und Verkehrsnachfrage, aufgelöst nach den Regionstypen und im Vergleich zur Statistik „Verkehr in Zahlen“.

Tabelle 5-10: Endenergienachfrage, Bevölkerung, absolute Verkehrsleistung und zurückgelegte Tagesstrecke in Personenkilometern, aufgelöst nach RegioStaR7-Regionstyp (RT). ViZ: Verkehrsstatistik für Deutschland „Verkehr in Zahlen 2019“ [31].

Verkehrsmodus	RT 1	RT 2	RT 3	RT 4	RT 5	RT 6	RT 7	Ge- samt	ViZ - 2019
Endener- gienachfrage – Gesamt [TWh]	39	33	93	58	16	81	183	504 (100 %)	599 (100 %)
Endener- gienachfrage – Benzin [TWh]	17	15	45	25	7,7	36	74	221 (44 %)	193 (32 %)
Endener- gienachfrage – Diesel [TWh]	7,8	15	46	32	8,0	43	106	257 (51 %)	394 (66 %)
Endener- gienachfrage – Strom [TWh]	15	2,3	2,5	1,1	0,3	1,5	3,1	25 (5 %)	12 (2 %)
Verkehrslei- stung – motori- siert [Milliarden Personenkilo- meter]	77	62	180	100	29	140	300	890	1080
Bevölkerung [Millionen]	15	12	21	5,2	5,1	12	13	83	83
Durchschnittli- che Tagesstre- cke [km/Tag]	14	14	23	53	16	33	63	29	36

In der Simulation des Status Quo 2019 wird die gesamte nationale Endenergienachfrage mit 504 TWh gegenüber den Angaben aus „Verkehr in Zahlen“ um 16 % unterschätzt. Dies geht einher mit einer Unterschätzung der gesamten nationalen Verkehrsnachfrage in der Simulation gegenüber „Verkehr in Zahlen“ um 18 %. Die Unterschätzung der Verkehrsnachfrage ist wiederum damit zu begründen, dass der Fernverkehr in der Simulation unterrepräsentiert ist.

Die relative Nachfrage nach Benzin liegt bei 44 % der gesamten Endenergienachfrage und damit um 12 % höher im Vergleich zu „Verkehr in Zahlen“. Die relative Nachfrage

nach Diesel liegt mit 51 % wiederum um 15 % niedriger als der Vergleichswert. Dieser Umstand resultiert daraus, dass das Mobilitätsverhalten der Agenten in der Simulation nicht von der Antriebsart des zur Verfügung stehenden Fahrzeuges abhängig ist und umgekehrt, die jährliche Fahrleistung der Agenten auch nicht in die Antriebswahl bei der Simulation des Autobesitzes miteinfließt. In der Konsequenz weisen diesel- wie benzinbetriebene Pkw in der Simulation in etwa die gleiche jährliche Fahrleistung auf. In der Realität liegt die jährliche Fahrleistung von Diesel-Pkw mit ca. 20.585 km pro Jahr um ca. 75 % höher als die jährliche Fahrleistung von Benzin-Pkw mit ca. 11.770 km pro Jahr [25]. Die Stromnachfrage wird in der Simulation im relativen Vergleich um 3 % überschätzt. Absolut liegt die simulierte Stromnachfrage mit jährlich 25 TWh deutlich über dem Wert von 12 TWh, wie er in „Verkehr in Zahlen“ angegeben wird. Dies ist vor allem durch den hohen Strombedarf von 15 TWh in Regionstyp 1 zu erklären. Dieser wiederum kommt durch den hohen Anteil der Fahrzeugmodi *Stadtbahn* und *Zug-Nahverkehr* am Modal Split von insgesamt 31 % zu Stande, bei einem gleichzeitig sehr niedrigen Anteil des Fahrzeugmodus *Bus-Nahverkehr* von lediglich 1,5 %.

Bei Betrachtung der regionalen Verteilung der Verkehrs- beziehungsweise Endenergienachfrage zeigt sich ein überproportional hoher Beitrag ländlicher Regionstypen. Die durchschnittliche tägliche Fahrleistung eines Agenten liegt in den ländlichsten Regionstypen 4 und 7 bei 53 km pro Tag beziehungsweise bei 63 km pro Tag. Demgegenüber legt ein Agent in den Regionstypen 1, 2 und 5 lediglich zwischen 14 bis 16 km pro Tag zurück.

Abbildung 5-28 visualisiert den Endenergiebedarf, der zur Bedienung der Verkehrsnachfrage in einem Gemeindeverband nötig ist, im Verhältnis zur Zahl der dort lebenden Einwohner. Das heißt, dass in der Abbildung insbesondere auch der Durchgangsverkehr in einem Gemeindeverband mitberücksichtigt wird. Die Endenergiebedarfe für Flüssigkraftstoffe und Strom werden dabei gemeinsam betrachtet.

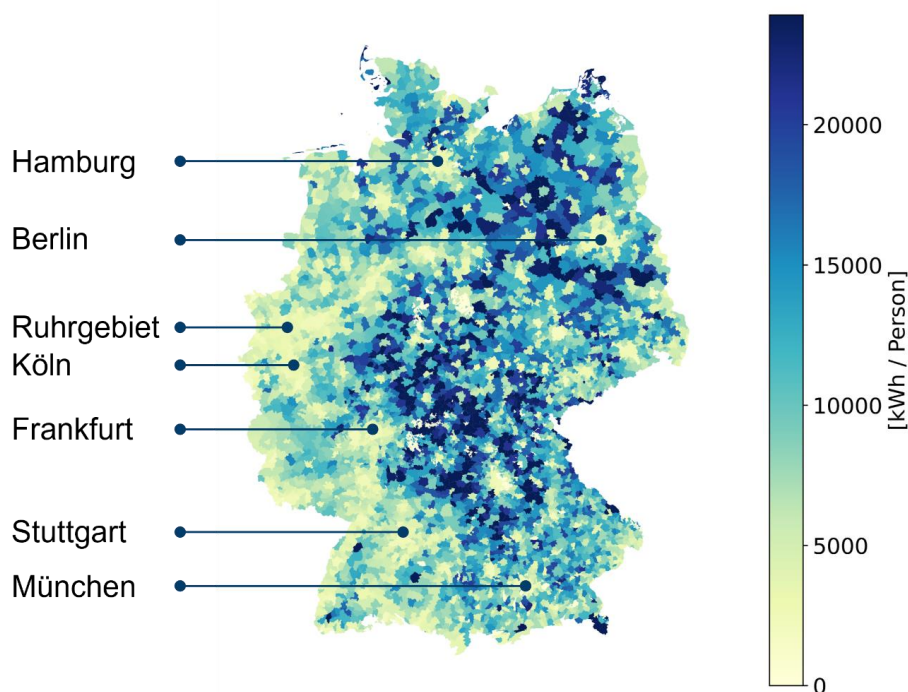


Abbildung 5-28: Räumliche Verteilung des Endenergiebedarfs pro Einwohner zur Bedienung der Personenverkehrsnachfrage in Deutschland nach Gemeindeverband in der Simulation des Status Quo 2019.

Der durchschnittliche Energiebedarf liegt in der Simulation des Status Quo 2019 bei 10.434 kWh pro Einwohner. In der Abbildung sind jedoch deutliche Unterschiede in der regionalen Verteilung des spezifischen Endenergiebedarfs zu erkennen. Die Farbskala weist für die eingezeichneten Großstädte einen spezifischen Endenergiebedarf von deutlich unter 5000 kWh pro Einwohner aus. Bei Betrachtung der 16 Gemeindeverbände, welche dem RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole) zugeordnet werden, ergibt sich ebenso ein durchschnittlicher spezifischer Energiebedarf von 2515 kWh pro Einwohner, welcher deutlich unter dem Durchschnittswert für alle Gemeindeverbände in Deutschland liegt.

Zur weiteren Analyse des Zusammenhangs zwischen Endenergiebedarf und Regionstyp wird in Abbildung 5-29 der spezifische Endenergiebedarf pro Einwohner, E_s , in Abhängigkeit der Bevölkerungsdichte, P_{area} , in doppelt logarithmischer Auftragung dargestellt.

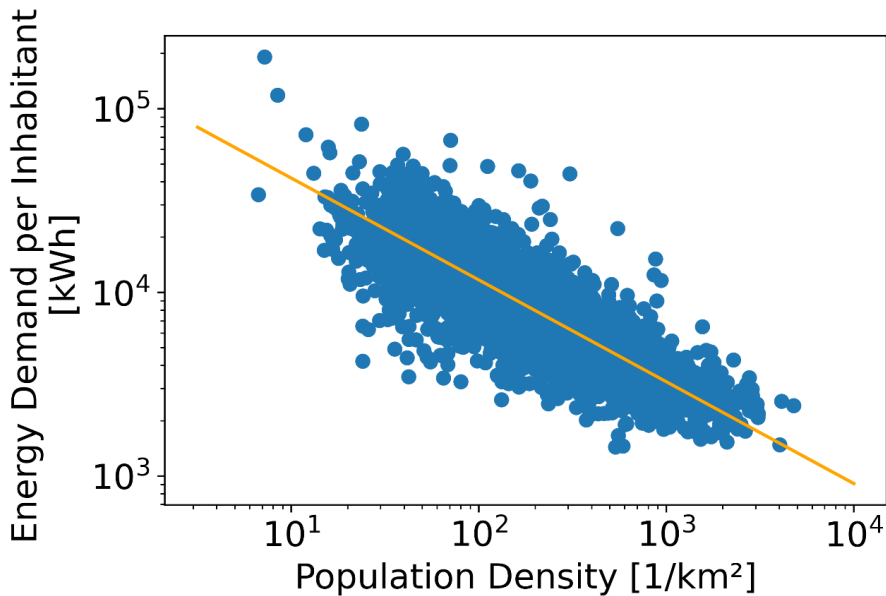


Abbildung 5-29: Spezifischer Endenergiebedarf pro Einwohner in Abhängigkeit der Bevölkerungsdichte eines Gemeindeverbands in doppelt logarithmischer Auftragung.

In dieser Auftragung ist ein linearer Zusammenhang des spezifischen Endenergiebedarfs, E_s , und der Bevölkerungsdichte, P_{area} , zu erkennen, der durch die orangefarbene Linie visualisiert wird. Diese Linie wird mit Gleichung 5.1 beschrieben:

$$\log_{10}(E_s(P_{area})) = 5,173 \log_{10}\left(\frac{\text{kWh}}{\text{Einwohner}}\right) - 0,533 \frac{\log_{10}\left(\frac{\text{kWh}}{\text{Einwohner}}\right)}{\log_{10}\left(\frac{\text{Einwohner}}{\text{km}^2}\right)} * \log_{10}(P_{area}) \quad \text{Gl. 5.1}$$

Die negative Steigung des linearen Zusammenhangs bestätigt die durch Abbildung 5-28 nahegelegte Vermutung, dass je höher die Bevölkerungsdichte im Gemeindeverband ist, desto niedriger der spezifische Endenergiebedarf pro Einwohner liegt.

5.4.3 Simulationsergebnisse 2050

Die Simulation der Mobilität im Jahr 2050 richtet sich nach der Parametrierung der vier Zukunftsszenarien, wie sie in Abschnitt 5.1 beschrieben sind. Die folgende Analyse konzentriert sich auf die Diskussion von Verkehrsnachfrage, Modal Split und Endenergienachfrage in diesen Szenarien.

Abbildung 5-30 visualisiert die absolute Verkehrsnachfrage in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 gegenüber dem Status Quo im Jahr 2019 sowie einem Zukunftsszenario *Status Quo 2050*, welches ausschließlich den Einfluss demografischer Veränderungen erfasst. Das Szenario *Status Quo 2050* dient somit als Referenz zur Einordnung der technologischen und gesellschaftlichen Einflussfaktoren in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050.

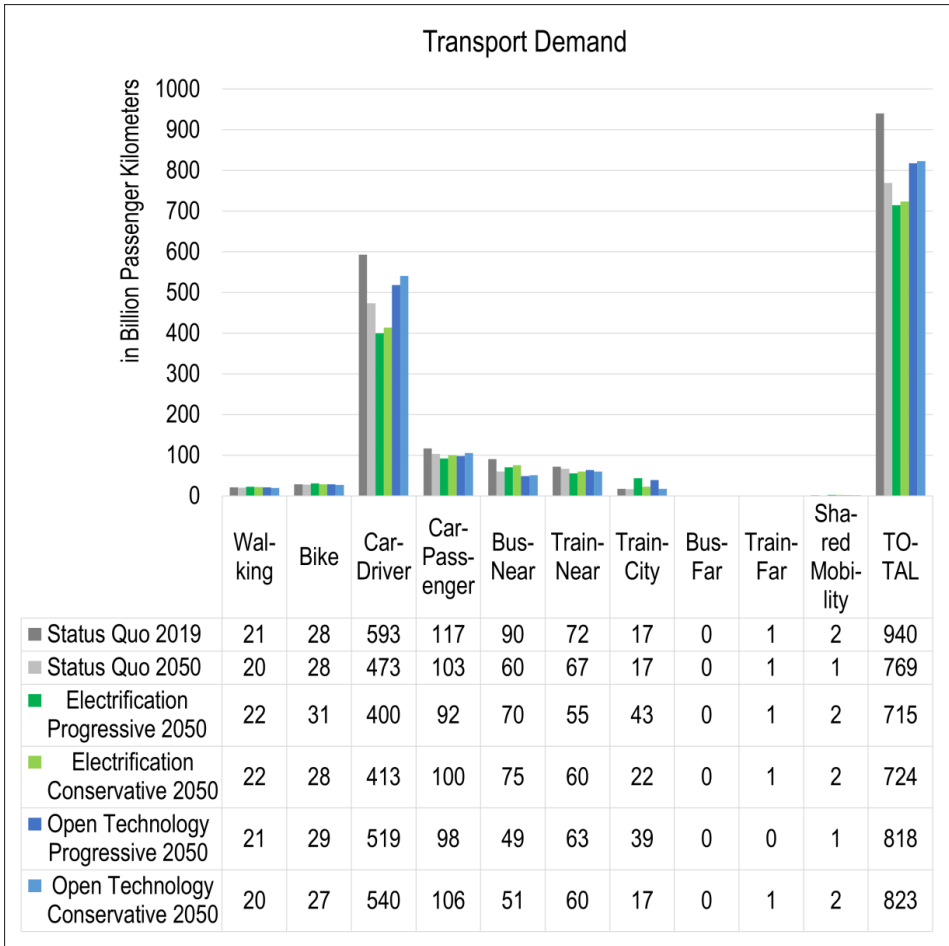


Abbildung 5-30: Absolute Verkehrsleistung der Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019 sowie im Vergleich zum Szenario Status Quo 2050, welches ausschließlich demografische Veränderungen erfasst.

Es zeigt sich, dass die absolute Verkehrsnachfrage in allen Zukunftsszenarien gegenüber der Simulation des Status Quo im Jahr 2019 deutlich abnimmt. In den *Electrification*-Szenarien liegt die absolute Verkehrsnachfrage mit 715 bis 724 Milliarden Personenkilometern um 23 % bis 24 % niedriger als im Status Quo des Jahres 2019 mit 940 Milliarden Personenkilometern. In den *Open Technology*-Szenarien nimmt die Verkehrsnachfrage bis zum Jahr 2050 weniger ab und liegt mit 818 bis 823 Milliarden Personenkilometern um 12 % bis 13 % niedriger im Vergleich zum Status Quo 2019.

Der allgemeine Rückgang der absoluten Verkehrsnachfrage ist in den Zukunftsszenarien zunächst mit dem demografischen Wandel hin zu einer alternden und schrumpfenden Bevölkerung zu erklären, wie anhand des Szenarios *Status Quo 2050* zu erkennen ist. In diesem Szenario, welches ausschließlich den Einfluss demografischer Veränderungen erfasst, sinkt die absolute Verkehrsnachfrage im Vergleich zum Status Quo im Jahr 2019 um 18 % auf 769 Milliarden Personenkilometer. Die Modellierung der sozio-

demografischen Struktur basiert innerhalb von MO|DE auf der Bevölkerungsprognose des statistischen Bundesamtes bis zum Jahr 2060, unter Annahme einer moderaten Entwicklung der Geburtenhäufigkeit, der Lebenserwartung und des Wanderungssaldos [42]. Demnach schrumpft die Bevölkerung bis zum Jahr 2050 um 3,6 % auf ca. 80 Millionen Einwohner. Zudem sinkt der Anteil von Personen unter 18 Jahren (MO|DE Altersgruppe 1) um 8 % und der Anteil von Personen zwischen 18 und 65 Jahren (MO|DE Altersgruppe 2) um 13 %, wobei der Anteil von über 65-Jährigen um 29 % steigt. Diese demografischen Veränderungen führen in der Bevölkerung zu einem weniger aktiven Mobilitätsverhalten, wie in Tabelle 5-11 gezeigt.

Tabelle 5-11: Durchschnittliche Distanz und Anzahl an Wegen pro Tag und Person, sowie durchschnittliche Anzahl an Autos pro Haushalt in den zukünftigen Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019.

Parameter	Durchschnittliche Tagesdistanz pro Person [km / Tag]	Durchschnittliche Anzahl an Wegen pro Tag	Durchschnittliche Wegstrecke [km]	Durchschnittliche Anzahl an Autos pro Haushalt
Status Quo 2019	31	3,4	9,0	1,04
Status Quo 2050	26	3,3	7,9	1,10
Electrification Progressive	24	3,2	7,5	0,95
Electrification Conservative	25	3,2	7,7	0,96
Open Tech Progressive	28	3,3	8,5	1,08
Open Tech Conservative	28	3,3	8,5	1,11

Die absolute Verkehrsnachfrage in Personenkilometern ist neben der Bevölkerungszahl von der im Durchschnitt zurückgelegten Tagesdistanz pro Person abhängig. Die zurückgelegte Tagesdistanz pro Person sinkt in der Betrachtung des *Status Quo 2050* im Vergleich zum *Status Quo 2019* von 31 km pro Tag auf 26 km pro Tag. Die *Electrification*-Szenarien weisen in Relation dazu eine niedrigere durchschnittliche Tagesdistanz von 24 bis 25 km pro Tag und Person auf. Die *Open Technology*-Szenarien liegen mit 28 km pro Tag und Person hingegen oberhalb des Wertes im Szenario *Status Quo 2050*. Die durchschnittliche Tagesstrecke pro Person ist wiederum abhängig von der Anzahl der zurückgelegten Wege und der durchschnittlichen Wegstrecke. Die Anzahl der Wege pro Tag sinkt in der Simulation des *Status Quo 2050* wie auch in den anderen Zukunftsszenarien nur unwesentlich von 3,4 Wegen pro Tag und Person im *Status Quo 2019* auf 3,2 bis

3,3 Wege pro Tag und Person. Folglich liegt der Fokus der Betrachtung auf der durchschnittlichen Wegstrecke. Diese sinkt durch ein verändertes Mobilitätsverhalten aufgrund demografischer Einflussfaktoren von 9,0 km im *Status Quo 2019* auf 7,9 km im *Status Quo 2050*. Zwischen den *Conservative* und *Progressive*-Szenarien, das heißt entlang der Szenario-Dimension von Normen und Praktiken, ergeben sich nur geringe Veränderungen in Bezug auf die durchschnittliche Wegstrecke von 0 km bis 0,2 km. In den *Electrification*-Szenarien erkennt man hingegen eine größere Abnahme der durchschnittlichen Wegstrecke auf 7,5 km bis 7,7 km. In den *Open Technology*-Szenarien liegt die durchschnittliche Wegstrecke mit 8,5 km oberhalb des Wertes im Szenario *Status Quo 2050* mit 7,9 km. Die Unterschiede zwischen den *Electrification*- und *Open Technology*-Szenarien in Bezug auf die durchschnittliche Wegstrecke sind folglich durch die Annahmen in der Dimension der materiellen Kultur zu begründen, welche schließlich zu einer veränderten Verkehrsmittelwahl führen. Wie sich in der Betrachtung von Abbildung 5-31 zeigt, liegt der Anteil des motorisierten Individualverkehrs am Modal Split im Vergleich zum Umweltverbund aus öffentlichem Verkehr, *Shared Mobility* und den aktiven Verkehrsmodi in den *Electrification*-Szenarien niedriger als in den *Open Technology*-Szenarien. Darüber hinaus zeigt sich in der Analyse der Verkehrsmittelpräferenzen in Sektion 4.5.1, dass die Attraktivität weiter entfernter Zielorte für Verkehrsmodi des Umweltverbunds stärker sinkt als für den motorisierten Individualverkehr. Folglich ist die kürzere durchschnittliche Wegstrecke in den *Electrification*-Szenarien mit einem höheren Anteil des Umweltverbunds am Modal Split zu begründen.

Der Anteil des Umweltverbunds am Modal Split ist zudem mit der durchschnittlichen Anzahl an Autos pro Haushalt verbunden. Diese steigt aufgrund der höheren Präferenz älterer Personen für Autobesitz von 1,04 Autos pro Haushalt im *Status Quo 2019* auf 1,10 Autos pro Haushalt im *Status Quo 2050*, vor dem Hintergrund demografischer Wandlungsprozesse. In den *Electrification*-Szenarien führt die hohe Verfügbarkeit und Qualität öffentlicher Verkehrsmittel sowie von *Shared Mobility* Dienstleistungen zu einer niedrigeren Autobesitzquote von 0,95 bis 0,96 Autos pro Haushalt. In den *Open Technology*-Szenarien liegt die durchschnittliche Autobesitzquote im *Progressive* Szenario mit 1,08 Autos pro Haushalt leicht unter dem Wert des Szenarios *Status Quo 2050* mit 1,10 Autos pro Haushalt. Dies ist mit der Annahme abnehmender Autobesitzpräferenzen in den *Progressive*-Szenarien zu erklären. Im Vergleich zu der veränderten Verfügbarkeit öffentlicher Verkehrsmittel und *Shared Mobility* in den *Electrification*-Szenarien nimmt eine Veränderung von Präferenzen in den *Progressive*-Szenarien jedoch einen geringeren Einfluss auf die Autobesitzquote.

Zusammenfassend wird die Abnahme der absoluten Verkehrsleistung also zum einen durch demografische Veränderungen wie eine alternde und schrumpfende Bevölkerung begründet und zum anderen durch eine veränderte Verkehrsmittelnutzung mit reduziertem Individualverkehr und einem höheren Anteil des Umweltverbunds am Modal Split, wodurch das Zurücklegen kürzerer Distanzen attraktiver wird.

Zur Diskussion der Verteilung der Verkehrsnachfrage auf die Verkehrsmodi ist in Abbildung 5-31 der Modal Split nach Personenkilometern aufgetragen.

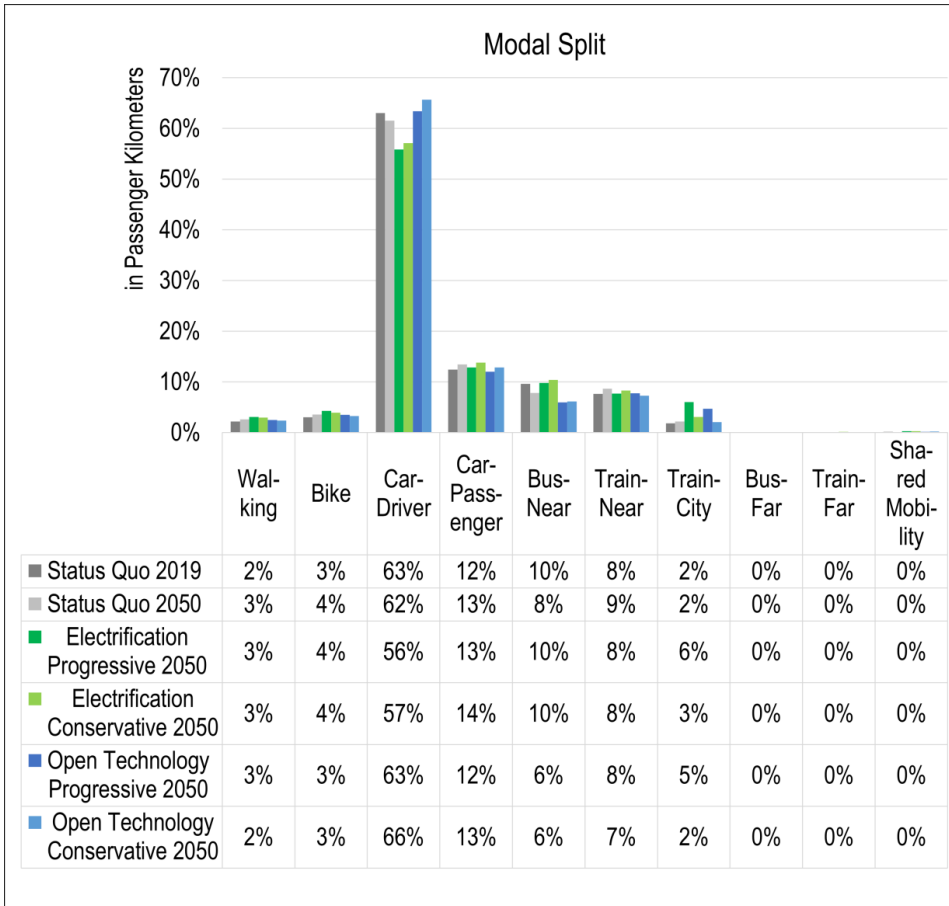


Abbildung 5-31: Modal Split (Verkehrsleistung) in den Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019 sowie im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2050, welche ausschließlich demografische Veränderungen berücksichtigt.

Die Anteile der Verkehrsmodi am Modal Split zeigen im Szenario *Status Quo 2050* nur geringe Veränderungen im Bereich von 0 % bis 2 % gegenüber dem Modal Split im Szenario *Status Quo 2019*. Folglich lässt sich festhalten, dass der Einfluss demografischer Veränderungen auf die Verkehrsmittelwahl, welche im Szenario *Status Quo 2050* simuliert werden, gering ausfällt. In der weiteren Betrachtung wird die Verkehrsmittelwahl in den Zukunftsszenarien im Vergleich zum *Status Quo 2019* diskutiert.

Die aktiven Verkehrsmodi *Gehen* und *Fahrrad* sind auch in den Zukunftsszenarien nur für einen geringen Teil der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern verantwortlich, mit 2 % bis 3 % für den Modus *Gehen* und 3 % bis 4 % für den Modus *Fahrrad*.

Der Anteil des motorisierten Individualverkehrs am Modal Split sinkt in den *Electrification*-Szenarien deutlich gegenüber dem Status Quo im Jahr 2019. Dies ist auf einen Rückgang des Anteils des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* am Modal Split von 6 % im Szenario *Electrification Conservative* beziehungsweise von 7 % im Szenario *Electrification Progressive* im Vergleich zum *Status Quo 2019* zurückzuführen. Die geringere Autonutzung

ist in diesen Szenarien durch die hohe Verfügbarkeit und Qualität der öffentlichen Verkehrsmittel sowie von *Shared Mobility* zu erklären. Die öffentlichen Nahverkehrsmodi sind in urbanen Räumen (RegioStaR7-Regionstypen 1 und 2) zudem kostenfrei. Dies führt in der Folge zu einer verringerten Autobesitzquote zwischen 0,95 und 0,96 Autos pro Haushalt, welche durchschnittlich um 8 % niedriger liegt als im Status Quo des Jahres 2019 beziehungsweise um 13 % niedriger als in den *Open Technology*-Szenarien. In den *Open Technology*-Szenarien liegt der Anteil des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* im progressiven Szenario mit 63 % bei demselben Wert wie im Status Quo des Jahres 2019. Im konservativen Szenario liegt der Anteil von *Auto-Fahren* mit 66 % um 3 % höher als in der Simulation des *Status Quo 2019*. Im Szenario *Open Technology Conservative* führen sinkende Kosten für Autobesitz bei ansonsten konstanten Parametern in Bezug auf individuelle Haushaltspräferenzen für Autobesitz sowie in Bezug auf Qualität und Verfügbarkeit anderer Verkehrsmittel zu einer steigenden Autobesitzquote, die mit 1,11 Autos pro Haushalt um 7 % höher liegt als im Status Quo des Jahres 2019. Im Szenario *Open Technology Progressive* führen der gegensätzlichen Effekte von sinkenden Haushaltspräferenzen für individuellen Fahrzeugbesitz, bei gleichzeitig sinkenden Fahrzeugkosten, zu einem geringeren Anstieg der Autobesitzquote in diesem Szenario, mit 1,08 Autos pro Haushalt. Schließlich ist festzuhalten, dass der Anteil des motorisierten Individualverkehrs am Modal Split stark mit der Autobesitzquote auf Haushaltsebene korreliert.

Der Anteil des Verkehrsmodus *Bus-Nah* bleibt in den *Electrification*-Szenarien des Jahres 2050 konstant bei ca. 10 %, wie im Status Quo des Jahres 2019. In den *Open Technology*-Szenarien sinkt der Anteil dieses Verkehrsmodus jedoch auf 6 % am Modal Split, da die Verkehrsnachfrage durch den höheren Anteil des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* gedeckt wird. Der Anteil des Verkehrsmodus *Zug-Nah* am Modal Split ist nahezu konstant bei 7 % im Szenario *Open Technology Conservative* beziehungsweise bei 8 % in allen weiteren Szenarien. Für den Verkehrsmodus *Zug-Stadtbahn* zeigt sich in den progressiven Szenarien ein deutlicher Anstieg des Anteils am Modal Split auf 5 % bis 6 % im Vergleich zu 2 % in der Simulation des *Status Quo 2019* beziehungsweise 2 % bis 3 % in den konservativen Szenarien. Der höhere Anteil des Verkehrsmodus *Zug-Stadtbahn* am Modal Split ist in den progressiven Szenarien damit zu erklären, dass der öffentliche Nahverkehr in den urbanen Regionen als kostenfrei angenommen wird.

Der Anteil des öffentlichen Fernverkehrs liegt in allen simulierten Szenarien unterhalb eines Prozents. Ebenso erreicht der Verkehrsmodus *Shared Mobility* keinen signifikanten Anteil am Modal Split, trotz einer höheren Verfügbarkeit in urbanen und ländlichen Regionen.

Schließlich ist zu erkennen, dass durch die hohe Qualität und Verfügbarkeit öffentlicher Nahverkehrsmodi in den *Electrification*-Szenarien der Anteil dieser Verkehrsmodi am Modal Split zunimmt und sich dadurch die absolute Verkehrsnachfrage im Vergleich zu den *Open Technology*-Szenarien noch weiter reduziert. Die absolute Verkehrsnachfrage reduziert sich, wie schon erwähnt, in allen Zukunftsszenarien des Jahres 2050 deutlich gegenüber dem Status Quo des Jahres 2019, mit einer Reduktion zwischen 12 % bis 24 %. Der Modal Split hinweist sich hingegen als stabil mit der größten relativen Veränderung für den Verkehrsmodus *Auto-Fahren* in den *Electrification*-Szenarien, mit einer Abnahme zwischen 6 % bis 7 % gegenüber der Simulation des *Status Quo 2019*.

Abbildung 5-32 visualisiert die absolute Endenergienachfrage in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 gegenüber der Simulation des Status Quo im Jahr 2019.

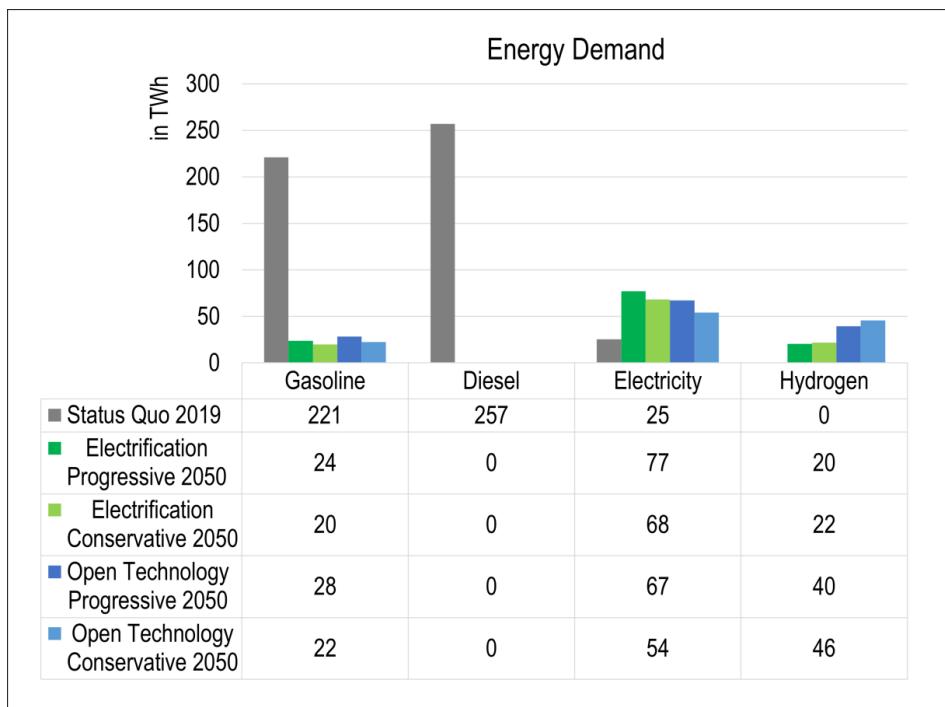


Abbildung 5-32: Absolute Endenergienachfrage in den zukünftigen Szenarien des Jahres 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019.

Die absolute Endenergienachfrage liegt in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 zwischen 110 TWh und 135 TWh und damit um 73 % bis 78 % niedriger als im Status Quo des Jahres 2019. Der deutliche Rückgang der Endenergienachfrage im Personenverkehr ist zum einen mit der geringeren Verkehrsnachfrage zu erklären, welche in den Zukunftsszenarien ebenfalls um 12 % bis 24 % niedriger liegt als im *Status Quo* 2019, und zum anderen mit den höheren Wirkungsgraden der elektrifizierten Fahrzeugantriebe gegenüber den konventionellen Antrieben mit Verbrennungsmotor. Aufgrund der geringen Veränderungen im Modal Split spielt eine Erhöhung des durchschnittlichen Besetzungsgrades durch einen höheren Anteil öffentlicher Verkehrsmittel sowie *Carsharing* eine untergeordnete Rolle gegenüber den genannten Primäreffekten.

In allen Zukunftsszenarien des Jahres 2050 gibt es keine Nachfrage nach Dieselmotorkraftstoff, da den Annahmen folgend alle Diesel-Pkw und Diesel-Fahrzeuge im öffentlichen Verkehr elektrifiziert werden. Die verbliebenen Pkw mit Verbrennungsmotor werden mit synthetischem Benzin-Kraftstoff angetrieben, wobei die absolute Endenergienachfrage für synthetisches Benzin zwischen 20 TWh und 28 TWh liegt.

Die Stromnachfrage macht den größten Anteil an der gesamten Endenergienachfrage in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 aus. In den *Electrification*-Szenarien liegt die Stromnachfrage bei 68 TWh im konservativen Szenario beziehungsweise bei 77 TWh im

progressiven Szenario gegenüber 25 TWh in der Simulation des Status Quo im Jahr 2019. Die Stromnachfrage liegt in den *Open Technology*-Szenarien mit 54 TWh im konservativen Szenario beziehungsweise 67 TWh im progressiven Szenario, aufgrund des höheren Anteils an Brennstoffzellenfahrzeugen an der privaten Pkw-Flotte sowie bei den Fahrzeugen des öffentlichen Verkehrs, niedriger im Vergleich zu den *Electrification*-Szenarien. Zudem weisen die progressiven Szenarien eine höhere Stromnachfrage gegenüber den konservativen Szenarien auf, da der Anteil strombetriebener öffentlicher Verkehrsmittel an den Fahrzeugflotten sowie auch am Modal Split höher ist.

Die Wasserstoffnachfrage steigt von 0 TWh in der Simulation des Status Quo im Jahr 2019 auf 20 TWh bis 22 TWh in den *Electrification*-Szenarien beziehungsweise auf 40 TWh bis 46 TWh in den *Open Technology*-Szenarien des Jahres 2050. Die Wasserstoffnachfrage ist dabei in den *Open Technology*-Szenarien in etwa doppelt so hoch wie in den *Electrification*-Szenarien, was mit einem höheren Anteil an Brennstoffzellenfahrzeugen an den privaten und öffentlichen Fahrzeugflotten zu erklären ist. In den konservativen Szenarien ist die Wasserstoffnachfrage zudem um 2 TWh beziehungsweise 6 TWh höher als in den progressiven Szenarien, da die Autobesitzquote auf Haushaltsebene ebenso höher liegt, und damit die Anzahl an Brennstoffzellenfahrzeugen in der deutschen Pkw-Flotte.

6 Diskussion

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Szenarioanalyse diskutiert. Dazu werden in Abschnitt 6.1 zunächst die zentralen Modellergebnisse der Simulationen zukünftiger Mobilität kondensiert, bevor diese in Abschnitt 6.2 in die Literatur eingeordnet werden.

6.1 Zentrale Modellergebnisse

In diesem Abschnitt werden die zentralen Modellergebnisse präsentiert, die sich durch die Simulationen mit MO|DE für den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland (Sektion 6.1.1), für die urbane Mobilität in einer Stadt (Sektion 6.1.2) sowie für die nationale Verkehrs- und Endenergienachfrage in Deutschland (Sektion 6.1.3) bis zum Jahr 2050 ergeben.

Die Simulationen basieren auf vier Szenarien, welche divergente Narrative einer zukünftigen Mobilität beschreiben und in Abschnitt 5.1 hergeleitet werden.

Die Entwicklung der zukünftigen Mobilität wird innerhalb dieser Szenarien durch Veränderungen in zwei wesentlichen Dimensionen der Mobilitätskultur beeinflusst (vgl. Sektion 2.1.6). Die erste Dimension ist die der materiellen Kultur und beschreibt alle physischen Einflussfaktoren auf die Mobilität in einer individuellen wie in einer gesellschaftlichen Ebene. Es werden zwei mögliche Ausprägungen der Mobilität im Jahr 2050 in dieser Dimension definiert, wie in Abbildung 6-1 visualisiert.

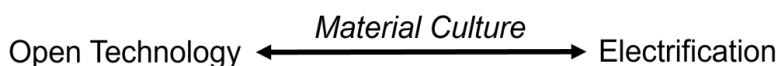


Abbildung 6-1: Szenarioausprägungen in der Dimension der materiellen Kultur.

Im Szenario *Electrification* entwickelt sich eine technologische Pfadabhängigkeit zugunsten batterieelektrischer Antriebe, sodass deren Marktanteile gegenüber Brennstoffzellen in der deutschen Pkw-Flotte überwiegen. Im Szenario *Open Technology* findet der Markthochlauf der Elektromobilität ausgeglichener statt und die Brennstoffzelle gewinnt ebenso wie die batterieelektrischen Antriebe signifikante Anteile an der deutschen Pkw-Flotte.

Die zweite Dimension ist die der habitualisierten Praktiken und kognitiven Normen, wie in Abbildung 6-2 gezeigt.

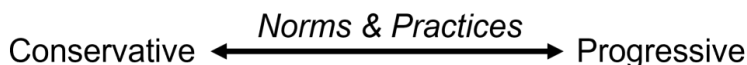


Abbildung 6-2: Szenarioausprägungen in der kombinierten Dimension habitualisierter Praktiken und kognitiver Normen.

Diese Dimension beschreibt Verhaltensänderungen auf individueller und gesellschaftlicher Ebene und ist ebenso wie die Dimension der materiellen Kultur in zwei Ausprägungen für das Jahr 2050 definiert. Im Szenario *Conservative* werden keine signifikanten Verhaltensänderungen durch technologische oder gesellschaftliche Wandlungsprozesse unterstellt. Im Szenario *Progressive* hingegen werden derzeitige Trends, wie eine

steigende Beliebtheit von Homeoffice und kürzeren Arbeitszeiten sowie das Paradigma eines multioptionalen Verkehrssystems verstärkt.

Die zwei beschriebenen Dimensionen der Mobilitätskultur spannen in der Szenarioanalyse die Achsen zukünftiger Mobilitätsnarrative auf und definieren somit vier verschiedene Szenarien: *Electrification Progressive*, *Electrification Conservative*, *Open Technology Progressive* und *Open Technology Conservative*.

6.1.1 Markthochlauf Elektromobilität

Der Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 wird durch eine iterative Simulation der privaten Pkw-Flotte analysiert. Die Veränderung des Pkw-Bestandes wird mittels Angaben zu jährlichen Neuzulassungen und Abmeldungen privater Pkw sowie der Simulation der Antriebswahl neuzugelassener Pkw aus den Optionen ICEV, PHEV, BEV und FCEV bestimmt. Das Modell zur Simulation der Antriebswahl basiert auf Umfragedaten, die im Herbst 2021 gemeinsam durch die Institute IEK-3 und IEK-STE des Forschungszentrums Jülich erhoben wurden (vgl. Abschnitt 3.3). Da der Markthochlauf der Elektromobilität eine Entwicklung ist, die in der materiellen Dimension geschieht, beschränkt sich die Szenariobildung auf die Achse der materiellen Kultur. Entsprechend werden lediglich zwei Zukunftsszenarien betrachtet: *Electrification* und *Open Technology*. Die Szenarien unterscheiden sich in der Verfügbarkeit der Antriebstechnologie FCEV in den Pkw-Segmenten. Im Szenario *Open Technology* sind FCEV in allen Pkw-Segmenten außer im Segment *Kleinwagen* verfügbar. Im Szenario *Electrification* hingegen sind FCEV ausschließlich in den Pkw-Segmenten *Oberklasse* und *SUV* verfügbar. In beiden Szenarien wird ein Marktaustritt von Pkw mit Verbrennungsmotor (ICEV und PHEV) ab dem Jahr 2035 unterstellt.

Aus der Szenarioanalyse in Abschnitt 5.2 lassen sich acht Kernaussagen ableiten:

1. Unter den beschriebenen Szenarioannahmen sind bis zum Jahr 2050 86 % bis 88 % der privaten Pkw-Flotte in Deutschland vollständig elektrifiziert (BEV oder FCEV).
2. Die Verfügbarkeit der Antriebstechnologie FCEV in den Pkw-Segmenten beschränkt den zu erwartenden Marktanteil deutlich. Im Szenario *Open Technology* liegt das Verhältnis aus zugelassenen BEV zu FCEV in etwa bei 1:1. Im Szenario *Electrification* hingegen befinden sich deutlich mehr BEV als FCEV in der Pkw-Flotte, sodass das Verhältnis in etwa bei 3:1 liegt.
3. Ein Marktaustritt von Pkw mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035 ist gemäß den Szenarien nötig, um die Pkw-Flotte bis zum Jahr 2050 umfassend zu elektrifizieren. Wird ein solcher Marktaustritt von ICEV und PHEV nicht erreicht, liegt der kombinierte Anteil dieser Antriebstechnologien an der deutschen Pkw-Flotte im Jahr 2050 zwischen 55 % und 63 %.
4. Der Anteil von FCEV an der deutschen Pkw-Flotte bis zum Jahr 2050 ist stark abhängig von den Investitions- und Betriebskosten dieser Fahrzeuge. Falls die Kosten für FCEV langsamer fallen als in den Ausgangsszenarien unterstellt und im Mittel um 20 % höher liegen, liegt der Anteil von FCEV an der Pkw-Flotte im Jahr 2050 um vier bis sieben Prozentpunkte niedriger. Sinken die Kosten hingegen schneller und liegen im Mittel um 20 % niedriger als angenommen, liegt der Anteil von FCEV an der Pkw-Flotte im Jahr 2050 um vier bis sechs Prozentpunkte höher.

5. Die Markthochläufe der elektrifizierten Antriebstechnologien PHEV, BEV und FCEV folgen zeitlich versetzten S-Kurvenverläufen für die Anzahl der Pkw-Neuzulassungen, welche in lineare Entwicklungen übergehen. Die S-Kurve der PHEV-Technologie steigt in beiden Szenarien bis zum Jahr 2028 an, bevor der Markthochlauf zu stagnieren beginnt. Die PHEV-Technologie wird durch den Markthochlauf von BEV und FCEV in den späten 2020er-Jahren ergänzt. Ab dem Jahr 2035 folgen die Neuzulassungen von BEV- und FCEV-Technologie linearen Verläufen, welcher für BEV leicht fallend und für FCEV leicht steigend ist.
6. Der Markthochlauf der FCEV-Technologie geschieht im Vergleich zur PHEV- und BEV-Technologie zeitlich verzögert in den späten 2020er-Jahren.
7. Der Marktaustritt der ICEV-Technologie folgt einem inversen S-Kurvenverlauf bis zum Jahr 2035.
8. Das von der Bundesregierung im Koalitionsvertrag festgelegte Ziel von 15 Millionen vollelektrischen Pkw im Jahr 2030 wird im Szenario *Electrification* erst im Jahr 2038 erreicht beziehungsweise im Szenario *Open Technology* im Jahr 2037.

6.1.2 Urbane Mobilität

Das zukünftige Mobilitätsverhalten in einer urbanen Region wird in einer Simulation einer Stadt mit einer Million Einwohnern untersucht. Dazu werden 840 repräsentative Agenten über den Zeitraum von 28 Tagen mit einer örtlichen Auflösung in 500 m * 500 m Verkehrszellen simuliert. Die örtliche Auflösung ist durch das zugrundeliegende Datensatzpaket *B3-Lokal* der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) vorgegeben [25]. Der Schwerpunkt der Analyse liegt in der Untersuchung von geteilter Mobilität mit autonomen Fahrzeugen unter dem Einsatz von *Car-* beziehungsweise *Ridesharing*-Flotten. In der Simulation liegt der Unterschied zwischen *Car-* und *Ridesharing* in der maximalen Anzahl an Personen im Fahrzeug. Im Fall von *Carsharing* wird maximal eine Person transportiert, wohingegen sich in *Ridesharing*-Fahrzeugen bis zu sechs Personen gleichzeitig befinden können. Das autonome Fahren von *Car-* und *Ridesharing*-Fahrzeugen ohne eine Person, um beispielsweise vom Zielort einer Fahrt zum Startort der darauffolgenden Fahrt zu gelangen, wird innerhalb dieser Arbeit als *Relokation* bezeichnet. Das zukünftige Mobilitätsverhalten im urbanen Raum wird in vier verschiedenen Szenarien untersucht, wie sie eingangs zu Abschnitt 6.1 dargestellt werden.

Aus der Szenarioanalyse in Abschnitt 5.3 werden folgende Kernaussagen abgeleitet:

1. In den progressiven Szenarien ergeben sich bei einer Substitution des privaten Pkw-Verkehrs durch den Umweltverbund folgende Veränderungen im Modal Split nach Verkehrsleistung im Vergleich zu den konservativen Szenarien:
 - a. Aktive Verkehrsmodi (Gehen und Fahrrad): +7 % bis +8 %
 - b. Öffentlicher Nahverkehr (Bus, Zug, Stadtbahn): +17 % bis +28 %
 - c. Shared Mobility: +8 % bis +12 %

Folglich profitiert der öffentliche Nahverkehr am stärksten.

2. Innerhalb der progressiven Szenarien verringert sich die Größe der benötigten Pkw-Flotte zur Bedienung der Verkehrsnachfrage deutlich gegenüber der Simulation des *Status Quo 2019*, wie auch gegenüber den konservativen Szenarien. Bei Einsatz einer *Carsharing*-Flotte zur Abdeckung der Verkehrsnachfrage nach *Shared Mobility* werden zwischen 162.000 und 169.000 Fahrzeuge benötigt. Dies

entspricht einer Abnahme von 72 % bis 74 % gegenüber 612.000 privaten Pkw in der Simulation des *Status Quo 2019*. Wird eine *Ridesharing*-Flotte eingesetzt reduziert sich die Anzahl benötigter Fahrzeuge noch weiter auf 14.000, welches einer Abnahme von 98 % gegenüber dem *Status Quo 2019* entspricht.

3. Der Relokationsaufwand einer *Carsharing*-Flotte ist so hoch, dass die Fahrleistung in allen *Carsharing*-Szenarien über der Verkehrsnachfrage in der Simulation des *Status Quo 2019* liegt.
4. Der Relokationsaufwand ist für *Ridesharing*-Flotten im Vergleich zu *Carsharing*-Flotten deutlich reduziert, da mehrere Personen gleichzeitig befördert werden können. Daher sinkt die Verkehrsnachfrage in zurückgelegten Fahrzeugkilometern, i.e. die Fahrleistung, in allen *Ridesharing*-Szenarien unter den Wert in der Simulation des *Status Quo 2019*. In den konservativen Szenarien liegt die Fahrleistung um 17 % bis 36 % niedriger im Vergleich zum *Status Quo 2019*. In den progressiven Szenarien reduziert sich die Fahrleistung durch die Substitution privaten Pkw-Verkehrs um 86 % bis 90 %.

6.1.3 Nationale Mobilität in Deutschland

Zur Abbildung des zukünftigen Mobilitätsverhaltens auf nationaler Ebene werden jeweils zehn repräsentative Haushalte in 4620 Gemeindeverbänden innerhalb Deutschlands über den Zeitraum von 365 Tagen simuliert. Ziel ist es, die Verkehrs- und Endenergienachfrage in den vier verschiedenen Zukunftsszenarien zu analysieren.

Die Szenarioanalyse, welche in Abschnitt 5.4 beschrieben ist, kommt zu folgenden Kernaussagen:

1. Die Gesamtverkehrsnachfrage in Personenkilometern reduziert sich bis zum Jahr 2050 in den Szenarien *Electrification* um 23 % bis 24 % beziehungsweise um 12 % bis 13 % in den Szenarien *Open Technology*. Wesentliche Gründe für diese Abnahme der Gesamtverkehrsnachfrage liegen im demografischen Wandel hin zu einer schrumpfenden und alternden Gesellschaft, wie auch in einer veränderten Verkehrsmoduswahl im Jahr 2050. Die stärkere Abnahme der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern, i.e. der Verkehrsleistung, in den Szenarien *Electrification* hängt mit einer höheren Attraktivität und Verfügbarkeit des öffentlichen Nahverkehrs und von *Shared Mobility* sowie mit einer geringeren Autobesitzquote zusammen. In diesen Szenarien findet also eine Verschiebung in der Verkehrsmittelverfügbarkeit hin zu öffentlichen Verkehrsmitteln statt. Da längere Wegstrecken mit dem öffentlichen Verkehr weniger attraktiv sind, wie in Abschnitt 4.5 gezeigt, werden in der Folge für die gleichen Aktivitäten kürzere Wege zurückgelegt und die Verkehrsleistung sinkt.
2. Die Verteilung der Verkehrsmodi im Modal Split erweist sich über die verschiedenen Szenarien hinweg als stabil. Die größte Veränderung im Modal Split gegenüber der Simulation des *Status Quo 2019* ist in den Szenarien *Electrification* zu beobachten, mit einer Abnahme von 6 % bis 7 % des Anteils des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* am Modal Split.
3. Der Anteil des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* am Modal Split korreliert mit dem Autobesitz auf Haushaltsebene. In den *Electrification*-Szenarien liegt der Anteil von *Auto-Fahren* am Modal Split bei 56-57 %, bei einer durchschnittlichen Auto-

besitzquote von 0,95-0,96 Autos pro Haushalt. In den *Open Technology*-Szenarien hingegen liegt der Anteil von *Auto-Fahren* am Modal Split bei 63-66 %, bei einer durchschnittlichen Autobesitzquote von 1,08-1,11 Autos pro Haushalt. In der Analyse der Nutzenfunktionen für die Verkehrsmittelwahl in Abschnitt 4.5 zeigt sich zudem, dass der Verkehrsmodus *Auto-Fahren* gegenüber den anderen Verkehrsmitteln eine höhere Attraktivität aufweist. Die Wahl dieses Verkehrsmittels wird also vor allem durch die Verfügbarkeit und nicht durch die Präferenz bestimmt. In der Konsequenz dieser Beobachtungen lässt sich festhalten: Wer ein Auto besitzt, der fährt es in der Regel auch.

4. Die gesamte Endenergienachfrage des Verkehrssektors liegt im Jahr 2050 bei 110-135 TWh und damit um 77 % bis 81 % niedriger als in der Simulation des *Status Quo 2019*. Wesentliche Gründe dafür sind die höhere Effizienz elektrifizierter Antriebe im Vergleich zu Verbrennungsmotoren sowie die um 12 % bis 24 % geringere Verkehrsleistung. Der Anteil öffentlicher Verkehrsmodi steigt in den Zukunftsszenarien nur geringfügig, sodass der Effekt einer höheren Energieeffizienz je zurückgelegtem Personenkilometer durch einen höheren Besetzungsgrad im Vergleich zu den genannten Primärfaktoren lediglich eine untergeordnete Rolle spielt.
5. Die Stromnachfrage im Verkehrssektor steigt von 25 TWh pro Jahr in der Simulation des *Status Quo 2019* auf 54-77 TWh pro Jahr in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 und macht damit den größten Anteil aller Energieträger an der gesamten Endenergienachfrage im Personenverkehr aus. Die Nachfrage nach Wasserstoff im Verkehrssektor steigt bis zum Jahr 2050 auf 20-46 TWh pro Jahr.

6.2 Einordnung in die Literatur

In diesem Abschnitt werden die Modellergebnisse für den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland sowie für die Entwicklungen des Mobilitätsverhaltens auf urbaner und nationaler Ebene vor dem Hintergrund ausgewählter Literatur diskutiert.

Zum einen werden für diesen Vergleich Studien herangezogen, die auf integrierten Energiesystemmodellen beruhen und langfristige Transformationspfade zur Treibhausgasneutralität auf nationaler Ebene aufzeigen [287]–[291] (vgl. Sektion 2.3.4). Zum anderen sind dies Veröffentlichungen, die sich gezielt mit den Mobilitätstrends des autonomen und geteilten Fahrens beschäftigen [10], [72], [208], [238], [243] beziehungsweise den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland analysieren [252], [253].

6.2.1 Markthochlauf Elektromobilität

Zunächst werden die Modellergebnisse für den Markthochlauf der Elektromobilität mit den Ergebnissen der nationalen Energiesystemstudien verglichen, welche in Sektion 2.3.4 eingeführt werden, bevor ein Vergleich zu den Veröffentlichungen gezogen wird, die sich ausschließlich mit der Thematik des Markthochlaufes der Elektromobilität beschäftigen.

Die Anteile der Antriebstechnologien an der deutschen Pkw-Flotte werden innerhalb der nationalen Energiesystemstudien [287]–[291] teilweise als exogene Annahmen definiert (AGORA 2045 [291], Umweltbundesamt (UBA) [288]), als Teilergebnisse einer aggregierten Kostenoptimierung unter Einhaltung verschiedener Randbedingungen, e.g. CO₂-Emissionen, und technologischer Entwicklungspfade berechnet (IEK-3 [289], Fraunhofer

ISE [287]) oder mittels einer Marktsimulation der Durchdringung von Antriebstechnologien im Verkehrssektor ermittelt (Ariadne-Konsortium [290]). Abbildung 6-3 visualisiert die Zusammensetzung der Pkw-Flotte in Deutschland für die ausgewählten Studien im Vergleich zu den Modellergebnissen von MO|DE. Das Zieljahr der Studien ist in den meisten Fällen das Jahr 2045, wobei das Zieljahr der MO|DE-Simulationen sowie der Studie des UBA – „Wege in eine ressourcenschonende Treibhausgasneutralität“ das Jahr 2050 ist.

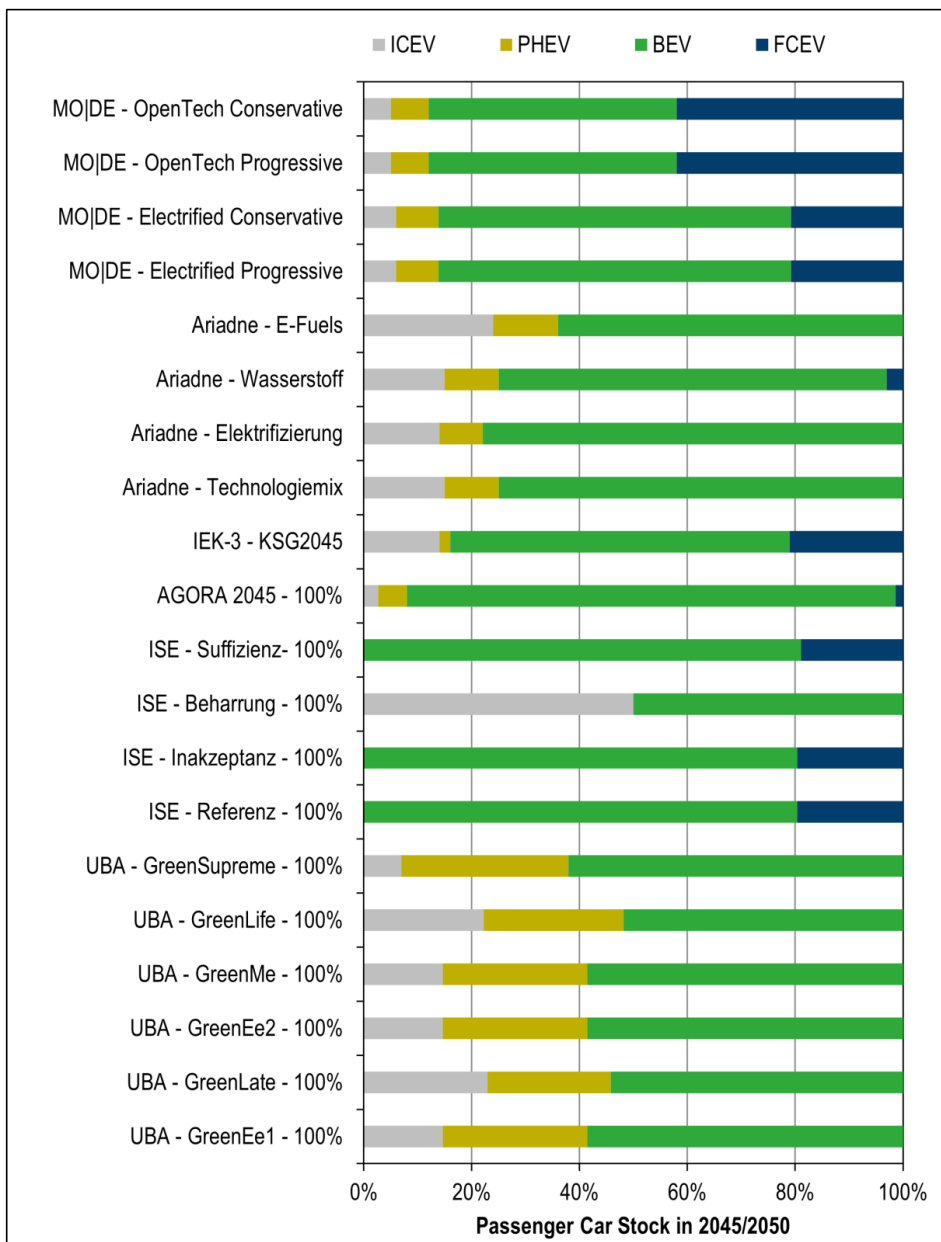


Abbildung 6-3: Anteile der Antriebstechnologien in den Fahrzeugen einer zukünftigen deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2045 beziehungsweise 2050. MO|DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.

Die Modellergebnisse von MO|DE für das Jahr 2050 sind charakterisiert durch einen hohen Anteil von FCEV in der Pkw-Flotte von 21 % in den *Electrification*-Szenarien und 42 % in den *Open Technology*-Szenarien. Zudem liegt der kombinierte Anteil von ICEV und PHEV bei 12 % bis 14 % im Jahr 2050. In den kostenoptimalen Ergebnissen des Fraunhofer ISE aus dem Jahr 2021 sowie des IEK-3 aus dem Jahr 2021 weisen FCEV ebenso signifikante Anteile an der deutschen Pkw-Flotte im Zieljahr dieser Studien, 2045, auf. Die Studie des IEK-3 ermittelt einen FCEV-Anteil von 21 %, welches dem *Electrification*-Szenario des Modells MO|DE entspricht. In diesem Szenario wird gegenüber dem MO|DE-Szenario *Open Technology* eine geringere Verfügbarkeit von FCEV in den Pkw-Segmenten angenommen. Der kombinierte Anteil von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor (ICEV und PHEV) ist mit 16 % in der IEK-3 Studie ebenso nahe den Werten von 12 % bis 14 %, die in den MO|DE-Szenarien simuliert werden. Im Vergleich der IEK-3 Studie mit den MO|DE-Ergebnissen zeigt sich schließlich, dass sich ein signifikanter Anteil von FCEV in der deutschen Pkw-Flotte von über 20 % sowohl in einer aggregierten Kostenoptimierung des Energiesystems als auch aus einer Konsumentenperspektive heraus als günstig erweist. In der Studie des ISE Fraunhofer wird ebenso in drei von vier Szenarien ein Anteil von 19 % bis 20 % FCEV an der Pkw-Flotte im Jahr 2045 berechnet. Die übrigen 80 % bis 81 % der Pkw-Flotte sind BEV und es wird kein Restbestand von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor angenommen. Lediglich in dem Szenario *Beharrung* wird ein Anteil von 50 % ICEV an der Pkw-Flotte angenommen. In diesem Szenario bestehen die restlichen 50 % der Flotte aus BEV und der Anteil von FCEV liegt bei 0 %. Die Anteile der Antriebstechnologien an der Pkw-Flotte werden in den Szenarien des ISE Fraunhofer stark durch exogene Annahmen bestimmt.

In den weiteren Studien der AGORA Energiewende, des UBA sowie des Ariadne-Konsortiums ist die Bedeutung von FCEV innerhalb einer zukünftigen deutschen Pkw-Flotte weitaus geringer [288], [290], [291]. In der Studie des Ariadne-Konsortiums werden die Anteile der Antriebstechnologien an der zukünftigen deutschen Pkw-Flotte mittels eines Markthochlaufmodells simuliert [254]. Der Anteil an FCEV an der Pkw-Flotte liegt im Zieljahr 2045 in den meisten Szenarien bei 0 %, lediglich im Szenario *Wasserstoff* machen FCEV einen Anteil von 3 % aus. Demgegenüber steht ein deutlich höherer Anteil von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor (ICEV und PHEV) von 22 % bis 36 %. Batterieelektrische Fahrzeuge setzen sich in diesen Szenarien als Hauptantriebstechnologie durch und machen in den Szenarien des Jahres 2045 64 % bis 75 % der Pkw-Flotte aus.

In den Studien der Agora Energiewende und des UBA werden die Anteile der Antriebstechnologien an der zukünftigen Pkw-Flotte in Deutschland durch exogene Annahmen definiert. Die Agora Energiewende beschreibt darin ebenso eine Dominanz batterieelektrischer Antriebe, welche im Jahr 2045 auf einen Anteil an der deutschen Pkw-Flotte von 91 % kommen. Für die weiteren Antriebstechnologien werden dabei nur marginale Anteile von 1 % für FCEV, 3 % für ICEV und 5 % für PHEV angenommen. Die Fahrzeuge mit Verbrennungsmotor, welche sich in diesem Jahr noch im Bestand befinden, sind ältere Fahrzeuge, die vor dem Jahr 2032 zugelassen worden sind. Für ICEV und PHEV wird ein Verbot für Neuzulassungen ab diesem Jahr angenommen. Der Studie nach ließe sich andernfalls eine deutliche Reduzierung des Anteils an Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor in der Pkw-Flotte nicht erreichen. Diese Schlussfolgerung bestätigt die in Sektion 5.2.3 erläuterten MO|DE-Simulationsergebnisse in Bezug auf einen anzustrebenden Marktaus-

tritt von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor ab dem Jahr 2035. In den Szenarien des UBA haben FCEV ebenso keinen signifikanten Anteil an der Pkw-Flotte im Zieljahr 2050. Den größten Anteil machen wiederum batterieelektrische Fahrzeuge mit einem Anteil von 52 % bis 62 % aus. Zudem liegt in den UBA-Szenarien der Anteil von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren mit Werten zwischen 38 % bis 48 % am höchsten im Vergleich zu den anderen Studien.

Die MO|DE-Szenarien zur Analyse des Markthochlaufs der Elektromobilität in Deutschland weisen im Studienvergleich einen höheren Anteil an FCEV an einer zukünftigen Pkw-Flotte auf. Besonders der Anteil von 42 % FCEV im Szenario *Open Technology* findet in den Energiesystemstudien keinen vergleichbaren Wert. Der Anteil von 21 % FCEV im Szenario *Electrification* findet sich jedoch in den Studien des IEK-3 und des Fraunhofer ISE wieder. Vor dem Hintergrund einer weiter voranschreitenden Kostendegression der Brennstoffzellen-Technologie und einem fortgesetzten Ausbau der Wasserstoff-Tankstelleninfrastruktur in Deutschland und Europa, ist diese Prognose als ein mögliches Szenario weiterhin zu betrachten. Zudem zeigt sich aus Konsumentenperspektive eine hohe Beliebtheit dieser Technologie, wie in Sektion 5.2.2 beschrieben.

Darüber hinaus zeigt sich in den MO|DE-Szenarien ein Restbestand von 12 % bis 14 % an Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor. Mit Ausnahme der Fraunhofer ISE-Szenarien liegt dieser Wert am unteren Ende im Vergleich zu den Anteilen von ICEV und PHEV in den Szenarien der Energiesystemstudien. Ähnliche Anteile von Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor werden in den Szenarien der Studien des IEK-3 mit 16 % erreicht sowie in der Studie der Agora Energiewende mit 8 %. Es zeigt sich somit, dass eine deutliche Reduzierung des Bestands an Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor in der deutschen Pkw-Flotte nur durch einen Marktaustritt dieser Technologie ab spätestens dem Jahr 2035 erreicht werden kann, wie in der Studie der Agora Energiewende und in den MO|DE-Szenarien angenommen. Darüber hinaus ist eine höhere Verfügbarkeit von FCEV von Vorteil, um Käufergruppen zu gewinnen, die von den Fahrzeugmerkmalen von ICEV und PHEV überzeugt sind. Dies zeigt sich in der Betrachtung des Einflusses der Annahme eines Marktaustritts von Verbrennern ab dem Jahr 2035 innerhalb der MO|DE-Simulationen in Sektion 5.2.3. Wird ein solcher Marktaustritt in den Simulationen nicht berücksichtigt, liegt der Anteil an ICEV und PHEV im Szenario *Electrification* im Jahr 2050 bei 63 %, wohingegen dieser Anteil im Szenario *Open Technology* nur bei 55 % liegt. Die Differenz von 8 % entscheidet sich für den Kauf von FCEV anstelle von ICEV oder PHEV.

Neben den Energiesystemstudien finden sich in der Literatur ebenso Veröffentlichungen, die sich spezifisch mit dem Thema des Markthochlaufs der Elektromobilität in Deutschland auseinandersetzen.

Gnann et al. (2018) entwickeln ein Modell zur agentenbasierten Simulation des Markthochlaufs von batterieelektrischen Fahrzeugen, bei gleichzeitiger Betrachtung des Ausbaus der Ladeinfrastruktur in Deutschland [252]. In den simulierten Szenarien berechnen sie eine batterieelektrische Pkw-Flotte von 3,9 bis 4,1 Millionen Fahrzeugen in Deutschland im Jahr 2030, unabhängig vom weiteren Ausbau der Ladeinfrastruktur mit maximalen Ladeleistungen von unter 20 kW. Im Vergleich dazu liegt der Anteil an batterieelektrischen Fahrzeugen in den MO|DE-Szenarien leicht darunter, mit 3,1 Millionen Fahrzeugen im Szenario *Electrification* beziehungsweise mit 3,0 Millionen

Fahrzeugen im Szenario *Open Technology*. Berücksichtigt man dazu noch die Fahrzeuge mit Brennstoffzellenantrieb, welche bei Gnann et al. nicht betrachtet werden, so ergibt sich in den MO|DE-Szenarien eine ähnliche Anzahl an elektrifizierten Fahrzeugen, mit 3,5 Millionen Fahrzeugen im Szenario *Electrification* beziehungsweise mit 3,9 Millionen Fahrzeugen im Szenario *Open Technology*.

Klein et al. (2020) simulieren den Markthochlauf der Elektromobilität ebenso mit einem agentenbasierten Modell, welches auf Basis einer *stated-preference* (SP-)Studie kalibriert wurde [253]. Die Studie wurde in Deutschland durchgeführt und zählte 552 Teilnehmende mit einem Durchschnittsalter von 25 Jahren. Aufgrund des niedrigen Altersdurchschnitts der Teilnehmenden repräsentieren die Simulationsergebnisse lediglich das Kaufverhalten der jüngeren deutschen Bevölkerung. In dem Szenario, welches eine Weiterentwicklung der Batterietechnologie annimmt, sowie eine sich erhöhende Verfügbarkeit von Ladestationen, ergeben sich nach einer simulierten Periode von 15 Jahren Marktanteile von 26 % BEV, 13 % PHEV sowie 60 % ICEV. Da die Veröffentlichung aus dem Jahr 2020 stammt, werden die genannten Marktanteile mit den simulierten Marktanteilen von MO|DE aus dem Jahr 2034 verglichen, dem letzten Jahr, bevor innerhalb der Simulation ein Marktaustritt von ICEV und PHEV angenommen wird. Im Szenario *Electrification* liegt der Anteil rein elektrischer Antriebe (BEV und FCEV) an den Neuzulassungen bei 28 % und im Szenario *Open Technology* bei 35 %. Damit zeichnen die MO|DE-Simulationen ein progressiveres Bild in Bezug auf den Markthochlauf der Elektromobilität. Der Marktanteil von ICEV liegt in den beiden Szenarien mit 21 % bis 23 % ebenso deutlich unter dem Wert von 60 % bei Klein et al. Dafür liegt der Marktanteil von PHEV in den MO|DE-Szenarien mit 45 % bis 49 % deutlich über dem Vergleichswert von 13 %. In beiden Studien zeigt sich jedoch, dass ohne einen Marktaustritt von Verbrennungsmotoren der kombinierte Marktanteil von ICEV und PHEV auch in etwa 15 Jahren noch oberhalb von 60 % liegen wird.

6.2.2 Urbane Mobilität

Die Ergebnisse der MO|DE-Simulationen zur Analyse urbaner Mobilität in einer Stadt mit einer Million Einwohnern werden in dieser Sektion im Kontext der Studienlage diskutiert. Dazu werden fünf vergleichbare Studien herangezogen, welche ebenfalls spezifisch urbane Mobilität untersuchen und dabei einen besonderen Fokus auf die Analyse geteilter und autonomer Fahrzeugflotten legen [10], [72], [208], [243], [245]. Tabelle 6-1 listet die Modellergebnisse in Bezug auf die resultierende Flottengröße in den urbanen Regionen, die Veränderung der Fahrleistung in Fahrzeugkilometern sowie den Modal Split auf.

Tabelle 6-1: Studienvergleich von Simulationen urbaner Mobilität mit besonderem Fokus auf autonome und geteilte Mobilität. ÖPNV: Öffentlicher Personennahverkehr, MIV: Motorisierter Individualverkehr, Aktiv: Aktive Verkehrsmodi wie zu Fuß gehen und Fahrrad fahren.

Studie	Region	Reduzierung der Flottengröße	Veränderung der Fahrleistung in Fahrzeugkilometern	Modal Split (Verkehrsleistung)
MO DE (diese Arbeit) - Electrification Progressive	Unbestimmt (Köln)	<i>Carsharing</i> : -72 % <i>Ridesharing</i> : -98 %	<i>Carsharing</i> : +88 % <i>Ridesharing</i> : -83 %	ÖPNV: 28 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 8 % Aktiv: 64 %
MO DE (diese Arbeit) - Open Technology Progressive	Unbestimmt (Köln)	<i>Carsharing</i> : -74 % <i>Ridesharing</i> : -98 %	<i>Carsharing</i> : +79 % <i>Ridesharing</i> : -88 %	ÖPNV: 29 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 6 % Aktiv: 66 %
MO DE (diese Arbeit) - Electrification Conservative	Unbestimmt (Köln)	<i>Carsharing</i> : -17 % <i>Ridesharing</i> : -23 %	<i>Carsharing</i> : +19 % <i>Ridesharing</i> : -23 %	ÖPNV: 29 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 1 % Aktiv: 58 % MIV: 32 %
MO DE (diese Arbeit) - Open Technology Conservative	Unbestimmt (Köln)	<i>Carsharing</i> : +11 % <i>Ridesharing</i> : +5 %	<i>Carsharing</i> : +25 % <i>Ridesharing</i> : +0 %	ÖPNV: 24 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 1 % Aktiv: 57 % MIV: 39 %
Fagnant et al. (2014)	Austin, Texas	<i>Ridesharing</i> : -92 %	<i>Ridesharing</i> : +10 %	Nicht modelliert
Martinez et al. (2015) – 100% shared self-driving	Lissabon	<i>Carsharing</i> : -83 % <i>Ridesharing</i> : -90 %	<i>Carsharing</i> : +44 % <i>Ridesharing</i> : +6 %	ÖPNV: 22 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 70 % Aktiv: 8 %
Martinez et al. (2015) – 50% private car use	Lissabon	<i>Carsharing</i> : -18 % <i>Ridesharing</i> : -22 %	<i>Carsharing</i> : +51 % <i>Ridesharing</i> : +30 %	ÖPNV: 22 % <i>Shared</i> <i>Mobility</i> : 35 % Aktiv: 8 % Cars: 35 %

Boesch et al. (2016)	Zürich	<i>Carsharing</i> : -90 %	/	Nicht modelliert
Bischoff et al. (2016)	Berlin	<i>Carsharing</i> : -90 %	<i>Carsharing</i> : +17 %	Nicht modelliert
Heilig et al. (2017)	Stuttgart	<i>Ridesharing</i> : -85 %	<i>Ridesharing</i> : -20 %	ÖPNV: 17 % <i>Shared Mobility</i> : 39 % Aktiv: 44 %

Die methodischen Unterschiede in Bezug auf die Modellierung urbanen Mobilitätsverhaltens, die sich zwischen den Studien ergeben, werden in Sektion 2.3.3 beschrieben. Mit Blick auf den Modal Split ist jedoch ein methodischer Unterschied von besonderer Relevanz. Ausschließlich die Simulationen in dieser Arbeit (MO|DE) sowie die Studien von Martinez et al. und Heilig et al. berücksichtigen weitere Verkehrsmodi neben *Shared Mobility*. Martinez et al. definieren die Aufteilung der Verkehrsnachfrage auf die Verkehrsmodi dabei jedoch als exogene Größe. Innerhalb der MO|DE Simulationen sowie bei Heilig et al. wird die Verkehrsmittelwahl endogen bestimmt. Nur durch eine endogene Simulation des Modal Splits lässt sich schließlich eine Aussage darüber treffen, inwiefern *Shared Mobility* Verkehrsmodi tatsächlich genutzt werden. Heilig et al. simulieren einen Anteil von 39 % *Shared Mobility* am Modal Split nach Häufigkeit der Verkehrsmittelwahl, im Vergleich zu 1 % in den konservativen MO|DE-Szenarien beziehungsweise 6 % bis 8 % in den progressiven MO|DE-Szenarien. Der vergleichsweise hohe Anteil an *Shared Mobility* in der Studie von Heilig et al. kommt daher, dass darin die Präferenzen für den Verkehrsmodus *Shared Mobility* in einem zukünftigen Mobilitätsszenario gleich den Präferenzen für private Fahrzeuge in einem heutigen Vergleichsszenario gesetzt werden. Innerhalb der MO|DE-Simulationen werden die Präferenzen für *Shared Mobility* aus dem Basisdatensatz der MiD17 aus dem Verkehrsmodus *Carsharing* abgeleitet. In den konservativen Szenarien ist der Anteil von *Shared Mobility* am Modal Split (1 %) niedriger als in den progressiven Szenarien (6 % bis 8 %), da hier zudem private Fahrzeuge in Konkurrenz zu *Shared Mobility* stehen. Unter Berücksichtigung einer weiteren Verbesserung von *Shared Mobility*-Dienstleistungen in Bezug auf Qualität, Kosten und Verfügbarkeit sowie politische Maßnahmen, wie beispielsweise einer Regulierung privater Pkw in urbanen Räumen, wird der zukünftige Anteil von *Shared Mobility* am Modal Split zwischen einem Wert von 1 % bis 39 % liegen.

Darüber hinaus ist in nahezu allen Szenarien urbaner Mobilität eine Reduzierung der Flottengröße durch den Einsatz von *Car*- oder *Ridesharing*-Fahrzeugen festzustellen. In den progressiven MO|DE-Szenarien reduziert sich die Anzahl an Fahrzeugen, die zur Abdeckung der Verkehrsnachfrage nötig sind, um 72 % bis 98 %. Alle weiteren Studienergebnisse, die entweder privaten Pkw-Verkehr im urbanen Raum vernachlässigen oder ausschließlich *Shared Mobility* betrachten, gelangen zu Flottenreduzierungen innerhalb dieses Ergebniskorridors. Im Vergleich dazu reduziert sich die Flottengröße weniger stark oder erhöht sich sogar, wenn zudem auch private Pkw betrachtet werden. Im Szenario *Electrification Conservative* reduziert sich die Anzahl an Pkw im urbanen Raum zwischen 17 % und 23 %, wobei sie sich im Szenario *Open Technology Conservative* um 5 % bis 11 % erhöht. In der Studie von Martinez et al. reduziert sich die Flottengröße um 18 % bis

22 % unter der Annahme, dass 50 % der Pkw-Verkehrsnachfrage durch private Fahrzeuge gedeckt werden. Schließlich lässt sich festhalten, dass der Einsatz von *Car-* oder *Ridesharing*-Flotten zu einer deutlich effizienteren Auslastung der Fahrzeuge führt, sodass mehr als 72 % der Fahrzeuge einer vergleichbaren privaten Pkw-Flotte ersetzt werden könnten.

Eine Reduzierung der Flottengröße geht jedoch nicht zwangsläufig mit einer Reduzierung der Fahrleistung in zurückgelegten Fahrzeugkilometern einher. Die Relokation der autonom fahrenden Fahrzeuge zwischen einem Zielort und dem nächsten Startort führt teilweise zu einer Erhöhung der zurückgelegten Fahrzeugkilometer. Besonders stark ist dieser Effekt in den *Carsharing*-Szenarien, in denen die autonomen Fahrzeuge lediglich mit maximal einer Person besetzt sind. In diesen *Carsharing*-Szenarien steigt die Fahrleistung, welche durch Pkw im urbanen Raum zurückgelegt wird, um 18 % bis 88 % an. Besonders stark steigt die Fahrleistung zudem in solchen Szenarien an, in denen keine privaten Pkw mehr zugelassen sind. Dazu gehören die progressiven MO|DE-Szenarien mit *Carsharing* in denen ein Anstieg von 79 % bis 88 % gegenüber dem *Status Quo 2019* verzeichnet wird sowie die *Carsharing*-Szenarien aus der Studie von Martinez et al. mit einem Anstieg von 44 %. Der deutliche Anstieg der Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern, i.e. der Fahrleistung, ist in diesen Szenarien durch die häufige Relokation der Fahrzeuge zu erklären, welche zu einer ineffizienten Nutzung der *Carsharing*-Flotte führt. Wird anstelle von *Carsharing*, *Ridesharing* betrachtet, so wird der Effekt der Relokation durch einen höheren Besetzungsgrad der *Ridesharing*-Fahrzeuge zum Teil ausgeglichen. In den *Ridesharing*-Szenarien reduziert sich die Fahrleistung um bis zu 88 % im Szenario *Open Technology Progressive*. Demgegenüber steht ein maximaler Anstieg der Fahrleistung um 30 % in der Studie von Martinez et al. in den *Ridesharing*-Szenarien.

Im Vergleich der Studien zu urbaner Mobilität mit einem besonderen Fokus auf *Shared Mobility*, zeigt sich ein kohärentes Bild in Bezug auf die Auswirkungen des Einsatzes von *Car-* und *Ridesharing*-Flotten. In jedem Fall würde durch die höhere Auslastung der Fahrzeuge die Anzahl der benötigten Fahrzeuge reduziert werden. Demgegenüber steht jedoch das Risiko einer steigenden Fahrleistung durch den Relokationsaufwand autonomer und geteilter Fahrzeuge. Diesem Risiko einer erhöhten Fahrleistung kann durch das *Pooling* von Fahrten in *Ridesharing*-Fahrzeugen begegnet werden.

Darüber hinaus weist jede der diskutierten Studien zu urbaner Mobilität eine Beschränkung der Analyse auf die innerstädtische Verkehrsnachfrage auf. Die mit MO|DE durchgeführten Simulationen berücksichtigen zwar Fahrten über die Stadtgrenze hinaus, Urlaubsfahrten bleiben in dem Simulationszeitraum von 28 Tagen jedoch unberücksichtigt. Zudem sind die Arbeitsplätze der Agenten innerhalb der Stadtgrenzen definiert, sodass Arbeitsfahrten in der Regel auch nicht über die Stadtgrenzen hinausführen. Somit liegt der Fokus der Analyse in dieser wie in vergleichbaren Arbeiten auf dem innerstädtischen Verkehr. Eine Eignung von *Car-* und *Ridesharing*-Dienstleistungen insbesondere für Langstreckenfahrten sowie zur Ergänzung des Mobilitätsangebots in ländlichen Regionen bleibt zu untersuchen.

6.2.3 Nationale Mobilität in Deutschland

Die MO|DE-Simulationen für das Zieljahr 2050 werden auf nationaler Ebene mit den Zahlen der in Abschnitt 2.3.4 eingeführten Energiesystemstudien in Bezug auf Verkehrs- und Endenergienachfrage verglichen. Abbildung 6-4 visualisiert die jeweilige Verkehrsnachfrage in Personenkilometern, aufgeteilt nach den aggregierten Verkehrsmodi des motorisierten Individualverkehrs, des öffentlichen Verkehrs sowie für die aktiven Verkehrsmodi *Gehen* und *Fahrrad*. In allen Vergleichsstudien, ausgenommen der des Ariadne-Konsortiums, wird die Verkehrsnachfrage exogen angenommen. Das Ariadne-Konsortium simuliert die zukünftige Verkehrsnachfrage im Personenverkehr endogen, macht aber lediglich Angaben zur Gesamtverkehrsnachfrage, weshalb in diesem Fall die Aufteilung auf die Verkehrsmodi in der Visualisierung nicht aufgetragen ist [290]. Zudem fehlen in der Energiesystemstudie des Fraunhofer ISE Angaben in Bezug auf die Verkehrsnachfrage [287].

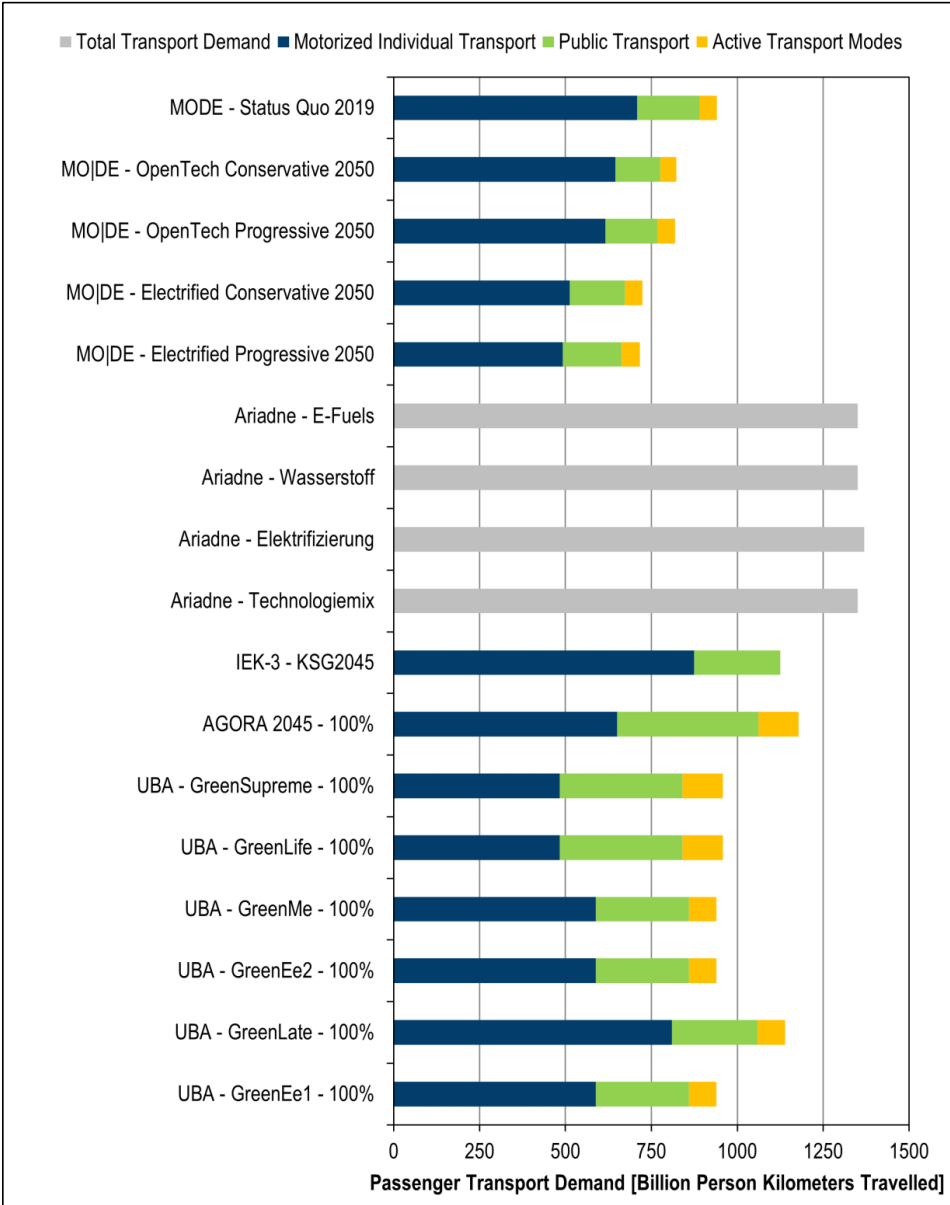


Abbildung 6-4: Verkehrsleistung, aufgeteilt nach Verkehrsträgern, in den MO|DE Szenarien im Vergleich zu den Annahmen nationaler Energiesystemstudien in Deutschland für die Zieljahre 2045 oder 2050. MO|DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.

In den Vergleichsstudien liegt die Gesamtverkehrsnachfrage in den Zieljahren zwischen 939 Milliarden Personenkilometern, im Fall der UBA-Szenarien, und 1350 Milliarden Personenkilometern, im Fall der Szenarien des Ariadne-Konsortiums. Im Vergleich zu 1080 Milliarden Personenkilometern nach Angabe in „Verkehr in Zahlen“ für das Basisjahr 2019, wird in den meisten Szenarien ein Anstieg der Gesamtverkehrsnachfrage in Deutschland bis zu den Zieljahren 2045 beziehungsweise 2050 angenommen. In den MO|DE-Szenarien des Jahres 2050 wird hingegen mit Werten zwischen 715 und 823 Milliarden Personenkilometern ein deutlich geringerer Wert für eine zukünftige Gesamtverkehrsnachfrage simuliert. Dies ist auf zwei wesentliche Ursachen zurückzuführen. Zum einen wird die Verkehrsnachfrage für den Verkehrsmodus *Auto-Mitfahren* in den MO|DE-Szenarien unterschätzt, wie in der Analyse des *Status Quo 2019* in Sektion 5.3.2 gezeigt wird. Diese Unterschätzung ist wiederum darauf zurückzuführen, dass in den MO|DE-Simulationen größtenteils Ein-Personenhaushalte simuliert werden, bei welchen der Fahrzeugmodus *Auto-Mitfahren* nicht verfügbar ist. Die Unterschätzung dieses Fahrzeugmodus hat jedoch keine Auswirkungen auf die Berechnung der Endenergienachfrage für den motorisierten Individualverkehr, der direkt aus der Verkehrsnachfrage für den Verkehrsmodus *Auto-Fahren* berechnet wird. Zum anderen ist die niedrige Verkehrsnachfrage in den MO|DE-Szenarien des Jahres 2050 auf die Berücksichtigung des demografischen Wandels bei der Simulation des Mobilitätsverhaltens der Agenten zurückzuführen. Wie in Sektion 5.4.3 beschrieben, trägt insbesondere die Verhaltensänderung, die in einer alternden Gesellschaft zu beobachten ist, dazu bei, dass die Verkehrsnachfrage insgesamt sinkt. Eine solche Verhaltensänderung wird in den Vergleichsstudien nicht berücksichtigt. Die *bottom-up* Simulation des Mobilitätsverhaltens einzelner Agenten innerhalb von MO|DE ermöglicht somit eine Differenzierung nach der Altersstruktur, wie sie in vergleichbaren *top-down* Simulationen nicht möglich ist. Demgegenüber steht eine potenzielle Überschätzung der Auswirkungen des demografischen Wandels hin zu einer alternden Gesellschaft auf die Gesamtverkehrsnachfrage. Zum einen wird innerhalb von MO|DE nicht modelliert, inwieweit sich die Mobilität älterer Menschen in Zukunft verändern wird, beispielsweise durch einen aktiveren Lebensstil im Alter im Vergleich zu heute. Zum anderen bedingt die sozio-demografische Auflösung innerhalb von MO|DE eine Verstärkung des Effekts des demografischen Wandels. In der Altersgruppe der über 65-Jährigen gibt es lediglich die Klassifizierung in *beschäftigungslos*, welches eine Gruppe mit deutlich reduzierter Mobilität darstellt. Arbeitende Agenten über 65 Jahren oder solche mit erhöhter Freizeitaktivität werden nicht abgebildet.

In allen Vergleichsstudien wird ein Anstieg des Anteils öffentlicher Verkehrsmodi am Modal Split angenommen beziehungsweise simuliert. Lediglich in der Studie des Ariadne-Konsortiums wird diese Verteilung der Verkehrsnachfrage auf die Verkehrsmodi endogen simuliert. In den Studien des IEK-3 sowie im Szenario *GreenLate* des UBA liegt dieser Anteil bei 22 %, in den weiteren Vergleichsstudien zwischen 29 % und 37 %, gegenüber 15 % für das Jahr 2019 nach Angaben von „Verkehr in Zahlen“. In den MO|DE-Szenarien *Electrification* wird ebenfalls ein Anteil der öffentlichen Verkehrsmodi am Modal Split von 22 % bis 24 % simuliert. Dies ist in den *Electrification*-Szenarien durch eine höhere Qualität und Verfügbarkeit der öffentlichen Verkehrsmodi zu erklären. In den *Open Technology*-Szenarien bevorzugen die Agenten hingegen weiterhin stärker den motorisierten Individualverkehr, sodass der Anteil öffentlicher Verkehrsmodi in diesen Szenarien lediglich zwischen 16 % und 19 % liegt.

Abbildung 6-5 visualisiert die Endenergienachfrage im Personenverkehr, aufgelöst nach den Energieträgern Flüssigkraftstoffe, Strom und Wasserstoff. Die Endenergienachfrage ist in allen Energiesystemstudien ein endogenes Modellergebnis, basierend auf den getroffenen Annahmen beziehungsweise Modellergebnissen bezüglich der Gesamtverkehrsnachfrage, des Modal Splits sowie der Durchdringung elektrifizierter Fahrzeugantriebe (vgl. Sektion 2.3.4).

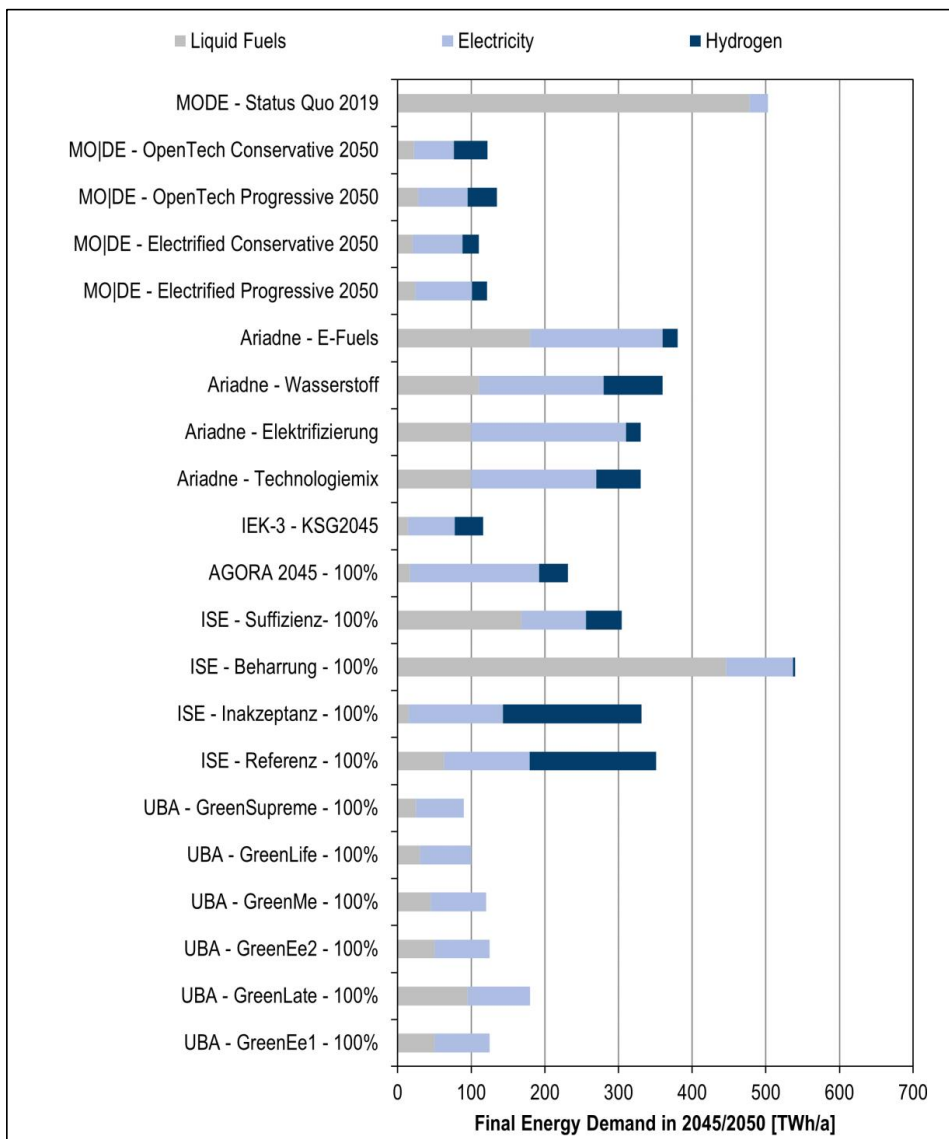


Abbildung 6-5: Endenergienachfrage im Personenverkehr, aufgeteilt nach den Energieträgern Flüssigkraftstoffe, Strom und Wasserstoff, in den MO|DE Szenarien im Vergleich zu den Annahmen nationaler Energiesystemstudien in Deutschland für die Zieljahre 2045 oder 2050. MO|DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.

Die gesamte Endenergienachfrage weist im Vergleich zur Gesamtverkehrsnachfrage eine höhere Schwankungsbreite innerhalb der betrachteten Studien auf. Die Vergleichsstudien des UBA sowie des IEK-3 weisen mit Werten zwischen 90 und 125 TWh pro Jahr, beziehungsweise 180 TWh pro Jahr im UBA-Szenario *GreenLate* die geringsten Gesamtenergienachfragen für den Personenverkehr in einem zukünftigen Zieljahr 2050 beziehungsweise 2045 auf. Die Endenergienachfrage in der IEK-3 Studie ist denen der simulierten MO|DE-Szenarien für das Jahr 2050 sehr ähnlich. Innerhalb dieser Szenarien liegt die gesamte Endenergienachfrage zwischen 110 und 135 TWh pro Jahr und die Wasserstoffnachfrage zwischen 20 und 22 TWh pro Jahr in den *Electrification*-Szenarien beziehungsweise zwischen 40 und 46 TWh pro Jahr in den *Open Technology*-Szenarien. In den Vergleichsstudien des Ariadne-Konsortiums, des Fraunhofer ISE sowie der Agora Energiewende liegt die gesamte Endenergienachfrage deutlich höher als in den simulierten MO|DE Szenarien für das Jahr 2050, mit Werten zwischen 231 TWh pro Jahr in der Agora-Studie und 540 TWh pro Jahr im Szenario *Beharrung* des Fraunhofer ISE. In den Fällen der Agora- und Fraunhofer ISE-Studien ist die höhere Endenergienachfrage auch damit zu erklären, dass hier zusätzlich der Güterverkehr in der Endenergienachfrage berücksichtigt wird. Eine Differenzierung in Personen- und Güterverkehr ist aufgrund mangelnder Studienangaben nicht möglich. Darüber hinaus wird im Szenario *Beharrung* des Fraunhofer ISE ein hoher Anteil der Verkehrsnachfrage weiterhin mit konventionellen Fahrzeugen mit Verbrennungsmotor gedeckt, welches zu einem Anteil von etwa 80 % Flüssigkraftstoffen an der Endenergienachfrage führt. Schließlich finden sich auch die höchsten Gesamtverkehrsnachfragen für den Personenverkehr in den Studien der Agora Energiewende und des Ariadne-Konsortiums.

Strom macht in nahezu allen Szenarien der Vergleichsstudien sowie in den MO|DE-Szenarien mehr als die Hälfte des Gesamtenergiebedarfs im Verkehrssektor aus. Eine Ausnahme davon stellen die konservativen Szenarien *Suffizienz* und *Beharrung* des Fraunhofer ISE sowie das Szenario *GreenLate* des UBA dar, in denen Flüssigkraftstoffe mit 53 % bis 83 % den größten Anteil an der Endenergienachfrage im Verkehrssektor ausmachen. Darüber hinaus werden Flüssigkraftstoffe in allen Szenarien weiterhin als Energieträger eingesetzt, auch wenn der Flugverkehr unberücksichtigt bleibt. Eine vollständige Elektrifizierung des Verkehrssektors bis zu den jeweiligen Zieljahren 2045 beziehungsweise 2050 ist insbesondere aufgrund der hohen Lebensdauer der Bestandsfahrzeuge nicht möglich. Mit Ausnahme der UBA-Szenarien wird ebenso Wasserstoff als Energieträger in allen weiteren Szenarien eines zukünftigen Verkehrssystems erwartet. Die ISE-Szenarien *Inakzeptanz* und *Referenz* weisen im Studienvergleich mit über 50 % den höchsten Anteil von Wasserstoff an der Endenergienachfrage auf. Im Vergleich dazu liegt der Wasserstoff-Anteil in den *Electrification*-Szenarien von MO|DE zwischen 17 % und 20 % beziehungsweise zwischen 29 % und 37 % in den *Open Technology*-Szenarien. Die absolute Nachfrage nach Wasserstoff liegt in den meisten Szenarien zwischen 20-80 TWh pro Jahr. Ausnahmen davon stellen die ISE Fraunhofer-Szenarien *Beharrung* mit 3 TWh pro Jahr sowie *Inakzeptanz* mit 188 TWh pro Jahr und *Referenz* mit 172 TWh pro Jahr dar.

Die Gesamtbetrachtung zeigt ein divergentes Bild in Bezug auf Zusammensetzung und Höhe der Endenergienachfrage in den Szenarien eines zukünftigen Energiesystems. Zentrale Einflussfaktoren auf die Endenergienachfrage sind die Verkehrsnachfrage, der

Modal Split über die Verkehrsmodi sowie die Antriebszusammensetzung der Fahrzeugflotten im privaten und öffentlichen Verkehr. Die mit MO|DE simulierten Szenarien eines zukünftigen Verkehrssystems im Jahr 2050 ergeben im Studienvergleich eine vergleichsweise geringe Verkehrs- und Endenergienachfrage. Die Struktur der Endenergienachfrage ist jedoch vergleichbar zu den Ergebnissen in den meisten Energiesystemstudien, mit dem größten Anteil von Strom an der Energienachfrage, bei signifikanten Anteilen von Wasserstoff beziehungsweise Flüssigkraftstoffen.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wird die zukünftige Entwicklung der Personenmobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 mit dem dazu entwickelten, agentenbasierten Verkehrsnachfragemodell MO|DE analysiert. Dieses Kapitel schließt diese Arbeit mit einer Rekapitulation der Ausgangslage in Abschnitt 7.1 sowie einer Zusammenfassung methodischer Innovationen und zentraler Schlussfolgerungen in den Abschnitten 7.2 und 7.3. Zuletzt werden in Abschnitt 7.4 zukünftige Forschungsrichtungen aufgezeigt, welche sich in der Erweiterung und Anwendung von MO|DE eröffnen.

7.1 Ausgangslage und Ziel der Arbeit

Die Mobilität in Deutschland befindet sich unter dem Einfluss von technologischen *Push*- und gesellschaftlichen *Pull*-Faktoren in einem langfristigen Wandlungsprozess, der auf einer normativen Ebene mit dem Begriff der *Verkehrswende* beschrieben werden kann. Zu den technologischen *Push*-Faktoren gehören die Mobilitätstrends des autonomen und vernetzten Fahrens sowie die Entwicklung plattformbasierter Geschäftsmodelle, die Mobilität als Dienstleistung anbieten. Zu den *Pull*-Faktoren sind solche Mobilitätstrends zu zählen, die sich vor dem Hintergrund einer gesellschaftlichen Klima- und Umweltverantwortung entwickelt haben. Dazu gehören die Elektrifizierung des Antriebsstranges sowie die Verlagerung der Verkehrsnachfrage vom motorisierten Individualverkehr auf den Umweltverbund aus Fuß-, Rad- und öffentlichem Verkehr sowie *Shared Mobility*.

Die Komplexität dieser Verkehrswende stellt die Modellierung des Mobilitätsverhaltens in Verkehrsnachfragemodellen vor eine neue Herausforderung. Konventionelle Verkehrsnachfragemodelle fokussieren sich auf die zukünftige Projektion techno-ökonomischer Einflussfaktoren und vernachlässigen eine Veränderung individuellen Mobilitätsverhaltens. Es ist das Ziel dieser Arbeit, die Einflussfaktoren auf das Mobilitätsverhalten von Personen ganzheitlich zu identifizieren, um die Mobilität in Deutschland im Jahr 2050 abzubilden. Dabei wird neben der Entwicklung techno-ökonomischer Parameter insbesondere eine langfristige Veränderung des Mobilitätsverhaltens von Personen berücksichtigt.

7.2 Methodische Innovationen

Im Rahmen dieser Arbeit werden drei zentrale Methodiken entwickelt, um zukünftige Mobilität beschreiben zu können. Zum einen ist dies das Konzept der Mobilitätskultur von Stephenson et al. zur ganzheitlichen Beschreibung von Mobilität und ihrer Wandlungsprozesse [1]. Zum anderen ist dies die Entwicklung des agentenbasierten Verkehrsnachfragemodells MO|DE und des dazugehörigen Modells MO|DE.behave zur Schätzung von *Discrete Choice* Modellen.

In Anlehnung an Stephenson et al. wird Kultur wie folgt definiert:

Kultur ist die Gesamtheit individueller und kollektiver Bedeutungssysteme, welche sich in den drei Dimensionen (1) materieller Kultur, (2) kognitiver Normen und (3) habitualisierter Praktiken innerhalb einer Gesellschaft ausprägen. Dabei ist die Kultur in ihrer Gesamtheit für das Subjekt nie erfahrbar, sondern wird immer nur ex-post durch die Handlungserfahrung des Subjekts als Idee konstruiert.

In den drei Dimensionen der materiellen Kultur, kognitiver Normen und habitualisierter Praktiken werden Mobilitätszukünfte auf einer individuellen und einer gesellschaftlichen Ebene entwickelt. Die Dimension der materiellen Kultur erfasst dabei physische Wandlungsprozesse, wie sie auch in konventionellen Transportnachfragemodellen berücksichtigt werden. Zudem werden in den Dimensionen der kognitiven Normen und habitualisierten Praktiken individuelle und gesellschaftliche Verhaltensänderungen betrachtet. Das Konzept der Mobilitätskultur dient somit als theoretisches Analysewerkzeug zukünftiger Mobilität. Die Integration sozialwissenschaftlicher Theorien in die Praxis der Verkehrsforschung ist von essenzieller Bedeutung, um die Komplexität der Wandlungsprozesse von Mobilität umfassend beschreiben zu können.

Darüber hinaus wird innerhalb dieser Arbeit das agentenbasierte Verkehrsnachfragemodell MO|DE entwickelt, welches das Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland beschreibt. MO|DE nutzt die Mobilitätsstudien „Mobilität in Deutschland 2017“ sowie das „Deutsche Mobilitätspanel“ als zentrale Basisdatensätze zur Kalibrierung der Modellparameter und zur Validierung der Modellergebnisse [25], [26]. MO|DE unterscheidet sich von anderen integrierten Verkehrsnachfragemodellen zur Betrachtung von Mobilität auf nationaler Ebene durch drei wesentliche Innovationen:

- Es ist das erste Modell, in dem ein agentenbasierter Ansatz genutzt wird, um eine nationale Verkehrsnachfrage zu bestimmen. Der Anwendungsrahmen vergleichbarer agentenbasierter Modelle beschränkt sich in der Regel auf den urbanen Raum. Der agentenbasierte Ansatz ermöglicht eine Betrachtung des Einflusses eines veränderten Mobilitätsverhaltens auf die nationale Verkehrsnachfrage.
- Innerhalb von MO|DE wird die Aktivitätsnachfrage der Agenten basierend auf Zeitnutzungspräferenzen simuliert. Dies ermöglicht eine Simulation von Aktivitätsfolgen, welche sich dynamisch an die Simulationsparameter, wie beispielsweise eine veränderte Wochenarbeitszeit, anpasst. In konventionellen Verkehrsnachfragemodellen werden die Aktivitätsfolgen der simulierten Agenten von in Studien beobachteten Aktivitätsmustern übernommen.
- Basierend auf der Interpretation von Start-Ziel-Kombinationen als Zeit-Raum Prismen wird ein *Pooling*-Algorithmus für *Car*- und *Ridesharing*-Dienstleistungen entwickelt. Diese Zeit-Raum Prismen beschreiben die Gesamtheit aller möglichen Wege, um vom Start- zum geplanten Zielpunkt zu gelangen. Dadurch wird es möglich, Überschneidungen von geplanten Wegen zu identifizieren und so das *Pooling* von Teilstrecken in geteilten Fahrzeugen abzubilden.

Eine zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit ist, wie zukünftige Verhaltensänderungen in die Beschreibung von Mobilität integriert werden können. Zur Beantwortung dieser Frage wird das Modell MO|DE.behave entwickelt:

- MO|DE.behave ist ein *Open Source* Python-Modul, welches zur Schätzung von *Multinomial Logit* sowie *nonparametric Mixed Logit* Modellen eingesetzt werden kann. Es ist die bisher einzige freizugängliche Software zur Schätzung von *nonparametric Mixed Logit* Modellen, welche insbesondere die Identifizierung von heterogenen Präferenzstrukturen in der Bevölkerung ermöglichen.
- Zur Vereinfachung der numerischen Kalibrierung dieser Modelle wurde der in Abschnitt 2.2.4 eingeführte *Expectation Maximization* Algorithmus mithilfe des *Latin*

Hypercube Sampling (LHS-)Algorithmus weiterentwickelt. Durch die Verwendung des LHS-Algorithmus können *nonparametric Mixed Logit* Modelle auf herkömmlichen Computern in wenigen Minuten berechnet werden.

- Schließlich werden die Modellergebnisse von MO|DE.behave genutzt, um zukünftige Präferenzstrukturen aus der Beobachtung heutiger Präferenzverteilungen abzuleiten.

7.3 Ergebnisse und Schlussfolgerungen

Die Dimensionen des Konzepts der Mobilitätskultur werden in der Szenarioentwicklung genutzt, um divergente Entwicklungen zukünftiger Mobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 zu beschreiben. In der Dimension der materiellen Kultur werden die beiden Szenarien *Electrification* und *Open Technology* definiert. In dem Szenario *Electrification* wird angenommen, dass sich die derzeitige Fokussierung des Marktes für Elektromobilität auf batterieelektrische Antriebe (BEV) langfristig zu einer technologischen Pfadabhängigkeit entwickelt. Dies führt in den Annahmen dieses Szenarios zu einer höheren Verfügbarkeit von Personenkraftwagen (Pkw) mit batterieelektrischem Antrieb gegenüber solchen mit Brennstoffzellenantrieb (FCEV). Weiterhin wird ein Anstieg in der Verfügbarkeit und Qualität öffentlicher Verkehrsmittel sowie von *Shared Mobility*-Dienstleistungen unterstellt. Im Szenario *Open Technology* wird hingegen angenommen, dass sich durch die Wahrung von Technologieoffenheit in der Entwicklung und Förderpolitik eine gleichgewichtige Dynamik zwischen BEV und FCEV im Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland zeigt. Darüber hinaus bleibt in diesem Szenario die derzeitige Fokussierung auf die motorisierte Individualmobilität ungebrochen bestehen. Die Dimensionen der habitualisierten Praktiken und kognitiven Normen bilden gemeinsam die zweite Entwicklungsachse zukünftiger Mobilität. In dem Szenario *Progressive* wird auf individueller wie auch auf gesellschaftlicher Ebene eine hohe Offenheit gegenüber Wandlungsprozessen angenommen. Dies führt in den Annahmen dieses Szenarios dazu, dass die Präferenzen für privaten Autobesitz sinken, verstärkt aus dem Homeoffice gearbeitet wird und sich die wöchentliche Arbeitszeit weiter verkürzt. Zudem wird der private Pkw-Verkehr in urbanen Räumen durch den Umweltverbund substituiert und der öffentliche Verkehr ist kostenlos. In dem Szenario *Conservative* werden die bestehenden, mobilitätsrelevanten Praktiken und Normen gewahrt, sodass keine Verhaltensänderungen angenommen werden. In Kombination der beiden Entwicklungsachsen ergeben sich die vier Szenarien zukünftiger Mobilität in Deutschland: *Electrification Progressive*, *Electrification Conservative*, *Open Technology Progressive* und *Open Technology Conservative*. In diesen Szenarien wird MO|DE angewandt, um (1) den Markthochlauf der Elektromobilität in Deutschland zu analysieren, (2) den Einsatz von *Shared Mobility* im urbanen Raum zu untersuchen und (3) die Verkehrs- und Endenergienachfrage auf nationaler Ebene zu bestimmen. Das Zieljahr der Szenarioanalyse ist das Jahr 2050.

Die Ergebnisse des Markthochlaufes für Elektromobilität werden lediglich in den Szenarien der materiellen Kultur betrachtet: *Electrification* und *Open Technology*. In diesen Szenarien liegt der Anteil elektrifizierter Fahrzeuge an der Pkw-Flotte in Deutschland im Jahr 2050 zwischen 86 % bis 88 %. Dabei liegt im Szenario *Electrification* das Verhältnis von BEV zu FCEV bei 3:1 wohingegen dieses Verhältnis im Szenario *Open Technology* bei 1:1 liegt. Diese Simulationsergebnisse werden allerdings nur unter der Annahme eines Marktaustritts von ICEV und PHEV ab dem Jahr 2035 erzielt. Wird diese Szenarioannah-

me nicht getroffen, liegt der kumulierte Anteil von ICEV und PHEV an der deutschen Pkw-Flotte zwischen 55 % bis 63 %. **Aus diesem Grund ist es erforderlich einen Marktaustritt von ICEV und PHEV ab dem Jahr 2035 regulatorisch oder ökonomisch zu erreichen, um einen Großteil der deutschen Pkw-Flotte (86-88 %) bis zum Jahr 2050 zu elektrifizieren.**

Die urbane Mobilität im Jahr 2050 wird anhand der Simulation einer Stadt mit einer Million Einwohnern analysiert. In den progressiven Szenarien wird angenommen, dass der Verkehr privater Pkw im Stadtgebiet nicht zulässig ist. Dies führt zu einer vollständigen Verlagerung der Verkehrsnachfrage nach motorisiertem Individualverkehr von 32 % bis 48 % auf den Umweltverbund aus Fuß-, Rad-, öffentlichem Verkehr und *Shared Mobility*. Der Anteil von *Shared Mobility* am Modal Split steigt um 8 % bis 12 %. In den Analysen wird diese Verkehrsnachfrage entweder durch eine autonome *Carsharing*-Flotte oder durch eine autonome *Ridesharing*-Flotte gedeckt. Im Fall von *Carsharing* kann maximal eine Person pro Fahrzeug befördert werden, wohingegen im Fall von *Ridesharing* bis zu sechs Personen pro Fahrzeug zulässig sind. Für den Einsatz einer *Carsharing*-Flotte sind 162.000 bis 169.000 Fahrzeuge nötig, was eine deutliche Reduktion des Fahrzeugbedarfs gegenüber 612.000 privaten Pkw in der Simulation des *Status Quo 2019* bedeutet. Die autonomen *Carsharing*-Fahrzeuge haben jedoch einen so hohen Relokationsaufwand, um die Verkehrsnachfrage in der Stadt zu bedienen, dass die absolute Verkehrsnachfrage in Fahrzeugkilometern, i.e. die Fahrleistung, gegenüber dem *Status Quo 2019* ansteigt. Durch den Einsatz einer *Ridesharing*-Flotte hingegen kann sowohl die Zahl der benötigten Fahrzeuge auf 14.000 gesenkt sowie auch die absolute Fahrleistung deutlich reduziert werden. **Der Einsatz einer *Ridesharing*-Flotte zur Bedienung der Nachfrage nach *Shared Mobility* führt im Stadtgebiet zu einer Reduzierung der Pkw-Flottengröße um 98 % von 612.000 privaten Pkw auf 14.000 *Ridesharing*-Fahrzeuge bei gleichzeitiger Reduktion der Fahrleistung und einer vollständigen Verlagerung der Verkehrsnachfrage vom motorisierten Individualverkehr auf den Umweltverbund.**

In den Szenarien zukünftiger Mobilität in Deutschland im Jahr 2050 werden jeweils 4620 Gemeindeverbände über den Zeitraum eines Jahres mittels MO|DE simuliert. Dazu wird in jedem Gemeindeverband die Mobilität zehn repräsentativer Haushalte betrachtet. Die gesamte nationale Verkehrsnachfrage sinkt bis zum Jahr 2050 um 12 % bis 24 % im Vergleich zum Status Quo des Jahres 2019. Dieser Rückgang der Verkehrsnachfrage ist im Wesentlichen durch den demografischen Wandel hin zu einer alternden und schrumpfenden Gesellschaft zu erklären. Die Verteilung der Verkehrsnachfrage über die Verkehrsträger erweist sich dabei als stabil, mit maximalen Veränderungen im Modal Split von 6 % in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 im Vergleich zum Status Quo des Jahres 2019. Eine signifikante Verlagerung der Verkehrsnachfrage vom motorisierten Individualverkehr auf den Umweltverbund ist, den Szenarien folgend, auf nationaler Ebene nicht zu erwarten. Zudem korreliert der Anteil des Verkehrsmodus *Auto-Fahren* in den Szenarien zukünftiger Mobilität deutlich mit der Verfügbarkeit von privaten Fahrzeugen im Haushalt, ungeachtet der Attraktivität und Verfügbarkeit von öffentlichen Verkehrsmittelalternativen. Diese Priorisierung der motorisierten Individualmobilität gegenüber dem öffentlichen Verkehr zeigt sich nicht nur in den Szenario-Simulationen, sondern auch in der Analyse der Präferenzstrukturen der simulierten Bevölkerungsgruppen. Es lässt sich folgende Erkenntnis ableiten: Wer ein Auto besitzt, der fährt es auch. Die gesamte Endener-

gienachfrage im Personenverkehr reduziert sich in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 um 73 % bis 78 % im Vergleich zum Status Quo des Jahres 2019 auf 135 TWh pro Jahr beziehungsweise 110 TWh pro Jahr. Dieser Rückgang liegt zum einen in dem höheren Wirkungsgrad elektrifizierter Antriebe gegenüber dem Verbrennungsmotor begründet und zum anderen in einer niedrigeren Verkehrsnachfrage. Die Stromnachfrage macht mit 54-77 TWh pro Jahr den größten Anteil aller Energieträger an der zukünftigen gesamten Endenergienachfrage aus. Die Endenergienachfrage nach Wasserstoff liegt im Jahr 2050 bei 20-46 TWh pro Jahr. **In einem zukünftigen Verkehrssystem in Deutschland im Jahr 2050 reduziert sich die Gesamtverkehrsnachfrage in Personenkilometern um 12 % bis 24 %, im Wesentlichen aufgrund des demografischen Wandels, wobei sich die Verteilung der Verkehrsnachfrage über die Verkehrsmodi (Modal Split) als stabil erweist. Strom und Wasserstoff sind die zentralen Energieträger eines zukünftigen Personenverkehrs in Deutschland im Jahr 2050.**

7.4 Zukünftige Forschungsrichtungen

In dieser Arbeit wird das zukünftige Mobilitätsverhalten von Personen mit dem agentenbasierten Transportnachfragemodell MO|DE analysiert. Darauf aufbauend lassen sich direkte Anknüpfungspunkte für zukünftige Forschungsarbeiten identifizieren.

Zunächst ist dies die endogene Modellierung des Verkehrsangebots. Unter dem Verkehrsangebot wird die temporäre Verfügbarkeit von Fahrzeugmodi verstanden sowie die Ableitung von Transportkosten und Reisedauer aus dem aktuellen Zustand des Verkehrssystems. Innerhalb von MO|DE werden die Verfügbarkeit von Verkehrsmitteln sowie die Modellierung von Transportkosten und Reisedauer in Abhängigkeit des Regionstyps, der Tageszeit, der Pkw-Verfügbarkeit im Haushalt sowie der Reisedistanz aus dem Basisdatensatz der MiD17 abgeleitet. Eine Modellerweiterung in diesem Punkt würde die Abbildung eines realen Infrastrukturnetzes beinhalten, auf welches die simulierte Verkehrsnachfrage umgelegt würde. Zum einen würde dies ermöglichen, Transportkosten und Reisedauer endogen aus der Simulation abzuleiten. Zum anderen könnten dadurch mit MO|DE Analysen der Verkehrsinfrastruktur sowie des Verkehrsflusses durchgeführt werden.

Darüber hinaus sollte das Modell MO|DE in zukünftigen Arbeiten so angepasst werden, dass es auch in anderen regionalen Kontexten außerhalb von Deutschland angewandt werden kann. In einem nächsten Schritt ist die Ausweitung des Modells auf andere europäische Nationen sinnvoll. Anschließend wäre eine Modellanwendung in anderen Kontinenten und Kulturkreisen von Interesse. Insbesondere die Untersuchung der Entwicklung von Verkehrsnachfragen in nicht-industrialisierten Nationen ist mit Blick auf eine globale Dekarbonisierung des Verkehrssystems wichtig. Gerade in diesen Nationen, in Asien, Afrika und in Teilen von Südamerika, ist aufgrund der sich entwickelten Volkswirtschaften und der steigenden Bevölkerungszahl von einem großen Wachstum der Verkehrsnachfrage auszugehen. Entscheidend wird sein, wie dieses Wachstum möglichst klimaneutral gestaltet werden kann.

Das Verkehrsnachfragemodell MO|DE bietet bereits Schnittstellen zur Kopplung an Energiesystemmodelle. Darüber hinaus sollte das Verkehrsnachfragemodell an weitere Modelle gekoppelt werden, um sektorale und ökonomische Wechselwirkungen nachvollziehen zu können. Eine Anbindung an ein makroökonomisches Modell würde dazu dienen, die Beziehung zwischen gesamtwirtschaftlicher Entwicklung und Verkehrsnachfrage auf einer disaggregierten Ebene besser verstehen zu können.

Anhang

A Historische Entwicklung der Verkehrsnachfragemodellierung

Die Grundlagen der Verkehrsnachfragemodellierung wurden in den USA der 1950er Jahre in einer Zeit entwickelt, die durch wirtschaftlichen Aufschwung und ein rasantes Wachstum der Städte und der Bevölkerung gekennzeichnet war. Die damaligen Verkehrsplaner*innen sahen sich mit der Aufgabe konfrontiert, die steigende Verkehrsnachfrage einer wachsenden Wirtschaft und Bevölkerung bedienen zu müssen. In diesem Umfeld entstanden die ersten analytischen Methoden der Verkehrsplanung. Voorhees entwickelte 1956 ein mathematisches Modell zur Beschreibung des Verkehrsverhalten mittels Start-Ziel Matrizen in Analogie zur Newton'schen Gravitationstheorie unter dem Namen „*A General Theory of Traffic Movement*“ [294]. Der Modellierungsansatz, welcher nun als Gravitationsmodell bekannt ist, etablierte sich in den folgenden Jahrzehnten als Standard-Ansatz zur regionalen Verteilung von Verkehrsnachfragen [143]. Einen weiteren analytischen Ansatz zur Modellierung von Verkehrsnachfrageverhalten entwickelte Thomas Fratar im Rahmen der *Cleveland Transportation Study* [295]. Diese Studie zählt zu den ersten umfassenden Anstrengungen, das Mobilitätsverhalten von Personen zu erfassen und somit die neuen analytischen Methoden kalibrieren zu können. In den Folgejahren wurden in den Metropolregionen Chicago und Detroit die damals weltweit größten Mobilitätsstudien in Auftrag gegeben [67], [68]. Ziel der Studien war es, Handlungsrichtlinien für umfangreiche und kapitalintensive Infrastrukturprojekte abzuleiten. Im Rahmen der wissenschaftlichen Begleitung dieser Studien wurde das klassische Vier-Stufen-Modell (vgl. Sektion 2.1.4) zur Beschreibung von Verkehrsnachfragen entwickelt [70]. Dieses Modell bestimmt die zukünftige Verkehrsnachfrage ausgehend von einer Prognose der aggregierten Verkehrsnachfrage der gesamten Region. Ein Vorteil dieser sequenziellen Berechnung der Verkehrsnachfrage ist die einfache Modellierung und Kalibrierung bei hinlänglich genauen Ergebnissen. Dies führte dazu, dass sich das Vier-Stufen-Modell in den darauffolgenden Jahren und Jahrzehnten als Standard in der Verkehrsnachfragemodellierung etablierte [296]. Der wesentliche Nachteil des Modellierungsansatzes ist jedoch, dass er die tieferliegenden Ursachen von Verkehr vernachlässigt. McNally und Recker (1986) drücken dies in einer Kritik des Vier-Stufen-Modells so aus, dass Mobilität kein Selbstzweck ist, sondern eine abgeleitete Nachfrage des Verlangens, bestimmten Aktivitäten nachzukommen [180], [181], [297]. Oi et al. formulierten diesen Gedanken in Bezug auf die eigentliche Ursache von Verkehr bereits 1962 [298].

Die 1960er Jahre entwickelten sich in den vereinigten Staaten zur goldenen Ära der Verkehrsplanung, nachdem im Jahr 1962 der *Federal-Aid Highway Act* eingesetzt wurde [299]. Dieser besagte, dass staatlich geförderte Infrastrukturprojekte zwingend an eine langfristige Verkehrsplanung geknüpft sein müssen. Die in den 1950er Jahren entwickelten Methoden zur Verkehrsanalyse und -planung wurden von staatlicher Seite aufbereitet und in den urbanen Regionen mit großen Infrastrukturprojekten angewandt. So sahen die frühen 1960er Jahre in den USA eine intensive Phase der praktischen Anwendung von Gravitations- und Vier-Stufen-Modellen. Gegen Ende des Jahrzehnts verstärkte sich die Diskussion um die inhärenten Limitierungen, die das Vier-Stufen-Modell aufgrund der aggregierten Berechnungsweise der Verkehrsnachfrage aufweist. Zudem markieren die frühen 1970er Jahre ein fundamentales Umdenken in der Verkehrsplanung, bedingt durch

mehrere einschneidende Ereignisse. Allen voran führten die Ölkrise (1973) und der Bericht des *Club of Rome* (1972) über die Begrenztheit der weltweiten Ressourcen zu einem neuen ökologischen Bewusstsein [300]. Dies war auch die Zeit, zu der *Ridesharing* zur Steigerung der Effizienz des Autoverkehrs zum ersten Mal in den Fokus amerikanischer Verkehrsplaner*innen geriet [301]. Entsprechend veränderte sich der Anspruch an die Verkehrsnachfragemodellierung: Von nun an standen nicht mehr nur auf einzelne Verkehrsträger beschränkte, unimodale Infrastrukturprojekte im Fokus der Betrachtung, sondern auch multimodale Betrachtungen des Verkehrssystems und die Analyse des Einflusses politischer Entscheidungen. Diese neuen, komplexen Forschungsfragen erforderten eine detaillierte Modellierung des gesamten Verkehrssystems sowie der individuellen Verkehrsteilnehmer*innen. Die Zeit der frühen 1970er Jahre kennzeichnet somit den Umschwung von einer aggregierten, unimodalen Verkehrsbetrachtung hin zu einer disaggregierten Beschreibung individuellen Mobilitätsverhaltens einzelner Verkehrsteilnehmer*innen [302]. In Williamsburg, Virginia, kamen im Jahr 1972 Verkehrsfor-scher*innen unter dem Thema „*Urban Travel Demand Forecasting*“ zusammen, um über die methodischen Veränderungen in der Modellierung der Verkehrsnachfrage hin zu disaggregierten Ansätzen zu diskutieren. In der Folge entwickelte sich eine deutliche Dynamik in der Erforschung disaggregierter Verkehrsnachfragemodelle. Der wissenschaftliche Austausch wurde auf internationalen Konferenzen geführt, die als „*International Conferences on Behavioral Travel Demand*“ bekannt wurden [303].

Dieser Bruch mit der klassischen *top-down* Modellierung mittels des Vier-Stufen-Modells und der Einführung von *bottom-up* Betrachtungen ist der übergeordnete Bogen, der sich bis heute über die Forschung zu Verkehrsnachfragemodellen spannt. Die disaggregierte Beschreibung individuellen Mobilitätsverhaltens erforderte die Entwicklung eines theoretischen und methodischen Rahmens, der durch die Einführung von *Discrete Choice* Methoden in die Ökonometrie gegeben wurde.

Discrete Choice Methoden beschreiben diskrete Entscheidungssituationen, in welchen sich Personen im alltäglichen Leben wiederfinden. Die mathematischen Formulierungen leiten sich aus dem theoretischen Ansatz der *Random Utility Maximization* (RUM) ab, die besagt, dass ein Mensch durch die Entscheidungen, die er trifft, versucht, seine inhärenten und zeitlich konstanten Vorlieben zu maximieren. Dieser theoretische Rahmen wurde zuerst von Jacob Marschak (1960) in der Ökonometrie etabliert [304]. Erste Untersuchungen zu dem Entscheidungsverhalten von Individuen fanden auf dem Gebiet der Psychologie statt. Thurston (1927) entwickelte die „*Law of Comparative Judgement*“ und leitete darauf aufbauend ein erstes *Discrete Choice* Modell ab, das heute als binomiales Probit-Modell bezeichnet wird [108]. Dieses Modell geht davon aus, dass ein Individuum den subjektiven Nutzen U_i einer Wahlalternative i als die Summe aus dem beobachtbaren beziehungsweise quantifizierbaren Nutzen V_i einer der Wahlalternative und einer normalverteilten Störgröße ε_i wahrnimmt:

$$U_i = V_i + \varepsilon_i \quad \text{Gl. A.1}$$

In einer weiteren grundlegenden Studie führt Luce (1959) die Bedingung der „*Independence from Irrelevant Alternatives*“ (IIA) ein, als Voraussetzung für wohldefinierte Modelle zur Beschreibung von diskreten Entscheidungsprozessen [109]. Diese Bedingung fordert, dass der Quotient der Wahrscheinlichkeiten zweier Alternativen konstant und unabhängig

von dem Auftreten zusätzlicher Alternativen ist. Aus der IIA leitet Luce schließlich das erste Logit-Modell ab, welches für die Störgröße ε_i der Nutzenfunktion anstelle einer Normalverteilung eine logistische Verteilung voraussetzt. McFadden (1974a) zeigte später, dass das Logit Modell nicht eine Folge der IIA ist, sondern die IIA eine Restriktion des Logit Modells, welches formuliert werden kann, wenn die Störgröße ε_i einer Gumbel-Verteilung folgt. Weiterhin leitete er in dieser Arbeit das *Multinomial Logit* (MNL-)Modell zur Beschreibung von Entscheidungen aus mehr als zwei Alternativen her. Die IIA erwies sich in der Folge als nicht immer passend für bestimmte Entscheidungsprozesse [114], [115]. Um das Entscheidungsverhalten von Individuen besser beschreiben zu können, wurden verschiedene *Discrete Choice* Ansätze entwickelt, die IIA relaxieren, jedoch weiterhin der Theorie der RUM folgen [116], [305], [306]. Die Relaxierungen der IIA innerhalb dieser Ansätze erlauben eine verschiedene Varianz der Störgröße ε_i zwischen den Alternativen. Der bis heute am meisten verbreitete Ansatz dieser Art ist das *Nested Logit* Modell, welches von Ben-Akiva (1973) und McFadden (1974) hergeleitet wurde [73], [74]. Das *Nested Logit* Modell gehört wie das Logit-Modell der Klasse der *Generalized Extreme Value* (GEV-)Modelle an, die von McFadden (1978) abgeleitet wurde [75]. Ein vertiefender Einblick in die Theorie von *Discrete Choice* Modellen findet sich in Abschnitt 2.2 dieser Arbeit.

Discrete Choice Methoden wurden erstmals in den USA zur Beschreibung eines neuen öffentlichen Verkehrssystems mit Hochgeschwindigkeitszügen in San Francisco mit dem Namen BART eingesetzt. Die entwickelten Modelle zur Berechnung des Modal Split erwiesen sich als weitaus präziser im Vergleich zu herkömmlichen Analyseverfahren [74], [307].

Neben der Entwicklung von *Discrete Choice* Methoden wurde in den 1970er Jahren ebenfalls die theoretische Grundlage für die aktivitätsbasierte Analyse individuellen Mobilitätsverhaltens gelegt [308]. Die aktivitätsbasierte Modellierung basiert auf der Annahme, dass die Verkehrsentstehung kein Selbstzweck ist, sondern eine Folge davon ist, dass Individuen ihren Aktivitäten nachkommen. Grundlegende Gedanken zu dem Zusammenhang von Aktivitäts- und Verkehrsnachfrage wurden von Hägerstrand (1970), Chapin et al. (1971) und Fried et al. (1977) entwickelt [83]–[85].

In der heutigen Verkehrsforschung hat sich die aktivitätsbasierte Modellierung individuellen Verkehrsverhaltens in Kombination mit *Discrete Choice* Verfahren gegenüber dem klassischen, sequenziellen Vier-Stufen-Modell durchgesetzt.

Manheim (1979) kondensierte die wissenschaftlichen Theorien zur Verkehrsforschung und entwarf ein umfassendes System zur Verkehrsanalyse [296]. In Analogie zur aktivitätsbasierten Modellierung identifizierte er zwei interagierende Systeme, das Verkehrs- und das Aktivitätssystem. Als Ergebnis der Interaktion entstehen Verkehrsflüsse, die wiederum die genannten Teilsysteme beeinflussen und kontinuierlich verändern.

Die 1980er Jahre waren davon geprägt, dass die in den 1970er Jahren entwickelten Methoden weiterentwickelt und zur Anwendung gebracht wurden. 1981 fand im englischen Oxford eine Konferenz zur aktivitätsbasierten Verkehrsmodellierung statt, welche die damaligen Forschungsgruppen erstmalig in einen gemeinsamen Austausch brachte [309]. Ben-Akiva und Lerman (1985) sowie Train (1985) trugen den damaligen Kenntnisstand zu *Discrete Choice* Methoden zusammen [61], [310]. Die Lehrbücher stellen eine

bis heute aktuelle Referenz zur *Discrete Choice* Theorie dar. Zudem wurde Mitte der 1980er Jahre das erste aktivitätsbasierte Verkehrsnachfragemodell mit dem Namen STARCHILD von McNally et al. an der *University of California* entwickelt [180], [181], [297].

Eine Vielzahl der Modelle, die in dieser Zeit entwickelt wurden, nutzten hauptsächlich *Discrete Choice* Methoden zur Abbildung des Entscheidungsprozesses eines Individuums. *Discrete Choice* Modelle berechnen die Wahrscheinlichkeit für eine Entscheidung durch die Bestimmung eines Nutzenwertes aus den objektiven Eigenschaften der Wahlalternativen. Somit sind sie das Modelläquivalent zu einer bewussten Entscheidung eines rationalen Individuums. Menschliches Verhalten ist jedoch auch maßgeblich von unbewussten kognitiven Prozessen abhängig. Der Mensch habitualisiert Entscheidungen innerhalb eines stabilen Umfelds, sodass die bewusste Reflexion bei einer Entscheidung mit der Wiederholung der Entscheidungssituation nachlässt. Die Erkenntnis wurde zunächst in der Psychologie diskutiert [80], [81], [311]. Durch die enge Verknüpfung der theoretischen Entscheidungslehre und der Verkehrswissenschaften wurde die Rolle von habitualisierten Entscheidungen oder Gewohnheiten zu Beginn der 1990er Jahre auch im Zusammenhang mit Verkehrsnachfragemodellen diskutiert [312], [313]. Aus dieser Diskussion entwickelten sich sogenannte *Computational Process Models (CPM)*, die vermehrt Heuristiken zur Entscheidungsmodellierung einsetzten. Gärling et al. (1986, 1989, 1994) entwickelten Ende der 1980er bis Anfang der 1990er Jahre das SCHEDULER-Modell, welches die kurzfristigen Aktivitäten von Individuen und die zugehörige Mobilität aus einem langfristig angelegten Aktivitätsplan ableitet [69], [314], [315]. Ettema und Timmermans erweiterten das SCHEDULER-Modell und integrierten neben *Discrete Choice* Modellen, Entscheidungs-Heuristiken [316]. Ein weiteres CPM zur Untersuchung von täglichen Aktivitätsabläufen wurde Mitte der 1990er Jahre von Kitamura et al. unter dem Namen AMOS entwickelt [317]. Das Modell ALBATROSS von Arentze und Timmermanns fällt ebenfalls in diese Klasse [318]. Das an der ETH Zürich, der TU München und TU Berlin entwickelte Modell MATSim baut auf den Forschungen im Rahmen von ALBATROSS auf [319]. Im Gegensatz zu den obigen CPM wurden ebenso weiterhin Modelle entwickelt, die sich stärker auf die Einbindung von *Discrete Choice* Methoden fokussierten. PCATS basiert vornehmlich auf verschiedenen *Nested Logit* Modellen zur Beschreibung der Aktivitäts-, Zielort- und Fahrzeugmodus-Wahl [320]. Zuletzt ist das TRANSIMS-Modell von Bowman und Ben-Akiva zu nennen, welches ebenfalls auf mehreren *Nested Logit* Modellen basiert [204]–[206]. Dieses Modell führt zudem das Konzept von Touren ein, welche die Aktivitäten und die damit verbundenen Wege im Laufe des Tages verknüpfen. Heutige Modelle binden sowohl *Discrete Choice* Methoden wie auch Elemente von CPM ein, um Mobilitätsverhalten abzubilden.

B Programmablaufplan MO|DE

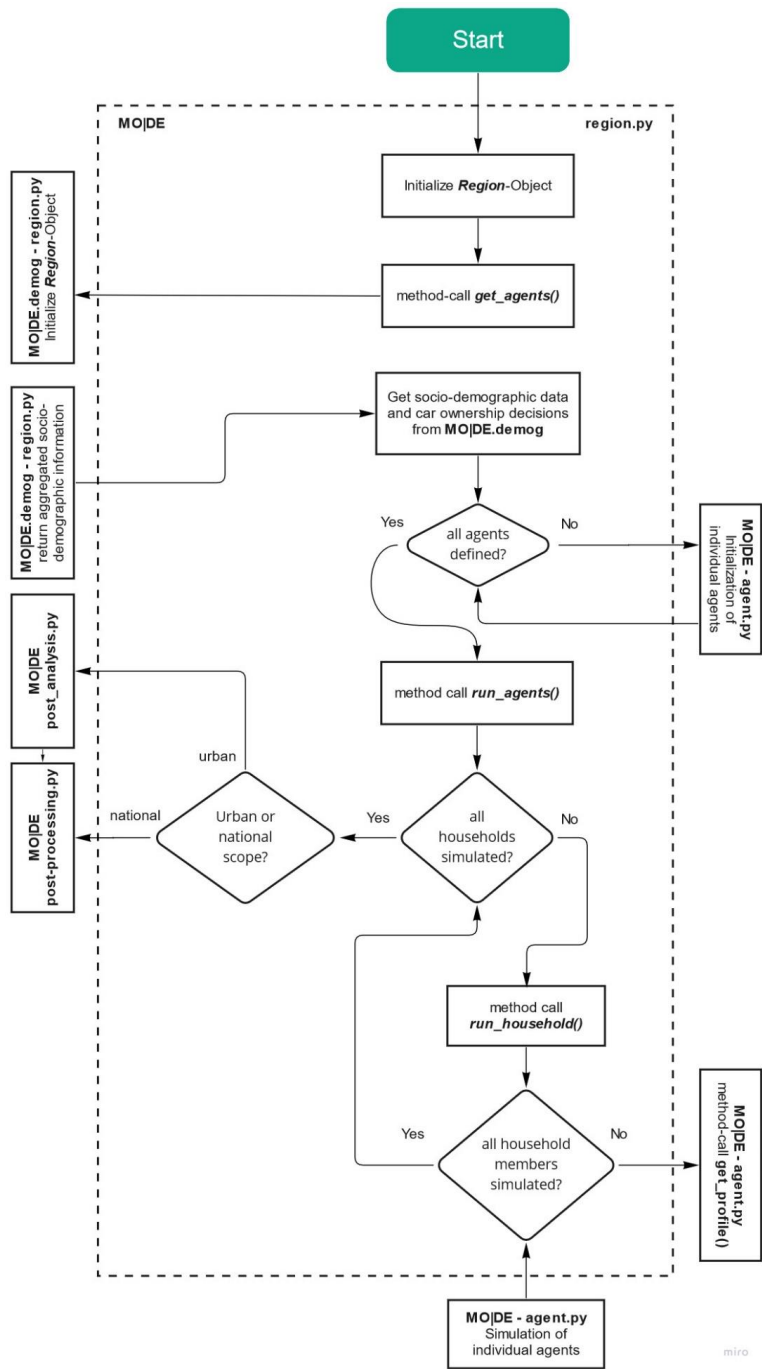


Abbildung B-1: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - region.py

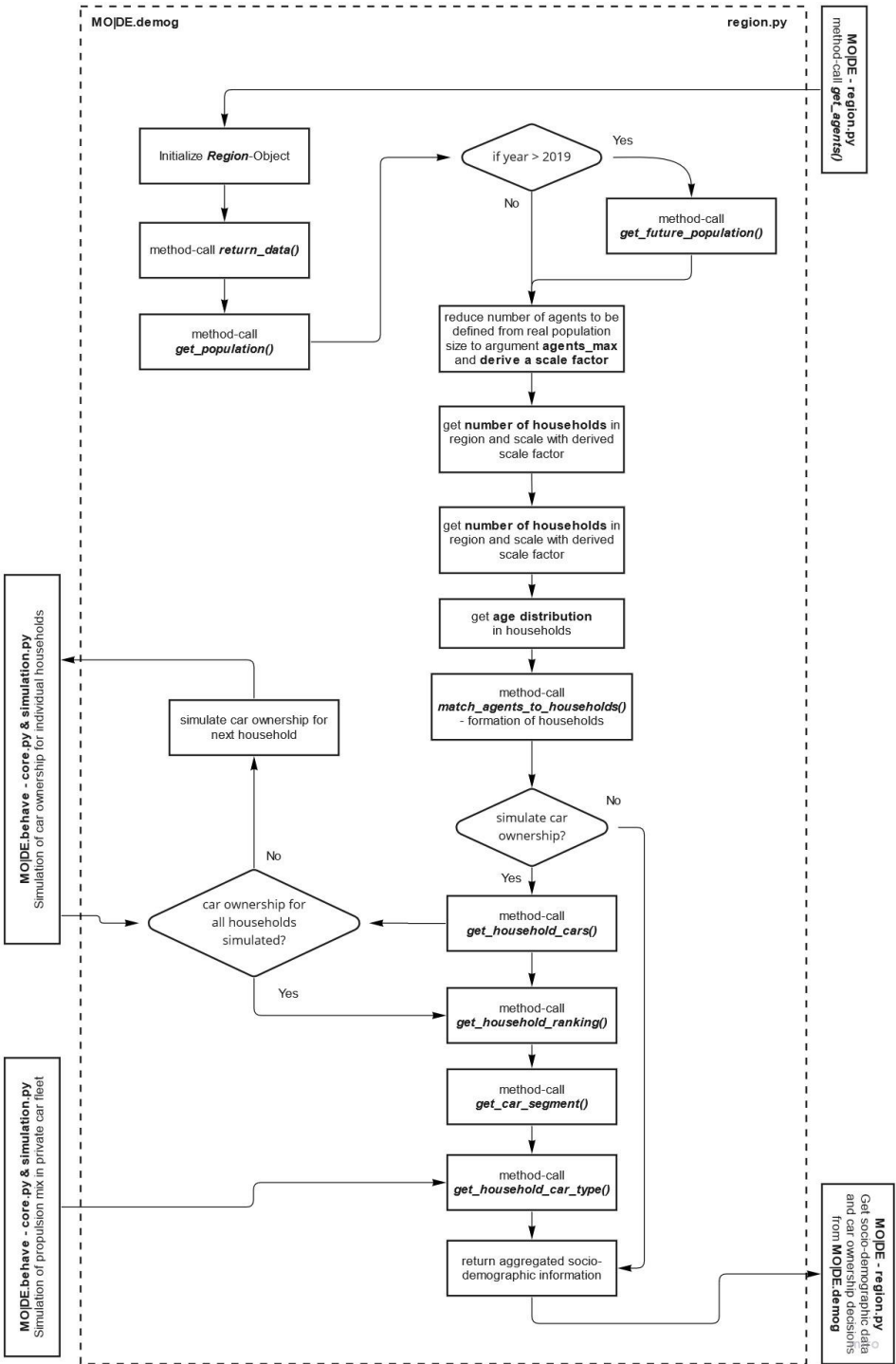


Abbildung B-2: Programmablaufplan des Moduls MO|DE.demog - region.py.

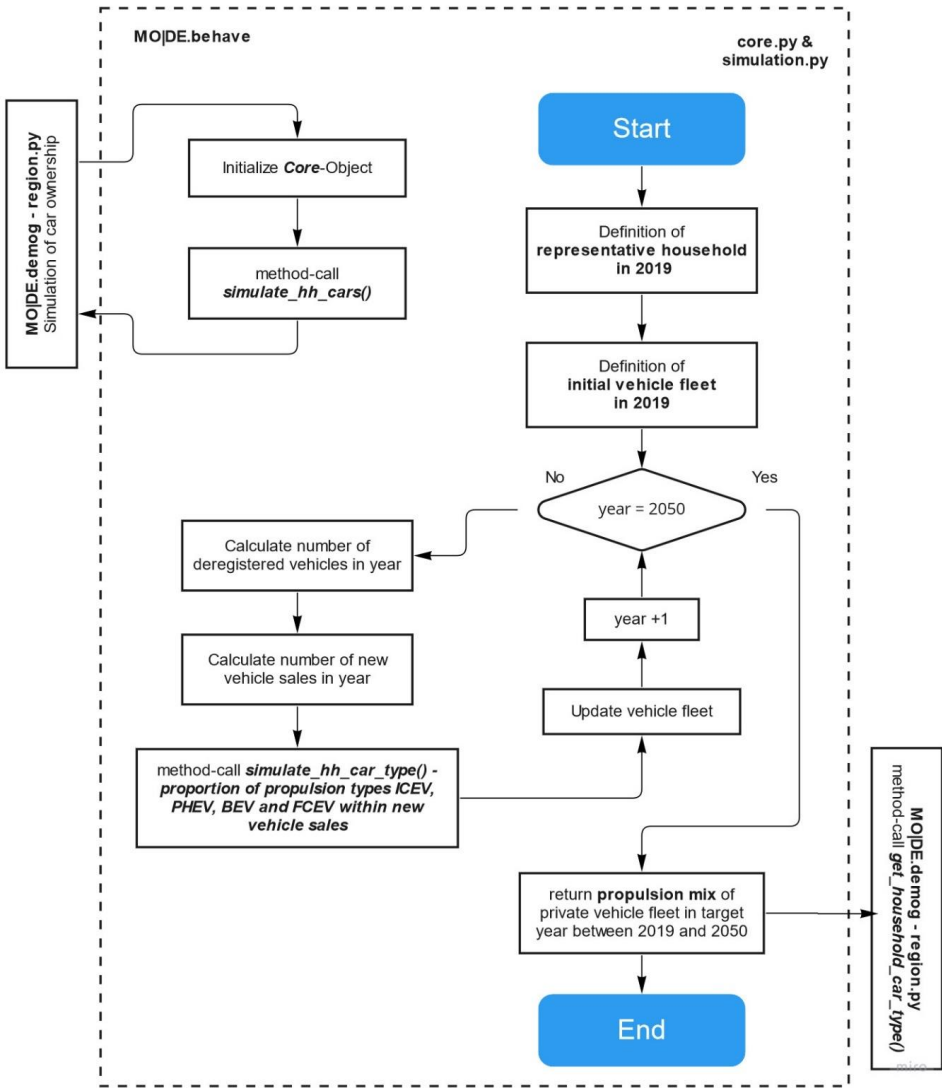


Abbildung B-3: Programmablaufplan der Module MO|DE.behave - core.py & simulation.py.

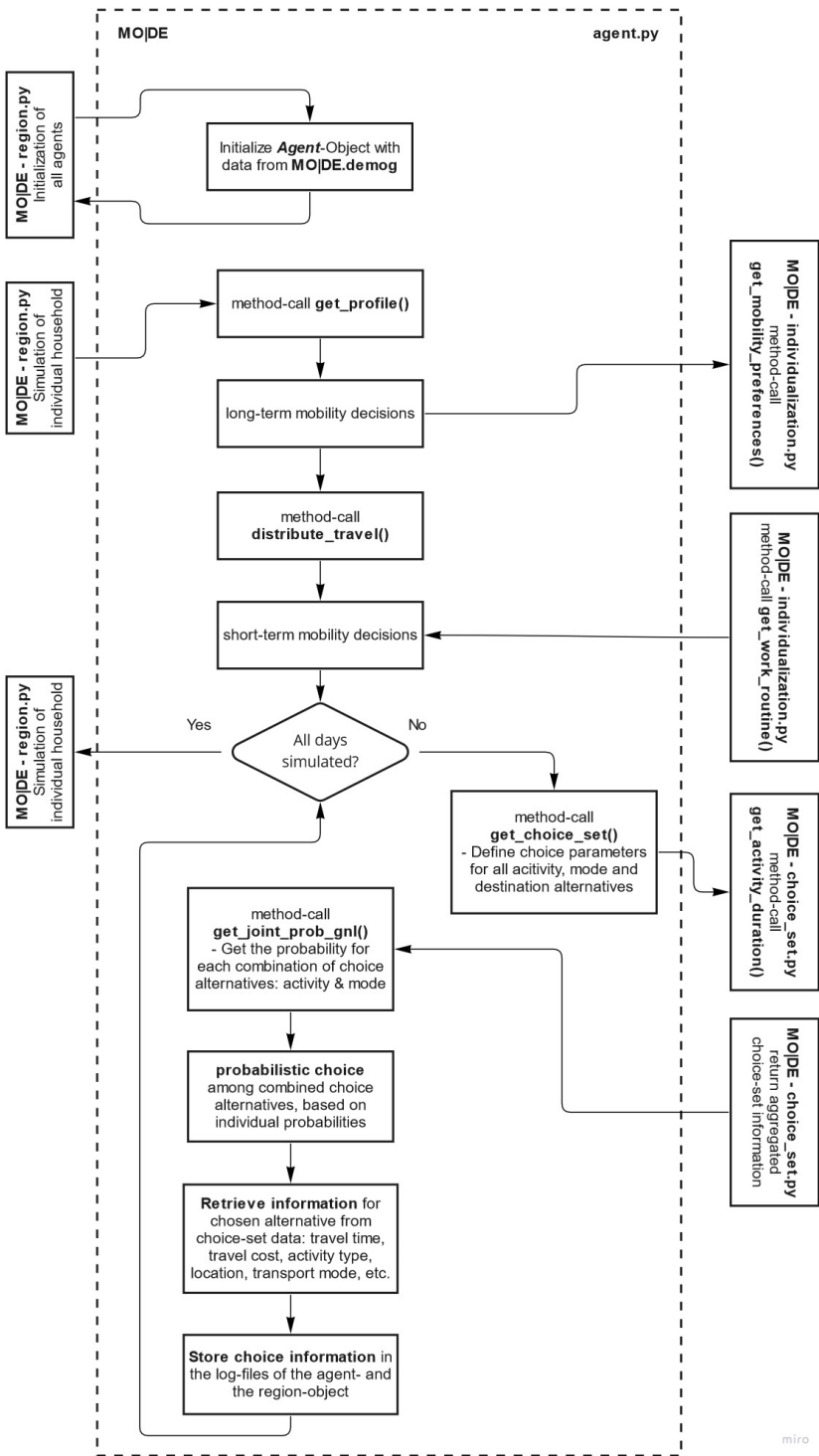


Abbildung B-4: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - agent.py.

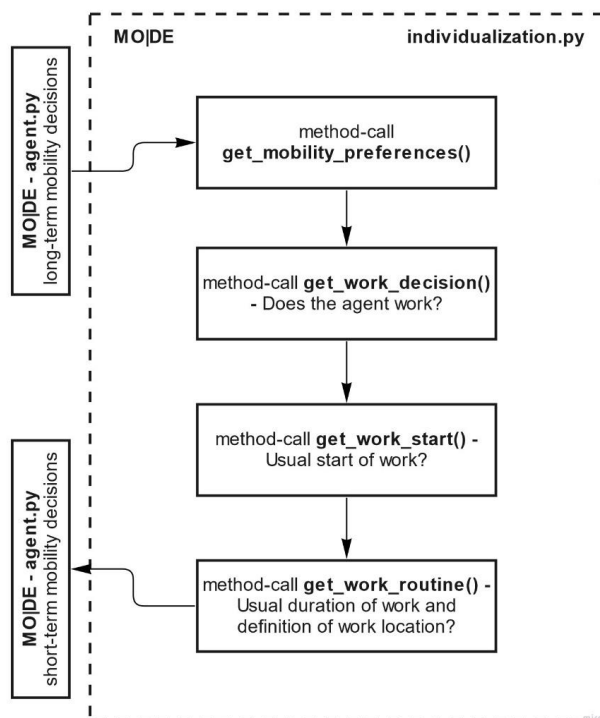


Abbildung B-5: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - individualization.py.

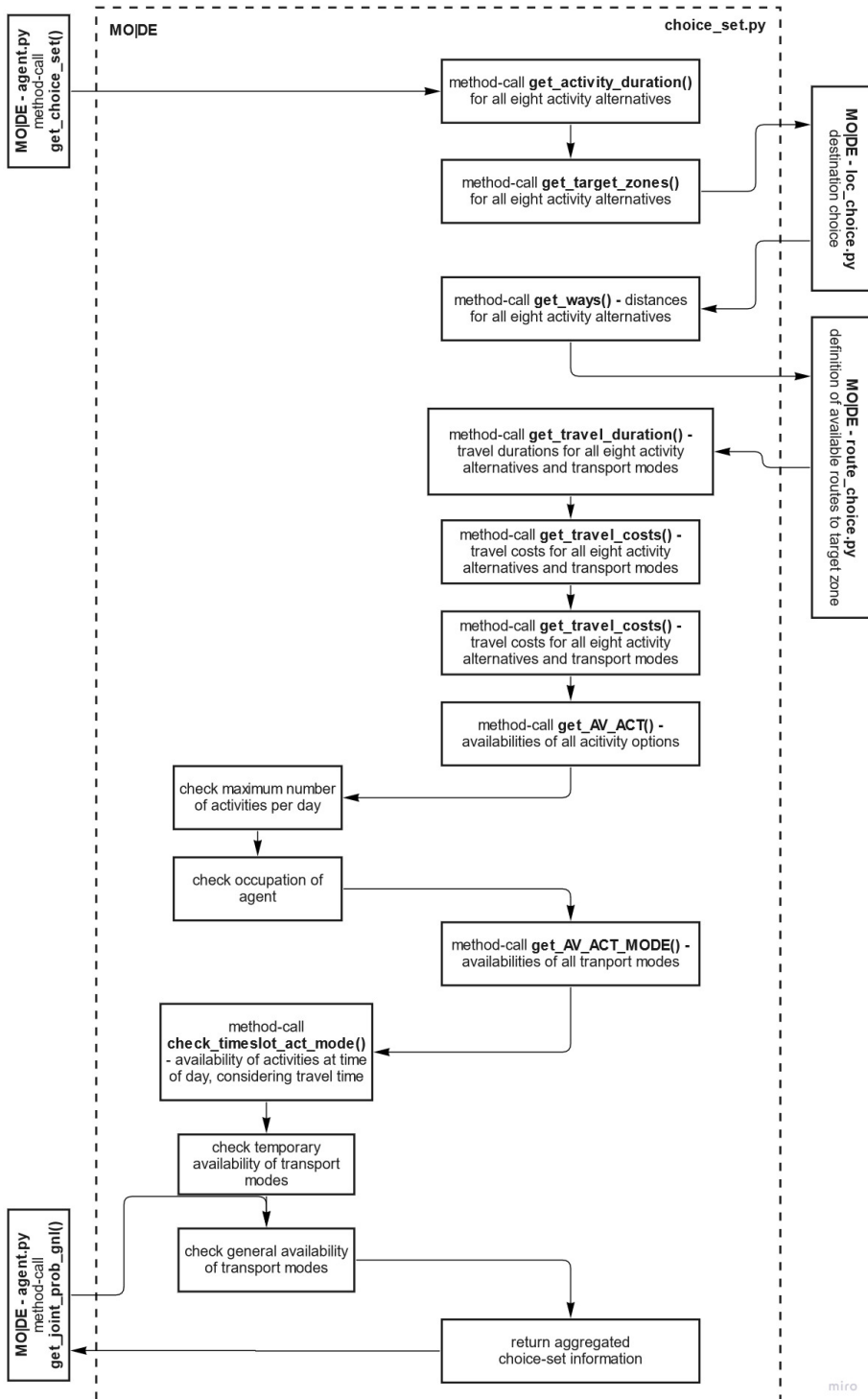


Abbildung B-6: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - choice_set.py.

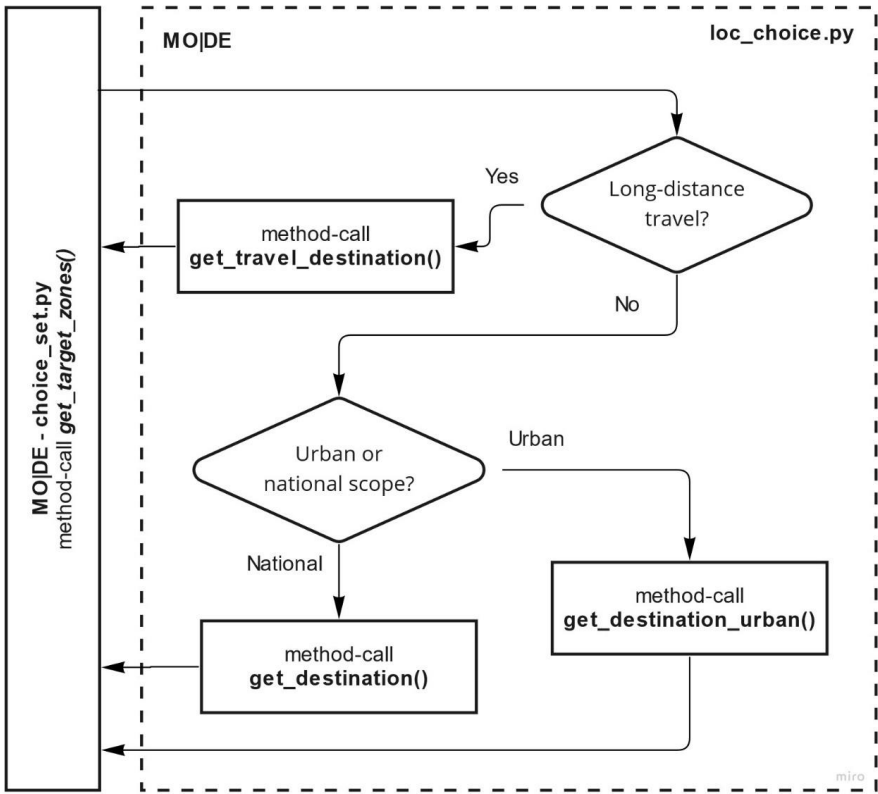


Abbildung B-7: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - loc_choice.py.

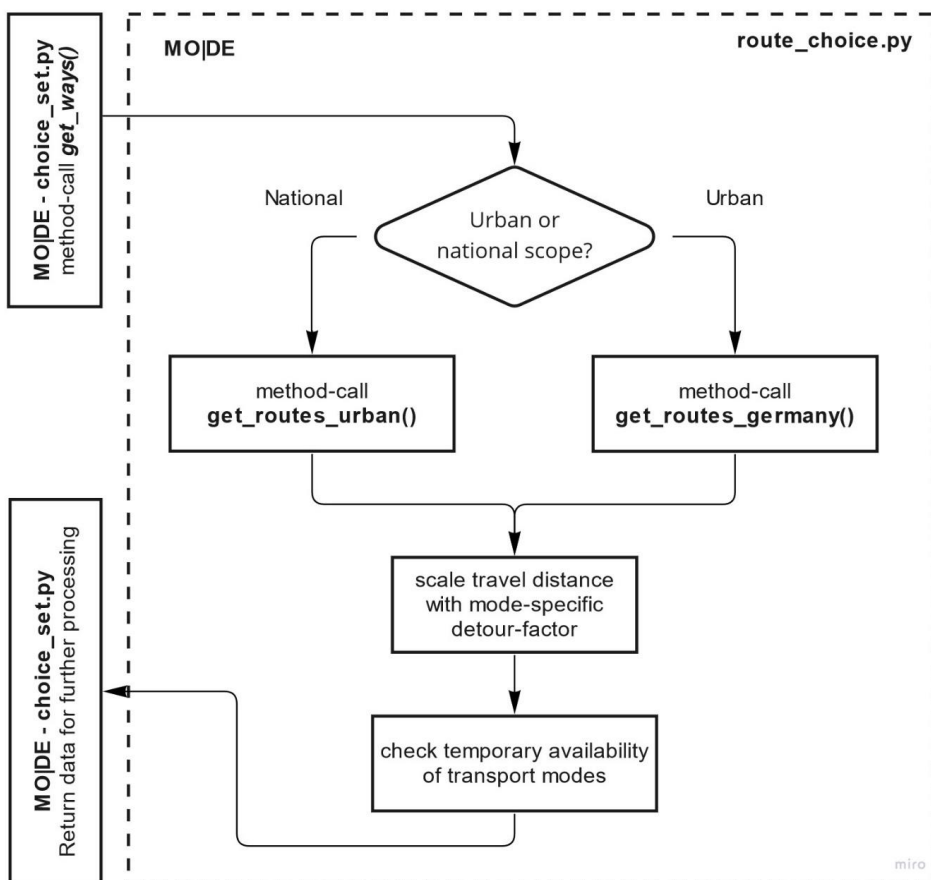


Abbildung B-8: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - route_choice.py.

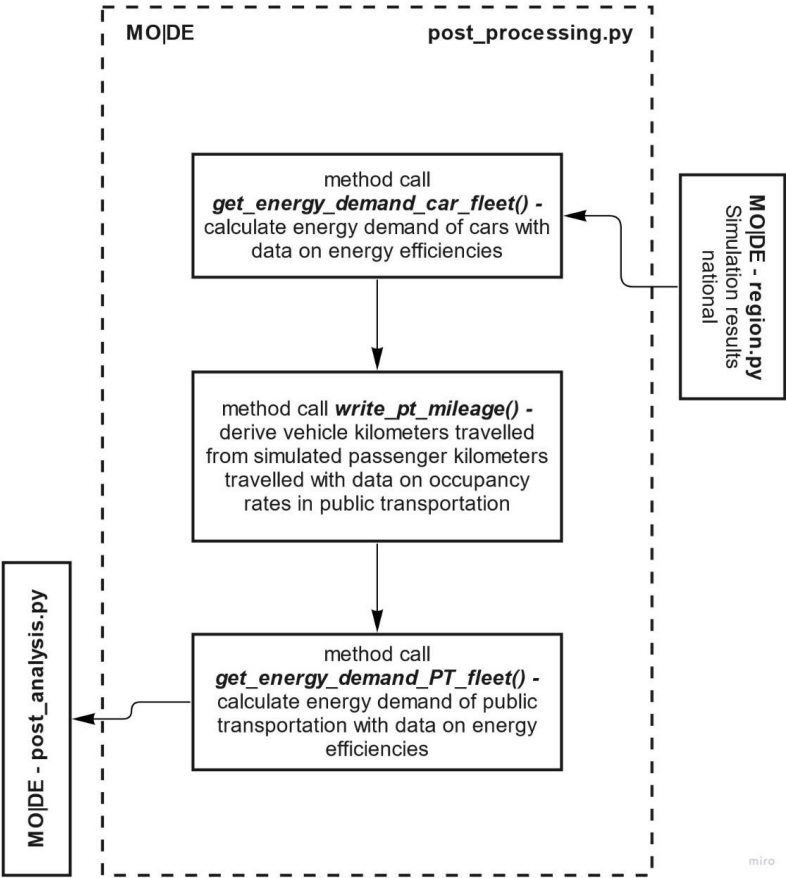


Abbildung B-9: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - post_processing.py.

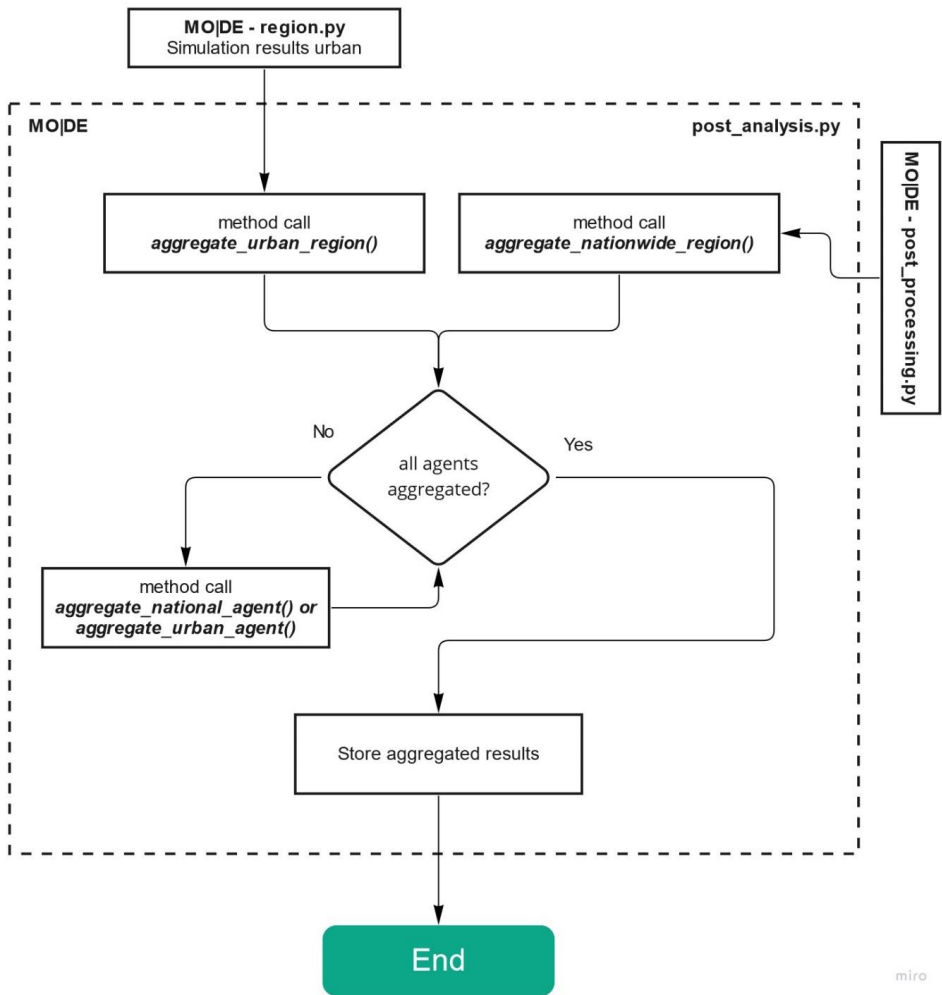


Abbildung B-10: Programmablaufplan des Moduls MO|DE - post_analysis.py.

C Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

In diesem Kapitel werden die Modellparameter und Szenarioannahmen zur Modellierung des Markthochlaufes der Elektromobilität in Deutschland bis zum Jahr 2050 angegeben.

C.1 Beschreibung der Modellparameter

Zur Simulation des Antriebswahl wird ein MNL-Modell auf Basis von *stated-preference* Umfragedaten kalibriert. Das Modell beschreibt jede Wahlalternative anhand von 23 verschiedenen Attributen, die in Tabelle C-1 aufgelistet und beschrieben sind.

Tabelle C-1: Übersicht und Beschreibung der Modellparameter.

Modellattribut	Skala [ggf. metrische Einheit]	Beschreibung
ASK	Metrisch [-]	Alternativen-spezifische Konstante
SEGMENT_Kleinwagen	Nominal 1 oder 0	Angabe, ob die Wahlalternative dem jeweiligen Segment zuzuordnen ist
SEGMENT_Kompaktklasse	Nominal 1 oder 0	
SEGMENT_Mittelklasse	Nominal 1 oder 0	
SEGMENT_Oberklasse	Nominal 1 oder 0	
SEGMENT_SUV	Nominal 1 oder 0	
SEGMENT_Van	Nominal 1 oder 0	
RELATIV_KAUFPREIS	Metrisch [-]	Durchschnittlicher Kaufpreis eines Fahrzeuges, geteilt durch das monatliche Nettoeinkommen des Haushalts
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	Metrisch [-]	Durchschnittliche Betriebskosten eines Fahrzeuges für eine Strecke von 100 km, geteilt durch das monatliche Nettoeinkommen des Haushalts
LADE_TANK_ZEIT	Metrisch [min]	Zeit, um 100 km zusätzliche Reichweite zu laden oder zu tanken
DISTANZ_LADE_TANK	Metrisch [km]	Distanz bis zur nächsten öffentlichen Ladestation oder Tankstelle

Modellattribut	Skala [ggf. metrische Einheit]	Beschreibung
CO2_MAL10	Metrisch [-]	Anteilige CO ₂ -Einsparung gegenüber ICEV, mal 10. Bsp.: 20 % CO ₂ -Einsparung entspricht einem Attributwert von $0,2 \cdot 10 = 2$
HH_ALTER	Metrisch [Jahre]	Durchschnittsalter der erwachsenen Personen in einem Haushalt
HH_PERSONEN	Metrisch [Anzahl]	Haushaltsgröße
BEVÖLKERUNG	Ordinal 1 bis 7	Einordnung der Bevölkerungsgröße der Wohngemeinde in einer Skala von 1 bis 7. 1: > 500.000, 2: 100.000-500.000, 3: 50.000-100.000, 4: 20.000-50.000, 5: 10.000-20.000, 6: 5.000-10.000, 7: < 5.000
EV_STELLPLATZ	Metrisch [-]	Verfügt der Haushalt über einen privaten Stellplatz mit Stromanschluss (Für einen repräsentativen Haushalt, ist dies eine anteilige Angabe zwischen 0 und 1)
CARSHARING	Metrisch [-]	Verfügt der Haushalt über eine Carsharing-Mitgliedschaft
VERF_AUTO	Metrisch [-]	Verfügt der Haushalt über eine Fahrzeugalternative mit Verbrennungsmotor
EV_ERFAHRUNG	Metrisch [-]	Verfügt der Haushalt bereits über Erfahrung in der Nutzung von BEV oder FCEV hat
OWN_POWER	Metrisch [-]	Verfügt der Haushalt über eigene Stromerzeugung mittels PV- oder Kleinwindanlage
HH_ARBEIT	Metrisch [-]	Anzahl berufstätiger Personen im Haushalt
ÖV_QUALITÄT	Ordinal 1 bis 4	Qualität des öffentlichen Nahverkehrs 1: Sehr schlecht, 2: Schlecht, 3: Gut, 4: Sehr gut
REICHWEITE_DURCH100	Metrisch [km/100]	Reichweite des Fahrzeugs, geteilt durch 100

C.2 Discrete Choice Parameter

Das MNL-Modell unterscheidet vier verschiedene Wahlalternativen: ICEV, PHEV, BEV und PHEV. Bei der Kalibrierung des Modells wird für jedes der 23 Attribute und für jede Wahlalternative ein Gewichtungsfaktor bestimmt. Folglich besteht das gesamte Modell zur Simulation der Antriebswahl auf Haushaltsebene aus $4 \cdot 23 = 92$ Modellparametern

beziehungsweise Gewichtungsfaktoren der beschreibenden Modellattribute. Tabelle C-2 listet diese Modellparameter auf und gibt zusätzlich die t-Statistik an. Liegt die t-Statistik eines Parameters über dem Wert von 1,96 so wird statistisch davon ausgegangen, dass dieser Parameter mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % signifikant ist [61].

Tabelle C-2: Parameter und t-Statistik des MNL-Modells zur Simulation der Antriebswahl zwischen den Wahlalternativen ICEV, PHEV, BEV und FCEV.

Modellattribut	Wahlalternative	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial Logit (MNL)
ASK	ICEV	0	-
ASK	PHEV	2,50	2,50
ASK	BEV	3,26	3,26
ASK	FCEV	-2,49	2,49
SEGMENT_Kleinwagen	ICEV	-2,49	2,49
SEGMENT_Kompaktklasse	ICEV	3,00	3,00
SEGMENT_Mittelklasse	ICEV	2,50	2,50
SEGMENT_Oberklasse	ICEV	-0,01	0,01
SEGMENT_SUV	ICEV	2,93	2,93
SEGMENT_Van	ICEV	-4,16	4,16
RELATIVER_KAUFPREIS	ICEV	-6,64	6,64
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	ICEV	-1,06	1,06
LADE_TANK_ZEIT	ICEV	-0,73	0,73
DISTANZ_LADE_TANK	ICEV	0	-
CO2_MAL10	ICEV	4,84	4,84
HH_ALTER	ICEV	9,43	9,43
HH_PERSONEN	ICEV	-0,95	0,95
BEVÖLKERUNG	ICEV	2,95	2,95
EV_STELLPLATZ	ICEV	-2,89	2,89
CARSHARING	ICEV	-2,71	2,71
VERF_AUTO	ICEV	0,83	0,83
EV_ERFAHRUNG	ICEV	-1,07	1,07
OWN_POWER	ICEV	-3,53	3,53
HH_ARBEIT	ICEV	2,60	2,60

Modellattribut	Wahlalternative	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial (MNL)	Logit
ÖV_QUALITÄT	ICEV	-0,71		0,71
REICHWEITE_DURCH100	ICEV	4,34		4,34
SEGMENT_Kleinwagen	PHEV	-1,01		1,01
SEGMENT_Kompaktklasse	PHEV	1,37		1,37
SEGMENT_Mittelklasse	PHEV	4,03		4,03
SEGMENT_Oberklasse	PHEV	0,90		0,90
SEGMENT_SUV	PHEV	0,25		0,25
SEGMENT_Van	PHEV	-4,51		4,51
RELATIVER_KAUFPREIS	PHEV	-8,86		8,86
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	PHEV	-1,10		1,10
LADE_TANK_ZEIT	PHEV	-1,12		1,12
DISTANZ_LADE_TANK	PHEV	0		-
CO2_MAL10	PHEV	-2,20		2,20
HH_ALTER	PHEV	9,41		9,41
HH_PERSONEN	PHEV	1,13		1,13
BEVÖLKERUNG	PHEV	3,25		3,25
EV_STELLPLATZ	PHEV	-0,93		0,93
CARSHARING	PHEV	-0,75		0,75
VERF_AUTO	PHEV	-0,11		0,11
EV_ERFAHRUNG	PHEV	-1,92		1,92
OWN_POWER	PHEV	-0,05		0,05
HH_ARBEIT	PHEV	1,25		1,25
ÖV_QUALITÄT	PHEV	3,11		3,11
REICHWEITE_DURCH100	PHEV	2,14		2,14
SEGMENT_Kleinwagen	BEV	-1,38		1,38
SEGMENT_Kompaktklasse	BEV	3,68		3,68
SEGMENT_Mittelklasse	BEV	4,21		4,21
SEGMENT_Oberklasse	BEV	1,20		1,20
SEGMENT_SUV	BEV	-0,19		0,19

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

Modellattribut	Wahlalternative	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial (MNL)	Logit
SEGMENT_Van	BEV	-4,11		4,11
RELATIVER_KAUFPREIS	BEV	-4,90		4,90
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	BEV	-2,30		2,30
LADE_TANK_ZEIT	BEV	-1,27		1,27
DISTANZ_LADE_TANK	BEV	-1,83		1,83
CO2_MAL10	BEV	-0,29		0,29
HH_ALTER	BEV	9,23		9,23
HH_PERSONEN	BEV	3,95		3,95
BEVÖLKERUNG	BEV	2,62		2,62
EV_STELLPLATZ	BEV	3,01		3,01
CARSHARING	BEV	0,93		0,93
VERF_AUTO	BEV	-0,36		0,36
EV_ERFAHRUNG	BEV	0,42		0,42
OWN_POWER	BEV	2,07		2,07
HH_ARBEIT	BEV	-0,87		0,87
ÖV_QUALITÄT	BEV	0,34		0,34
REICHWEITE_DURCH100	BEV	4,18		4,18
SEGMENT_Kleinwagen	FCEV	0		-
SEGMENT_Kompaktklasse	FCEV	1,25		1,25
SEGMENT_Mittelklasse	FCEV	3,17		3,17
SEGMENT_Oberklasse	FCEV	0,63		0,63
SEGMENT_SUV	FCEV	1,43		1,43
SEGMENT_Van	FCEV	-2,20		2,20
RELATIVER_KAUFPREIS	FCEV	-5,50		5,50
RELATIVE_B_KOSTEN_MAL100	FCEV	-4,27		4,27
LADE_TANK_ZEIT	FCEV	3,26		3,26
DISTANZ_LADE_TANK	FCEV	-2,34		2,34
CO2_MAL10	FCEV	3,61		3,61

Modellattribut	Wahlalterna- tive	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial Logit (MNL)
HH_ALTER	FCEV	8,83	8,83
HH_PERSONEN	FCEV	1,64	1,64
BEVÖLKERUNG	FCEV	5,38	5,38
EV_STELLPLATZ	FCEV	1,42	1,42
CARSHARING	FCEV	1,98	1,98
VERF_AUTO	FCEV	0,21	0,21
EV_ERFAHRUNG	FCEV	1,74	1,74
OWN_POWER	FCEV	0,94	0,94
HH_ARBEIT	FCEV	-1,45	1,45
ÖV_QUALITÄT	FCEV	-0,61	0,61
REICHWEITE_DURCH100	FCEV	2,79	2,79

C.3 Szenarioannahmen

Die Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität in Deutschland wird in den zwei Szenarien *Electrification* und *Open Technology* analysiert. Tabelle C-3 beschreibt die qualitativen Szenarioannahmen.

Tabelle C-3: Qualitative Szenarioannahmen für die Modellierung des Markthochlaufes der Elektromobilität bis zum Jahr 2050.

Szenario	Zeitraum	Annahme
<i>Electrification & Open Technology</i>	Ab 2035	Keine Neuzulassungen von ICEV und PHEV ab dem Jahr 2035.
<i>Electrification & Open Technology</i>	2021-2035	Lineare Abnahme der Alternativen-spezifischen Konstanten (ASK) bis zum Jahr 2035 zur Abbildung einer zunehmenden Beliebtheit elektrifizierter Antriebe.
<i>Electrification & Open Technology</i>	2021-2025	FCEV ausschließlich in den KBA-Segmenten <i>Oberklasse</i> und <i>SUV</i> verfügbar.
<i>Electrification</i>	Ab 2025	FCEV ausschließlich in den KBA-Segmenten <i>Oberklasse</i> und <i>SUV</i> verfügbar.
<i>Open Technology</i>	Ab 2025	FCEV in allen KBA-Segmenten verfügbar, außer im Segment <i>Kleinwagen</i> .

Tabelle C-4, Tabelle C-5 und Tabelle C-6 listen die quantitativen Szenarioannahmen der Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität auf, welches die numerischen Werte der Modellattribute sind. Tabelle C-4 bezieht sich auf die Werte im Basisjahr 2021. Tabelle C-5 beschreibt die Werte des Szenarios *Electrification* im Jahr 2050 und Tabelle C-6 bezieht sich auf das Szenario *Open Technology* im Jahr 2050. Ebenso werden mittels der IEK-3-internen Modelle die Kosten- und Technologieparameter für die Zwischenjahre 2030 und 2040 ermittelt. Aus Platzgründen werden diese Werte hier nicht aufgetragen. Die Attributwerte für alle weiteren Jahre werden mittels linearer Interpolation ermittelt.

Tabelle C-4: Quantitative Modellparameter im Jahr 2021 – Status Quo

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas- se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	8,802	10,758	10,83	13,1	13,59	10,83
ICEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
ICEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
ICEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
ICEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	0	0	0	0	0	0
ICEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
ICEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
ICEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Urban)-7 (Länd- lich)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
ICEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
ICEV	CARSHARING [Anteil]	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169
ICEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042
ICEV	OWN_POWER [Anteil]	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144
ICEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
ICEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619
ICEV	KAUFPREIS [€]	8380,8 6312	10243, 27715	17831, 9073	34480, 055	21568, 3926	17831, 9073
ICEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	1,9973 4583	2,4412 00464	4,2497 3958	8,2173 6298	5,1402 2703	4,2497 3958
ICEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
PHEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	10,413	12,727	12,38	14,24	15,32	12,38
PHEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
PHEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
PHEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
PHEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	2	2	2	2	2	2
PHEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
PHEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
PHEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Urban)-5 (Länd-]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	lich)]						
PHEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
PHEV	CARSHARING [Anteil]	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169
PHEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
PHEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042
PHEV	OWN_POWER [Anteil]	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144
PHEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
PHEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619
PHEV	KAUFPREIS [€]	13474, 9899	16469, 43214	24723, 9479	44390, 4755	31343, 9189	24723, 9479
PHEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	3,2113 894	3,9250 31492	5,8922 6594	10,579 2363	7,4699 5207	5,8922 6594
PHEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
BEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	10,152	12,408	12,95	17,62	16,84	12,95
BEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	3	3	4	6	4	4
BEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	20	20	10	5	10	10
BEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	5	5	5	5	5	5
BEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu]	7	7	6	5	4	5

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	ICEV*10]						
BEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
BEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
BEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Urban)-5 (Länd- lich)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
BEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
BEV	CARSHARING [Anteil]	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169
BEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
BEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042
BEV	OWN_POWER [Anteil]	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144
BEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
BEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619
BEV	KAUFPREIS [€]	15044, 5495	18387, 7827	29648, 3778	58778, 5728	37731, 933	29648, 3778
BEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	3,5854 5031	4,3822 1704	7,0658 6697	14,008 2395	8,9923 5773	7,0658 6697
BEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
FCEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	15,759	19,261	19,89	25,71	25,71	19,89
FCEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	6	6	6	6	6

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
FCEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
FCEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	10	10	10	10	10	10
FCEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	5	5	5	5	5	5
FCEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
FCEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
FCEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
FCEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
FCEV	CARSHARING [Anteil]	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169	0,169
FCEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
FCEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042	0,042
FCEV	OWN_POWER [Anteil]	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144	0,144
FCEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
FCEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619	1,619
FCEV	KAUFPREIS [€]	18796, 3855	22973, 36006	36769, 7757	69841, 8341	47643, 5448	36769, 7757
FCEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS	4,4795 9616	5,4750 61977	8,7630 5425	16,644 8604	11,354 515	8,7630 5425

CAR_ TYPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	[-]						
FCEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196

Tabelle C-5: Quantitative Modellparameter im Szenario *Electrification* des Jahres 2050.

CAR_ T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	11,313	13,827	13,82	16,57	17,32	13,82
ICEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
ICEV	LADE_ TANK_ ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
ICEV	DIS- TANZ_ LADE_ TANK [km]	2	2	2	2	2	2
ICEV	CO2_ MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	5	5	5	5	5	5
ICEV	HH_ ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
ICEV	HH_ PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
ICEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-7 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
ICEV	EV_ STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
ICEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
ICEV	VERF_ AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
ICEV	EV_ ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
ICEV	OWN_ POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
ICEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
ICEV	KAUFPREIS [€]	9774,6 8367	11946, 8356	20847, 0793	40313, 0929	25037, 7204	20847, 0793
ICEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,3295 2423	2,8471 9628	4,9683 2204	9,6075 0546	5,9670 449	4,9683 2204
ICEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
PHEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	7,704	9,416	9,18	10,55	11,11	9,18
PHEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
PHEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
PHEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
PHEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	2	2	2	2	2	2
PHEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
PHEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
PHEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-7 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
PHEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
PHEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
PHEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
PHEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
PHEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
PHEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
PHEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
PHEV	KAUFPREIS [€]	11396, 5391	13929, 1033	23262, 4339	44071, 1258	28204, 9901	23262, 4339
PHEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,7160 484	3,3196 1471	5,5439 5469	10,503 1282	6,7218 7562	5,5439 5469
PHEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
BEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	5,382	6,578	7,38	8,64	9,61	7,38
BEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	5	5	7	10	7	7
BEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	2	2	2	2	2	2
BEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
BEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	9	9	9	9	9	9
BEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
BEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
BEV	BEVÖLKERUNG	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	[Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]						
BEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
BEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
BEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
BEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
BEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
BEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
BEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
BEV	KAUFPREIS [€]	11303, 4397	13815, 3151	22998, 5485	42400, 8779	28148, 6145	22998, 5485
BEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,6938 6074	3,2924 9646	5,4810 6493	10,105 071	6,7084 4006	5,4810 6493
BEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
FCEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	5,949	7,271	7,97	9,15	10,24	7,97
FCEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	7	7	7	7	7	7
FCEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
FCEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
FCEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu	7	7	7	7	7	7

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	ICEV*10]						
FCEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
FCEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
FCEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
FCEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
FCEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
FCEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
FCEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
FCEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
FCEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
FCEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
FCEV	KAUFPREIS [€]	10175, 6134	12436, 8609	21027, 1824	39692, 7851	25259, 9602	21027, 1824
FCEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,4250 747	2,9639 8019	5,0112 4461	9,4596 7234	6,0200 0959	5,0112 4461
FCEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196

Tabelle C-6: Quantitative Modellparameter im Szenario *Open Technology* des Jahres 2050.

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	11,313	13,827	13,82	16,57	17,32	13,82

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
ICEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
ICEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
ICEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
ICEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	5	5	5	5	5	5
ICEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
ICEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
ICEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
ICEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
ICEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
ICEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
ICEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
ICEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
ICEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
ICEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
ICEV	KAUFPREIS [€]	9774,6 8367	11946, 8356	20847, 0793	40313, 0929	25037, 7204	20847, 0793
ICEV	RELA-	2,3295	2,8471	4,9683	9,6075	5,9670	4,9683

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
	TIVER_KAUFPREIS [-]	2423	9628	2204	0546	449	2204
ICEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
PHEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	7,704	9,416	9,18	10,55	11,11	9,18
PHEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	6	7	8	8	8	8
PHEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
PHEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
PHEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	2	2	2	2	2	2
PHEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
PHEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
PHEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
PHEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
PHEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
PHEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
PHEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
PHEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
PHEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
PHEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
PHEV	KAUFPREIS [€]	11396, 5391	13929, 1033	23262, 4339	44071, 1258	28204, 9901	23262, 4339
PHEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,7160 484	3,3196 1471	5,5439 5469	10,503 1282	6,7218 7562	5,5439 5469
PHEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
BEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	5,382	6,578	7,38	8,64	9,61	7,38
BEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	5	5	7	10	7	7
BEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	2	2	2	2	2	2
BEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
BEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	9	9	9	9	9	9
BEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
BEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
BEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69
BEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
BEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
BEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas se	Ober- klasse	SUV	Van
BEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
BEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
BEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
BEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
BEV	KAUFPREIS [€]	11303, 4397	13815, 3151	22998, 5485	42400, 8779	28148, 6145	22998, 5485
BEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,6938 6074	3,2924 9646	5,4810 6493	10,105 071	6,7084 4006	5,4810 6493
BEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196
FCEV	RELA- TIVE_B_KOSTEN_ MAL100 [€/100]	5,949	7,271	7,97	9,15	10,24	7,97
FCEV	REICHWEITE_DUR CH100 [km/100]	7	7	7	7	7	7
FCEV	LADE_TANK_ZEIT [min]	5	5	5	5	5	5
FCEV	DIS- TANZ_LADE_TANK [km]	2	2	2	2	2	2
FCEV	CO2_MAL10 [CO ₂ - Minderung im Verhältnis zu ICEV*10]	7	7	7	7	7	7
FCEV	HH_ALTER [Jahre]	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2	40,2
FCEV	HH_PERSONEN [Anzahl]	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63	2,63
FCEV	BEVÖLKERUNG [Kategorie 1 (Ländlich)-5 (Urban)]	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69	3,69

CAR_T YPE	PARAMETER	Klein- wagen	Kom- pakt- klasse	Mit- telklas- se	Ober- klasse	SUV	Van
FCEV	EV_STELLPLATZ [Anteil]	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463	0,463
FCEV	CARSHARING [Anteil]	1	1	1	1	1	1
FCEV	VERF_AUTO [Anteil]	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279	0,279
FCEV	EV_ERFAHRUNG [Anteil]	1	1	1	1	1	1
FCEV	OWN_POWER [Anteil]	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
FCEV	HH_ARBEIT [Anzahl]	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579	1,579
FCEV	ÖV_QUALITÄT [Kategorie 1 (Sehr schlecht)-4 (Sehr gut)]	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
FCEV	KAUFPREIS [€]	10175, 6134	12436, 8609	21027, 1824	39692, 7851	25259, 9602	21027, 1824
FCEV	RELA- TIVER_KAUFPREIS [-]	2,4250 747	2,9639 8019	5,0112 4461	9,4596 7234	6,0200 0959	5,0112 4461
FCEV	HH_INCOME [€]	4196	4196	4196	4196	4196	4196

Das Modell zur Simulation des Markthochlaufs von Elektrofahrzeugen bestimmt die Wahl der Antriebstechnologie für eine exogen vorgegebene Zahl von Neuzulassungen nach Pkw-Segment. Die Zahl der Neuzulassungen ergibt sich wiederum aus der Simulation privaten Pkw-Besitzes auf Haushaltsebene mittels MO|DE. Tabelle C-7 listet die jährlichen Pkw-Neuzulassungen nach Segment auf.

Tabelle C-7: Jährliche Pkw-Neuzulassungen nach Segment.

Year	Kleinwagen	Kompaktklasse	Mittelklasse	Oberklasse	SUV	Van
2021	663199	683194	343733	147810	1043893	189423
2022	663803	683816	344046	147944	1044843	189595
2023	665737	685809	345049	148376	1047889	190148
2024	659287	679165	341706	146938	1037736	188305
2025	659490	679373	341811	146983	1038055	188363
2026	659634	679522	341886	147015	1038281	188404

Parameter zur Simulation des Markthochlaufes der Elektromobilität

Year	Kleinwagen	Kompaktklasse	Mittelklasse	Oberklasse	SUV	Van
2027	664021	684041	344159	147993	1045187	189657
2028	662421	682393	343330	147637	1042669	189201
2029	668968	689138	346724	149096	1052974	191071
2030	666959	687067	345682	148648	1049811	190497
2031	662027	681987	343126	147549	1042048	189088
2032	657150	676963	340598	146462	1034372	187695
2033	656856	676660	340446	146396	1033909	187611
2034	653915	673631	338922	145741	1029281	186771
2035	654172	673895	339055	145798	1029684	186844
2036	652827	672510	338358	145498	1027568	186460
2037	656714	676514	340372	146365	1033686	187571
2038	647566	667090	335631	144326	1019286	184958
2039	648034	667573	335874	144430	1020024	185091
2040	657873	677708	340973	146623	1035510	187902
2041	642641	662016	333078	143228	1011534	183551
2042	643932	663346	333747	143516	1013566	183920
2043	640785	660105	332116	142815	1008613	183021
2044	636274	655458	329778	141809	1001512	181732
2045	635372	654528	329311	141608	1000092	181475
2046	634701	653837	328963	141458	999036	181283
2047	634304	653428	328757	141370	998412	181170
2048	635034	654180	329135	141533	999560	181378
2049	635057	654204	329148	141538	999597	181385
2050	631449	650487	327277	140734	993917	180354

Tabelle C-8 listet zudem die Abmeldewahrscheinlichkeit für einen privaten Pkw nach Pkw-Alter auf. Die Abmeldewahrscheinlichkeiten sind aus den Zulassungsdaten des KBA abgeleitet.

Tabelle C-8: Abmeldewahrscheinlichkeit eines privaten Pkw nach Pkw-Alter in Jahren.

Pkw-Alter [Jahre]	Abmelde- wahrscheinlichkeit	Pkw-Alter [Jahre]	Abmelde- wahrscheinlichkeit
0	0 %	16	13 %
1	0 %	17	12 %
2	7 %	18	16 %
3	3 %	19	15 %
4	2 %	20	18 %
5	3 %	21	16 %
6	4 %	22	19 %
7	4 %	23	15 %
8	5 %	24	15 %
9	5 %	25	11 %
10	7 %	26	10 %
11	7 %	27	7 %
12	8 %	28	6 %
13	8 %	29	2 %
14	10 %	30	1 %
15	10 %		

D Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

Die Simulation zukünftiger Mobilität im urbanen Raum sowie auf nationaler Ebene in Deutschland wird in vier verschiedenen Szenarien für das Jahr 2050 analysiert: *Electrification Progressive*, *Electrification Conservative*, *Open Technology Progressive* und *Open Technology Conservative*. Eine Beschreibung der Szenarioentwicklung findet sich in Abschnitt 5.1. In der Simulation dieser Szenarien wird die kurzfristige Mobilität der Agenten durch drei wiederkehrende Fragestellungen bestimmt:

1. Welcher Aktivität geht der Agent als nächstes nach? – Aktivitätswahl
2. Wo wird diese Aktivität ausgeführt? – Zielortwahl
3. Mit welchem Verkehrsmittel gelangt er zu dieser Aktivität? – Fahrzeugmoduswahl

In Abschnitt 4.4 wird gezeigt, dass die Zielortwahl mathematisch unabhängig ist von der Aktivitäts- und Fahrzeugmoduswahl. Aus diesem Grund wird die Zielortwahl in den urbanen und nationalen Szenarien mit einem separaten Modell betrachtet. Die Aktivitäts- und die Fahrzeugmoduswahl werden in einem gemeinsamen Modell abgebildet.

Die kurzfristigen Mobilitätsentscheidungen der Agenten werden von der Verfügbarkeit privater Pkw auf Haushaltsebene bestimmt. Der Pkw-Besitz auf Haushaltsebene wird ebenso in einem separaten Modell simuliert. Abschnitt D.1 listet die Modellparameter der einzelnen Modelle zur Simulation des Mobilitätsverhaltens der Agenten auf. Die folgenden Abschnitte D.2, D.3 und D.4 beschreiben die weiteren qualitativen und quantitativen Annahmen für die Szenarien zukünftiger Mobilität.

D.1 Discrete Choice Parameter

Die Aktivitätswahl sowie die Fahrzeugmoduswahl werden in einem gemeinsamen *Nested Logit* Modell simuliert, wie in Sektion 4.4.1 beschrieben. Im Folgenden listen Tabelle D-1, Tabelle D-2 und Tabelle D-3 die Modellparameter des *Nested Logit* Modells für alle sozio-ökonomischen Gruppen innerhalb von MO|DE auf.

Tabelle D-1: Modellparameter der Aktivitätswahl innerhalb des *Nested Logit* Modells. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.

Sozio- ökonomisc he Gruppe	ASK_1	ASK_2	ASK_3	ASK_4	ASK_5	ASK_6	ASK_7	ASK_8
131	-8,427	-16,803	20,834	-1,096	-4,686	18,738	-2,199	-0,357
131	-17,977	-44,252	40,479	-8,609	0,914	19,037	-4,133	-0,927
211	5,882	2,770	31,369	-0,704	-0,317	0,454	-4,684	-1,488
211	5,868	2,690	31,379	-0,598	-0,275	0,536	-4,572	-2,234
221	5,805	2,554	26,298	-1,263	-1,673	0,773	-4,104	-2,463
221	8,491	3,626	31,445	-1,849	-1,926	0,873	-3,685	-2,537
231	7,745	-1,245	12,784	-0,128	-1,655	-1,610	-1,679	-3,308
231	7,789	-1,250	3,585	-0,086	-1,645	-1,646	-0,815	-1,903

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

241	24,138	17,206	9,023	-0,396	-0,960	0,119	-1,024	-0,146
241	25,012	18,413	9,333	-0,466	-0,995	0,090	-1,427	-0,145
341	21,725	15,995	11,125	-1,255	-2,128	0,503	-1,427	-0,712
341	22,217	17,677	11,134	-0,963	-2,023	0,852	-1,503	-0,675
132	-675	-675	-669	-3760	-1047	-1441	-4,016	1288
132	-0,239	-26,682	45,518	-14,338	8,513	-26,433	-6,213	-7,448
212	6,648	2,814	42,008	-0,758	-0,268	-0,351	-6,464	-3,104
212	6,639	2,572	40,500	-0,430	-0,061	-0,133	-6,464	-3,037
222	6,797	2,995	42,855	-1,859	-2,251	-0,551	-4,181	-3,872
222	6,842	2,917	42,339	-1,720	-2,272	-0,403	-4,042	-3,842
232	21,927	12,225	28,434	-2,871	-2,541	-1,292	-3,527	-1,954
232	21,446	11,725	26,762	-2,337	-2,269	-0,932	-3,388	-1,928
242	17,979	12,606	34,160	-1,764	-2,065	1,008	-3,388	-1,678
242	18,053	15,592	34,679	-0,634	-1,709	1,841	-3,391	-0,925
342	73,326	61,264	45,434	-3,531	-1,563	-5,443	-3,391	-1,719
342	38,252	29,150	32,953	-2,376	-1,756	-1,889	-3,391	-2,293
133	18,077	-4,136	18,358	-1,229	-0,479	-1,689	-2,989	0,211
133	18,077	-4,136	18,358	-1,229	-0,479	-1,689	-2,989	0,211
213	9,385	11,070	29,994	-2,785	-1,316	-0,976	-4,512	-2,348
213	7,386	4,110	26,571	-0,980	-0,475	-0,400	-4,512	-1,669
223	10,688	10,952	26,414	-1,755	-1,351	-0,594	-4,413	-2,303
223	9,267	6,388	24,888	-2,477	-2,292	-0,361	-3,547	-4,078
233	15,199	5,910	8,876	0,507	-1,687	4,278	-2,943	-0,238
233	11,528	3,478	8,124	-1,054	-1,690	2,586	-1,969	-0,289
243	31,054	15,253	16,437	-2,342	-1,960	0,497	-1,969	-0,366
243	45,551	26,585	21,917	-2,764	-2,140	0,910	-1,969	-0,343
343	15,673	31,248	21,622	-1,675	-1,499	-0,337	-1,969	-0,456
343	16,160	35,219	22,807	-1,866	-1,584	-0,475	-2,035	-0,463
134	-5,718	-13,132	35,118	5,788	-2,436	-0,616	-5,655	0,212
134	-5,718	-13,132	35,118	5,788	-2,436	-0,616	-5,655	0,212
214	19,129	34,890	12,347	-13,599	-4,034	-0,539	-3,003	-3,069
214	19,500	16,849	7,181	-3,023	0,292	2,378	-4,706	-0,970
224	18,731	18,446	0,000	-0,217	-1,549	0,982	-3,227	-3,498
224	18,731	18,446	0,000	-0,217	-1,549	0,982	-3,227	-3,498
234	26,349	-31,963	21,181	5,828	-4,473	-14,239	-5,078	-2,380
234	26,349	-31,963	21,181	5,828	-4,473	-14,239	-5,078	-2,380
244	32,982	16,798	3,659	-0,578	-3,166	-1,158	-5,078	-2,849

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

244	32,982	16,798	3,659	-0,578	-3,166	-1,158	-5,078	-2,849
344	35,777	22,131	14,336	0,348	-1,992	-0,309	-4,533	-3,842
344	35,247	26,169	13,867	-0,841	-2,813	-1,196	-4,533	-4,109
135	-10,505	4,440	19,808	2,841	-5,015	18,882	-1,682	-3,829
135	-10,505	4,440	19,808	2,841	-5,015	18,882	-1,682	-3,829
215	6,456	3,592	18,430	-1,201	-0,741	-0,647	-2,963	-2,171
215	7,568	3,584	17,410	-1,183	-0,710	-0,625	-3,046	-2,158
225	11,824	-0,908	10,966	-2,386	-1,661	1,869	-3,348	-3,164
225	11,255	2,802	18,613	-0,749	-1,645	1,835	-3,164	-2,144
235	0,712	-18,248	24,972	-7,077	-4,931	-6,212	-3,164	-3,003
235	-12,796	-47,251	48,227	-10,014	-8,781	-14,834	-3,438	-5,013
245	50,243	26,569	20,416	-2,742	-3,872	-8,574	-3,438	15,971
245	22,566	14,957	21,839	-0,648	-1,633	1,399	-3,438	-0,105
345	17,397	17,266	16,075	-2,079	6,495	-11,732	-3,438	2,288
345	20,851	21,208	19,120	-1,024	-1,009	-1,570	-3,066	-1,411
136	-6,072	-12,693	26,610	3,634	-2,681	-14,050	-4,525	-5,824
136	-6,072	-12,693	26,610	3,634	-2,681	-14,050	-4,525	-5,824
216	7,055	2,552	22,563	-1,062	-2,646	-0,397	-5,889	-5,679
216	9,282	3,443	22,563	-1,299	-2,818	-0,407	-6,339	-5,810
226	43,989	3,872	22,563	-7,199	-6,151	-1,629	-7,996	-10,339
226	21,353	1,884	22,563	-5,523	-4,281	-4,073	-6,448	-6,004
236	12,102	5,222	8,867	-3,850	-2,409	-2,861	-1,617	1,709
236	12,102	5,222	8,867	-3,850	-2,409	-2,861	-1,617	1,709
246	48,925	9,560	28,619	-8,049	-2,178	12,334	-1,617	2,874
246	31,694	11,720	26,810	-6,426	-3,734	-1,768	-1,617	2,258
346	20,328	10,746	6,924	-4,816	-3,588	-4,075	-1,617	1,961
346	26,836	17,247	6,924	-4,728	-3,408	-4,219	-1,985	-0,295
137	-5,718	-13,132	35,118	5,788	-2,436	-0,616	-5,655	0,212
137	-5,718	-13,132	35,118	5,788	-2,436	-0,616	-5,655	0,212
217	22,929	24,456	34,976	-6,518	1,321	7,861	-8,682	0,864
217	18,279	10,479	36,724	-2,672	-0,179	2,271	-9,067	-2,988
227	16,715	5,013	25,567	-3,712	-5,226	-4,605	-7,851	-7,120
227	16,715	5,013	25,567	-3,712	-5,226	-4,605	-7,851	-7,120
237	22,903	-8,252	32,187	-4,576	-3,811	-4,485	-6,129	-5,670
237	22,903	-8,252	32,187	-4,576	-3,811	-4,485	-6,129	-5,670
247	35,575	16,813	36,322	-3,104	-6,330	-1,265	-6,129	-1,142
247	32,833	19,481	32,043	-4,509	-5,800	-4,021	-6,129	-4,281

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

347	30,684	18,040	28,027	-3,860	-4,986	-1,082	-6,129	-4,749
347	30,604	18,978	27,706	-3,558	-4,867	-1,272	-6,129	-4,796
Sozio- ökonomisc he Gruppe	FF_DUR _1	FF_DUR _2	FF_DUR _3	FF_DUR _4	FF_DUR _5	FF_DUR _6	FF_DUR _7	FF_DUR _8
131	6,941	16,800	10,897	8,454	6,496	32,978	2,144	6,433
131	17,757	44,686	26,492	10,273	25,009	49,294	4,681	13,096
211	2,455	4,396	0,000	1,628	2,466	3,664	0,674	1,931
211	2,467	4,423	0,000	1,665	2,470	3,704	0,677	1,932
221	2,316	5,243	0,000	1,086	2,613	3,355	0,702	1,825
221	2,961	6,649	0,000	1,445	3,293	4,328	0,856	2,354
231	3,703	3,219	3,270	2,832	2,796	2,878	1,575	1,316
231	3,871	3,411	3,392	2,968	2,902	2,985	1,633	1,375
241	0,000	0,000	0,000	1,705	2,531	3,522	0,546	2,425
241	0,000	0,000	0,000	1,708	2,530	3,533	0,558	2,440
341	0,000	0,000	0,000	1,917	1,824	4,731	0,691	2,023
341	0,000	0,000	0,000	2,216	2,129	5,508	0,813	2,369
132	675	675	618	3760	1047	1413	0,019	1469
132	37,148	26,663	27,637	15,918	46,324	26,290	11,719	15,359
212	1,723	4,550	0,000	1,667	2,433	2,711	0,514	1,547
212	1,817	4,729	0,000	1,552	2,463	2,772	0,550	1,612
222	2,570	5,166	0,000	2,111	2,120	2,124	0,651	1,744
222	2,620	5,321	0,000	2,062	2,026	2,184	0,626	1,798
232	19,765	15,828	4,503	2,742	3,527	3,428	0,638	2,974
232	19,344	15,838	4,441	2,578	3,457	3,386	0,623	2,921
242	0,000	0,000	0,000	2,389	1,747	5,079	0,432	2,773
242	0,000	0,000	0,000	3,563	2,364	6,565	0,469	4,092
342	0,000	0,000	0,000	5,667	7,875	8,205	1,802	7,973
342	0,000	0,000	0,000	1,759	2,445	2,466	0,532	2,436
133	24,399	4,067	5,415	5,192	5,009	5,459	0,765	2,992
133	24,399	4,067	5,415	5,192	5,009	5,459	0,765	2,992
213	8,438	18,121	0,000	5,582	8,136	9,588	2,636	6,186
213	2,999	6,710	0,000	2,062	2,978	3,431	0,967	2,244
223	7,036	16,352	0,000	2,868	3,958	4,384	1,337	3,081
223	4,118	9,548	0,000	1,660	2,343	2,586	0,782	1,810
233	14,102	10,705	5,220	6,892	6,098	11,306	1,257	3,057
233	8,408	6,282	3,126	4,156	3,675	6,796	0,747	1,816

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

243	0,000	0,000	0,000	1,289	1,851	3,516	0,718	2,017
243	0,000	0,000	0,000	2,091	3,014	5,704	1,082	3,223
343	0,000	0,000	0,000	1,648	1,807	2,717	0,433	1,729
343	0,000	0,000	0,000	1,697	1,824	2,703	0,424	1,733
134	10,214	17,213	15,894	17,012	10,003	11,422	1,900	7,896
134	10,214	17,213	15,894	17,012	10,003	11,422	1,900	7,896
214	17,308	43,279	0,000	12,796	18,077	28,609	7,239	12,875
214	10,858	26,397	0,000	7,721	11,785	17,630	4,260	8,631
224	2,827	20,527	0,000	1,902	2,743	3,302	0,298	1,765
224	2,827	20,527	0,000	1,902	2,743	3,302	0,298	1,765
234	21,261	31,902	26,441	17,745	17,701	1,558	2,765	6,741
234	21,261	31,902	26,441	17,745	17,701	1,558	2,765	6,741
244	0,000	0,000	0,000	3,036	1,632	3,236	0,412	2,739
244	0,000	0,000	0,000	3,036	1,632	3,236	0,412	2,739
344	0,000	0,000	0,000	2,157	1,600	3,853	0,240	1,267
344	0,000	0,000	0,000	3,024	1,882	4,607	0,526	1,483
135	0,000	11,748	19,366	12,892	3,668	33,222	3,984	3,198
135	0,000	11,748	19,366	12,892	3,668	33,222	3,984	3,198
215	2,916	5,201	0,000	1,161	1,896	2,607	0,705	1,406
215	2,917	5,215	0,000	1,155	1,911	2,608	0,687	1,404
225	5,798	4,312	0,000	2,841	4,549	6,747	1,246	3,032
225	3,560	5,887	0,000	1,495	2,170	3,951	0,302	1,525
235	8,440	18,248	21,876	4,424	8,063	9,969	2,760	3,936
235	21,578	47,252	52,976	11,118	17,676	21,618	7,096	9,264
245	0,000	0,000	0,000	9,966	15,428	20,454	5,773	40,737
245	0,000	0,000	0,000	1,434	1,705	4,658	0,266	3,677
345	0,000	0,000	0,000	12,543	24,059	20,139	6,309	25,667
345	0,000	0,000	0,000	1,233	2,272	2,126	0,638	2,482
136	5,888	12,692	7,974	12,274	6,413	14,049	2,427	4,892
136	5,888	12,692	7,974	12,274	6,413	14,049	2,427	4,892
216	3,538	4,874	0,000	2,320	2,735	3,754	1,097	2,563
216	5,153	6,875	0,000	3,383	3,973	5,479	1,597	3,653
226	42,006	37,158	0,000	11,845	20,288	17,900	4,919	16,616
226	3,941	4,867	0,000	1,214	2,091	1,668	0,603	1,725
236	5,264	8,517	4,432	3,230	4,183	3,529	0,625	1,077
236	5,264	8,517	4,432	3,230	4,183	3,529	0,625	1,077
246	0,000	0,000	0,000	10,106	20,945	47,082	6,619	20,022

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

246	0,000	0,000	0,000	2,139	4,498	8,678	1,300	4,214
346	0,000	0,000	0,000	1,680	1,874	2,685	0,342	1,814
346	0,000	0,000	0,000	2,581	2,861	4,104	0,487	2,780
137	10,214	17,213	15,894	17,012	10,003	11,422	1,900	7,896
137	10,214	17,213	15,894	17,012	10,003	11,422	1,900	7,896
217	26,143	49,181	0,000	13,089	25,036	37,242	6,987	24,558
217	9,799	19,041	0,000	5,485	9,422	14,002	2,953	9,243
227	4,721	9,680	0,000	2,322	2,780	2,973	0,920	2,333
227	4,721	9,680	0,000	2,322	2,780	2,973	0,920	2,333
237	8,966	8,252	19,215	1,272	4,040	3,083	1,368	2,028
237	8,966	8,252	19,215	1,272	4,040	3,083	1,368	2,028
247	0,000	0,000	0,000	9,613	8,628	18,266	4,633	16,813
247	0,000	0,000	0,000	3,340	2,592	5,873	1,271	4,893
347	0,000	0,000	0,000	2,634	2,265	8,177	0,587	3,118
347	0,000	0,000	0,000	2,590	2,123	7,562	0,560	2,884

Tabelle D-2: Modellparameter des Fahrzeugmoduswahl im *Nested Logit* Modell. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.

Sozio- ökonomis che Gruppe	ASK_1	ASK_2	ASK_3	ASK_4	ASK_5	ASK_6	ASK_7	ASK_8	ASK_9	ASK_10
131	0,194	0,614	0,000	0,000	-178	0,937	0,459	0,000	0,000	0,000
131	1,045	-0,024	5,132	0,000	-0,557	-3,307	-1,453	4,904	0,000	0,000
211	1,039	-0,035	0,317	0,000	-0,051	-0,896	0,331	0,090	0,019	- 0,518
211	1,260	0,099	2,105	0,000	-0,450	-1,083	0,346	0,392	0,263	- 0,539
221	0,891	0,593	0,083	0,000	-0,881	-0,660	1,011	- 0,004	- 0,006	- 2,117
221	0,860	0,120	0,747	0,000	-0,288	-0,289	-0,430	0,003	0,000	- 0,169
231	0,434	-0,151	-0,808	0,000	-0,490	-1,101	0,288	- 0,003	- 0,006	- 0,205
231	0,883	-0,032	0,894	0,000	-1,142	-1,804	-0,514	3,246	0,000	- 0,230
241	1,010	-0,021	0,027	0,000	0,046	-1,792	0,961	0,000	0,000	- 1,312
241	1,036	-0,135	1,446	0,000	-1,103	-2,341	-0,853	3,504	- 0,002	- 0,247
341	0,466	0,127	-0,097	0,000	-0,134	-0,318	-0,221	0,023	0,000	- 0,110
341	0,731	-0,097	0,746	0,000	-0,204	-0,246	-0,417	0,005	- 0,001	- 0,052
132	67,825	-16,562	0,000	0,000	37,7	-10,9	-51,9	0,000	0,000	0,000
132	0,264	0,390	9,602	0,000	-0,908	-5,258	-1,874	7,185	0,000	0,000
212	0,405	0,227	1,333	0,000	0,076	-1,247	-0,089	0,037	- 0,005	- 0,992
212	0,919	-0,047	2,036	0,000	-0,178	-1,199	-0,383	0,084	0,010	- 0,114
222	0,569	0,146	-0,215	0,000	-0,139	-1,828	0,312	- 0,002	- 0,004	- 1,030

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

222	0,673	-0,015	1,708	0,000	0,028	-1,722	-0,429	0,090	0,058	- 0,032
232	0,833	0,045	-0,262	0,000	-0,157	-0,245	-0,151	0,000	0,000	- 0,204
232	0,734	0,107	0,356	0,000	-0,222	-0,341	-0,255	0,000	- 0,002	- 0,079
242	1,198	-0,372	-0,928	0,000	-0,080	-0,808	-0,771	- 0,012	- 0,019	- 0,296
242	0,938	-0,321	1,440	0,000	-0,802	-3,031	-0,907	3,201	- 0,007	- 0,654
342	0,371	0,055	-1,187	0,000	-3,493	-4,006	-4,963	13,89 3	- 0,048	- 2,524
342	0,860	-0,187	1,509	0,000	0,266	-2,501	-0,425	0,642	0,207	- 0,026
133	0,190	-0,128	1,757	0,000	-0,244	-3,322	1,054	0,338	0,018	0,000
133	0,190	-0,128	1,757	0,000	-0,244	-3,322	1,054	0,338	0,018	0,000
213	0,545	0,275	0,708	0,000	0,000	-1,716	1,135	0,000	0,000	- 0,483
213	0,855	-0,084	2,369	0,000	-2,600	-3,393	5,210	0,789	0,303	- 0,143
223	0,630	-0,040	1,068	0,000	-3,097	-3,369	5,977	1,571	0,000	- 0,385
223	0,590	0,215	2,097	0,000	-3,288	-3,797	5,808	0,723	0,444	0,581
233	1,136	-0,311	-0,451	0,000	-0,879	-5,057	4,062	0,000	0,000	- 0,306
233	0,408	0,337	1,334	0,000	-4,691	-5,645	9,929	1,570	0,146	0,428
243	0,253	-0,049	-1,682	0,000	-3,306	-3,835	7,477	0,000	0,000	- 0,455
243	0,590	0,025	1,767	0,000	-4,689	-4,886	8,459	1,280	0,575	1,221
343	0,700	-0,876	-1,771	0,000	-1,157	-3,235	2,674	0,000	0,000	- 0,135
343	0,673	-0,174	1,678	0,000	-2,535	-3,338	4,206	0,754	0,119	0,052
134	0,019	-0,260	2,766	0,000	-0,171	-3,203	0,104	0,359	0,000	0,000
134	0,019	-0,260	2,766	0,000	-0,171	-3,203	0,104	0,359	0,000	0,000
214	1,472	1,703	-0,716	0,000	-1,053	-0,212	0,341	0,000	0,000	- 0,702
214	0,775	0,331	2,758	0,000	-0,294	-2,528	2,566	0,246	0,123	- 0,106
224	0,853	-0,066	2,305	0,000	-3,417	-4,240	6,151	1,187	0,429	- 0,055
224	0,853	-0,066	2,305	0,000	-3,417	-4,240	6,151	1,187	0,429	- 0,055
234	0,509	-0,105	0,890	0,000	-0,648	-1,825	0,864	0,000	0,007	- 0,050
234	0,509	-0,105	0,890	0,000	-0,648	-1,825	0,864	0,000	0,007	- 0,050
244	0,113	-0,125	0,859	0,000	-0,196	-0,061	0,007	0,001	- 0,002	- 0,018
244	0,113	-0,125	0,859	0,000	-0,196	-0,061	0,007	0,001	- 0,002	- 0,018
344	-0,095	-0,449	-1,035	0,000	-2,997	-0,454	0,000	1,871	0,000	0,000
344	0,531	-0,248	1,230	0,000	-0,420	-0,267	0,020	0,003	0,000	- 0,008
135	0,470	-0,346	2,603	0,000	0,549	-6,394	2,524	0,000	0,000	0,000
135	0,470	-0,346	2,603	0,000	0,549	-6,394	2,524	0,000	0,000	0,000
215	-0,051	0,617	0,711	0,000	-3,027	-0,190	0,000	5,207	0,000	- 2,302
215	0,970	-0,043	2,355	0,000	-1,608	-3,813	4,367	- 0,005	0,452	- 0,095
225	0,551	-0,661	-0,656	0,000	-0,084	-4,295	1,300	0,000	1,810	- 1,653

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

225	0,684	0,063	1,827	0,000	-3,566	-5,592	9,281	-	-	-
235	0,224	0,482	2,185	0,000	-0,904	-5,119	0,000	0,004	0,005	0,151
235	0,715	-0,127	0,701	0,000	-2,637	-0,144	3,176	0,000	0,000	-
245	1,419	-1,444	-0,926	0,000	-0,312	-0,139	0,000	0,000	0,342	-
245	0,798	-0,182	1,611	0,000	-1,382	-0,253	0,241	0,000	0,000	0,088
345	0,639	-0,328	-0,888	0,000	0,501	-2,700	0,000	0,000	0,000	-
345	0,901	-0,453	1,578	0,000	-2,343	-6,120	5,210	0,000	0,000	0,206
136	0,403	-0,020	12,808	0,000	-2,971	-4,740	2,876	3,149	-	-
136	0,403	-0,020	12,808	0,000	-2,971	-4,740	2,876	4,835	0,006	0,071
216	0,172	0,356	1,094	0,000	-7,265	-6,513	8,334	0,000	0,000	1,922
216	0,843	-0,117	2,579	0,000	-3,132	-4,405	5,123	8,720	0,034	-
226	0,237	1,246	0,591	0,000	-1,663	-0,214	4,390	2,627	0,520	0,147
226	0,558	0,002	2,197	0,000	-1,210	-3,605	2,560	0,000	0,000	0,104
236	0,519	-0,278	1,308	0,000	-2,888	-4,078	5,216	0,886	-	-
236	0,519	-0,278	1,308	0,000	-2,888	-4,078	5,216	0,649	0,005	0,675
246	1,627	-0,703	0,411	0,000	-0,522	-0,133	0,000	1,156	0,000	0,010
246	0,525	-0,029	1,667	0,000	-2,276	-4,491	5,122	0,649	1,156	0,430
346	0,590	-0,973	-2,354	0,000	-0,292	-3,404	0,876	0,649	1,156	0,430
346	0,665	-0,374	1,612	0,000	-2,080	-3,120	2,148	0,000	0,000	0,000
137	0,019	-0,260	2,766	0,000	-0,171	-3,203	0,104	0,359	0,000	0,000
137	0,019	-0,260	2,766	0,000	-0,171	-3,203	0,104	0,359	0,000	0,000
217	0,749	1,005	2,142	0,000	-0,741	-0,306	0,000	-	-	-
217	0,564	0,188	2,233	0,000	-1,277	-0,524	0,201	0,004	0,006	0,402
227	0,632	-0,038	2,339	0,000	-1,647	-4,595	4,146	0,025	-	-
227	0,632	-0,038	2,339	0,000	-1,647	-4,595	4,146	0,280	0,006	0,014
237	0,662	-0,387	1,174	0,000	-3,122	-4,403	5,827	0,007	-	0,126
237	0,662	-0,387	1,174	0,000	-3,122	-4,403	5,827	0,280	0,007	-
247	0,582	-0,909	-0,566	0,000	-0,589	-0,184	0,000	0,422	-	0,126
247	0,699	-0,070	1,961	0,000	-2,204	-1,000	0,185	0,007	-	0,259
347	0,331	-0,095	-1,357	0,000	-8,281	-4,661	7,468	0,948	0,422	-
347	0,699	-0,164	1,841	0,000	-4,747	-6,618	4,949	0,422	0,422	0,259
Sozio- ökonomis che Gruppe	Zeit_1	Zeit_2	Zeit_3	Zeit_4	Zeit_5	Zeit_6	Zeit_7	Zeit_8	Zeit_9	Zeit_10
131	6,506	13,157	0,000	18,416	0,000	10,843	9,523	0,000	0,000	0,000
131	0,130	0,083	0,000	0,046	0,084	0,000	0,004	0,000	0,000	0,000
211	0,067	0,043	0,002	0,038	0,095	0,005	0,000	0,000	0,014	0,082
211	0,064	0,051	0,000	0,000	0,059	0,000	0,000	0,033	0,034	0,106
221	0,069	0,053	0,000	0,000	0,035	0,000	0,000	0,270	0,357	0,000

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

221	0,087	0,088	0,007	0,121	0,155	0,097	0,068	0,004	0,034	2,083
231	0,047	0,049	0,000	0,000	0,083	0,000	0,000	0,231	0,434	0,290
231	0,065	0,058	0,000	0,002	0,082	0,000	0,000	0,000	0,000	0,343
241	0,073	0,057	0,023	0,000	0,042	0,000	0,042	0,000	0,000	0,020
241	0,062	0,060	0,000	0,000	0,067	0,015	0,002	0,060	0,143	2,064
341	0,082	0,104	0,158	0,098	0,174	0,123	0,113	0,000	0,000	0,207
341	0,072	0,090	0,021	0,128	0,170	0,164	0,101	0,133	0,098	0,742
132	63,397	38,134	0,000	106,3 93	69,538	213,58 9	61,30 9	0,000	0,000	0,000
132	0,098	0,113	0,000	0,070	0,020	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
212	0,045	0,044	0,120	0,000	0,048	0,023	0,014	0,085	0,469	0,000
212	0,051	0,042	0,001	0,000	0,042	0,007	0,003	0,029	0,058	1,396
222	0,051	0,044	0,000	0,000	0,000	0,011	0,000	0,255	0,331	0,000
222	0,045	0,041	0,001	0,013	0,042	0,000	0,000	0,048	0,003	0,318
232	0,126	0,103	0,137	0,123	0,178	0,154	0,154	0,000	0,000	0,205
232	0,078	0,088	0,016	0,098	0,099	0,103	0,093	0,142	0,177	1,060
242	0,091	0,084	0,000	0,003	0,068	0,145	0,000	0,979	1,255	2,670
242	0,057	0,060	0,000	0,000	0,000	0,034	0,000	0,105	0,558	0,000
342	0,101	0,178	0,019	0,000	0,053	0,323	0,000	0,524	3,331	0,681
342	0,059	0,077	0,000	0,000	0,094	0,076	0,000	0,130	0,236	0,071
133	0,100	0,123	0,000	0,203	0,110	0,052	0,000	0,000	0,000	0,000
133	0,100	0,123	0,000	0,203	0,110	0,052	0,000	0,000	0,000	0,000
213	0,075	0,125	0,006	0,172	0,251	0,148	0,000	0,000	0,000	0,233
213	0,044	0,054	0,000	0,000	0,063	0,000	0,000	0,072	0,087	0,201
223	0,069	0,070	0,000	0,000	0,000	0,078	0,000	0,000	0,000	3,646
223	0,051	0,075	0,000	0,000	0,047	0,000	0,000	0,061	0,060	0,172
233	0,104	0,108	0,000	0,000	6,291	0,000	0,000	0,000	0,000	2,520
233	0,065	0,109	0,000	0,003	0,019	0,000	0,000	0,000	0,000	0,308
243	0,043	0,097	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	3,047
243	0,051	0,078	0,000	0,000	0,097	0,060	0,000	0,144	0,158	0,274
343	0,060	0,062	0,026	0,000	0,016	0,000	0,000	0,000	0,000	2,135
343	0,045	0,059	0,000	0,000	0,079	0,018	0,000	0,076	0,107	0,047
134	0,099	0,135	0,000	0,220	0,088	0,081	0,000	0,000	0,000	0,000
134	0,099	0,135	0,000	0,220	0,088	0,081	0,000	0,000	0,000	0,000
214	1,128	0,626	0,957	5,018	6,621	4,124	0,000	0,000	0,000	3,764
214	0,059	0,118	0,000	0,000	0,230	0,152	0,000	0,248	0,348	0,253
224	0,047	0,063	0,000	0,000	0,047	0,000	0,000	0,054	0,098	0,887
224	0,047	0,063	0,000	0,000	0,047	0,000	0,000	0,054	0,098	0,887
234	0,072	0,126	0,015	0,055	0,187	0,112	0,000	0,000	0,000	0,530
234	0,072	0,126	0,015	0,055	0,187	0,112	0,000	0,000	0,000	0,530
244	0,043	0,093	0,004	0,108	0,952	0,375	0,000	0,113	0,130	0,243
244	0,043	0,093	0,004	0,108	0,952	0,375	0,000	0,113	0,130	0,243
344	0,022	0,040	0,000	0,000	0,000	6,937	0,000	0,000	0,000	0,000
344	0,053	0,094	0,009	0,170	0,294	0,219	0,000	0,034	0,041	0,074
135	0,153	0,149	0,000	0,277	0,154	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
135	0,153	0,149	0,000	0,277	0,154	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
215	0,025	0,053	0,000	0,000	0,000	2,745	0,000	0,000	0,000	0,000

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

215	0,059	0,052	0,000	0,000	0,042	0,012	0,000	0,450	0,103	0,112
225	0,082	0,127	0,000	0,235	0,069	0,000	0,000	0,000	0,000	2,985
225	0,058	0,059	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000	0,378	0,456	1,103
235	0,123	0,166	0,247	0,000	11,268	0,000	0,000	0,000	0,000	8,678
235	0,073	0,067	0,000	0,047	0,011	0,389	0,000	0,000	0,000	0,000
245	0,070	0,039	0,000	0,000	2,486	2,083	0,000	0,000	0,000	1,366
245	0,058	0,069	0,000	0,000	0,097	0,278	0,000	0,000	0,000	0,000
345	0,057	0,096	0,000	0,000	0,023	0,022	0,000	0,000	0,000	1,195
345	0,054	0,055	0,000	0,000	0,082	0,022	0,000	0,132	0,404	0,575
136	0,087	0,102	0,000	0,010	0,000	0,037	0,000	0,000	0,000	0,000
136	0,087	0,102	0,000	0,010	0,000	0,037	0,000	0,000	0,000	0,000
216	0,035	0,065	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,197	2,293	1,635
216	0,049	0,066	0,000	0,000	0,078	0,068	0,000	0,138	1,175	0,197
226	0,123	0,138	0,000	0,041	4,735	3,345	0,000	0,000	0,000	2,940
226	0,040	0,058	0,000	0,000	0,032	0,003	0,000	0,030	0,394	0,071
236	0,043	0,056	0,000	0,002	0,011	0,000	0,000	0,052	0,097	0,080
236	0,043	0,056	0,000	0,002	0,011	0,000	0,000	0,052	0,097	0,080
246	0,124	0,108	0,041	0,000	0,101	1,779	0,000	0,000	0,000	0,000
246	0,056	0,102	0,000	0,000	0,194	0,121	0,000	0,455	0,230	0,649
346	0,075	0,073	0,010	0,001	0,064	0,001	0,000	0,000	0,000	0,035
346	0,047	0,067	0,000	0,000	0,090	0,088	0,000	0,136	0,151	0,000
137	0,099	0,135	0,000	0,220	0,088	0,081	0,000	0,000	0,000	0,000
137	0,099	0,135	0,000	0,220	0,088	0,081	0,000	0,000	0,000	0,000
217	0,147	0,129	0,000	0,012	5,809	4,365	0,000	0,621	0,662	3,759
217	0,055	0,105	0,001	0,124	0,143	0,168	0,000	0,225	0,422	0,292
227	0,041	0,072	0,000	0,000	0,033	0,000	0,000	0,078	0,529	0,000
227	0,041	0,072	0,000	0,000	0,033	0,000	0,000	0,078	0,529	0,000
237	0,042	0,056	0,000	0,003	0,008	0,000	0,000	0,024	0,002	0,947
237	0,042	0,056	0,000	0,003	0,008	0,000	0,000	0,024	0,002	0,947
247	0,050	0,054	0,000	0,000	3,904	2,944	0,000	0,000	0,000	0,000
247	0,056	0,104	0,000	0,000	0,123	0,148	0,000	0,457	0,473	0,350
347	0,088	0,163	0,000	0,080	0,000	0,138	0,000	0,000	0,000	0,305
347	0,044	0,072	0,000	0,000	0,139	0,067	0,000	0,176	0,363	0,733
Sozio- ökonomis che Gruppe	Kosten _1	Kosten _2	Koste n_3	Koste n_4	Koste n_5	Kosten _6	Koste n_7	Kost en_8	Kost en_9	Kost en_1 0
131	0,000	0,000	0,000	96,98 1	118,85 9	0,085	1,757	0,000	0,000	0,000
131	0,000	0,000	0,000	0,078	1,465	0,011	0,252	0,000	0,000	0,000
211	0,000	0,000	0,206	0,000	0,063	0,000	0,184	0,016	0,014	0,027
211	0,000	0,000	0,212	0,372	0,268	0,000	0,164	0,105	0,135	0,035
221	0,000	0,000	0,000	0,000	0,159	0,000	0,170	0,005	0,019	0,000
221	0,000	0,000	0,564	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	0,002	0,688
231	0,000	0,000	0,265	0,425	0,026	0,023	0,190	0,005	0,024	0,096
231	0,000	0,000	0,236	0,348	0,010	0,000	0,137	0,000	0,000	0,113
241	0,000	0,000	0,089	0,198	0,463	0,000	0,000	0,000	0,000	0,006
241	0,000	0,000	0,507	0,455	0,301	0,000	0,158	0,547	0,008	0,681

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

341	0,000	0,000	0,000	0,190	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,068
341	0,000	0,000	0,716	0,004	0,006	0,000	0,000	0,004	0,006	0,245
132	0,000	0,000	0,000	35,91 2	1,678	1,336	15,91 5	0,000	0,000	0,000
132	0,000	0,000	0,000	0,480	3,047	0,000	0,423	0,000	0,000	0,000
212	0,000	0,000	0,011	0,527	0,179	0,000	0,205	0,017	0,027	0,000
212	0,000	0,000	0,210	0,430	0,127	0,000	0,107	0,027	0,008	0,461
222	0,000	0,000	0,094	0,379	0,361	0,000	0,118	0,006	0,019	0,000
222	0,000	0,000	0,208	0,003	0,208	0,000	0,098	0,026	0,047	0,105
232	0,000	0,000	0,000	0,084	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,068
232	0,000	0,000	0,347	0,000	0,002	0,000	0,009	0,003	0,010	0,350
242	0,000	0,000	0,609	0,902	0,197	0,000	0,343	0,020	0,066	0,881
242	0,000	0,000	0,648	0,715	2,377	0,265	0,303	0,812	0,032	0,000
342	0,000	0,000	2,135	3,312	8,579	0,254	1,195	3,511	0,182	0,225
342	0,000	0,000	0,932	1,146	0,771	0,001	0,471	0,126	0,038	0,024
133	0,000	0,000	0,000	0,014	0,787	0,017	0,000	0,000	0,000	0,000
133	0,000	0,000	0,000	0,014	0,787	0,017	0,000	0,000	0,000	0,000
213	0,000	0,000	1,051	0,358	0,226	0,000	0,000	0,000	0,000	0,077
213	0,000	0,000	0,475	0,693	0,001	0,067	0,000	0,234	0,177	0,066
223	0,000	0,000	0,929	1,305	2,409	0,371	0,000	0,000	0,000	1,203
223	0,000	0,000	0,565	0,629	0,218	0,000	0,000	0,216	0,289	0,057
233	0,000	0,000	1,120	1,592	0,114	0,000	0,000	0,000	0,000	0,831
233	0,000	0,000	0,710	0,937	1,484	0,000	0,000	0,000	0,000	0,102
243	0,000	0,000	0,110	0,682	0,585	0,000	0,000	0,000	0,000	1,005
243	0,000	0,000	0,895	1,012	0,000	0,052	0,000	0,368	0,462	0,091
343	0,000	0,000	0,033	0,354	0,653	0,000	0,000	0,000	0,000	0,704
343	0,000	0,000	0,631	0,708	0,046	0,022	0,000	0,234	0,089	0,015
134	0,000	0,000	0,000	0,050	1,071	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
134	0,000	0,000	0,000	0,050	1,071	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
214	0,000	0,000	0,014	0,313	0,123	0,026	0,000	0,000	0,000	1,242
214	0,000	0,000	1,572	2,101	0,276	0,013	0,000	0,116	0,094	0,084
224	0,000	0,000	0,440	0,361	0,090	0,000	0,000	0,274	0,043	0,293
224	0,000	0,000	0,440	0,361	0,090	0,000	0,000	0,274	0,043	0,293
234	0,000	0,000	1,287	1,533	0,135	0,000	0,000	0,000	0,000	0,175
234	0,000	0,000	1,287	1,533	0,135	0,000	0,000	0,000	0,000	0,175
244	0,000	0,000	0,606	0,000	0,007	0,000	0,000	0,003	0,008	0,080
244	0,000	0,000	0,606	0,000	0,007	0,000	0,000	0,003	0,008	0,080
344	0,000	0,000	0,000	0,353	0,651	0,037	0,000	0,000	0,000	0,000
344	0,000	0,000	1,126	0,082	0,000	0,003	0,000	0,001	0,002	0,025
135	0,000	0,000	0,000	0,000	0,596	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000
135	0,000	0,000	0,000	0,000	0,596	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000
215	0,000	0,000	0,336	0,404	1,057	0,014	0,000	0,000	0,000	0,000
215	0,000	0,000	0,438	0,640	0,136	0,044	0,000	0,010	0,253	0,037
225	0,000	0,000	1,434	0,000	5,144	0,000	0,000	0,000	0,000	0,985
225	0,000	0,000	0,394	0,356	0,583	0,000	0,000	0,008	0,026	0,364
235	0,000	0,000	1,734	3,518	0,177	0,000	0,000	0,000	0,000	2,864
235	0,000	0,000	0,001	0,000	1,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

245	0,000	0,000	0,000	0,246	0,034	0,011	0,000	0,000	0,000	0,451
245	0,000	0,000	0,742	0,787	0,000	0,018	0,000	0,000	0,000	0,000
345	0,000	0,000	0,022	0,000	1,106	0,003	0,000	0,000	0,000	0,394
345	0,000	0,000	0,695	0,813	0,654	0,006	0,000	0,694	0,022	0,190
136	0,000	0,000	0,000	1,003	2,287	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
136	0,000	0,000	0,000	1,003	2,287	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
216	0,000	0,000	0,661	0,583	0,000	1,427	0,000	2,801	0,121	0,540
216	0,000	0,000	0,793	1,035	0,002	0,000	0,000	0,897	0,187	0,065
226	0,000	0,000	0,000	0,000	0,052	0,017	0,000	0,000	0,000	0,970
226	0,000	0,000	0,392	0,330	1,052	0,000	0,000	0,281	0,023	0,023
236	0,000	0,000	0,301	0,342	0,823	0,000	0,000	0,216	0,122	0,026
236	0,000	0,000	0,301	0,342	0,823	0,000	0,000	0,216	0,122	0,026
246	0,000	0,000	0,408	0,000	0,063	0,008	0,000	0,000	0,000	0,000
246	0,000	0,000	1,434	1,812	0,215	0,001	0,000	0,009	0,528	0,214
346	0,000	0,000	0,414	0,957	0,495	0,000	0,000	0,000	0,000	0,011
346	0,000	0,000	0,936	1,161	0,206	0,033	0,000	0,304	0,246	0,000
137	0,000	0,000	0,000	0,050	1,071	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
137	0,000	0,000	0,000	0,050	1,071	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000
217	0,000	0,000	1,440	2,268	0,081	0,023	0,000	0,015	0,043	1,241
217	0,000	0,000	1,144	0,572	0,000	0,000	0,000	0,008	0,023	0,096
227	0,000	0,000	0,622	0,699	0,621	0,000	0,000	0,052	0,029	0,000
227	0,000	0,000	0,622	0,699	0,621	0,000	0,000	0,052	0,029	0,000
237	0,000	0,000	0,242	0,398	0,000	0,000	0,000	0,241	0,319	0,312
237	0,000	0,000	0,242	0,398	0,000	0,000	0,000	0,241	0,319	0,312
247	0,000	0,000	0,000	0,973	0,055	0,016	0,000	0,000	0,000	0,000
247	0,000	0,000	1,362	1,618	0,004	0,000	0,000	0,010	0,027	0,116
347	0,000	0,000	0,829	0,380	0,000	0,016	0,000	0,000	0,000	0,101
347	0,000	0,000	0,849	1,007	0,052	0,003	0,000	2,161	0,415	0,242

Tabelle D-3: Modellparameter der Nestwahl im *Nested Logit* Modell. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.

Sozio- ökonomische Gruppe	ASK_MIV	ASK_ÖV	ASK_Aktiv	X_Nest	Anteil_ MIV_Modus_Sharing
131	0,000	-175,939	1,808	1,000	0,500
131	5,976	0,587	2,021	1,000	0,500
211	5,976	0,234	0,283	1,000	0,607
211	6,297	0,209	-0,016	1,000	0,503
221	6,297	-0,449	0,109	1,000	0,317
221	6,297	-0,122	-0,841	0,961	0,636
231	6,297	-0,413	-1,537	1,000	0,505
231	7,109	0,657	-1,338	1,000	0,601
241	7,109	-0,344	-1,201	1,000	0,473
241	7,334	0,067	-2,216	1,000	0,593
341	7,334	0,291	-2,287	1,000	0,521
341	7,480	0,105	-2,482	0,969	0,528
132	0,000	-24,003	52,643	0,555	0,500

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

Sozio- ökonomische Gruppe	ASK_MIV	ASK_ÖV	ASK_Aktiv	X_Nest	Anteil_ MIV_Modus_Sharing
132	6,715	0,145	2,034	1,000	0,500
212	3,942	-0,662	1,391	1,000	0,000
212	4,355	-0,772	-0,096	1,000	0,670
222	3,321	-1,117	-0,254	0,997	0,000
222	3,321	-1,039	-0,991	1,000	0,653
232	3,321	0,318	-0,771	1,000	0,617
232	3,006	0,126	-0,808	0,859	0,555
242	3,006	-0,882	-0,823	1,000	0,696
242	4,316	-0,789	-0,609	1,000	0,000
342	3,414	3,411	-0,600	1,000	1,000
342	5,521	-0,827	-0,369	1,000	0,508
133	4,219	-1,156	1,460	1,000	0,500
133	4,219	-1,156	1,460	1,000	0,500
213	1,810	0,249	3,609	0,648	0,000
213	1,810	1,195	3,173	1,000	0,722
223	1,810	1,821	2,993	0,921	0,789
223	1,810	1,044	3,208	1,000	0,678
233	-0,729	-1,067	1,361	1,000	0,671
233	1,468	2,494	3,147	0,791	0,532
243	1,468	1,121	2,607	1,000	0,503
243	1,678	2,017	2,931	1,000	0,332
343	1,678	-0,814	1,490	1,000	0,618
343	1,478	0,218	2,271	1,000	0,549
134	1,262	-1,910	0,759	1,000	0,500
134	1,262	-1,910	0,759	1,000	0,500
214	0,000	-0,436	4,720	0,997	1,000
214	-0,125	1,046	4,167	1,000	0,567
224	-0,241	1,075	1,683	1,000	0,533
224	-0,241	1,075	1,683	1,000	0,533
234	-1,752	-0,625	1,300	1,000	0,491
234	-1,752	-0,625	1,300	1,000	0,491
244	-0,426	0,738	0,394	0,705	0,510
244	-0,426	0,738	0,394	0,705	0,510
344	-2,472	-0,579	0,525	0,841	0,500
344	-0,922	0,331	-0,710	1,000	0,504
135	4,522	-2,321	1,278	0,980	0,500
135	4,522	-2,321	1,278	0,980	0,500
215	4,522	2,020	1,720	1,000	0,690
215	4,522	0,335	6,499	1,000	0,545
225	3,853	-0,798	5,462	0,749	0,000
225	4,044	1,038	6,014	1,000	0,510
235	3,672	-5,639	6,745	1,000	1,000
235	2,153	1,685	6,323	0,988	0,531
245	2,153	0,383	3,675	1,000	0,667

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

Sozio- ökonomische Gruppe	ASK_MIV	ASK_ÖV	ASK_Aktiv	X_Nest	Anteil_ MIV_Modus_Sharing
245	3,092	-0,325	3,469	1,000	0,451
345	5,047	-1,317	5,593	0,831	0,612
345	6,270	0,849	5,220	1,000	0,522
136	1,176	1,274	1,778	1,000	0,962
136	1,176	1,274	1,778	1,000	0,962
216	-0,739	4,155	3,125	0,995	0,557
216	-0,341	1,782	2,664	1,000	0,496
226	-3,822	3,074	4,287	1,000	1,000
226	-1,255	-0,381	0,635	1,000	0,544
236	-2,171	1,314	1,372	1,000	0,353
236	-2,171	1,314	1,372	1,000	0,353
246	2,015	0,346	2,732	0,999	0,500
246	2,015	0,264	3,094	1,000	0,522
346	2,015	-1,563	2,216	0,999	1,000
346	2,670	-0,297	1,751	1,000	0,960
137	1,262	-1,910	0,759	1,000	0,500
137	1,262	-1,910	0,759	1,000	0,500
217	-5,645	-0,340	5,605	1,000	0,841
217	-4,372	-0,594	4,602	1,000	0,521
227	-4,802	-0,801	4,524	1,000	0,640
227	-4,802	-0,801	4,524	1,000	0,640
237	-4,945	0,551	4,205	0,969	0,480
237	-4,945	0,551	4,205	0,969	0,480
247	-6,540	0,227	5,185	1,000	0,500
247	-1,261	-2,042	4,785	1,000	0,507
347	-0,648	0,580	4,594	0,695	0,259
347	-0,648	1,775	4,893	1,000	0,513

Die Zielortwahl wird innerhalb von MO|DE auf nationaler Ebene mit einem MNL-Modell simuliert, wie in Sektion 4.4.2 aufgezeigt. Tabelle D-4 listet die Modellparameter des MNL-Modells zur Zielortwahl nach dem RegioStaR7-Regionstyp auf. Der Regionstyp wird für den Heimat-Gemeindeverband des simulierten Agenten bestimmt.

Tabelle D-4: Modellparameter des MNL-Modells zur Zielortwahl. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.

Regionstyp	1	2	3	4	5	6	7
ASK_1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
ASK_2	-0,0447	-0,0478	-0,2455	0,0749	-0,0002	0,0230	0,0250
ASK_3	0,0033	-0,0245	-0,3103	-0,3053	-0,0181	-0,0091	-0,6170
ASK_4	-0,0881	0,0014	-0,7049	0,0455	-0,0226	-0,0103	0,4860
ASK_5	0,0122	0,0083	0,8455	-0,1821	-0,0232	0,0254	0,3416
ASK_6	-0,0025	-0,0026	-1,1827	-0,2146	0,0025	-0,0179	0,8218
ASK_7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
ASK_8	-0,0054	-0,0157	0,2946	-0,0018	0,0281	0,0025	-0,4315
Bevölkerung_1	0,0015	0,0043	0,2585	0,1002	0,0001	0,0010	-0,0945

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

Regionstyp	1	2	3	4	5	6	7
Bevölkerung_2	0,0022	0,0086	-0,3574	0,1386	0,0048	0,0059	-0,1262
Bevölkerung_3	-0,0259	-0,0053	0,3282	0,3084	-0,0151	-0,0201	-0,0086
Bevölkerung_4	0,0083	0,0000	0,1240	-0,1806	0,0013	0,0041	0,6608
Bevölkerung_5	0,0018	0,0001	0,2190	0,2500	0,0000	0,0019	0,7571
Bevölkerung_6	0,0069	0,0047	0,1905	0,3322	0,0021	0,0000	-0,5330
Bevölkerung_7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Bevölkerung_8	0,0055	0,0068	0,1051	0,2272	0,0069	0,0001	0,6475
Distanz_1	0,0387	0,0325	0,0431	0,0437	0,0475	0,0266	0,0412
Distanz_2	0,0133	0,0152	0,0266	0,0229	0,0205	-0,0058	0,0186
Distanz_3	-0,0467	-0,0334	0,0424	0,0383	-0,0892	-0,0425	0,0445
Distanz_4	0,0228	0,0218	0,0389	0,0421	0,0204	0,0072	0,0337
Distanz_5	0,0176	0,0151	0,0369	0,0388	0,0293	0,0188	0,0383
Distanz_6	0,0122	-0,0045	0,0427	0,0343	0,0207	-0,0065	0,0353
Distanz_7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Distanz_8	0,0138	0,0235	0,0307	0,0334	0,0221	0,0285	0,0281
Bevölkerungsdichte_1	0,0000	0,0088	0,0978	-0,2204	0,0000	0,0068	-0,1794
Bevölkerungsdichte_2	0,0074	0,0111	-0,4553	0,3193	0,0020	0,0052	-0,1606
Bevölkerungsdichte_3	-0,0130	-0,0114	-0,2014	-0,3290	-0,0154	-0,0416	-0,6226
Bevölkerungsdichte_4	0,0097	0,0018	0,1612	-0,4584	0,0016	0,0099	-0,5212
Bevölkerungsdichte_5	0,0000	0,0035	0,2337	-0,1416	0,0112	0,0119	-0,8388
Bevölkerungsdichte_6	0,0145	0,0003	-0,0656	0,0755	0,0082	0,0034	-0,4690
Bevölkerungsdichte_7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Bevölkerungsdichte_8	0,0058	0,0002	0,1451	-0,3919	0,0015	0,0007	-0,2755

Die Zielortwahl auf urbaner Ebene wird durch ein Gravitationsmodell beschrieben. Innerhalb eines Gravitationsmodells wird ein Impedanzfaktor bestimmt, um den Zielort mit dem höchsten Nutzen für den Agenten zu modellieren. Die Impedanzfaktoren für die acht Aktivitäten innerhalb von MO|DE sind in Tabelle D-5 aufgezeigt. Der Impedanzfaktor für die Aktivität *zu Hause* wird nicht kalibriert, da der Heimortort des Agenten vor Beginn der Simulation durch die Bestimmung des zu simulierenden Gemeindeverbands festgelegt wird.

Tabelle D-5: Impedanzen des Gravitationsmodells zur Zielortwahl in den urbanen Szenarien.

Aktivität	Impedanz
Arbeit-Arbeitsplatz	0,094
Arbeit-Dienstreise	0,047
Ausbildung	0,182
Einkaufen	0,277
Private Verpflichtung	0,137
Begleitung	0,167
Zu Hause	-
Freizeit	0,116

Der private Pkw-Besitz auf Haushaltsebene wird durch ein MNL-Modell bestimmt, wie in Sektion 4.3.2 beschrieben. Tabelle D-6 listet die kalibrierten Modellparameter auf. In diesem Fall werden die Parameter nicht nach sozio-ökonomischer Gruppe differenziert, da die sozio-ökonomischen Parameter selbst als Attribute in das Modell einfließen.

Tabelle D-6: Parameter des MNL-Modells zur Modellierung von privatem Autobesitz, mitsamt t-Statistik und einer abgeleiteten zukünftigen Präferenzstruktur mit geringerem privaten Pkw-Besitz. Es werden vier Wahlalternativen betrachtet: Kein Auto (0), ein Auto (1), zwei Autos (2) und drei Autos pro Haushalt (3).

Modellattribut	Wahlalternative	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial Logit (MNL)	Zukünftige Präferenzstruktur: Weniger Pkw-Besitz
ASK	0	0,000	-	Equal to MNL
ASK	1	0,556	6,606	Equal to MNL
ASK	2	0,632	6,248	Equal to MNL
ASK	3	-0,525	4,387	Equal to MNL
urban_region	0	-0,053	0,095	Equal to MNL
rural_region	0	-0,611	4,029	Equal to MNL
hh_size	0	-1,213	16,180	Equal to MNL
children	0	1,163	27,371	Equal to MNL
any_car	0	0,000	-	Equal to MNL
htype	0	-0,982	21,253	Equal to MNL
sharing	0	1,594	8,969	2,616
age_adults	0	-0,022	1,461	-0,0815
adults_working	0	-0,470	7,298	Equal to MNL
relative_cost	0	0,000	-	-
quali_opnv	0	0,653	19,708	0,107
urban_region	1	0,308	6,728	Equal to MNL
rural_region	1	0,249	5,060	Equal to MNL
hh_size	1	-0,455	10,531	Equal to MNL
children	1	0,534	10,906	Equal to MNL
any_car	1	0,556	6,606	Equal to MNL
htype	1	-0,017	0,724	Equal to MNL
sharing	1	0,288	4,288	0,810
age_adults	1	0,043	3,534	0,066
adults_working	1	-0,216	7,582	Equal to MNL
relative_cost	1	-0,511	5,908	-0,223
quali_opnv	1	0,161	5,566	0,172
urban_region	2	0,242	4,317	Equal to MNL
rural_region	2	0,390	7,786	Equal to MNL

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

Modellattribut	Wahlalternativen	Parameter Multinomial Logit (MNL)	t-Statistik Multinomial Logit (MNL)	Zukünftige Präferenzstruktur: Weniger Pkw-Besitz
hh_size	2	0,335	8,221	Equal to MNL
children	2	-0,277	8,053	Equal to MNL
any_car	2	0,632	6,248	Equal to MNL
htype	2	0,403	8,872	Equal to MNL
sharing	2	-0,728	5,306	-0,995
age_adults	2	0,007	0,483	-0,0246
adults_working	2	0,209	5,728	Equal to MNL
relative_cost	2	-1,192	14,823	-1,627
quali_opnv	2	-0,247	8,597	-0,336
urban_region	3	-0,497	6,429	Equal to MNL
rural_region	3	-0,028	1,136	Equal to MNL
hh_size	3	1,333	30,148	Equal to MNL
children	3	-1,420	24,875	Equal to MNL
any_car	3	-0,525	4,387	Equal to MNL
htype	3	0,596	7,124	Equal to MNL
sharing	3	-1,155	5,838	-2,657
age_adults	3	-0,028	0,507	-0,233
adults_working	3	0,476	10,132	Equal to MNL
relative_cost	3	-1,177	12,385	-1,514
quali_opnv	3	-0,566	8,258	-0,862

D.2 Verfügbarkeiten von Aktivitäten und Verkehrsmodi

Die Verfügbarkeiten von Aktivitäten und Verkehrsmodi bestimmen neben der Nutzenfunktion für die Wahlalternativen innerhalb von MO|DE maßgeblich das Entscheidungsverhalten der simulierten Agenten (vgl. Abschnitt 4.5). Die Nutzenfunktion bestimmt dabei die Präferenz der Agenten in einer Wahlsituation, wohingegen die Verfügbarkeiten diese Präferenzen in räumlicher und zeitlicher Dimension sowie in Abhängigkeit sozio-ökonomischer Parameter eingrenzen. Die Verfügbarkeiten werden als exogene Modellparameter während des Validierungsprozesses zur Plausibilisierung der Simulationsergebnisse definiert und sind im Folgenden für die Aktivitäts- und Verkehrsmittelwahl angegeben. In Bezug auf die Zielortwahl werden keine exogenen Annahmen getroffen, welche die Verfügbarkeit der Wahlalternativen einschränken. Folglich werden in der Simulation auf nationaler Ebene alle Gemeindeverbände beziehungsweise in der Simulation auf urbaner Ebene alle 500 m * 500 m Verkehrszellen als potenzielle Zielorte betrachtet. Tabelle D-7 beschreibt die Bedingungen unter denen die acht Aktivitäten, welche in der Simulation des Mobilitätsverhaltens mit MO|DE betrachtet werden, verfügbar sind.

Tabelle D-7: Bedingungen unter denen die in MO|DE betrachteten Aktivitäten verfügbar sind.

Aktivität	Bedingung für Verfügbarkeit einer Aktivität
Arbeit	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Arbeit</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 3
	Agent ist nicht im Urlaub
	Agent geht einer Lohnbeschäftigung nach (Objektattribut des Agenten <i>work_choice</i> = 0)
	Wochentag ist kein Samstag, Sonntag oder Urlaubstag (Modellparameter <i>weekday</i> != 6 7)
	Die Tageszeit plus Reisezeit zum Arbeitsort liegt innerhalb eines Intervalls von -90 Minuten bis +120 Minuten um den typischen Arbeitsbeginn, welcher zu Beginn der Simulation festgelegt wird. Im Fall von Studierenden ist dieses Intervall größer und liegt bei -120 Minuten bis +210 Minuten.
Dienstreise	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Dienstreise</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 6
	Agent ist nicht im Urlaub
	Agent geht einer Lohnbeschäftigung nach (Objektattribut des Agenten <i>work_choice</i> = 0)
	Wochentag ist kein Samstag, Sonntag oder Urlaubstag (Modellparameter <i>weekday</i> != 6 7)
	Die Tageszeit plus Reisezeit zum Arbeitsort liegt innerhalb eines Intervalls von -90 Minuten bis +360 Minuten um den typischen Arbeitsbeginn, welcher zu Beginn der Simulation festgelegt wird. Im Fall von Studierenden ist dieses Intervall größer und liegt bei -120 Minuten bis +360 Minuten.
Ausbildung	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Ausbildung</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 4
	Wochentag ist kein Samstag, Sonntag oder Urlaubstag (Modellparameter <i>weekday</i> != 6 7)
	Die Tageszeit plus Reisezeit zum Ausbildungsort liegt innerhalb des Tageszeitintervalls von 7 bis 22 Uhr im Fall von Studierenden und innerhalb des Tageszeitintervalls von 7 bis 17 Uhr im Fall von Schüler*innenn.
	Agent weist den Beschäftigungstyp <i>Ausbildung</i> auf (Objektattribut des Agenten <i>occupation</i> = 3)

Aktivität	Bedingung für Verfügbarkeit einer Aktivität
Einkaufen	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Einkaufen</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 4
	Wochentag ist kein Sonntag oder Urlaubstag (Modellparameter <i>weekday</i> != 6 7)
	Die Tageszeit plus Reisezeit zum Einkaufsort liegt innerhalb des Tageszeitintervalls von 8 bis 22 Uhr. Gehen die Agenten einer Lohnbeschäftigung nach, ist die Aktivität <i>Einkaufen</i> ausschließlich in den Tageszeitintervallen zwischen 8 bis 9:30 Uhr und zwischen 16 bis 22 Uhr verfügbar.
Private Verpflichtung	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>private Verpflichtung</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 4
	Wochentag ist kein Sonntag oder Urlaubstag (Modellparameter <i>weekday</i> != 6 7)
	Die Tageszeit plus Reisezeit zum Ort der privaten Verpflichtung liegt innerhalb des Tageszeitintervalls von 8 bis 17 Uhr. Gehen die Agenten einer Lohnbeschäftigung nach, ist die Aktivität <i>Private Verpflichtung</i> ausschließlich in den Tageszeitintervallen zwischen 8 bis 9:30 Uhr und zwischen 15:30 bis 17 Uhr verfügbar.
Begleitung	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Begleitung</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 4
	Die Tageszeit zum Aktivitätsbeginn liegt innerhalb des Tageszeitintervalls von 6 bis 22 Uhr. Gehen die Agenten einer Lohnbeschäftigung nach, ist die Aktivität <i>Begleitung</i> ausschließlich in den Tageszeitintervallen zwischen 6 bis 9:30 Uhr und zwischen 16 bis 22 Uhr verfügbar.
Zu Hause	Immer verfügbar
Freizeit	Maximale Anzahl an Wiederholungen der Aktivität <i>Freizeit</i> am gleichen Tag ist kleiner gleich 4
	Die Tageszeit zum Aktivitätsbeginn liegt innerhalb des Tageszeitintervalls von 5 bis 22 Uhr. Gehen die Agenten einer Lohnbeschäftigung nach, ist die Aktivität <i>Freizeit</i> an Arbeitstagen (Montag-Freitag) ausschließlich in den Tageszeitintervallen zwischen 6 bis 9:30 Uhr und zwischen 16 bis 22 Uhr verfügbar.

Tabelle D-8 beschreibt die Bedingungen unter denen die zehn in MO|DE betrachteten Verkehrsmodi verfügbar sind.

Tabelle D-8: Bedingungen unter denen die in MO|DE betrachteten Verkehrsmodi verfügbar sind.

Verkehrsmodus	Bedingung für Verfügbarkeit eines Verkehrsmodus
Zu Fuß	Wegstrecke ≤ 2 km
Fahrrad	Wegstrecke ≤ 5 km
	Der simulierte Agent besitzt ein Fahrrad. Dies wird zu Beginn der Simulation probabilistisch festgelegt.
	Wenn die vorherige Aktivität nicht <i>zu Hause</i> ist, dann muss der Agent die vorherige Fahrt bereits mit dem Fahrrad zurückgelegt haben.
Auto-Fahren	Es steht ein privater Pkw im Besitz des Haushalts. Dies wird zu Beginn der Simulation mittels des Teilmodells MO DE.behave bestimmt.
	Ein privater Pkw ist temporär verfügbar und wird nicht durch andere Agenten des Haushaltes genutzt.
	Optional: Exogene Vorgabe der Verfügbarkeit privater Pkw in bestimmten Regionstypen.
Auto-Mitfahren	Es ist ein privater Pkw im Haushalt verfügbar. Dies wird zu Beginn der Simulation mittels des Teilmodells MO DE.behave bestimmt.
	Ein privater Pkw ist temporär verfügbar und wird nicht durch andere Agenten des Haushaltes genutzt oder es besteht die Möglichkeit einer Mitfahrgelegenheit.
	Optional: Exogene Vorgabe der Verfügbarkeit privater Pkw in bestimmten Regionstypen.
Bus-Nahverkehr	$1 \text{ km} \leq \text{Wegstrecke} \leq 35 \text{ km}$
Zug-Nahverkehr	$1 \text{ km} \leq \text{Wegstrecke} \leq 85 \text{ km}$
	RegioStaR7-Regionstypen der Start- und Zielorte = 1 2 3 5 6. – Keine Verfügbarkeit in den ländlichsten Regionstypen 4 und 7.
Zug-Stadtbahn	$1 \text{ km} \leq \text{Wegstrecke} \leq 40 \text{ km}$
	Startgemeindeverband = Zielgemeindeverband
	Regionstyp des Gemeindeverbands = 1 2 (urban)
Bus-Fernverkehr	$50 \text{ km} \leq \text{Wegstrecke}$
	Regionstyp des Startgemeindeverbands = 1 2 5 (urban) oder es besteht eine Anbindung mit öffentlichen Nahverkehrsmodi.

Verkehrsmodus	Bedingung für Verfügbarkeit eines Verkehrsmodus
Zug-Fernverkehr	50 km <= Wegstrecke
	Regionstyp des Startgemeindeverbands = 1 2 5 (urban) oder es besteht eine Anbindung mit öffentlichen Nahverkehrsmodi.
Shared Mobility	1 km <= Wegstrecke <= 50 km
	Der simulierte Agent hat eine <i>Car-</i> oder <i>Ridesharing-</i> Mitgliedschaft. Dies wird zu Beginn der Simulation probabilistisch festgelegt.

D.3 Techno-ökonomische Szenarioparameter

Tabelle D-9 und Tabelle D-10 listen die techno-ökonomischen Parameter der Simulation des Status Quo im Jahr 2019 sowie der Zukunftsszenarien *Electrification* und *Open Technology* (Dimension: Materielle Kultur) für das Jahr 2050 auf. Dazu gehören die spezifischen Transportkosten je Kilometer für die einzelnen Verkehrsmodi, die jährlichen *Total Cost of Ownership* (TCO) für private Pkw sowie die Verteilung der Antriebstechnologien für die Verkehrsmodi.

Tabelle D-9: Spezifische Transportkosten pro Kilometer und jährliche TCO für einen privaten Pkw in der Simulation des Status Quo des Jahres 2019 sowie in den Zukunftsszenarien 2050.

Verkehrsmodus	Transportkosten Status Quo 2019 [€/km]	Transportkosten <i>Electrification</i> 2050 [€/km]	Transportkosten <i>Open Technology</i> 2050 [€/km]
Zu Fuß	0	0	0
Fahrrad	0	0	0
Auto-Fahren	0,2062	0,1792	0,1714
Auto-Mitfahren	0,1473	0,1280	0,1224
Bus-Nahverkehr	0,0617	0,0483	0,0494
Zug-Nahverkehr	0,0184	0,0163	0,0175
Zug-Stadtbahn	0,4653	0,4728	0,4728
Bus-Fernverkehr	0,0283	0,0177	0,019
Zug-Fernverkehr	0,0608	0,0676	0,0676
Shared Mobility	0,2546	0,2395	0,2243

Verkehrsmodus	Status Quo 2019 [€/Jahr]	<i>Electrification</i> 2050 [€/Jahr]	<i>Open Technology</i> 2050 [€/Jahr]
Durchschnittliche TCO pro Jahr für einen privaten Pkw	2718,63	2295,88	2560,88

Tabelle D-10: Antriebstechnologien der Verkehrsmodi im Basisszenario sowie in den Zukunftsszenarien.

Antriebstechnologie	Transportkosten Status Quo 2019 [€/km]	Transportkosten <i>Electrification</i> 2050 [€/km]	Transportkosten <i>Open Technology</i> 2050 [€/km]
Private Pkw			
ICEV-Gasoline	67 %	0 %	0 %
ICEV-Diesel	33 %	5,3 %	5,1 %
PHEV-Gasoline	0 %	7,8 %	7,2 %
BEV	0 %	68,2 %	39,9 %
FCEV	0 %	18,7 %	47,9 %
Öffentlicher Busverkehr			
ICEV-Diesel	100 %	0 %	0 %
BEV	0 %	70 %	30 %
FCEV	0 %	30 %	70 %
Öffentlicher Zugbahnverkehr			
ICEV-Diesel	30 %	0 %	0 %
Oberleitung	70 %	85 %	80 %
Oberleitung-Batterie	0 %	10 %	15 %
FCEV	0 %	5 %	5 %
Öffentlicher Zugfernverkehr			
Oberleitung	100 %	100 %	100 %

In den Szenarien zur Simulation zukünftiger Mobilität auf nationaler Ebene, welche in Abschnitt 5.4 beschrieben werden, wird die Endenergienachfrage im Personenverkehr aus der Verkehrsnachfrage abgeleitet. Für diesen Schritt innerhalb der Simulation ist es notwendig, die spezifischen Energiebedarfe der Fahrzeuge in Abhängigkeit der Antriebstechnologie zu kennen. Tabelle D-11, Tabelle D-12 und Tabelle D-13 listen die spezifischen Energiebedarfe nach Antriebstechnologie und RegioStaR7-Regionstyp in den Jahren 2019 und 2050 im Personenverkehr sowie im öffentlichen Verkehr auf. Es deshalb auch nach Regionstypen unterschieden, da die spezifischen Energiebedarfe der Fahr-

zeuge von den zurückgelegten Distanzen abhängig sind. Diese wiederum variieren nach Regionstyp.

Tabelle D-11: Endenergienachfrage nach Pkw-Antriebstechnologie im Jahr 2019.

RegioStaR7-Regionstyp	ICEV-d	ICEV-g	BEV	PHEV-g (Elektrisch)	PHEV-g (Kraftstoff)	FCEV
1	176,1	179,9	49,9	40,1	23,8	81,1
1	202,5	203,7	57,6	37,2	49,3	91,1
1	236,8	236,2	68,9	35,0	78,9	105,7
1	259,1	259,3	75,3	47,6	62,6	115,9
2	176,1	179,9	49,9	40,1	23,8	81,1
2	202,5	203,7	57,6	37,2	49,3	91,1
2	236,8	236,2	68,9	35,0	78,9	105,7
2	259,1	259,3	75,3	47,6	62,6	115,9
3	172,4	176,2	50,7	40,7	24,0	82,3
3	195,5	196,8	57,5	37,2	48,8	90,9
3	226,7	226,3	68,0	34,6	77,5	104,5
3	253,5	254,1	76,2	48,3	63,2	117,6
4	171,3	175,3	51,6	41,5	24,4	83,7
4	192,0	193,5	57,7	37,4	49,1	91,4
4	220,5	220,5	67,6	34,4	77,1	104,0
4	249,0	250,0	76,5	48,6	63,6	118,4
5	173,7	177,6	50,8	40,8	24,1	82,4
5	197,2	198,6	57,7	37,3	49,2	91,2
5	228,6	228,3	68,3	34,7	78,0	104,9
5	254,1	254,6	75,9	48,1	63,1	117,2
6	172,4	176,2	50,7	40,7	24,0	82,3
6	195,5	196,8	57,5	37,2	48,8	90,9
6	226,7	226,3	68,0	34,6	77,5	104,5
6	253,5	254,1	76,2	48,3	63,2	117,6
7	169,0	173,0	52,4	42,2	24,7	85,0
7	186,7	188,4	57,8	37,5	49,0	91,6
7	212,4	212,6	66,9	34,2	76,2	103,2
7	244,0	245,3	77,2	49,2	64,0	119,7

Tabelle D-12: Endenergienachfrage nach Pkw-Antriebstechnologie im Jahr 2050.

RegioStaR7-Regionstyp	ICEV-d [kWh/100 km]	ICEV-g [kWh/100 km]	BEV [kWh/100 km]	PHEV-g (Elektrisch) [kWh/100 km]	PHEV-g (Kraftstoff) [kWh/100 km]	FCEV [kWh/100 km]
1	103,4	114,9	30,7	25,2	13,1	46,2
1	120,2	130,9	34,1	23,0	26,6	50,6
1	141,0	151,9	39,2	21,2	41,6	57,2
1	152,9	165,4	42,9	28,6	32,9	62,6
2	103,4	114,9	30,7	25,2	13,1	46,2
2	120,2	130,9	34,1	23,0	26,6	50,6
2	141,0	151,9	39,2	21,2	41,6	57,2
2	152,9	165,4	42,9	28,6	32,9	62,6

Parameter zur Simulation der urbanen und nationalen Verkehrsnachfrage

RegioStaR7-Regionstyp	ICEV-d [kWh/100 km]	ICEV-g [kWh/100 km]	BEV [kWh/100 km]	PHEV-g (Elektrisch) [kWh/100 km]	PHEV-g (Kraftstoff) [kWh/100 km]	FCEV [kWh/100 km]
3	98,1	109,1	30,9	25,4	13,0	46,4
3	112,9	123,0	33,7	22,8	26,0	50,1
3	131,8	142,0	38,5	20,8	40,5	56,2
3	145,6	157,7	43,4	29,0	33,0	63,5
4	96,4	107,2	31,8	26,1	13,4	47,7
4	109,5	119,5	34,3	23,1	26,4	50,9
4	126,8	136,8	38,8	20,9	40,8	56,6
4	141,3	153,3	44,2	29,5	33,6	64,7
5	99,9	111,1	31,2	25,7	13,2	47,0
5	114,8	125,2	34,2	23,1	26,5	50,8
5	133,9	144,4	39,0	21,0	41,2	56,9
5	147,1	159,4	43,5	29,1	33,2	63,7
6	98,1	109,1	30,9	25,4	13,0	46,4
6	112,9	123,0	33,7	22,8	26,0	50,1
6	131,8	142,0	38,5	20,8	40,5	56,2
6	145,6	157,7	43,4	29,0	33,0	63,5
7	92,8	103,4	32,3	26,5	13,5	48,4
7	104,1	113,8	34,4	23,2	26,3	51,1
7	119,6	129,3	38,6	20,8	40,3	56,4
7	135,5	147,3	44,9	30,0	33,9	65,8

Tabelle D-13: Endenergienachfrage nach Antriebstechnologien im öffentlichen Verkehr in den Jahren 2019 und 2050.

Fahrzeugmodus	ICEV-d [kWh/100 km]	BEV [kWh/100 km]	FCEV [kWh/100 km]	OH-wire [kWh/100 km]
Jahr 2019				
Mittlerer Nahverkehrsbus	1585,8	589,1	904,2	-
Großer Nahverkehrsbus	2203,2	830,5	1291,4	-
Coach	1737,1	703,5	1086,7	-
Stadtbahn	-	-	-	1647,0
Nahverkehrszug	5407,0	2482,1	4701,8	2482,1
Fernverkehrszug	-	-	-	9446,9
Jahr 2050				
Mittlerer Nahverkehrsbus	956,3	356,9	519,0	-
Großer Nahverkehrsbus	1331,0	514,0	752,4	-
Coach	954,9	467,2	681,7	-
Stadtbahn	-	-	-	1317,6
Nahverkehrszug	4610,2	1985,7	4008,9	1985,7
Fernverkehrszug	-	-	-	11898,3

D.4 Verhaltensannahmen

Die Annahmen in Bezug auf Verhaltensänderungen auf individueller und gesellschaftlicher Ebene werden in der Dimension *Normen und Praktiken* entwickelt, sodass die Entwicklungen in Tabelle D-14 für die Simulation des Status Quo 2019 sowie die Zukunftsszenarien *Conservative* und *Progressive* angegeben sind.

Tabelle D-14: Verhaltensannahmen im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien *Conservative* und *Progressive* im Jahr 2050.

Verhalten	Status Quo 2019	Conservative 2050	Progressive 2050
Homeoffice	0 %	Urban: 10 % Ländlich: 0 %	Urban: 70 % Ländlich: 50 %
Veränderung der Arbeitszeit	2.	Konstant	-14 %
Öffentlicher Verkehr	3.	4.	Kostenlos
Flugverkehr	Nationale Flüge sind erlaubt	Nationale Flüge sind erlaubt	Keine nationalen Flüge
Privater Pkw-Verkehr	Keine Beschränkungen		Kein privater Pkw-Verkehr in Metropolen (RegioStaR7-Regionstyp: 1)
Privater Autobesitz	5.	6.	Privater Autobesitz wird weniger. – Wahlpräferenzen nach Abschnitt 4.3.2

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Das System Mobilität als Teil einer Gesellschaft.	1
Abbildung 1-2: Kapitelstruktur. MiD17: „Mobilität in Deutschland 2017“ – Studie zum Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland [24]. MOP: „Deutsches Mobilitätspanel“ – Longitudinalstudie zum Mobilitätsverhalten von Personen in Deutschland [25]. MO DE: Agenten- und aktivitätsbasiertes Verkehrsnachfragemodell für Deutschland, welches in dieser Arbeit entwickelt wird.	5
Abbildung 2-1: Vier-Stufen-Modell der Verkehrsnachfragemodellierung [69].	12
Abbildung 2-2: Typische Modellstruktur aktivitätsbasierter Verkehrsnachfragemodelle [76].	13
Abbildung 2-3: Historische Entwicklungen in den Sozial- und Verkehrswissenschaften.	17
Abbildung 2-4: Konzept der Mobilitätskultur nach Stephenson et al. (2010) [1].	19
Abbildung 2-5: Verteilungsfunktion der logistischen Verteilung mit Skalierungsparameter $\mu = 1$.	24
Abbildung 2-6: Nested Logit Struktur des „red bus/blue bus“-Problems.	26
Abbildung 2-7: Struktur des in dieser Arbeit entwickelten Verkehrsnachfragemodells MO DE.	57
Abbildung 3-1: Modal Split (Verkehrsaufkommen), differenziert nach RegioStaR7-Regionstyp (RT). Other: Keine Angabe bzgl. des genutzten Verkehrsmittels.	65
Abbildung 3-2: Sankey-Diagramm zur Datenaufbereitung des MiD17-Datensatzes <i>Wege</i> .	66
Abbildung 4-1: Schematisches Prozessdiagramm zur sozio-demografischen Definition von Haushalten innerhalb von MO DE.demog.	77
Abbildung 4-2: Schematischer Zusammenhang zwischen der Verteilung der Präferenz für eine Wahlalternative X und der Quantität der gewählten Wahlalternative. C_{low} und C_{high} beschreiben Clusterzentren der Präferenzverteilung.	79
Abbildung 4-3: Simulation der durchschnittlichen Fahrzeugbesitzquote von Haushalten für die vier Clusterzentren C1-C4 der Präferenzverteilung des Attributes <i>relative_cost</i> , auf Basis eines MiD17-Validierungsdatensatzes mit 10.000 Haushaltseinträgen. Ebenso ist die prozentuale Aufteilung der Präferenzpunkte auf die Clusterzentren C1-C4 als Maß für die Clustergröße angegeben.	82
Abbildung 4-4: Simulation der Entwicklung des deutschen Pkw-Bestandes mittels MO DE. Der simulierte Pkw-Bestand liegt unterhalb des Bestandes, welcher vom Kraftfahrtbundesamt für das Jahr 2021 ausgewiesen wird (= 48,2 Mio. Personenkraftwagen [31]). Der Grund dafür liegt im Ausschluss der Pkw-Segmente <i>Sportwagen</i> , <i>Utility</i> , <i>Wohnwagen</i> und <i>Sonstiges</i> , sowie in der Vernachlässigung von Gasantrieben in der Analyse.	85

Abbildung 4-5: Auswertung der Nutzenfunktion für die Aktivitätswahl über den Parameter FF_DUR (<i>ffdur</i>) im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole).	99
Abbildung 4-6: Anteilige Zeitaufwendung der sozio-ökonomischen Gruppen in RegioStaR7- Regionstyp 1 (Metropole). Zuordnung der Werte auf den x-Achsen: 1: Arbeit, 2: Dienstreise, 3: Ausbildung, 4: Shopping, 5: Private Verpflichtung, 6: Begleitung, 7: zu Hause, 8: Freizeit.	101
Abbildung 4-7: Auswertung der Nutzenfunktion für die Fahrzeugmoduswahl über die zurückgelegte Distanz eines Weges im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole) und ausschließlich für sozio-ökonomische Gruppen mit privatem Pkw.	103
Abbildung 4-8: Auswertung der Nutzenfunktion für die Fahrzeugmoduswahl über die zurückgelegte Distanz eines Weges im RegioStaR7-Regionstyp 7 (Kleinstädtischer, dörflicher Raum einer Ländlichen Region).	105
Abbildung 4-9: Modal Split (Verkehrsaufkommen) nach sozio-ökonomischen Gruppen im RegioStaR7-Regionstyp 1 (Metropole).	107
Abbildung 4-10: Ableitung der Endenergienachfrage aus der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern mittels Besetzungsgrad und spezifischem Energiebedarf.	110
Abbildung 4-11: Zeit-Raum-Prismen zur Abbildung von Ridesharing-Fahrten. Gelbe Linie: Referenzfahrt des visualisierten Zeit-Raum-Prismas. Grüne Linien: Fahrten, welche in das Zeit-Raum-Prisma der Referenzfahrt fallen. Rote Linien: Fahrten, welche nicht in das Zeit-Raum-Prisma der Referenzfahrt fallen.	113
Abbildung 5-1: Einordnung verschiedener Zukünfte in der Szenarioentwicklung [106].	115
Abbildung 5-2: Szenarien für eine zukünftige Mobilitätskultur in Deutschland.	117
Abbildung 5-3: Antriebsmix der Pkw-Flotte im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050. -g: Benzin. -d: Diesel.	119
Abbildung 5-4: Antriebsmix im öffentlichen Verkehr für den Status Quo 2019 sowie für die Zukunftsszenarien 2050 [35], [36].	120
Abbildung 5-5: Transportkosten für den Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien des Jahres 2050 [54].	121
Abbildung 5-6: Historische Entwicklung der Arbeitszeit in Deutschland seit 1845 und Extrapolation bis 2050 [44].	122
Abbildung 5-7: Antriebsmix in der deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2021 bis 2050 im Szenario <i>Electrification</i> .	125
Abbildung 5-8: Antriebsmix in der deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2021 bis 2050 im Szenario <i>Open Technology</i> .	126
Abbildung 5-9: Nutzenanteile der Antriebstechnologien in den Jahren 2021, 2035 und 2050, relativ zur ICEV-Technologie für das Segment <i>Mittelklasse</i> und das Szenario <i>Open Technology</i> .	127
Abbildung 5-10: Veränderung der Nutzenanteile in den Zeiträumen von 2021 bis 2035 (links) und von 2035 bis 2050 (rechts). Es werden die	

Ergebnisse für das KBA-Segment <i>Mittelklasse</i> und das Szenario <i>Open Technology</i> visualisiert.	128
Abbildung 5-11: Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen nach Antriebsart in Deutschland im Szenario <i>Electrification</i> .	130
Abbildung 5-12: Entwicklung der Pkw-Neuzulassungen nach Antriebsart in Deutschland im Szenario <i>Open Technology</i> .	131
Abbildung 5-13: Anteile der Antriebstechnologien ICEV, PHEV, BEV und FCEV an der deutschen Pkw-Flotte im Szenario <i>Electrification</i> 2050 unter Berücksichtigung zusätzlicher Parametervariation.	133
Abbildung 5-14: Anteile der Antriebstechnologien ICEV, PHEV, BEV und FCEV an der deutschen Pkw-Flotte im Szenario <i>Open Technology</i> 2050 unter Berücksichtigung zusätzlicher Parametervariation.	134
Abbildung 5-15: Räumliche Verteilung der Bevölkerung in den progressiven urbanen Szenarien (vgl. Abbildung 5-2).	135
Abbildung 5-16: Räumliche Verteilung der Bevölkerung in den konservativen urbanen Szenarien.	136
Abbildung 5-17: Räumliche Verteilung der Verkehrsleistung in der Simulation des urbanen Status Quo des Jahres 2019.	137
Abbildung 5-18: Modal Split (Verkehrsleistung) für den urbanen Status Quo des Jahres 2019. MiD17: Studie „Mobilität in Deutschland 2017“.	139
Abbildung 5-19: Räumliche Verteilung der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) im urbanen Szenario <i>Open Technology Progressive</i> 2050. Durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person: 10,0 km.	142
Abbildung 5-20: Räumliche Verteilung der Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) im urbanen Szenario <i>Open Technology Conservative</i> 2050. Durchschnittliche Tagesfahrleistung pro Person: 12,3 km.	143
Abbildung 5-21: Modal Split (Verkehrsleistung) in den urbanen Verkehrsszenarien. 1: Gehen, 2: Fahrrad, 3: Auto-Fahren, 4: Auto-Mitfahren, 5: Bus-Nahverkehr, 6: Zug-Nahverkehr, 7: Zug-Stadtbahn, 8: Bus-Fernverkehr, 9: Zug-Fernverkehr, 10: Shared Mobility.	144
Abbildung 5-22: Zurückgelegte Fahrzeugkilometer pro Tag und Einwohner für die Verkehrsmodi privater Fahrzeuge und <i>Shared Mobility</i> in den urbanen Szenarien. Der Verkehrsnachfrage nach <i>Shared Mobility</i> kann dabei entweder durch eine <i>Carsharing</i> - oder eine <i>Ridesharing</i> -Flotte bedient werden, sodass die abgebildeten Verkehrsnachfragen zwei Alternativen darstellen.	146
Abbildung 5-23: Parallelisierungsschema zur Simulation der nationalen Verkehrsnachfrage in Deutschland.	150
Abbildung 5-24: Exemplarische Visualisierung der Aktivitäten eines Vollzeit Berufstätigen im Alter zwischen 18-65 Jahren, in einer Metropolregion lebend, im Laufe einer Woche.	151
Abbildung 5-25: Durchschnittliche Zeitaufwendung eines Agenten pro Tag in Minuten, aufgelöst nach Aktivitäten und sozio-ökonomischen Gruppen.	152

Abbildung 5-26: Räumliche Verteilung der Verkehrsleistung in der Simulation des Status Quo 2019.	157
Abbildung 5-27: Regionale Verteilung von Autobesitz pro Haushalt in Deutschland in der Simulation des Status Quo 2019. In den gegrauten Gemeindeverbänden wohnen nach dem Gemeindegebietsstand vom 31.12.2019 keine Personen, sodass für diese Regionen keine Autobesitzquote simuliert wird.	159
Abbildung 5-28: Räumliche Verteilung des Endenergiebedarfs pro Einwohner zur Bedienung der Personenverkehrsnachfrage in Deutschland nach Gemeindeverband in der Simulation des Status Quo 2019.	163
Abbildung 5-29: Spezifischer Endenergiebedarf pro Einwohner in Abhängigkeit der Bevölkerungsdichte eines Gemeindeverbands in doppelt logarithmischer Auftragung.	164
Abbildung 5-30: Absolute Verkehrsleistung der Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des <i>Status Quo 2019</i> sowie im Vergleich zum Szenario <i>Status Quo 2050</i> , welches ausschließlich demografische Veränderungen erfasst.	165
Abbildung 5-31: Modal Split (Verkehrsleistung) in den Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019 sowie im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2050, welche ausschließlich demografische Veränderungen berücksichtigt.	168
Abbildung 5-32: Absolute Endenergienachfrage in den zukünftigen Szenarien des Jahres 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019.	170
Abbildung 6-1: Szenarioausprägungen in der Dimension der materiellen Kultur.	172
Abbildung 6-2: Szenarioausprägungen in der kombinierten Dimension habitualisierter Praktiken und kognitiver Normen.	172
Abbildung 6-3: Anteile der Antriebstechnologien in den Fahrzeugen einer zukünftigen deutschen Pkw-Flotte in den Jahren 2045 beziehungsweise 2050. MO DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.	178
Abbildung 6-4: Verkehrsleistung, aufgeteilt nach Verkehrsträgern, in den MO DE Szenarien im Vergleich zu den Annahmen nationaler Energiesystemstudien in Deutschland für die Zieljahre 2045 oder 2050. MO DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.	186
Abbildung 6-5: Endenergienachfrage im Personenverkehr, aufgeteilt nach den Energieträgern Flüssigkraftstoffe, Strom und Wasserstoff, in den MO DE Szenarien im Vergleich zu den Annahmen	

nationaler Energiesystemstudien in Deutschland für die Zieljahre 2045 oder 2050. MO DE: Agentenbasiertes Verkehrsnachfrage- und Markthochlaufmodell für den Personenverkehr in Deutschland. Ariadne: Forschungskonsortium im Rahmen der Kopernikus-Projekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung. IEK-3: Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse des Forschungszentrums Jülich. ISE: Fraunhofer-Institut für Solare Energiesystems. UBA: Umweltbundesamt.	189
Abbildung B-1: Programmablaufplan des Moduls MO DE - region.py	203
Abbildung B-2: Programmablaufplan des Moduls MO DE.demog - region.py.	204
Abbildung B-3: Programmablaufplan der Module MO DE.behave - core.py & simulation.py.	205
Abbildung B-4: Programmablaufplan des Moduls MO DE - agent.py.	206
Abbildung B-5: Programmablaufplan des Moduls MO DE - individualization.py.	207
Abbildung B-6: Programmablaufplan des Moduls MO DE - choice_set.py.	208
Abbildung B-7: Programmablaufplan des Moduls MO DE - loc_choice.py.	209
Abbildung B-8: Programmablaufplan des Moduls MO DE - route_choice.py.	210
Abbildung B-9: Programmablaufplan des Moduls MO DE - post_processing.py.	211
Abbildung B-10: Programmablaufplan des Moduls MO DE - post_analysis.py.	212

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Eigenschaften integrierter Verkehrsmodelle.	49
Tabelle 2-2: Überblick über den Grad der Endogenität in der Modellierung des Personenverkehrs in ausgewählten nationalen Energiesystemstudien.	55
Tabelle 3-1: Sozio-demografische Kategorisierung der Mobilitätsdaten der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD17) zur Verwendung in dieser Arbeit.	63
Tabelle 3-2: Kategorisierung von Verkehrsmodi und Aktivitätstypen zur Verwendung in dieser Arbeit.	64
Tabelle 3-3: Tägliche Wegstrecke und Anzahl an Autos pro Haushalt, differenziert nach RegioStaR7-Klassifikation.	64
Tabelle 3-4: Anzahl der Datenpunkte in den Basisdatensätzen der MiD17 gegenüber der Anzahl der Datenpunkte in den bereinigten Datensätzen.	66
Tabelle 3-5: Anteil Zeitaufwendungen pro Aktivität, untergliedert nach Altersgruppe und Beschäftigungstyp. 13: Unter 18 Jahre, in Ausbildung; 21: 18-65 Jahre, Vollzeit; 22: 18-65 Jahre, Teilzeit; 23: 18-65 Jahre, in Ausbildung; 24: 18-65 Jahre, beschäftigungslos; 34: >65 Jahre, beschäftigungslos.	68
Tabelle 3-6: Fahrzeugattribute und Attribut-Level der zur Wahl stehenden Fahrzeuge innerhalb der <i>stated-preference</i> Studie zum Kaufverhalten von Elektrofahrzeugen in Deutschland im Herbst des Jahres 2021.	70
Tabelle 3-7: Ausgewählte sozio-ökonomische Parameter der Studienteilnehmer im Vergleich zu nationalen Zensus- und MiD17-Daten.	72
Tabelle 3-8: Bevorzugte Antriebsformen in der Umfrage im Vergleich zu den Marktanteilen in Deutschland im Jahr 2021.	73
Tabelle 4-1: Szenarioparameter des Verkehrs- und Energienachfragemodells MO DE.	75
Tabelle 4-2: Attribute und Attribut-Level des Mixed Logit Modells zur Beschreibung von Fahrzeugbesitz auf Haushaltsebene. MiD17: Mobilität in Deutschland 2017 (vgl. Sektion 3.1).	80
Tabelle 4-3: Parameter des MNL-Modells zur Simulation der Antriebswahl.	86
Tabelle 4-4: Anteile der Antriebsarten im Vergleich sowie Offset-Werte Alternativen-spezifischer Konstanten (ASK).	87
Tabelle 4-5: Durchschnittliche Kennwerte des Datensatzes <i>Reisen</i> der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ [24].	88
Tabelle 4-6: Zuordnung der Fahrzeugmodi zu Nestern innerhalb von MO DE.	90
Tabelle 4-7: Statistische Kenngrößen zur Bewertung der <i>Discrete Choice</i> Modelle innerhalb von MO DE.	97
Tabelle 4-8: Simulierte und tatsächliche Marktanteile der Antriebsarten ICEV, PHEV, BEV und PHEV in Deutschland im Jahr 2021.	109
Tabelle 4-9: Maximale Fahrgastkapazität und durchschnittlicher Besetzungsgrad öffentlicher Verkehrsmodi.	111

Tabellenverzeichnis

Tabelle 5-1: Initiale Pkw-Flottengröße nach Angaben des KBA zum Ende des Jahres 2021, aufgelöst nach Pkw-Segment und Antriebsart [31].	123
Tabelle 5-2: Verkehrsstatistik für die Simulation des Status Quo 2019, aufgelöst nach sozio-demografischen Gruppen.	138
Tabelle 5-3: Fahrzeugstatistik in der Simulation des urbanen Status Quo 2019.	140
Tabelle 5-4: Durchschnittliche Tagesfahrleistungen pro Person in den urbanen Szenarien.	140
Tabelle 5-5: Größe der Fahrzeugflotten in den urbanen Szenarien.	148
Tabelle 5-6: Absolute Verkehrsleistung in der Simulation des Status Quo 2019 im Vergleich zur Verkehrsstatistik „Verkehr in Zahlen“ des Jahres 2019.	153
Tabelle 5-7: Absolute Verkehrsnachfrage in Personenkilometern (Verkehrsleistung) in der Simulation des Status Quo 2019 – (Sensitivität Fernfahrten) im Vergleich zur Verkehrsstatistik „Verkehr in Zahlen“ des Jahres 2019.	155
Tabelle 5-8: Modal Split (Verkehrsleistung) in der Simulation des Status Quo 2019 und Anzahl an Autos pro Haushalt im Vergleich zu den Daten der MiD17, aufgelöst nach RegioStaR7-Regionstyp (RT).	158
Tabelle 5-9: Durchschnittliche Tagesstrecke und Anzahl an Wegen pro Tag in der Simulation des Status Quo 2019, aufgelöst nach sozio-demografischen Gruppen.	160
Tabelle 5-10: Endenergienachfrage, Bevölkerung, absolute Verkehrsleistung und zurückgelegte Tagesstrecke in Personenkilometern, aufgelöst nach RegioStaR7-Regionstyp (RT). ViZ: Verkehrsstatistik für Deutschland „Verkehr in Zahlen 2019“ [30].	161
Tabelle 5-11: Durchschnittliche Distanz und Anzahl an Wegen pro Tag und Person, sowie durchschnittliche Anzahl an Autos pro Haushalt in den zukünftigen Szenarien für das Jahr 2050 im Vergleich zur Simulation des Status Quo 2019.	166
Tabelle 6-1: Studienvergleich von Simulationen urbaner Mobilität mit besonderem Fokus auf autonome und geteilte Mobilität. ÖPNV: Öffentlicher Personennahverkehr, MIV: Motorisierter Individualverkehr, Aktiv: Aktive Verkehrsmodi wie zu Fuß gehen und Fahrrad fahren.	182
Tabelle C-1: Übersicht und Beschreibung der Modellparameter.	213
Tabelle C-2: Parameter und t-Statistik des MNL-Modells zur Simulation der Antriebswahl zwischen den Wahlalternativen ICEV, PHEV, BEV und FCEV.	215
Tabelle C-3: Qualitative Szenarioannahmen für die Modellierung des Markthochlaufes der Elektromobilität bis zum Jahr 2050.	218
Tabelle C-4: Quantitative Modellparameter im Jahr 2021 – Status Quo	219
Tabelle C-5: Quantitative Modellparameter im Szenario <i>Electrification</i> des Jahres 2050.	224
Tabelle C-6: Quantitative Modellparameter im Szenario <i>Open Technology</i> des Jahres 2050.	228
Tabelle C-7: Jährliche Pkw-Neuzulassungen nach Segment.	233

Tabelle C-8: Abmeldewahrscheinlichkeit eines privaten Pkw nach Pkw-Alter in Jahren.	235
Tabelle D-1: Modellparameter der Aktivitätswahl innerhalb des <i>Nested Logit</i> Modells. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.	236
Tabelle D-2: Modellparameter des Fahrzeugmoduswahl im <i>Nested Logit</i> Modell. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.	241
Tabelle D-3: Modellparameter der Nestwahl im <i>Nested Logit</i> Modell. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.	247
Tabelle D-4: Modellparameter des MNL-Modells zur Zielortwahl. ASK: Alternativen-spezifische Konstanten.	249
Tabelle D-5: Impedanzen des Gravitationsmodells zur Zielortwahl in den urbanen Szenarien.	250
Tabelle D-6: Parameter des MNL-Modells zur Modellierung von privatem Autobesitz, mitsamt t-Statistik und einer abgeleiteten zukünftigen Präferenzstruktur mit geringerem privaten Pkw-Besitz. Es werden vier Wahlalternativen betrachtet: Kein Auto (0), ein Auto (1), zwei Autos (2) und drei Autos pro Haushalt (3).	251
Tabelle D-7: Bedingungen unter denen die in MO DE betrachteten Aktivitäten verfügbar sind.	253
Tabelle D-8: Bedingungen unter denen die in MO DE betrachteten Verkehrsmodi verfügbar sind.	255
Tabelle D-9: Spezifische Transportkosten pro Kilometer und jährliche TCO für einen privaten Pkw in der Simulation des Status Quo des Jahres 2019 sowie in den Zukunftsszenarien 2050.	256
Tabelle D-10: Antriebstechnologien der Verkehrsmodi im Basisszenario sowie in den Zukunftsszenarien.	257
Tabelle D-11: Endenergienachfrage nach Pkw-Antriebstechnologie im Jahr 2019.	258
Tabelle D-12: Endenergienachfrage nach Pkw-Antriebstechnologie im Jahr 2050.	258
Tabelle D-13: Endenergienachfrage nach Antriebstechnologien im öffentlichen Verkehr in den Jahren 2019 und 2050.	259
Tabelle D-14: Verhaltensannahmen im Status Quo 2019 sowie in den Zukunftsszenarien <i>Conservative</i> und <i>Progressive</i> im Jahr 2050.	260

Literaturverzeichnis

- [1] J. Stephenson, B. Barton, G. Carrington, D. Gnoth, R. Lawson, und P. Thorsnes, „Energy cultures: A framework for understanding energy behaviours“, *Energy Policy*, Bd. 38, Nr. 10, S. 6120–6129, 2010, doi: 10.1016/j.enpol.2010.05.069.
- [2] European Commission, „Fit for 55: delivering the EU’s 2030 Climate Target on the way to climate neutrality“, Brussels, Juli 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021DC0550>
- [3] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz, „EU-Mitgliedstaaten machen Weg frei für emissionsfreie PKW ab 2035“, 28. März 2023. <https://www.bmvf.de/pressemitteilung/eu-mitgliedstaaten-machen-weg-frei-fuer-emissionsfreie-pkw-ab-2035>
- [4] Sozialdemokratische Partei Deutschlands (SPD), Bündnis 90/Die Grünen, und Freie Demokratische Partei (FDP), „Mehr Fortschritt wagen – Bündnis für Freiheit, Gerechtigkeit und Nachhaltigkeit“, Berlin, Koalitionsvertrag 2021-2024, 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/service/gesetzesvorhaben/koalitionsvertrag-2021-1990800>
- [5] H. Ammoser und M. Hoppe, „Glossar Verkehrswesen und Verkehrswissenschaften: Definitionen und Erläuterungen zu Begriffen des Transport- und Nachrichtenwesens“, 2006.
- [6] J. Urry, „The ‘System’ of Automobility“, *Theory, Culture & Society*, Bd. 21, Nr. 4–5, S. 25–39, Okt. 2004, doi: 10.1177/0263276404046059.
- [7] R. Dhawan, R. Hensley, A. Padhi, und A. Tschiesner, „Mobility’s second great inflection point“, *McKinsey Quarterly*, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.mckinsey.com/industries/automotive-and-assembly/our-insights/mobilitys-second-great-inflection-point>
- [8] H. Diess, „How we transform Volkswagen“, 28. November 2020. <https://www.linkedin.com/pulse/how-we-transform-volkswagen-herbert-diess/>
- [9] J. Reul, T. Grube, und D. Stolten, „Urban transportation at an inflection point: An analysis of potential influencing factors“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 92, S. 102733, März 2021, doi: 10.1016/j.trd.2021.102733.
- [10] D. J. Fagnant und K. M. Kockelman, „The travel and environmental implications of shared autonomous vehicles, using agent-based model scenarios“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 40, S. 1–13, März 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2013.12.001>.
- [11] L. Martinez und J. M. Viegas, „Assessing the impacts of deploying a shared self-driving urban mobility system: An agent-based model applied to the city of Lisbon, Portugal“, *International Journal of Transportation Science and Technology*, Bd. 6, Nr. 1, S. 13–27, 2017, doi: 10.1016/j.ijtst.2017.05.005.
- [12] M. Heilig, T. Hilgert, N. Mallig, M. Kagerbauer, und P. Vortisch, „Potentials of Autonomous Vehicles in a Changing Private Transportation System – a Case Study in the Stuttgart Region“, *Transportation Research Procedia*, Bd. 26, S. 13–21, Jan. 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.07.004>.
- [13] J. B. Oke u. a., „Evaluating the systemic effects of automated mobility-on-demand services via large-scale agent-based simulation of auto-dependent prototype cities“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 140, S. 98–126, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.06.013.

- [14] I. Markov, R. Guglielmetti, M. Laumanns, A. Fernández-Antolín, und R. de Souza, „Simulation-based design and analysis of on-demand mobility services“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 149, S. 170–205, 2021, doi: 10.1016/j.tra.2021.01.004.
- [15] M. Zhou, D.-T. Le, D. Q. Nguyen-Phuoc, P. C. Zegras, und J. Ferreira, „Simulating impacts of Automated Mobility-on-Demand on accessibility and residential relocation“, *Cities*, Bd. 118, S. 103345, 2021, doi: 10.1016/j.cities.2021.103345.
- [16] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit, *Bundes-Klimaschutzgesetz 2021*. 2021. Zugriffen: 14. Dezember 2021. [Online]. Verfügbar unter: https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjvJiYiuP0AhUq7rsIHc3JDaMQFNoECAUQAQ&url=https%3A%2F%2Fwww.bmu.de%2Ffileadmin%2FDaten_BMU%2FDownload_PDF%2FKlimaschutz%2Fksg_aendg_2021_bf.pdf&usg=AOvVaw3MPOH9NpSFcu9ZDyNZA2if
- [17] J. Rüger und A. Buchheim, „Klimaschutz in Zahlen - Fakten, Trends und Impulse deutscher Klimapolitik, Ausgabe 2021“, Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU), Berlin, Juni 2021.
- [18] A. Knie, F. Zehl, und M. Schelewsky, „Mobilitätsreport 05: Bleibt alles anders? Alltagsmobilität im zweiten Corona-Jahr“, WZB, infas, MOTIONTAG, Berlin, Bonn, Aug. 2021.
- [19] K. Schmidt, T. Sieverding, H. Wallis, und E. Matthies, „COVID-19 – A window of opportunity for the transition toward sustainable mobility?“, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Bd. 10, S. 100374, 2021, doi: 10.1016/j.trip.2021.100374.
- [20] C. Klöckner und E. Matthies, „How habits interfere with norm-directed behaviour: A normative decision-making model for travel mode choice“, *Journal of Environmental Psychology*, Bd. 24, Nr. 3, S. 319–327, 2004, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2004.08.004>.
- [21] C. Klöckner und E. Matthies, „Two Pieces of the Same Puzzle? Script-Based Car Choice Habits Between the Influence of Socialization and Past Behavior“, *Journal of Applied Social Sociology*, Bd. 42, Nr. 2, S. 793–821, 2012, doi: <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2011.00817.x>.
- [22] R. Sims u. a., „Transport“, in *Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, in Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge (UK), New York (USA): Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014.
- [23] M. Puhe und P. Vortisch, „Transport demand models in a changing world – Individuals between econometric rationalities and social network obligations“, gehalten auf der mobil.TUM 2018 „Urban Mobility – Shaping the Future Together“ - International Scientific Conference on Mobility and Transport, Munich, Munich: Transportation Research Procedia, 2019, S. 333–341. doi: 10.1016/j.trpro.2019.09.055.
- [24] E. J. Miller, „Travel demand models, the next generation“, in *Mapping the Travel Behavior Genome*, Elsevier, 2020, S. 29–46. doi: 10.1016/B978-0-12-817340-4.00003-6.
- [25] infas, DLR, IVT, infas 360, „Mobilität in Deutschland 2017“, Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Bonn, 2018.

- [26] Institut für Verkehrswesen - Karlsruher Institut für Technologie (KIT), „Deutsches Mobilitätspanel (German Mobility Panel) - MOP“, Bundesministerium für Digitales und Verkehr, Karlsruhe, 2019.
- [27] W. Canzler und A. Knie, *Möglichkeitsräume: Grundrisse einer modernen Mobilitäts- und Verkehrspolitik*. Wien/Köln/Weimar: Böhlau, 1998.
- [28] C. Ahrend, O. Schwedes, S. Daubitz, U. Böhme, und M. Herget, „Kleiner Begriffskanon der Mobilitätsforschung“, Technische Universität Berlin, Fachgebiet Integrierte Verkehrsplanung, Berlin, 2018 (1), 2018. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.econstor.eu/handle/10419/200083>
- [29] C. Hochfeld, A. Jung, A. Klein-Hitpaß, U. Maier, K. Meyer, und F. Vorholz, „Mit der Verkehrswende die Mobilität von morgen sichern. 12 Thesen zur Verkehrswende“, Agora Verkehrswende, 01-2017-DE, 2017.
- [30] A. Knie, „Sozialwissenschaftlicher Mobilitäts- und Verkehrsforschung: Ergebnisse und Probleme“, in *Handbuch Verkehrspolitik*, O. Schwedes, W. Canzler, und A. Knie, Hrsg., 2. Aufl. Wiesbaden, 2016, S. 33–52.
- [31] DLR, DIW Berlin, KBA, „Verkehr in Zahlen“, Bundesministerium für Digitales und Verkehr. Zugegriffen: 9. Februar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/G/verkehr-in-zahlen.html>
- [32] „Bestand an Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern am 1. Januar 2021 nach Bundesländern und Fahrzeugklassen absolut“, Kraftfahrtbundesamt, Flensburg, FZ 27, 2021. [Online]. Verfügbar unter: https://www.kba.de/DE/Statistik/Produktkatalog/produkte/Fahrzeuge/fz27_b_uebersicht.html?nn=3514348
- [33] „Neuzulassungen mit alternativen Antrieben im Dezember 2021“, Kraftfahrtbundesamt, Flensburg, FZ 28, Jan. 2022. [Online]. Verfügbar unter: https://www.kba.de/DE/Statistik/Produktkatalog/produkte/Fahrzeuge/fz28_n_uebersicht.html?nn=3514348
- [34] „Besitzumschreibungen und Außerbetriebsetzungen von Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern nach Fahrzeugalter - Jahresergebnisse“, Kraftfahrtbundesamt, Flensburg, FZ 16, 2022. [Online]. Verfügbar unter: https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Besitzumschreibungen/Fahrzeugalter/u_fahrzeugalter_node.html
- [35] „Bestand an Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern nach Bundesländern, Fahrzeugklassen und ausgewählten Merkmalen, 1. Januar 2019“, Kraftfahrtbundesamt, FZ 27, 2019. [Online]. Verfügbar unter: https://www.kba.de/DE/Statistik/Fahrzeuge/Bestand/Umwelt/umwelt_node.html
- [36] Sphera Solutions GmbH u. a., „Programmbegleitforschung Innovative Antriebe und Fahrzeuge: Innovative Antriebe im straßengebundenen ÖPNV“, Bundesministerium für Digitales und Verkehr (BMDV), Berlin, 2021.
- [37] J. Pagenkopf, T. Schirmer, M. Böhm, C. Streuling, und S. Herwartz, „Marktanalyse alternativer Antriebe im deutschen Schienenpersonennahverkehr“, NOW GmbH, 2020. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.now-gmbh.de/foerderung/foerderprogramme/alternative-antriebe-im-schienenverkehr/>
- [38] „Zensus 2011 - Haushalte: Größe des privaten Haushaltes in den Gemeinden Deutschlands“, Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 5000H–1004, 2011.
- [39] „Zensus 2011 - Personen: Alter (5er-Jahresgruppen) - Größe des privaten Haushaltes“, Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 1000A-2028, 2011.

- [40] „Durchschnittsalter der Bevölkerung - Stichtag 31.12. - regionale Ebenen“, Statistische Ämter des Bundes und der Länder, 12411-07-01-5-B, Dez. 2020. [Online]. Verfügbar unter:
<https://www.regionalstatistik.de/genesis/online?operation=abrufabelleBearbeiten&levelindex=0&levelid=1643962699988&auswahloperation=abrufabelleAuspraegungAuswahl&auswahlverzeichnis=ordnungsstruktur&auswahlziel=werteabruf&code=12411-07-01-5-B&auswahltext=&nummer=6&variable=6&name=DINSG#astructure>
- [41] „Einkommen, Einnahmen und Ausgaben in Deutschland im Zeitvergleich - Laufende Wirtschaftsrechnungen“, Destatis: Statistisches Bundesamt, 2020. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Einkommen-Einnahmen-Ausgaben/Tabellen/liste-deutschland.html>
- [42] „14. koordinierte Bevölkerungs-voraus-berechnung bis 2060 - Basis 2018“, Statistische Ämter des Bundes und der Länder, Variante 2: G2-L2-W2, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bevoelkerung/Bevoelkerungsvorausberechnung/aktualisierung-bevoelkerungsvorausberechnung.html>
- [43] „Die Raumordnungsprognose 2035 nach dem Zensus“, Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR), 2015. [Online]. Verfügbar unter: ISBN: 978-3-87994-741-6
- [44] „RegioStaR - Regionalstatistische Raumtypologie für die Mobilitäts- und Verkehrsforschung“, Bundesministerium für Digitales und Verkehr (BMDV), 2020. [Online]. Verfügbar unter:
<https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/G/regionalstatistische-raumtypologie.html>
- [45] „Statistiken ab 1800“, Hans-Böckler Stiftung, Nov. 2021. Zugriffen: 25. November 2021. [Online]. Verfügbar unter:
<https://www.gewerkschaftsgeschichte.de/statistiken-zur-gewerkschaftsbewegung-ab-2919.html>
- [46] J.-V. Alipour, O. Falck, R. Follmer, R. Gilberg, und B. Nolte, „Homeoffice im Verlauf der Corona-Pandemie“, infas 360, ifo Institut (im Auftrag des BMWK), Bonn, Juli 2021. [Online]. Verfügbar unter:
https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&ved=2ahUKEwj192g4vT4AhVKad4KHUqfCSwQFnoECAIQAAQ&url=https%3A%2F%2Fwww.bmwk.de%2FRedaktion%2FDE%2FDownloads%2F1%2Finfas-corona-datenplattform-homeoffice.pdf%3F__blob%3DpublicationFile%26v%3D4&usg=AOvVaw1IF-0zfrJhQEGyQOjxoHQV
- [47] J.-V. Alipour, O. Falck, und S. Schüller, „Germany’s Capacity to Work from Home“, *CESifo Working Papers*, S. 39, 2020.
- [48] M. Allekotte u. a., „Ökologische Bewertung von Verkehrsarten“, Umweltbundesamt, 3716581060, 2020. [Online]. Verfügbar unter:
<https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/oekologische-bewertung-von-verkehrsarten>
- [49] „Die Citaro Stadtbusse. - Citaro LE (12 Meter)“, Mercedes-Benz, 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://www.mercedes-benz-bus.com/de_DE/buy/services-online/download-technical-brochures.html#content/headline_840766654_c

- [50] „DB-Baureihe 423“, *Wikipedia*. 23. Dezember 2021. [Online]. Verfügbar unter: https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=DB-Baureihe_423&oldid=218448661
- [51] „K5000 - Technische Daten“. <http://stefan.mm-trains.de/K4500/K5000-TechData.htm> (zugegriffen 9. Februar 2022).
- [52] „Der Tourismo - M/3“, Mercedes-Benz, 2022. [Online]. Verfügbar unter: https://www.mercedes-benz-bus.com/de_DE/buy/services-online/download-technical-brochures.html#content/headline_1297022651_
- [53] „ICE 4“, *Wikipedia*. 9. Februar 2022. Zugegriffen: 9. Februar 2022. [Online]. Verfügbar unter: https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=ICE_4&oldid=220023251
- [54] „MOIA“, 2021. <https://www.moia.io/de-DE> (zugegriffen 15. August 2021).
- [55] S. Kraus, *VE|Cost*. 2022. Zugegriffen: 9. Februar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://gitlab-public.fz-juelich.de/iek-3/groups/mobility/kraus/transportsectortransformation>
- [56] S. Kraus, *VE|Energy*. 2022. Zugegriffen: 4. Februar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://gitlab-public.fz-juelich.de/iek-3/groups/mobility/kraus/transportsectortransformation>
- [57] H2 Mobility, „Wasserstofffahrzeuge“. <https://h2.live/wasserstoffautos/> (zugegriffen 13. Mai 2022).
- [58] P. Hall, „Aligning Ontology and Methodology in Comparative Politics“, in *Comparative Historical Analysis in the Social Sciences*, J. Mahoney und D. Rueschemeyer, Hrsg., Cambridge: Cambridge University Press, 2014, S. 373–404.
- [59] I. Kant, *Kritik der reinen Vernunft*, 2. Aufl. Stuttgart (Riga): Reclam (Hartknoch), 1986.
- [60] M. Emirbayer, „Manifesto for a Relational Sociology“, *American Journal of Sociology*, Bd. 103, Nr. 2, S. 281–317, Sep. 1997, doi: 10.1086/231209.
- [61] M. Ben-Akiva und S. Lerman, *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. MIT Press, 1985.
- [62] F. W. Geels, „Ontologies, socio-technical transitions (to sustainability), and the multi-level perspective“, *Research Policy*, Bd. 39, Nr. 4, S. 495–510, Mai 2010, doi: 10.1016/j.respol.2010.01.022.
- [63] E. Weiner, „Roots of Urban Transportation Planning“, in *Urban Transportation Planning in the United States*, Springer, 2013, S. 25–30.
- [64] M. Sheller und J. Urry, „The New Mobilities Paradigm“, *Environment and Planning A: Economy and Space*, Bd. 38, Nr. 2, S. 207–226, 2006, doi: <https://doi.org/10.1068/a37268>.
- [65] M. Sheller, „From spatial turn to mobilities turn“, *Current Sociology*, Bd. 65, Nr. 4, S. 623–639, 2017, doi: 10.1177/0011392117697463.
- [66] F. Dépelteau, „What Is the Direction of the “Relational Turn”?,“ in *Conceptualizing Relational Sociology*, C. Powell und F. Dépelteau, Hrsg., New York: Palgrave Macmillan US, 2013, S. 163–185. doi: 10.1057/9781137342652_10.
- [67] A. Black, „The Chicago Area Transportation Study: A Case Study of Rational Planning“, *Journal of Planning Education and Research*, Bd. 10, Nr. 1, S. 27–37, 1990, doi: 10.1177/0739456X9001000105.
- [68] J. D. Carroll und A. T. Row, „Report on the Detroit Metropolitan Area Traffic Study“, Michigan State Highway Department, 1955.

- [69] K. W. Axhausen und T. Gärling, „Activity-based approaches to travel analysis: conceptual frameworks, models, and research problems“, *Transport Reviews*, Bd. 12, Nr. 4, S. 323–341, 1992, doi: 10.1080/01441649208716826.
- [70] M. G. McNally, „The Four-Step Model“, in *Handbook of Transport Modelling*, D. Hensher und K. Button, Hrsg., Elsevier, 2008, S. 35–52.
- [71] Christian Winkler und Tudor Mocanu, „Methodology and Application of a German National Passenger Transport Model for Future Transport Scenarios“, in *Proceedings of the 45th European Transport Conference*, Barcelona, Spanien, 2017. [Online]. Verfügbar unter: <https://elib.dlr.de/117999/>
- [72] L. Martinez und J. M. Viegas, „Urban Mobility System Upgrade: How shared self-driving cars could change city traffic“, ITF, 2015.
- [73] M. Ben-Akiva, „Structure of Passenger Travel Demand Models“, MIT, Cambridge, Mass., 1973.
- [74] D. McFadden, „Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior“, in *Frontiers in econometrics*, P. Zarembka, Hrsg., New York: Wiley, 1974.
- [75] D. McFadden, „Modeling the Choice of Residential Location“, in *Transportation forecasting and travel behavior*, Transportation Research Board, 1978, S. 72–77.
- [76] D. McFadden, „A Mathematical Theory of Demand Models“, in *Behavioral Travel Demand Models*, P. Stopher und A. Meyburg, Hrsg., Lexington, Mass.: Lexington Books, 1976, S. 305–314.
- [77] C. R. Bhat und F. S. Koppelman, „Activity-Based Modeling of Travel Demand“, in *Handbook of Transportation Science*, R. W. Hall, Hrsg., Boston, MA: Springer US, 2003, S. 39–65. doi: 10.1007/0-306-48058-1_3.
- [78] Juan de Dios Ortúzar und Luis G. Willumsen, *Modelling Transport*, Bd. 4. Chichester West Sussex United Kingdom: John Wiley & Sons, 2011.
- [79] D. Kahneman und D. T. Miller, „Norm theory: Comparing reality to its alternatives.“, *Psychological Review*, Bd. 93, Nr. 2, S. 136–153, 1986, doi: <https://doi.org/10.1037/0033-295X.93.2.136>.
- [80] Daniel Kahneman und Amos Tversky, „Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk“, *Econometrica*, Bd. 47, S. 263–291, 1979, doi: <https://doi.org/10.2307/1914185>.
- [81] A. Tversky und D. Kahneman, „Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases“, *Science*, Bd. 185, Nr. 4157, S. 1124–1131, 1974, doi: <https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124>.
- [82] D. Kahneman und A. Tversky, „Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty“, *Journal of Risk and Uncertainty*, Bd. 5, S. 297–323, 1992.
- [83] T. Hägerstrand, „What about people in Regional Science?“, *Papers of the Regional Science Association*, Bd. 24, Nr. 1, S. 6–21, Dez. 1970, doi: 10.1007/BF01936872.
- [84] F. S. Chapin, „Free Time Activities and Quality of Urban Life“, *Journal of the American Institute of Planners*, Bd. 37, Nr. 6, S. 411–417, 1971, doi: 10.1080/01944367108977391.
- [85] M. Fried, J. Havens, und M. Thall, „Travel Behavior - A Synthesized Theory“, Transportation Research Board, Washington, 1977.
- [86] A. Reckwitz, „Toward a Theory of Social Practices: A Development in Culturalist Theorizing“, *European Journal of Social Theory*, Bd. 5, Nr. 2, S. 243–263, 2002, doi: 10.1177/13684310222225432.

- [87] Andreas Reckwitz, „Auf dem Weg zu einer Soziologie des Verlusts“, *Soziopolis*, 2021, [Online]. Verfügbar unter: <https://www.sozio.polis.de/auf-dem-weg-zu-einer-soziologie-des-verlusts.html>
- [88] M. Sheller und J. Urry, „Mobilizing the new mobilities paradigm“, *Applied Mobilities*, Bd. 1, Nr. 1, S. 10–25, 2016, doi: <https://doi.org/10.1080/23800127.2016.1151216>.
- [89] J. Urry, „Mobile sociology“, *The British Journal of Sociology*, Bd. 51, Nr. 1, S. 185–203, 2000.
- [90] J. Cidell und D. Prytherch, Hrsg., *Transport, Mobility, and the Production of Urban Space*. New York: Routledge, 2015.
- [91] J. Köhler, F. W. Geels, F. Kern, J. Markard, und E. Onsongo, „An agenda for sustainability transitions research: State of the art and future directions“, *Environmental Innovation and Societal Transitions*, Bd. 31, S. 1–32, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eist.2019.01.004>.
- [92] F. W. Geels, „Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: a multi-level perspective and a case-study“, *Research Policy*, Bd. 31, Nr. 8–9, S. 1257–1274, 2002, doi: [10.1016/S0048-7333\(02\)00062-8](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00062-8).
- [93] L. Kanger, F. W. Geels, B. Sovacool, und J. Schot, „Technological diffusion as a process of societal embedding: Lessons from historical automobile transitions for future electric mobility“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 71, S. 47–66, 2019, doi: [10.1016/j.trd.2018.11.012](https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.11.012).
- [94] F. W. Geels, „A socio-technical analysis of low-carbon transitions: introducing the multi-level perspective into transport studies“, *Journal of Transport Geography*, Bd. 24, S. 471–482, Sep. 2012, doi: [10.1016/j.jtrangeo.2012.01.021](https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.01.021).
- [95] J. Köhler, L. Whitmarsh, B. Nykvist, M. Schilperoord, N. Bergman, und A. Haxeltine, „A transitions model for sustainable mobility“, *Ecological Economics*, Bd. 68, Nr. 12, S. 2985–2995, 2009, doi: [10.1016/j.ecolecon.2009.06.027](https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2009.06.027).
- [96] E. A. Moallemi, „Coping with uncertainties of sustainability transitions using exploratory modelling: The case of the MATISSE model and the UK’s mobility sector“, *Environmental Innovation and Societal Transitions*, Bd. 33, S. 61–83, 2019, doi: [10.1016/j.eist.2019.03.005](https://doi.org/10.1016/j.eist.2019.03.005).
- [97] J. Deffner u. a., „Entwicklung eines integrierten Konzepts der Planung, Kommunikation und Implementierung einer nachhaltigen, multioptionalen Mobilitätskultur“, ISOE - Institut für sozial-ökologische Forschung, SCRIPT, StetePlanung, Öko-Institut, Frankfurt am Main, 2006. [Online]. Verfügbar unter: http://www.isoe-publicationen.de/en/publications/publication-detail/?tx_refman_pi1%5Brefman%5D=2154&tx_refman_pi1%5Bcontroller%5D=Refman&tx_refman_pi1%5Baction%5D=detail&cHash=c8860d815f8f45414632dd5797c4a08f
- [98] K. Götz und J. Deffner, „Eine neue Mobilitätskultur in der Stadt - praktische Schritte zur Veränderung“, in *Urbane Mobilität. Verkehrsforschung des Bundes für die kommunale Praxis*, B. für V. Stadtentwicklung Bau und, Hrsg., Bremerhaven: Wirtschaftsverl. NW, Verl. für neue Wissenschaft, 2009.
- [99] T. Klinger, J. R. Kenworthy, und M. Lanzendorf, „What shapes urban mobility cultures? A comparison of German cities“, in *Proceedings*, 2010, S. 25. [Online]. Verfügbar unter: <https://aetransport.org/past-etc-papers/conference-papers-pre-2012/conference-papers-2010>

- [100] T. Klinger, J. R. Kenworthy, und M. Lanzendorf, „Dimensions of urban mobility cultures – a comparison of German cities“, *Journal of Transport Geography*, Bd. 31, S. 18–29, 2013, doi: 10.1016/j.jtrangeo.2013.05.002.
- [101] T. Klinger und M. Lanzendorf, „Moving between mobility cultures: what affects the travel behavior of new residents?“, *Transportation*, Bd. 43, Nr. 2, S. 243–271, 2016, doi: 10.1007/s11116-014-9574-x.
- [102] D. Hopkins und J. Stephenson, „Generation Y mobilities through the lense of energy cultures: a preliminary exploration of mobility cultures“, *Journal of Transport Geography*, Nr. 38, S. 88–91, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2014.05.013>.
- [103] D. Hopkins und J. Stephenson, „The replication and reduction of automobility: Findings from Aotearoa New Zealand“, *Journal of Transport Geography*, Bd. 56, S. 92–101, 2016, doi: 10.1016/j.jtrangeo.2016.09.005.
- [104] J. Stephenson, „Sustainability cultures and energy research: An actor-centred interpretation of cultural theory“, *Energy Research & Social Science*, Bd. 44, S. 242–249, 2018, doi: 10.1016/j.erss.2018.05.034.
- [105] U. Liebe und J. Meyerhoff, „Mapping potentials and challenges of choice modelling for social science research“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 38, S. 100270, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100270.
- [106] R. Williams, *Culture*. Glasgow: Fontana, 1981.
- [107] G. Lyons, C. Rohr, A. Smith, A. Rothnie, und A. Curry, „Scenario planning for transport practitioners“, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Bd. 11, S. 100438, 2021, doi: 10.1016/j.trip.2021.100438.
- [108] L. Thurston, „A law of comparative judgment“, *Psychological Review*, Bd. 34(4), S. 273–286, 1927, doi: 10.1037/h0070288.
- [109] D. Luce, *Individual Choice Behavior: A Theoretical Analysis*. New York: Wiley, 1959.
- [110] K. Train, *Discrete Choice Methods and Simulations*. Cambridge University Press, 2009.
- [111] M. H. Zierer und K. Zierer, *Zur Zukunft der Mobilität: Eine multiperspektivische Analyse des Verkehrs zu Beginn des 21. Jahrhunderts*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2010.
- [112] C. Manski, „The Structure of Random Utility Models“, *Theory and Decision*, Bd. 8, S. 229–254, 1977.
- [113] K. Train, „Power and Limitations of Logit“, in *Discrete Choice Methods and Simulations*, Cambridge University Press, 2009, S. 50–61.
- [114] J. Chipman, „The Foundation of Utility“, *Econometrica*, Bd. 28, S. 193–224, 1960.
- [115] G. Debreu, „Review of R. D. Luce Individual Choice Behavior“, *American Economic Review*, Bd. 50, S. 186–188, 1960.
- [116] K. Train, „GEV“, in *Discrete Choice Methods with Simulation*, New York: Cambridge University Press, 2009, S. 76–93.
- [117] F. Heiss, „Structural choice analysis with nested logit models“, *The Stata Journal*, Bd. 2, 3 Bde., S. 227–252, 2002.
- [118] F. S. Koppelman und C.-H. Wen, „Alternative nested logit models: structure, properties and estimation“, *Transportation Research Part B: Methodological*, Bd. 32, Nr. 5, S. 289–298, 1998, doi: [https://doi.org/10.1016/S0191-2615\(98\)00003-4](https://doi.org/10.1016/S0191-2615(98)00003-4).

- [119] D. A. Hensher und W. H. Greene, „Specification and estimation of the nested logit model: alternative normalisations“, *Transportation Research Part B: Methodological*, Bd. 36, Nr. 1, S. 1–17, 2002, doi: [https://doi.org/10.1016/S0191-2615\(00\)00035-7](https://doi.org/10.1016/S0191-2615(00)00035-7).
- [120] C. Chu, „A paired combinatorial logit model for travel demand analysis“, in *Proceedings of the Fifth World Conference on Transport Research*, 1989, S. 295–309. [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view.aspx?id=338879>
- [121] M. Ben-Akiva und M. Bierlaire, „Discrete choice methods and their applications in short term travel decisions“, in *The Handbook of Transportation Science*, R. W. Hall, Hrsg., Kluwer, 1999, S. 5–33.
- [122] P. Vovsha, „Application of Cross-Nested Logit Model to Mode Choice in Tel Aviv, Israel, Metropolitan Area“, *Transportation Research Record*, Bd. 1607, Nr. 1, S. 6–15, 1997, doi: 10.3141/1607-02.
- [123] C.-H. Wen und F. S. Koppelman, „The generalized nested logit model“, *Transportation Research Part B: Methodological*, Bd. 35, Nr. 7, S. 627–641, 2001, doi: [https://doi.org/10.1016/S0191-2615\(00\)00045-X](https://doi.org/10.1016/S0191-2615(00)00045-X).
- [124] S. Hess und K. E. Train, „Recovery of inter- and intra-personal heterogeneity using mixed logit models“, *Transportation Research Part B: Methodological*, Bd. 45, Nr. 7, S. 973–990, Aug. 2011, doi: 10.1016/j.trb.2011.05.002.
- [125] D. McFadden und K. Train, „Mixed MNL models for discrete response“, *Journal of Applied Econometrics*, Bd. 15, Nr. 5, S. 447–470, 2000.
- [126] J. Boyd und J. Mellman, „The effect of fuel economy standards on the U.S. automotive market: A hedonic demand analysis“, *Transportation Research Part A*, Bd. 14, S. 367–378, 1980.
- [127] S. Cardell und F. Dunbar, „Measuring the societal impacts of automobile downsizing“, *Transportation Research Part A*, Bd. 14, S. 423–434, 1980.
- [128] C. Bhat, „Accommodating variations in responsiveness to level-of-service variables in travel mode choice models“, *Transportation Research Part A*, Bd. 32, Nr. 7, S. 455–807, 1998, doi: 10.1016/S0965-8564(98)00011-1.
- [129] D. Brownstone und K. Train, „Forecasting new product penetration with flexible substitution patterns“, *Journal of Econometrics*, Bd. 89, Nr. 1–2, S. 109–129, 1999, doi: 10.1016/S0304-4076(98)00057-8.
- [130] C. Bhat, „Incorporating observed and unobserved heterogeneity in urban work mode choice modeling“, *Transportation Science*, Bd. 34, Nr. 2, S. 228–238, 2000.
- [131] D. Revelt und K. Train, „Mixed Logit with Repeated Choices: Households’ Choices of Appliance Efficiency Level“, *Review of Economics and Statistics*, Bd. 80, Nr. 4, S. 647–657, 1998, doi: <https://doi.org/10.1162/003465398557735>.
- [132] K. Train, „Mixed logit models for recreation demand“, in *Valuing Recreation and the Environment*, J. Herriges und C. Kling, Hrsg., Northampton, MA: Edward Elgar, 1999.
- [133] Python-Community (Open-Source), *concurrent.futures*. 2022. Zugegriffen: 14. April 2022. [Python]. Verfügbar unter: <https://docs.python.org/3/library/concurrent.futures.html>
- [134] K. E. Train, „EM Algorithms for nonparametric estimation of mixing distributions“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 1, Nr. 1, S. 40–69, 2008, doi: 10.1016/S1755-5345(13)70022-8.

- [135] K. Train, „Mixed logit with a flexible mixing distribution“, *Journal of Choice Modeling*, Bd. 19, S. 40–53, 2016, doi: 10.1016/j.jocm.2016.07.004.
- [136] „Scipy GitHub-Repository“, *GitHub*. <https://github.com/scipy/scipy> (zugegriffen 7. Januar 2022).
- [137] N. Jonnalagadda, J. Freedman, W. A. Davidson, und J. D. Hunt, „Development of Microsimulation Activity-Based Model for San Francisco: Destination and Mode Choice Models“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 1777, Nr. 1, S. 25–35, 2001, doi: 10.3141/1777-03.
- [138] S. Nerella und C. R. Bhat, „Numerical Analysis of Effect of Sampling of Alternatives in Discrete Choice Models“, *Transportation Research Record*, Bd. 1894, Nr. 1, S. 11–19, 2004, doi: 10.3141/1894-02.
- [139] A. P. Dempster, N. M. Laird, und D. B. Rubin, „Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm“, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Bd. 39, Nr. 1, S. 1–38, 1977.
- [140] K. Train, „EM Algorithms“, in *Discrete Choice Methods with Simulation*, 2. Aufl. Cambridge: Cambridge University Press, 2009, S. 347–370.
- [141] R. A. Boyles, „On the Convergence of the EM Algorithm“, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Bd. 45, Nr. 1, S. 47–50, 1983.
- [142] C. F. J. Wu, „On the Convergence Properties of the EM Algorithm“, *The Annals of Statistics*, Bd. 11, Nr. 1, S. 95–103, 1983.
- [143] Casey, „The Law of Retail Gravitation Applied to Traffic Engineering“, *Traffic Quarterly*, Bd. 9, Nr. 3, S. 313–321, 1955.
- [144] F. S. Koppelman und E. I. Pas, „Travel Choice Behavior: Models of Perceptions, Feelings, Preference, and Choice“, in *Transportation Research Record*, 1980. [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view/166900>
- [145] M. Ben-Akiva u. a., „Hybrid Choice Models: Progress and Challenges“, *Marketing Letters*, Bd. 13, Nr. 3, S. 163–175, 2002, doi: 10.1023/A:1020254301302.
- [146] J. Walker und M. Ben-Akiva, „Generalized random utility model“, *Mathematical Social Sciences*, Bd. 43, Nr. 3, S. 303–343, 2002, doi: 10.1016/S0165-4896(02)00023-9.
- [147] J. Kim, S. Rasouli, und H. Timmermans, „A hybrid choice model with a nonlinear utility function and bounded distribution for latent variables: application to purchase intention decisions of electric cars“, *Transportmetrica A: Transport Science*, Bd. 12, Nr. 10, S. 909–932, 2016, doi: 10.1080/23249935.2016.1193567.
- [148] J. Kim, S. Rasouli, und H. J. P. Timmermans, „The effects of activity-travel context and individual attitudes on car-sharing decisions under travel time uncertainty: A hybrid choice modeling approach“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 56, S. 189–202, 2017, doi: 10.1016/j.trd.2017.07.022.
- [149] S. de Luca, R. D. Pace, und F. Bruno, „Accounting for attitudes and perceptions influencing users’ willingness to purchase Electric Vehicles through a Hybrid Choice Modeling approach based on Analytic Hierarchy Process“, *Transportation Research Procedia*, Bd. 45, S. 467–474, 2020, doi: 10.1016/j.trpro.2020.03.040.
- [150] S. Etzioni, R. A. Daziano, E. Ben-Elia, und Y. Shiftan, „Preferences for shared automated vehicles: A hybrid latent class modeling approach“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 125, S. 103013, 2021, doi: 10.1016/j.trc.2021.103013.

- [151] F. J. Bahamonde-Birke und J. de D. Ortúzar, „How to categorize individuals on the basis of underlying attitudes? A discussion on latent variables, latent classes and hybrid choice models“, *Transportmetrica A: Transport Science*, Bd. 17, Nr. 4, S. 856–877, 2021, doi: 10.1080/23249935.2020.1817171.
- [152] C. Chen, T. Feng, und X. Gu, „Role of latent factors and public policies in travel decisions under COVID-19 pandemic: Findings of a hybrid choice model“, *Sustainable Cities and Society*, Bd. 78, S. 103601, 2022, doi: 10.1016/j.scs.2021.103601.
- [153] S. van Cranenburgh, S. Wang, A. Vij, F. Pereira, und J. Walker, „Choice modelling in the age of machine learning - Discussion paper“, *Journal of Choice Modelling*, S. 100340, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100340.
- [154] M. Bierlaire, „A short introduction to PandasBiogeme“, *Biogeme*, 2020. <https://biogeme.epfl.ch/documents.html>
- [155] T. Brathwaite, *pylogit*. 2020. Zugegriffen: 5. Januar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://github.com/timothyb0912/pylogit>
- [156] Y. Croissant, *mlogit: Multinomial Logit Models*. 2020. Zugegriffen: 5. Januar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://CRAN.R-project.org/package=mlogit>
- [157] S. Hess, D. Palma, und T. Hancock, *apollo: Tools for Choice Model Estimation and Application*. 2021. Zugegriffen: 5. Januar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://CRAN.R-project.org/package=apollo>
- [158] J. Molloy, F. Becker, B. Schmid, und K. W. Axhausen, „mixl: An open-source R package for estimating complex choice models on large datasets“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 39, S. 100284, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100284.
- [159] C. Arteaga, J. Park, P. B. Beeraamoole, und A. Paz, „xlogit: An open-source Python package for GPU-accelerated estimation of Mixed Logit models“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 42, S. 100339, 2022, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100339.
- [160] J.-S. Hahn, J.-H. Lee, und K. Choi, „Heterogeneous preferences of green vehicles by vehicle size: Analysis of Seoul case“, *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 12, Nr. 9, S. 675–685, 2018, doi: 10.1080/15568318.2018.1425782.
- [161] U. Khan, T. Yamamoto, und H. Sato, „Consumer preferences for hydrogen fuel cell vehicles in Japan“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 87, S. 102542, 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102542.
- [162] A. F. Jensen, M. Thorhauge, S. E. Mabit, und J. Rich, „Demand for plug-in electric vehicles across segments in the future vehicle market“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 98, S. 102976, 2021, doi: 10.1016/j.trd.2021.102976.
- [163] Y. Jiang, J. Zhang, Y. Wang, und W. Wang, „Capturing ownership behavior of autonomous vehicles in Japan based on a stated preference survey and a mixed logit model with repeated choices“, *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 13, Nr. 10, S. 788–801, 2019, doi: 10.1080/15568318.2018.1517841.
- [164] S. Jang, V. Caiati, S. Rasouli, H. Timmermans, und K. Choi, „Does MaaS contribute to sustainable transportation? A mode choice perspective“, *null*, Bd. 15, Nr. 5, S. 351–363, 2021, doi: 10.1080/15568318.2020.1783726.
- [165] K. Train, D. McFadden, und M. Ben-Akiva, „Foundations of Stated Preference Elicitation: Consumer Behavior and Choice-based Conjoint Analysis“, *Foundations and Trends in Econometrics*, Bd. 10, Nr. 1–2, S. 1–144, 2019, doi: 10.1561/08000000036.
- [166] M. Haghani, M. C. J. Bliemer, J. M. Rose, H. Oppewal, und E. Lancsar, „Hypothetical bias in stated choice experiments: Part I. Macro-scale analysis of literature and

- integrative synthesis of empirical evidence from applied economics, experimental psychology and neuroimaging“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 41, S. 100309, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100309.
- [167] M. Haghani, M. C. J. Bliemer, J. M. Rose, H. Oppewal, und E. Lancsar, „Hypothetical bias in stated choice experiments: Part II. Conceptualisation of external validity, sources and explanations of bias and effectiveness of mitigation methods“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 41, S. 100322, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2021.100322.
- [168] F. Jin, K. An, und E. Yao, „Mode choice analysis in urban transport with shared battery electric vehicles: A stated-preference case study in Beijing, China“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 133, S. 95–108, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.01.009.
- [169] R. Cordera, R. Sañudo, E. Echániz, S. Nogués, und L. dell'Olio, „Future scenarios for the European railway sector: A methodology based on past trends and a stated preference survey“, *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 0, Nr. 0, S. 1–15, 2021, doi: 10.1080/15568318.2021.1999540.
- [170] K. Krauss, M. Krail, und K. W. Axhausen, „What drives the utility of shared transport services for urban travellers? A stated preference survey in German cities“, *Travel Behaviour and Society*, Bd. 26, S. 206–220, 2022, doi: 10.1016/j.tbs.2021.09.010.
- [171] T. Arentze, B. Dellaert, und C. Chorus, „Activated needs, mental representation and choice behavior: an integrated modeling approach“, 2011, Zugriffen: 4. Januar 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.semanticscholar.org/paper/Activated-needs%2C-mental-representation-and-choice-Arentze-Dellaert/dd99e3bd182a876120796b4a9eb3c9afca814ddc>
- [172] T. A. Arentze, B. G. C. Dellaert, und C. G. Chorus, „Incorporating Mental Representations in Discrete Choice Models of Travel Behavior: Modeling Approach and Empirical Application“, *Transportation Science*, Bd. 49, Nr. 3, S. 577–590, 2015, doi: 10.1287/trsc.2013.0513.
- [173] T. Arentze und H. Timmermans, „Travel demand modelling: conceptual developments and perspectives“, *Transportation Letters*, Bd. 4, Nr. 2, S. 79–92, 2012, doi: <http://dx.doi.org/10.3328/TL.2012.04.02.79-92>.
- [174] D. Kusumastuti u. a., „An interactive computer-based interface to support the discovery of individuals' mental representations and preferences in decisions problems: An application to travel behavior“, *Computers in Human Behavior*, Bd. 27, Nr. 2, S. 997–1011, 2011, doi: 10.1016/j.chb.2010.12.004.
- [175] C. G. Chorus, „A New Model of Random Regret Minimization“, *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, Bd. 10, Nr. 2, 2010, doi: 10.18757/ejtir.2010.10.2.2881.
- [176] C. Chorus, „A Generalized Random Regret Minimization Model“, *MPRA Papers*, 2013, [Online]. Verfügbar unter: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/51637/>
- [177] J. Kim, S. Rasouli, und H. Timmermans, „Satisfaction and uncertainty in car-sharing decisions: An integration of hybrid choice and random regret-based models“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 95, S. 13–33, 2017, doi: 10.1016/j.tra.2016.11.005.
- [178] S. van Cranenburgh und C. G. Chorus, „Does the decision rule matter for large-scale transport models?“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 114, S. 338–353, 2018, doi: 10.1016/j.tra.2018.01.035.
- [179] P. M. Jones, M. C. Dix, M. I. Clarke, und I. G. Meggie, „Understanding Travel Behavior“, 1983, [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view/193617>

- [180] W. W. Recker, M. G. McNally, und G. S. Root, „A Model of Complex Travel Behavior: Part I - Theoretical Development“, *Transportation Research Part A: General*, Bd. 20, Nr. 4, S. 307–318, 1986, doi: 10.1016/0191-2607(86)90089-0.
- [181] W. W. Recker, M. G. McNally, und G. S. Root, „A model of complex travel behavior: Part II—An operational model“, *Transportation Research Part A: General*, Bd. 20, Nr. 4, S. 319–330, 1986, doi: 10.1016/0191-2607(86)90090-7.
- [182] T. Gärling, „The role of cognitive maps in spatial decision“, *Journal of Environmental Psychology*, Bd. 9, S. 269–278, 1989, doi: 10.1016/S0272-4944(89)80009-X.
- [183] S. Rasouli und H. Timmermans, „Activity-based models of travel demand: promises, progress and prospects“, *International Journal of Urban Sciences*, Bd. 18, Nr. 1, S. 31–60, 2014, doi: 10.1080/12265934.2013.835118.
- [184] T. Arentze, C. Pelizaro, und H. Timmermans, „An agent-based micro-simulation framework for modelling of dynamic activity–travel rescheduling decisions“, *International Journal of Geographical Information Science*, Bd. 24, Nr. 8, S. 1149–1170, 2010, doi: 10.1080/13658810903317022.
- [185] J. Auld und A. Mohammadian, „Activity planning processes in the Agent-based Dynamic Activity Planning and Travel Scheduling (ADAPTS) model“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 46, Nr. 8, S. 1386–1403, 2012, doi: 10.1016/j.tra.2012.05.017.
- [186] K. Nurul Habib, „A comprehensive utility-based system of activity-travel scheduling options modelling (CUSTOM) for worker’s daily activity scheduling processes“, *Transportmetrica A: Transport Science*, Bd. 14, Nr. 4, S. 292–315, 2018, doi: 10.1080/23249935.2017.1385656.
- [187] J. Drchal, M. Čertický, und M. Jakob, „Data-driven activity scheduler for agent-based mobility models“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 98, S. 370–390, 2019, doi: 10.1016/j.trc.2018.12.002.
- [188] P. Liu, F. Liao, Q. Tian, H.-J. Huang, und H. Timmermans, „Day-to-Day Needs-based Activity-Travel Dynamics and Equilibria in Multi-State Supernetworks“, *Transportation Research Procedia*, Bd. 38, S. 503–523, 2019, doi: 10.1016/j.trpro.2019.05.027.
- [189] L. Dianat, K. N. Habib, und E. J. Miller, „Modeling and forecasting daily non-work/school activity patterns in an activity-based model using skeleton schedule constraints“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 133, S. 337–352, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.01.017.
- [190] K. Axhausen, „Social networks and travel: Some hypotheses“, *Social Aspects of Sustainable Transport: Transatlantic Perspectives*, S. 90–108, Jan. 2005, doi: 10.3929/ethz-a-004663201.
- [191] K. W. Axhausen, „Social Networks, Mobility Biographies, and Travel: Survey Challenges“, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Bd. 35, Nr. 6, S. 981–996, 2008, doi: 10.1068/b3316t.
- [192] J. L. Walker, E. Ehlers, I. Banerjee, und E. R. Dugundji, „Correcting for endogeneity in behavioral choice models with social influence variables“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 45, Nr. 4, S. 362–374, 2011, doi: 10.1016/j.tra.2011.01.003.
- [193] J. Kim, S. Rasouli, und H. Timmermans, „Expanding scope of hybrid choice models allowing for mixture of social influences and latent attitudes: Application to intended purchase of electric cars“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 69, S. 71–85, 2014, doi: 10.1016/j.tra.2014.08.016.

- [194] F. Manca, A. Sivakumar, N. Daina, J. Axsen, und J. W. Polak, „Modelling the influence of peers’ attitudes on choice behaviour: Theory and empirical application on electric vehicle preferences“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 140, S. 278–298, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.08.016.
- [195] S. Pike und M. Lubell, „The conditional effects of social influence in transportation mode choice“, *Research in Transportation Economics*, Bd. 68, S. 2–10, 2018, doi: 10.1016/j.retrec.2018.05.010.
- [196] X. Pan, S. Rasouli, und H. Timmermans, „Modeling social influence using sequential stated adaptation experiments: A study of city trip itinerary choice“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 130, S. 652–672, 2019, doi: 10.1016/j.tra.2019.10.007.
- [197] L. Breiman, „Statistical Modeling: The Two Cultures“, *Statistical Science*, Bd. 16, Nr. 3, S. 199–231, 2001, doi: 10.1214/ss/1009213726.
- [198] A. Alwosheel, S. van Cranenburgh, und C. G. Chorus, „‘Computer says no’ is not enough: Using prototypical examples to diagnose artificial neural networks for discrete choice analysis“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 33, S. 100186, 2019, doi: 10.1016/j.jocm.2019.100186.
- [199] S. van Cranenburgh und A. Alwosheel, „An artificial neural network based approach to investigate travellers’ decision rules“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 98, S. 152–166, 2019, doi: 10.1016/j.trc.2018.11.014.
- [200] S. Wang, B. Mo, und J. Zhao, „Deep neural networks for choice analysis: Architecture design with alternative-specific utility functions“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 112, S. 234–251, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.01.012.
- [201] S. Wang, Q. Wang, und J. Zhao, „Deep neural networks for choice analysis: Extracting complete economic information for interpretation“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 118, S. 102701, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.102701.
- [202] G. Lederrey, V. Lurkin, T. Hillel, und M. Bierlaire, „Estimation of discrete choice models with hybrid stochastic adaptive batch size algorithms“, *Journal of Choice Modelling*, Bd. 38, S. 100226, 2021, doi: 10.1016/j.jocm.2020.100226.
- [203] M. Wong und B. Farooq, „ResLogit: A residual neural network logit model for data-driven choice modelling“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 126, S. 103050, 2021, doi: 10.1016/j.trc.2021.103050.
- [204] M. Ben-Akiva und J. Bowman, „Activity-based travel forecasting“, US Department of Transportation, Washington DC, 1997. [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view/486711>
- [205] Moshe Ben-Akiva und J. Bowman, „Activity Based Travel Demand Model Systems“, in *Equilibrium and Advanced Transportation Modelling*, P. Marcotte und S. Nguyen, Hrsg., Boston: Springer, 1998. [Online]. Verfügbar unter: https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5757-9_2
- [206] L. Smith, R. Beckman, und K. Baggerly, „TRANSIMS: Transportation analysis and simulation system“, Los Alamos National Laboratory, LA-UR-95-1641, 1995. doi: <https://doi.org/10.2172/88648>.
- [207] A. Horni, K. Nagel, und K. W. Axhausen, Hrsg., *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016. doi: 10.5334/baw.

- [208] J. M. Bischoff, „Simulation of City-wide Replacement of Private Cars with Autonomous Taxis in Berlin“, *Procedia Computer Science*, Bd. 83, S. 237–244, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.04.121.
- [209] S. Hörl, F. Ciari, und K. Axhausen, „Recent perspectives on the impact of autonomous vehicles“, *Working paper Institute for Transport Planning and Systems*, 2016, doi: 10.3929/ethz-b-000121359.
- [210] S. Hörl, „Agent-based simulation of autonomous taxi services with dynamic demand responses“, *Procedia Computer Science*, Bd. 109, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.418>.
- [211] M. Rieser, A. Horni, und K. Nagel, „Ch. 52, Scenarios Overview“, in *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*, A. Horni, K. Nagel, und K. W. Axhausen, Hrsg., Ubiquity Press, 2016, S. 367–368. doi: 10.5334/baw.
- [212] F. Zwick, N. Kuehnel, R. Moeckel, und K. W. Axhausen, „Agent-based simulation of city-wide autonomous ride-pooling and the impact on traffic noise“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 90, S. 102673, 2021, doi: 10.1016/j.trd.2020.102673.
- [213] M. Adnan u. a., „SimMobility: a multiscale integrated agent-based simulation platform“, gehalten auf der Transportation Research Board 95th Annual Meeting, Washington, United States, Washington, United States, 2016.
- [214] Yang Lu, Kakali Basak, Carlos Carrion, Harish Loganathan, Muhammad Adnan, und Moshe Ben-Akiva, „SimMobility Mid-Term Simulator: A State of the Art Integrated Agent Based Demand and Supply Model“, in *TRB 94th Annual Meeting Compendium of Papers*, Washington DC, United States, 2015. [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view/1338341>
- [215] C. L. Azevedo u. a., „SimMobility Short-Term: An Integrated Microscopic Mobility Simulator“, *Transportation Research Record*, Bd. 2622, Nr. 1, S. 13–23, 2017, doi: 10.3141/2622-02.
- [216] M. Adnan, B. Nahmias Biran, V. Baburajan, K. Basak, und M. Ben-Akiva, „Examining impacts of time-based pricing strategies in public transportation: A study of Singapore“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 140, S. 127–141, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.08.010.
- [217] S. Oh, R. Seshadri, C. L. Azevedo, N. Kumar, K. Basak, und M. Ben-Akiva, „Assessing the impacts of automated mobility-on-demand through agent-based simulation: A study of Singapore“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 138, S. 367–388, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.06.004.
- [218] S. Jiang, J. Ferreira, und M. Gonzalez, „Activity-Based Human Mobility Patterns Inferred from Mobile Phone Data: A Case Study of Singapore“, *IEEE Transactions on Big Data*, Bd. 3, Nr. 2, S. 208–219, 2017, doi: 10.1109/TBDATA.2016.2631141.
- [219] C. Winkler, „Evaluating Transport User Benefits: Adjustment of the Logsum Difference for Constrained Travel Demand Models“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Nr. 2564, S. 118–126, 2016, doi: <https://doi.org/10.3141/2564-13>.
- [220] S. Ehrenberger, S. Seum, T. Pregger, S. Simon, G. Knitschky, und U. Kugler, „Land transport development in three integrated scenarios for Germany – Technology options, energy demand and emissions“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 90, S. 102669, 2021, doi: 10.1016/j.trd.2020.102669.
- [221] C. Winkler und T. Mocanu, „Impact of political measures on passenger and freight transport demand in Germany“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 87, S. 102476, 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102476.

- [222] DLR: Institut für Verkehrsforschung, „TAPAS: Modell für die zukünftige Nachfrage des Personenverkehrs im urbanen Raum“. <https://verkehrsforschung.dlr.de/de/projekte/tapas-modell-fuer-die-zukuenftige-nachfrage-des-personenverkehrs-im-urbanen-raum> (zugegriffen 15. Januar 2021).
- [223] N. Mallig, M. Kagerbauer, und P. Vortisch, „mobiTopp – A Modular Agent-based Travel Demand Modelling Framework“, *Procedia Computer Science*, Bd. 19, S. 854–859, 2013, doi: 10.1016/j.procs.2013.06.114.
- [224] R. Moeckel, L. Huntsinger, und R. Donnelly, „From Macro to Microscopic Trip Generation: Representing Heterogeneous Travel Behavior“, *The Open Transportation Journal*, Bd. 11, Nr. 1, S. 31–43, 2017, doi: 10.2174/1874447801711010031.
- [225] M. Heinrichs, D. Krajzewicz, R. Cyganski, und A. von Schmidt, „Introduction of car sharing into existing car fleets in microscopic travel demand modelling“, *Pers Ubiquit Comput*, Bd. 21, Nr. 6, S. 1055–1065, 2017, doi: 10.1007/s00779-017-1031-3.
- [226] D. Krajzewicz, M. Hardinghaus, M. Heinrichs, und S. Beige, „Computing Spatial Charging Needs Using an Agent-Based Demand Model“, gehalten auf der 15th Annual Industrial Simulation Conference, Warschau, Polen, Warschau, Polen, 2017, S. 24–29.
- [227] W. Zimmer, R. Blanck, R. Cyganski, und F. Dünnebeil, „Renewability III: Optionen einer Dekarbonisierung des Verkehrssektors“, Ökoinstitut e.V., Insitut für Verkehrsforschung (DLR), IFEU-Institut für Energie- und Umweltforschung, 2016.
- [228] Christoph Nölle u. a., „Kopernikus-Projekt ENavi – Systemintegration“, BMBF, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.iee.fraunhofer.de/de/projekte/suche/laufende/enavi.html>
- [229] D. Papaioannou und L. Martinez., „The ITF Non-Urban Passenger Transport Model“, International Transport Forum, Paris, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.itf-oecd.org/itf-modelling-framework>
- [230] L. Martinez. und M. Trouvé, „The ITF Urban Passenger Transport Model“, International Transport Forum, Paris, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.itf-oecd.org/itf-modelling-framework>
- [231] OECD, „Functional urban areas by country“. <https://www.oecd.org/regional/regional-statistics/functional-urban-areas.htm> (zugegriffen 2. Februar 2022).
- [232] International Energy Agency, „The IEA Mobility Model“, *The IEA Mobility Model - A comprehensive transport modelling tool aimed at improving the analysis of all the aspects of mobility*. <https://www.iea.org/areas-of-work/programmes-and-partnerships/the-iea-mobility-model> (zugegriffen 2. Februar 2022).
- [233] L. Schipper und C. Marie-Lilliu, „Transportation and CO2 emissions : flexing the link - a path for the World Bank“, International Energy Agency and The World Bank, 69, 1999. [Online]. Verfügbar unter: <https://documents.worldbank.org/en/publication/documents-reports/documentdetail/826921468766156728/transportation-and-co2-emissions-flexing-the-link-a-path-for-the-world-bank>
- [234] „National Travel Survey: England 2015“, Department for Transport, 2016. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&ved=2ahUKWjir7-c6YP5AhVjmiYBHZb5BLYQFnoECAoQAQ&url=https%3A%2F%2Fassets.publishing.service.gov.uk%2Fgovernment%2Fuploads%2Fsystem%2Fuploads%2Fattachme>

- nt_data%2Ffile%2F551437%2Fnational-travel-survey-2015.pdf&usg=AOvVaw13bvOdBxYTRfyn__xCA1pY
- [235] J. Bates, I. Williams, und A. Stoneman, „National Transport Model (NTMv2R): overview of model structure and update“, British Department for Transport, 7006059, 2020.
- [236] „NTEM Dataset Version 7.2“, Department for Transport, 5138121, 2017.
- [237] S. Schnittger und D. Zumkeller, „Longitudinal microsimulation as a tool to merge transport planning and traffic engineering models - the mobiTopp model“, gehalten auf der European Transport Conference, Straßburg, Straßburg, 2004.
- [238] M. Heilig, T. Hilgert, N. Mallig, M. Kagerbauer, und P. Vortisch, „Potentials of Autonomous Vehicles in a Changing Private Transportation System - A Case Study in the Stuttgart Region“, gehalten auf der European Transport Conference, Barcelona, Barcelona, 2016.
- [239] R. Wörner, I. Morozova, D. Schneider, und M. Oncken, „Prognosen einer elektromobilen Offensive im urbanen Raum am Beispiel des Großraums Stuttgart - Konsequenzen und Handlungsoptionen“, gehalten auf der 11. Internationale Energiewirtschaftstagung, 2019.
- [240] L. Briem, N. Mallig, und P. Vortisch, „Creating an integrated agent-based travel demand model by combining mobiTopp and MATSim“, *Procedia Computer Science*, Bd. 151, S. 776–781, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.04.105.
- [241] M. Hao und T. Yamamoto, „Shared Autonomous Vehicles: A Review Considering Car Sharing and Autonomous Vehicles“, *Asian Transport Studies*, Bd. 5, Nr. 1, S. 47–63, 2018, doi: 10.11175/eastsats.5.47.
- [242] S. Narayanan, E. Chaniotakis, und C. Antoniou, „Shared autonomous vehicle services: A comprehensive review“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Bd. 111, S. 255–293, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2019.12.008.
- [243] F. C. Patrick M. Boesch Kay W. Axhausen, „Autonomous Vehicle Fleet Sizes Required to Serve Different Levels of Demand“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 2542, Nr. 1, S. 111–119, 2016, doi: 10.3141/2542-13.
- [244] H. Yan, K. M. Kockelman, und K. M. Gurumurthy, „Shared autonomous vehicle fleet performance: Impacts of trip densities and parking limitations“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 89, S. 102577, 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102577.
- [245] M. Heilig, T. Hilgert, N. Mallig, M. Kagerbauer, und P. Vortisch, „Potentials of Autonomous Vehicles in a Changing Private Transportation System – a Case Study in the Stuttgart Region“, *44th European Transport Conference 2016, ETC 2016, 5-7 October 2016, Barcelona, Spain*, 2017.
- [246] H. Asgari, X. Jin, und T. Corkery, „A Stated Preference Survey Approach to Understanding Mobility Choices in Light of Shared Mobility Services and Automated Vehicle Technologies in the U.S.“, *Transportation Research Record*, Bd. 2672, Nr. 47, S. 12–22, 2018, doi: 10.1177/0361198118790124.
- [247] J. Hinda Salum, B. Kutela, A. E. Kitili, und E. Kidando, „Stated Preference Analysis of Automated Vehicles among California Residents Using Probabilistic Inferences“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Art. Nr. TRBAM-21-03698, 2021, [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view/1759631>

- [248] D. Brownstone, D. S. Bunch, und K. Train, „Joint mixed logit models of stated and revealed preferences for alternative-fuel vehicles“, *Transportation Research Part B: Methodological*, Bd. 34, Nr. 5, S. 315–338, 2000, doi: 10.1016/S0191-2615(99)00031-4.
- [249] J. Massiani, „Stated preference surveys for electric and alternative fuel vehicles: are we doing the right thing?“, *Transportation Letters*, Bd. 6, Nr. 3, S. 152–160, 2014, doi: 10.1179/1942787514Y.0000000022.
- [250] A. Hackbarth und R. Madlener, „Willingness-to-pay for alternative fuel vehicle characteristics: A stated choice study for Germany“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 85, S. 89–111, 2016, doi: 10.1016/j.tra.2015.12.005.
- [251] T. Gnann, P. Plötz, und M. Haag, „What is the future of public charging infrastructure for electric vehicles? – A techno-economic assessment of public charging points for germany“, Fraunhofer Institute for Systems and Innovation Research ISI, 2013.
- [252] T. Gnann, P. Plötz, und M. Wietschel, „Can public slow charging accelerate plug-in electric vehicle sales? A simulation of charging infrastructure usage and its impact on plug-in electric vehicle sales for Germany“, *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 13, Nr. 7, S. 528–542, 2019, doi: 10.1080/15568318.2018.1489016.
- [253] M. Klein, L. Lüpke, und M. Günther, „Home charging and electric vehicle diffusion: Agent-based simulation using choice-based conjoint data“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 88, S. 102475, 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102475.
- [254] DLR, „VECTOR21: scenario and market analysis software for simulating future vehicle markets“, *DLR Verkehr*.
<https://verkehrsforschung.dlr.de/de/projekte/vector21> (zugegriffen 24. Mai 2022).
- [255] S. Rasouli und H. Timmermans, „Influence of Social Networks on Latent Choice of Electric Cars: A Mixed Logit Specification Using Experimental Design Data“, *Netw Spat Econ*, Bd. 16, Nr. 1, S. 99–130, 2016, doi: 10.1007/s11067-013-9194-6.
- [256] E. Costa, D. Montemurro, und D. Giuliani, „Consumers’ willingness to pay for green cars: a discrete choice analysis in Italy“, *Environ Dev Sustain*, Bd. 21, Nr. 5, S. 2425–2442, 2019, doi: 10.1007/s10668-018-0141-z.
- [257] R. Danielis, L. Rotaris, M. Giansoldati, und M. Scorrano, „Drivers’ preferences for electric cars in Italy. Evidence from a country with limited but growing electric car uptake“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 137, S. 79–94, 2020, doi: 10.1016/j.tra.2020.04.004.
- [258] M. Braz da Silva und F. Moura, „Electric vehicle diffusion in the Portuguese automobile market“, *International Journal of Sustainable Transportation*, Bd. 10, Nr. 2, S. 49–64, 2016, doi: 10.1080/15568318.2013.853851.
- [259] G. D. Oliveira, R. Roth, und L. C. Dias, „Diffusion of alternative fuel vehicles considering dynamic preferences“, *Technological Forecasting and Social Change*, Bd. 147, S. 83–99, 2019, doi: 10.1016/j.techfore.2019.06.002.
- [260] J. H. M. Langbroek, J. P. Franklin, und Y. O. Susilo, „The effect of policy incentives on electric vehicle adoption“, *Energy Policy*, Bd. 94, S. 94–103, 2016, doi: 10.1016/j.enpol.2016.03.050.
- [261] L. Noel, A. Papu Carrone, A. F. Jensen, G. Zarazua de Rubens, J. Kester, und B. K. Sovacool, „Willingness to pay for electric vehicles and vehicle-to-grid applications: A Nordic choice experiment“, *Energy Economics*, Bd. 78, S. 525–534, 2019, doi: 10.1016/j.eneco.2018.12.014.

- [262] A. Orlov und S. Kallbekken, „The impact of consumer attitudes towards energy efficiency on car choice: Survey results from Norway“, *Journal of Cleaner Production*, Bd. 214, S. 816–822, 2019, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.12.326.
- [263] Y. Huang und L. Qian, „Consumer preferences for electric vehicles in lower tier cities of China: Evidences from south Jiangsu region“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 63, S. 482–497, 2018, doi: 10.1016/j.trd.2018.06.017.
- [264] B. Lin und R. Tan, „Estimation of the environmental values of electric vehicles in Chinese cities“, *Energy Policy*, Bd. 104, S. 221–229, 2017, doi: 10.1016/j.enpol.2017.01.037.
- [265] S.-C. Ma, J.-H. Xu, und Y. Fan, „Willingness to pay and preferences for alternative incentives to EV purchase subsidies: An empirical study in China“, *Energy Economics*, Bd. 81, S. 197–215, 2019, doi: 10.1016/j.eneco.2019.03.012.
- [266] L. Qian, J. M. Grisolia, und D. Soopramanien, „The impact of service and government-policy attributes on consumer preferences for electric vehicles in China“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 122, S. 70–84, 2019, doi: 10.1016/j.tra.2019.02.008.
- [267] N. Wang, L. Tang, und H. Pan, „Effectiveness of policy incentives on electric vehicle acceptance in China: A discrete choice analysis“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 105, S. 210–218, 2017, doi: 10.1016/j.tra.2017.08.009.
- [268] X. Huang, Y. Lin, F. Zhou, M. K. Lim, und S. Chen, „Agent-based modelling for market acceptance of electric vehicles: Evidence from China“, *Sustainable Production and Consumption*, Bd. 28, S. 206–217, 2021, doi: 10.1016/j.spc.2021.04.007.
- [269] Y. Huang, L. Qian, D. Tyfield, und D. Soopramanien, „On the heterogeneity in consumer preferences for electric vehicles across generations and cities in China“, *Technological Forecasting and Social Change*, Bd. 167, S. 120687, 2021, doi: 10.1016/j.techfore.2021.120687.
- [270] W. Li u. a., „Willingness to pay for hydrogen fuel cell electric vehicles in China: A choice experiment analysis“, *International Journal of Hydrogen Energy*, 2020, doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.01.046.
- [271] R. Bera und B. Maitra, „Assessing consumer preferences for Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV): An Indian perspective“, *Research in Transportation Economics*, Bd. 90, S. 101161, 2021, doi: 10.1016/j.retrec.2021.101161.
- [272] P. Bansal, R. R. Kumar, A. Raj, S. Dubey, und D. J. Graham, „Willingness to pay and attitudinal preferences of Indian consumers for electric vehicles“, *Energy Economics*, Bd. 100, S. 105340, 2021, doi: 10.1016/j.eneco.2021.105340.
- [273] J. Jung, S. Yeo, Y. Lee, S. Moon, und D.-J. Lee, „Factors affecting consumers’ preferences for electric vehicle: A Korean case“, *Research in Transportation Business & Management*, Bd. 41, S. 100666, 2021, doi: 10.1016/j.rtbm.2021.100666.
- [274] H. Choi, J. Shin, und J. Woo, „Effect of electricity generation mix on battery electric vehicle adoption and its environmental impact“, *Energy Policy*, Bd. 121, S. 13–24, 2018, doi: 10.1016/j.enpol.2018.06.013.
- [275] A. Ardeschiri und T. H. Rashidi, „Willingness to pay for fast charging station for electric vehicles with limited market penetration making“, *Energy Policy*, Bd. 147, S. 111822, 2020, doi: 10.1016/j.enpol.2020.111822.

- [276] M. Ghasri, A. Ardeshiri, und T. Rashidi, „Perception towards electric vehicles and the impact on consumers' preference“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 77, S. 271–291, 2019, doi: 10.1016/j.trd.2019.11.003.
- [277] S. Gong, A. Ardeshiri, und T. Hossein Rashidi, „Impact of government incentives on the market penetration of electric vehicles in Australia“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 83, S. 102353, 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102353.
- [278] F. Nazari, A. (Kouros) Mohammadian, und T. Stephens, „Modeling electric vehicle adoption considering a latent travel pattern construct and charging infrastructure“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 72, S. 65–82, 2019, doi: 10.1016/j.trd.2019.04.010.
- [279] W. Jia und T. D. Chen, „Are Individuals' stated preferences for electric vehicles (EVs) consistent with real-world EV ownership patterns?“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 93, S. 102728, 2021, doi: 10.1016/j.trd.2021.102728.
- [280] C. Cirillo, Y. Liu, und M. Maness, „A time-dependent stated preference approach to measuring vehicle type preferences and market elasticity of conventional and green vehicles“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 100, S. 294–310, 2017, doi: 10.1016/j.tra.2017.04.028.
- [281] M. Ferguson, M. Mohamed, C. D. Higgins, E. Abotalebi, und P. Kanaroglou, „How open are Canadian households to electric vehicles? A national latent class choice analysis with willingness-to-pay and metropolitan characterization“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 58, S. 208–224, 2018, doi: 10.1016/j.trd.2017.12.006.
- [282] E. Abotalebi, D. M. Scott, und M. R. Ferguson, „Why is electric vehicle uptake low in Atlantic Canada? A comparison to leading adoption provinces“, *Journal of Transport Geography*, Bd. 74, S. 289–298, 2019, doi: 10.1016/j.jtrangeo.2018.12.001.
- [283] J. Axsen, S. Goldberg, und J. Bailey, „How might potential future plug-in electric vehicle buyers differ from current “Pioneer” owners?“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 47, S. 357–370, 2016, doi: 10.1016/j.trd.2016.05.015.
- [284] C. D. Higgins, M. Mohamed, und M. R. Ferguson, „Size matters: How vehicle body type affects consumer preferences for electric vehicles“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Bd. 100, S. 182–201, 2017, doi: 10.1016/j.tra.2017.04.014.
- [285] C. Kormos, J. Axsen, Z. Long, und S. Goldberg, „Latent demand for zero-emissions vehicles in Canada (Part 2): Insights from a stated choice experiment“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 67, S. 685–702, 2019, doi: 10.1016/j.trd.2018.10.010.
- [286] „Klimaschutzplan 2050 - Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung“, Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz (BMUV), Berlin, 2016.
- [287] Julian Brandes, Markus Haun, Daniel Wrede, Patrick Jürgens, Christoph Kost, und Hans-Martin Henning, „Wege zu einem klimaneutralen Energiesystem“, Fraunhofer ISE, Freiburg, 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.ise.fraunhofer.de/de/veroeffentlichungen/studien/wege-zu-einem-klimaneutralen-energiesystem.html>

- [288] Katja Purr, Jens Günther, Harry Lehmann, und Philip Nuss, „Wege in eine ressourcenschonende Treibhausgasneutralität“, Umweltbundesamt, 2019. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.umweltbundesamt.de/themen/klima-energie/klimaschutz-energiepolitik-in-deutschland/szenarien-konzepte-fuer-die-klimaschutz/rescue-wege-in-eine-ressourcenschonende#hintergrund>
- [289] Detlef Stolten u. a., „Neue Ziele auf alten Wegen?“, Institut für Techno-ökonomische Systemanalyse (IEK-3), 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.fz-juelich.de/de/iek/iek-3/aktuelles/meldungen/neue-ziele-auf-alten-wegen-strategien-fuer-eine-treibhausgasneutrale-energieversorgung-bis-zum-jahr-2045>
- [290] Gunnar Luderer, Claudia Günther, Dominika Sörgel, Christoph Kost, und Falk Benke, „Deutschland auf dem Weg zur Klimaneutralität 2045 - Szenarien und Pfade im Modellvergleich“, Kopernikus Projekt Ariadne, 2021. Zugegriffen: 4. April 2022. [Online]. Verfügbar unter: https://publications.pik-potsdam.de/pubman/item/item_26056
- [291] Prognos, Öko-Institut, Wuppertal-Institut, „Klimaneutrales Deutschland 2045“, Agora Verkehrswende, Agora Energiewende und Stiftung Klimaneutralität, 2020. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.agora-energiewende.de/veroeffentlichungen/klimaneutrales-deutschland-2045/>
- [292] P. Lopion, „Modellgestützte Analyse kosteneffizienter CO2-Reduktionsstrategien“, RWTH Aachen University, Forschungszentrum Jülich, 2020.
- [293] Christian Winkler und Tudor Mocanu, „Methodology and Application of a German National Passenger Transport Model for Future Transport Scenarios“, in *Proceedings of the 45th European Transport Conference*, Barcelona, Spanien, 2017. [Online]. Verfügbar unter: <https://elib.dlr.de/117999/>
- [294] A. M. Voorhees, „A general theory of traffic movement“, *Transportation*, Bd. 40, S. 1105–1116, 2013, doi: <https://doi.org/10.1007/s11116-013-9487-0>.
- [295] R. E. Schmidt, *Highway traffic estimation*. Northwestern University, 1956.
- [296] M. Manheim, *Fundamentals of Transportation Systems Analysis*, Bd. 1. MIT Press, 1979.
- [297] M. G. McNally und W. W. Recker, „On the formation of household travel/activity patterns“, Institute of Transportation Studies, University of California, Irvine, CA, 1986.
- [298] W. Y. Oi und P. W. Schuldiner, „An Analysis of Urban Travel Demands“, *Northwestern University Press*, 1962.
- [299] E. Weiner, „Urban Transportation Planning Comes of Age“, in *Urban Transportation Planning in the United States*, Springer, 2013, S. 39–44.
- [300] D. Meadows, D. Meadows, J. Randers, und W. Behrens, *The Limits to Growth*. Potomac Associates - Universe Books, 1972.
- [301] F. A. Wagner, „Evaluation of Carpool Demonstration Projects - Phase I Report“, U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration, Washington D.C., 1978.
- [302] B. Spear, „Application of New Travel Demand Forecasting Techniques to Transportation Planning: A Study of Individual Choice Models“, U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration, Washington D.C., 1977.
- [303] Edward Weiner, „International Conferences on Behavioral Travel Demand“, in *Urban Transportation Planning in the United States*, New York: Springer, 2013, S. 123–128.

- [304] J. Marschak, „Binary-Choice Constraints and Random Utility Indicators“, in *Economic Information, Decision, and Prediction*, Springer, Dordrecht, 1960, S. 218–239. doi: 10.1007/978-94-010-9276-0_9.
- [305] K. Train, „Mixed Logit“, in *Discrete Choice Methods with Simulation*, New York: Cambridge University Press, 2009, S. 76–93.
- [306] K. Train, „Probit“, in *Discrete Choice Methods with Simulation*, New York: Cambridge University Press, 2009, S. 76–93.
- [307] D. McFadden, W. Tye, und K. Train, „An Application of Diagnostic Tests for the Independence from Irrelevant Alternatives Property of the Multinomial Logit Model“, *Transportation Research Record: Forecasting Passenger and Freight Travel*, Bd. 637, S. 39–46, 1978.
- [308] K. S. Kurani und Meh Lee-Gosselin, „Synthesis of Past Activity Analysis Applications“, gehalten auf der Activity-Based Travel Forecasting Conference, New Orleans, Louisiana, USA, New Orleans, Louisiana, USA, 1997. [Online]. Verfügbar unter: <https://trid.trb.org/view.aspx?id=486713>
- [309] P. M. Jones und S. Carpenter, *Recent Advances in Travel Demand Analysis*. Aldershot: Gower, 1983.
- [310] Kenneth Train, *Qualitative Choice Analysis: Theory, Econometrics, and an Application to Automobile Demand*. MIT Press, 1985.
- [311] H. A. Simon, „A Behavioral Model of Rational Choice“, *The Quarterly Journal of Economics*, Bd. 69, Nr. 1, S. 99–118, Feb. 1955, doi: 10.2307/1884852.
- [312] J. Supernak, „Temporal Utility Profiles of Activities and Travel: Uncertainty and Decision Making“, *Transportation Research Part B*, Bd. 26B, 1 Bde., S. 61–76, 1992, doi: 10.1016/0191-2615(92)90020-W.
- [313] Tommy Gärling, Mei-Po Kwan, und R. G. Golledge, „Computational-Process Modelling of Household Activity Scheduling“, *Transportation Research Part B*, Bd. 28B, 5 Bde., S. 355–364, 1994.
- [314] T. Gärling, J. Säisä, A. Böök, und E. Lindberg, „The spatiotemporal sequencing of everyday activities in the large-scale environment“, *Journal of Environmental Psychology*, Bd. 6, S. 261–280, 1986.
- [315] T. Gärling, „The role of cognitive maps in spatial decision“, *Journal of Environmental Psychology*, Bd. 9, S. 269–278, 1989, doi: 10.1016/S0272-4944(89)80009-X.
- [316] D. Ettema, A. Borgers, und H. Timmermans, „SMASH (Simulation Model of Activity Scheduling Heuristics): Some Simulations“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 1551, Nr. 1, S. 88–94, 1996, doi: 10.1177/0361198196155100112.
- [317] R. Kitamura, E. I. Pas, C. V. Lula, T. K. Lawton, und P. E. Benson, „The Sequenced activity simulator (SAMS): an integrated approach to modelling transportation, land use and air quality“, *Transportation*, Nr. 23, S. 267–291, 1996, doi: 10.1007/BF00165705.
- [318] T. Arentze und H. Timmermans, *ALBATROSS – A Learning-based Transportation Oriented Simulation System*. Eindhoven: Technische Universiteit Eindhoven / EIRASS, 2000.
- [319] M. Balać und K. W. Axhausen, „Activity rescheduling within a multi-agent transport simulation framework (MATSim)“, ETH Zurich, 2016.

- [320] R. Kitamura und S. Fujii, „Two computational process models of activity-travel behavior“, gehalten auf der Conference on Theoretical Foundations of Travel Choice Modeling, Stockholm, Stockholm, 1996.

Band / Volume 625

On a multi-spectral method for measuring aerosol properties, suitable for operation on iagos passenger aircraft

P. Weber (2024), ca 123 pp

ISBN: 978-3-95806-746-2

Band / Volume 626

Modellierung der flächendifferenzierten Grundwasserneubildung für Schleswig-Holstein

Endbericht

I. McNamara, B. Tetzlaff, T. Wolters, F. Wendland (2024), 96 pp

ISBN: 978-3-95806-748-6

Band / Volume 627

Modeling orographic gravity waves from source to termination to improve parameterization schemes in climate models

S. Rhode (2024), xii, ii, 138 pp

ISBN: 978-3-95806-750-9

Band / Volume 628

Abscheidung kolumnarer Wärmedämmschichten mittels Suspensionsplasmaspritzen (SPS) und Plasma Spray – Physical Vapor Deposition (PS-PVD) Prozess

J. Joeris (2024), vii, 133 pp

ISBN: 978-3-95806-752-3

Band / Volume 629

Structure and properties of electrochemical interfaces from first principles simulations

R. Tesch (2024), xvi, 161 pp

ISBN: 978-3-95806-753-0

Band / Volume 630

Elucidation of Barocaloric Effect in Spin Crossover Compounds

H. Shahed (2024), x, 261 pp

ISBN: 978-3-95806-758-5

Band / Volume 631

Computational Investigation of Solvation Phenomena at Metal-Electrolyte Interfaces

O. Cheong (2024), xvii, 142 pp

ISBN: 978-3-95806-759-2

Band / Volume 632

Senkung zukünftiger Stickoxid- und Partikelemissionen in Nordrhein-Westfalen durch den Einsatz alternativer Energieträger und Antriebe

J. L. Breuer (2024), vii, 339 pp

ISBN: 978-3-95806-760-8

Band / Volume 633

Development of Model-Based Correction Methods for Temperature-Dependent Electromagnetic Induction (EMI) Measurement Errors in Soil Conductivity Estimations

T. M. Tchantcho Amin (2024), xx, 100 pp

ISBN: 978-3-95806-761-5

Band / Volume 634

Investigation and implementation of improved and degradation-tolerant fuel electrodes for solid oxide cells

A. Schwiers (2024), VI, 163, XIII pp

ISBN: 978-3-95806-762-2

Band / Volume 635

In Situ Time Calibration for Stationary Multichannel GPR Monitoring Systems

L. Steinbeck (2024), xvi, 98, xxxi pp

ISBN: 978-3-95806-767-7

Band / Volume 636

Erneuerbares Methanol als Ausgangsstoff für die Bereitstellung von flüssigen Kraftstoffen für den Transportsektor

F. Schorn (2024), VI, 275 pp

ISBN: 978-3-95806-769-1

Band / Volume 637

Investigation of Lower Boundary Conditions of Brominated Very Short-lived Species (VSLs)

S. Zheng (2024), 2, iii, 160 pp

ISBN: 978-3-95806-770-7

Band / Volume 638

Modellgestützte Analyse zukünftigen Mobilitätsverhaltens

J. P. Reul (2024), XVI, 291 pp

ISBN: 978-3-95806-771-4

Energie & Umwelt / Energy & Environment
Band / Volume 638
ISBN 978-3-95806-771-4