

# **Mikroskopische Abbildung von Pkw- Nutzungsprofilen im Längsschnitt**

Zur Erlangung des akademischen Grades einer

**DOKTOR-INGENIEURIN**

der Fakultät für  
Bauingenieur-, Geo- und Umweltwissenschaften  
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

**DISSERTATION**

von

**Dipl. rer. pol. techn. Christine Eisenmann (geb. Weiß)**

aus Neuendettelsau

Tag der mündlichen Prüfung: 20.06.2018

Referent: Prof. Dr.-Ing. Peter Vortisch

Korreferentin: Prof. Dr. rer. nat. Barbara Lenz

Karlsruhe 2018



# Kurzfassung

## ***Mikroskopische Abbildung von Pkw-Nutzungsprofilen im Längsschnitt 164 Seiten, 21 Abbildungen, 15 Tabellen***

Die Analyse von Pkw-Nutzungscharakteristika im zeitlichen Längsschnitt ist ein vergleichsweise neues Forschungsfeld, das mit dem Aufkommen der Elektromobilität weiter an Bedeutung gewonnen hat. Für eine Abschätzung des Potenzials von Elektrofahrzeugen mit begrenzten Reichweiten werden beispielsweise Kenntnisse zur Intensität und Variabilität der Nutzung von Pkw im Fernverkehr benötigt. Aber auch für die Entwicklung und Bewertung von Verkehrspolitiken sowie für die Abschätzungen der Marktpotenziale neuer Mobilitätskonzepte sind Kenntnisse der Variabilität und Stabilität der Pkw-Nutzung im Längsschnitt relevant.

Originäre, repräsentative und längsschnittorientierte Daten zur Nutzung von Pkw in Deutschland sind jedoch bislang nicht verfügbar. Um die aufgezeigten Fragestellungen zu beantworten, wird im Rahmen dieser Arbeit ein Ansatz entwickelt, um Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt abzubilden. Der gewählte Ansatz erlaubt es, die Unterschiedlichkeit der Fahrzeugnutzung, aufgelöst auf Einzelfahrten, repräsentativ für die deutsche Flotte über ein ganzes Jahr abzubilden. Eingabedaten sind empirische Erhebungsdaten zum Mobilitätsverhalten von Personen und zur Pkw-Nutzung, die sich in Granularität und zeitlicher Auflösung unterscheiden.

Anhand von vier Anwendungsfällen wird die Relevanz einer längsschnittorientierten Betrachtung der Pkw-Nutzung exemplarisch aufgezeigt. Zunächst wird die Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr analysiert und hieraus Implikationen für die Elektromobilität abgeleitet. Das Ersetzungspotenzial von Privat-Pkw durch stationsbasiertes Carsharing wird in einem weiteren Anwendungsfall untersucht. Es folgt ein Vergleich der Verteilungseffekte von drei Pkw-Mautformen für Bundesautobahnen. Das für Deutschland entwickelte Pkw-Nutzungsmodell wird abschließend auf den kalifornischen Markt angewandt und die Nutzungscharakteristika der Pkw in Deutschland und Kalifornien mittels einer Clusteranalyse verglichen.



# Abstract

## *A microscopic model of annual car-use profiles*

*164 pages, 21 figures, 15 tables*

The longitudinal analysis of car-use profiles is a rather new field of research, one that has gained particular relevance with the rise of electric mobility. Here, information on the intensity and variability of car-use in long-distance transport is necessary to assess the market potential of electric vehicles with limited ranges in Germany. Knowledge of the variability of car-use patterns over longer periods of time is also needed to develop and appraise transport policies and assess the market potential of new mobility concepts.

Unfortunately, original, representative car-use data from longitudinal surveys are not available for Germany. To fill this gap, this thesis deals with the development of a car-use model to identify the intra-car and inter-car variability of use patterns over one year for a representative German car fleet. Existing data from previous travel surveys and car-use surveys of different granularity and temporal resolution serve as input for this model.

To illustrate the importance of a longitudinal perspective on car-use four different case studies are presented: The first study focuses on the intensity of car-use in long-distance travel and the implications derived for electric mobility. Second, the potential for replacing private cars with station-based carsharing is assessed. In the third case study, a comparison of the distribution effects of three motorway toll tariff systems is conducted. Fourth, the German car-use model is applied to California and the car-use characteristics in Germany and California are compared using a cluster analysis.



# Vorwort

Die vorliegende Arbeit ist im Rahmen meiner Tätigkeit als akademische Mitarbeiterin am Institut für Verkehrswesen am Karlsruher Institut für Technologie entstanden. In verschiedenen Projekten hatte ich Gelegenheit, Erfahrungen mit empirischen Daten zum Mobilitätsverhalten und zur Pkw-Nutzung zu sammeln.

Bei der Erstellung dieser Arbeit wurde mir vielfältige Unterstützung zuteil. Allen voran möchte ich meinem Hauptreferenten Prof. Peter Vortisch danken, der meine Arbeit wohlwollend begleitete und mir zugleich viele Freiheiten gelassen hat. Bei Prof. Barbara Lenz möchte ich mich für die Übernahme des Korreferats und für die Bestärkung bei der Durchführung dieser Arbeit bedanken. Mein Dank gilt auch den Kolleginnen und Kollegen und den wissenschaftlichen Hilfskräften des IfV. Sie waren wesentlicher Grund für die sehr guten Arbeitsbedingungen in den letzten sechs Jahren. Besonders möchte ich mich bei Dr.-Ing. Bastian Chlond für viele, immer anregende und manchmal auch kontroverse Diskussionen und für wesentliche Impulse für diese Arbeit bedanken. Teile dieser Arbeit wurden in wissenschaftlichen Aufsätzen veröffentlicht. Die Diskussionen im Erstellungsprozess dieser Aufsätze trugen zum erfolgreichen Gelingen dieser Arbeit bei. Hierfür möchte ich mich bei meinen Koautoren, insbesondere bei Dr.-Ing. Bastian Chlond, Michael Heilig, Dr. Patrick Plötz, Prof. Ralph Buehler, Sascha von Behren, Dr. Tatjana Streit, Tim Hilgert und Dr.-Ing. Tobias Kuhnimhof, bedanken. Martin Hartmann danke ich für die immer schöne Zeit in Zimmer 309. Dank gebührt auch dem Karlsruhe House of Young Scientists des KIT für die Finanzierung meines Forschungsaufenthalts an der Virginia Tech.

Bedanken möchte ich mich auch für die Unterstützung aus dem Freundes- und Familienkreis bei der kritischen Durchsicht des Manuskripts. Besonderer Dank gilt meinen Eltern, die mir meine Ausbildung ermöglicht und mich auf meinem Weg bestärkt haben. Zuletzt danke ich meinem Mann Philipp, der mich mit Liebe und Verständnis auch in den anstrengenden Phasen dieser Arbeit unterstützt hat.

Karlsruhe, im Februar 2018

Christine Eisenmann





# Inhaltsverzeichnis

<b>Kurzfassung</b> .....	<b>i</b>
<b>Abstract</b> .....	<b>iii</b>
<b>Vorwort</b> .....	<b>v</b>
<b>Inhaltsverzeichnis</b> .....	<b>vii</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b> .....	<b>xi</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b> .....	<b>xiii</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b> .....	<b>xv</b>
<b>1 Problem- und Aufgabenstellung</b> .....	<b>1</b>
<b>2 Begriffsbestimmung und Datengrundlagen</b> .....	<b>5</b>
2.1 Begriffsbestimmung.....	5
2.1.1 Beschreibung der Pkw-Nutzung.....	5
2.1.2 Verhalten im zeitlichen Längsschnitt.....	7
2.2 Datengrundlagen .....	8
2.2.1 Erhebungen zu Mobilitätsverhalten und Pkw-Nutzung .....	8
2.2.2 Sekundärdaten zu Pkw-Bestand und Pkw-Kosten .....	15
<b>3 Empirische und theoretische Grundlagen für die Abbildung der Pkw-Nutzung</b> .....	<b>19</b>
3.1 Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung in Deutschland.....	19
3.1.1 Pkw-Besitz .....	19
3.1.2 Relevanz des Pkw in der Mobilität von Personen .....	20
3.1.3 Nutzungscharakteristika des Pkw.....	21
3.2 Stand der Forschung .....	24
3.2.1 Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt ..	25
3.2.2 Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt .....	29

3.2.3	Pkw-Nutzung im Fernverkehr .....	32
3.3	Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung .....	34
<b>4</b>	<b>Längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung .....</b>	<b>39</b>
4.1	Modellaufbau .....	39
4.1.1	Grundlegende Annahmen und Vorüberlegungen .....	41
4.1.2	Modellschritt 1: MOP-Woche .....	43
4.1.3	Modellschritt 2: Typische Woche .....	45
4.1.4	Modellschritt 3: Tankbuchzeitraum .....	46
4.1.5	Modellschritt 4: Restliche Tage des Jahres .....	48
4.2	Modellergebnis: Pkw-Nutzungsprofile über ein Jahr .....	48
4.3	Gewichtung der Pkw .....	49
4.4	Ergänzung externer Informationen zu den modellierten Fahrprofilen .....	51
4.4.1	Autobahninfrastrukturnutzung .....	51
4.4.2	Kosten von Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung .....	53
4.5	Modellvalidierung .....	63
4.5.1	Vergleich mit Querschnittserhebungen.....	63
4.5.2	Vergleich mit einem anderen Längsschnittmodell .....	67
4.6	Diskussion des Modellansatzes .....	76
<b>5</b>	<b>Anwendungen des Modellansatzes .....</b>	<b>81</b>
5.1	Pkw-Nutzung im Fernverkehr und Implikationen für Elektromobilität .....	81
5.1.1	Stand der Forschung.....	82
5.1.2	Methodik und Annahmen .....	84
5.1.3	Modellergebnisse .....	86
5.1.4	Zusammenfassung.....	90
5.2	Ersetzungspotenzial von privaten Pkw durch stationsgebundenes Carsharing .....	91
5.2.1	Stand der Forschung.....	93
5.2.2	Methodik und Annahmen .....	96
5.2.3	Modellergebnisse .....	100
5.2.4	Zusammenfassung.....	109
5.3	Verteilungseffekte von verschiedenen Pkw-Mautformen auf Bundesautobahnen .....	111
5.3.1	Stand der Forschung.....	113

---

5.3.2	Methodik und Annahmen .....	115
5.3.3	Modellergebnisse.....	116
5.3.4	Zusammenfassung .....	122
5.4	Vergleich der Pkw-Nutzung in Deutschland und in Kalifornien.....	124
5.4.1	Stand der Forschung .....	126
5.4.2	Methodik und Annahmen .....	127
5.4.3	Modellergebnisse.....	130
5.4.4	Zusammenfassung .....	141
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>143</b>
<b>7</b>	<b>Literatur.....</b>	<b>147</b>
	<b>Anhang.....</b>	<b>165</b>



## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 3-1:	Frühjahrsmonatsfahrleistung von Pkw in den letzten 15 Jahren, differenziert nach Stellung des Pkw im Haushalt .....	22
Abbildung 3-2:	Eckwerte der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf .....	24
Abbildung 3-3:	Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung .....	37
Abbildung 4-1:	Struktur des Pkw-Nutzungsmodells CUMILE, aufgezeigt anhand der Modellergebnisse eines Pkw .....	40
Abbildung 4-2:	Exemplarische Darstellung des Vorgehens bei der Zusammenfassung von Pkw-Fahrten zu einem Pkw-Ausgang	42
Abbildung 4-3:	Initiale Zuordnungsheuristik von Pkw zu Pkw-Fahrern in der MOP-Erhebungswoche .....	44
Abbildung 4-4:	Schematische Darstellung der Methodik der Pkw-Kostenergänzung .....	56
Abbildung 4-5:	Kumulierte Häufigkeitsverteilungen von D(L) mit L=100 km und L=200 km, CUMILE und probabilistische Methode.....	71
Abbildung 5-1:	Kumulative Verteilung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte gemäß ihrer maximalen täglichen Fahrleistung, differenziert nach verschiedenen Betrachtungszeiträumen ...	87
Abbildung 5-2:	Unterteilung der privat genutzten Pkw-Flotte in verschiedene Gruppen der Fernverkehrsnutzung.....	88
Abbildung 5-3:	Privat genutzte Pkw-Flotte, differenziert nach Gruppen der Fernverkehrsnutzung sowie nach Pkw-Eigenschaften, Pkw-Nutzungscharakteristika und Charakteristika der Pkw-Halter .....	89

Abbildung 5-4:	Werbefrafik eines CS-Anbieters, jährliche Kosten des Privat-Pkw-Besitzes im Vergleich zu einer CS-Mitgliedschaft (eigene Darstellung, angelehnt an Stadtmobil Karlsruhe 2017) .....	93
Abbildung 5-5:	Zusammenhang zwischen jährlichen Kosten von Privat-Pkw-Besitz, CS-Mitgliedschaft und Jahresfahrleistung, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien .....	102
Abbildung 5-6:	Gegenüberstellung der jährlichen Kosten von Privat-Pkw-Besitz und CS-Mitgliedschaft, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien .....	104
Abbildung 5-7:	Zusammenhang zwischen ökonomischer Vorteilhaftigkeit einer CS-Mitgliedschaft und Jahresfahrleistung des Privat-Pkw, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien .....	106
Abbildung 5-8:	Lageparameter der Häufigkeit und Intensität der BAB-Nutzung durch die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte .....	117
Abbildung 5-9:	BAB-Infrastrukturnutzung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte, differenziert nach Fahrtzwecken .....	118
Abbildung 5-10:	Jährliche Mautkosten der in CUMILE modellierten Pkw unter den verschiedenen Mautformen in Abhängigkeit zur Jahresfahrleistung .....	119
Abbildung 5-11:	Lageparameter der jährlichen Mautbelastung einer fahrleistungsabhängigen Maut; mittlere Mautbelastungen zeitbezogener Mautformen. Differenzierung der Analysen nach sozioökonomischen Charakteristika der Pkw-Halter und Pkw-Eigenschaften .....	121
Abbildung 5-12:	Eigenschaften der Pkw in den verschiedenen Clustern, differenziert nach Untersuchungsgebiet .....	136
Abbildung 5-13:	Soziodemografische Charakteristika der Pkw-Halter in den verschiedenen Clustern, differenziert nach Untersuchungsgebiet .....	138

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1:	Überblick über die in dieser Arbeit genutzten Mobilitäts-erhebungen (Follmer et al. 2010b; Wermuth et al. 2012; Caltrans 2013; Eisenmann et al. 2018b) .....10
Tabelle 4-1:	Gewichtungsfaktoren auf Haushaltsebene, Fallzahlen der für die Gewichtung relevanten Teilstichproben (in Klammern ausgewiesen) .....50
Tabelle 4-2:	Gegenüberstellung von Kostenkategorien der ADAC-Kostendatenbank und der EVS; daraus resultierende Kostenkategorien für die Pkw-Kostenergänzung .....54
Tabelle 4-3:	Schätzergebnisse (und entsprechende Signifikanzniveaus) der linearen Regressionsmodelle zu Pkw-Neuwagenpreisen, Pkw-Restwerten, Reparatur- und Instandhaltungskosten und Kfz-Steuer .....58
Tabelle 4-4:	Schätzergebnisse (und entsprechende Signifikanzniveaus) der linearen Regressionsmodelle zu Pkw-Versicherungskosten (Haftpflicht, Vollkasko, Teilkasko).....59
Tabelle 4-5:	Vergleich der Pkw-Kosten der in CUMILE abgebildeten Privat-Pkw (initiale Kostenermittlung) und der in der EVS 2013 abgebildeten Privat-Pkw; Ableitung von Korrekturfaktoren...62
Tabelle 4-6:	Gegenüberstellung der Erhebungseigenschaften der MiD 2008 und KiD 2010 mit den Modelleigenschaften von CUMILE und die daraus resultierende Datenharmonisierung bei der Validierung von CUMILE (Follmer et al. 2010a; Wermuth et al. 2012).....65
Tabelle 4-7:	Vergleich der in MiD 2008 und KiD 2010 erhobenen Eckwerte der Pkw-Nutzung mit den in CUMILE modellierten Eckwerten .....66

Tabelle 4-8:	Pkw-Nutzungsintensitäten im Fernverkehr, differenziert nach Pkw-Eigenschaften und soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter .....	72
Tabelle 5-1:	CS-Nutzungsszenarien .....	97
Tabelle 5-2:	Zuordnungsheuristik der KBA-Segmente an die CS-Fahrzeugtarifklassen .....	99
Tabelle 5-3:	Zusammenfassung der Substitutionspotenziale durch CS, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien .....	107
Tabelle 5-4:	Schätzergebnisse (und zugehörige Signifikanzniveaus) von fünf binären logistischen Regressionen. Wahrscheinlichkeit, dass es ökonomisch vorteilhaft ist, einen Pkw durch CS zu ersetzen	109
Tabelle 5-5:	Nutzungscharakteristika der verschiedenen Pkw-Cluster ....	132
Tabelle 5-6:	Stichprobenumfänge der Pkw-Cluster in Deutschland und Kalifornien .....	134



## Abkürzungsverzeichnis

ADAC	Allgemeiner Deutscher Automobil-Club
BAB	Bundesautobahn
BEV	Batterieelektrische(s) Fahrzeug(e) (Battery Electric Vehicle(s))
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
BMVBS	Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung
BMVI	Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur
bzw.	beziehungsweise
Caltrans	California Department of Transportation
CATI	Computer Assisted Telephone Interview
CAWI	Computer Assisted Web Interview
CHTS	California Household Travel Survey
CS	Carsharing
CUMILE	Car Usage Model Integrating Long distance Events
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
d. h.	das heißt
EVS	Einkommens- und Verbrauchsstichprobe
FGSV	Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen e. V.
GPS	Global Positioning System
HEV	Hybridfahrzeug(e) (Hybrid Electric Vehicle(s))
HH	Haushalt
HSN	Hersteller-Schlüssel-Nummer
IfV	Institut für Verkehrswesen am Karlsruher Institut für Technologie
INVERMO	Forschungsprojekt Intermodale Vernetzung; Fernverkehrserhebung, die im gleichnamigen Projekt durchgeführt wurde
IVT	IVT Research GmbH

KBA	Kraftfahrtbundesamt
KID	Kraftverkehr in Deutschland
KIT	Karlsruher Institut für Technologie (früher: Universität Karlsruhe TH)
km	Kilometer
kWh	Kilowattstunde
MAE	Mean Absolute Error
MiD	Mobilität in Deutschland
Mio.	Million
MIV	Motorisierter Individualverkehr
MOP	Deutsches Mobilitätspanel
OBD	On-Board-Diagnostic
ÖV	Öffentliche Verkehr (z. B. Bus, Zug, Straßenbahn)
PAPI	Paper and Pencil Interview
PHEV	Plug-in-Elektrofahrzeug(e) (Plug-In Hybrid Electric Vehicle(s))
PHH	Personen im Haushalt
Pkw	Personenkraftwagen
RMSE	Root Mean Squared Error
StDev	Standardabweichung
TEW	Tausend Einwohner
TSN	Typ-Schlüssel-Nummer
WVI	WVI Prof. Dr. Wermuth Verkehrsforschung und Infrastrukturplanung GmbH
z. B.	Zum Beispiel
ZFZR	Zentrales Fahrzeugregister des KBA

# 1 Problem- und Aufgabenstellung

Der Personenkraftwagen (Pkw) ist das mit Abstand wichtigste Verkehrsmittel der Deutschen: Sie legen 56% aller Wege im Alltag und 74% aller Wege im Fernverkehr mit dem Pkw zurück (Manz 2004; Eisenmann et al. 2018b). Ein Grund für diese Dominanz des Pkw in der Verkehrsmittelwahl ist das breite Einsatzspektrum. Personen nutzen ihren Pkw auf dem täglichen Pendelweg, auf der Fahrt in den Sommerurlaub oder auch zum Brötchen holen um die Ecke. Der Wocheneinkauf lässt sich komfortabel im Pkw transportieren und Kinder können mit ihm in den Kindergarten gebracht werden. Der Einsatz des Pkw ist zudem unabhängig von Wetter und Jahreszeit, er kann flexibel und zu jeder Tages- und Nachtzeit genutzt werden. Zusammengefasst: „der konventionelle Pkw [ist] ein Universaltalent!“ (Chlond 2013). Aufgrund dieses breiten Einsatzspektrums wird der Pkw nicht jeden Tag gleich genutzt, sondern sehr unterschiedlich. Andere Verkehrsmittel erfüllen diese universalen Einsatzmöglichkeiten nicht: So eignet sich das Fahrrad eher für den Nahbereich und die Nutzung wird teilweise durch die Witterungsverhältnisse determiniert. Der Öffentliche Verkehr (ÖV) ist aufgrund von vorgegebenen Fahrplänen und Routen weniger flexibel als der Pkw.

Die Analyse von Pkw-Nutzungscharakteristika im zeitlichen Längsschnitt ist ein vergleichsweise neues Forschungsfeld, das mit dem Aufkommen der Elektromobilität weiter an Bedeutung gewonnen hat. Aufgrund ihrer begrenzten Reichweiten und aktuell vergleichsweise langen Batterieladedauern sind Elektrofahrzeuge dem universalen Nutzungscharakter konventioneller Fahrzeuge unterlegen, da Ziele im Fernverkehr oft nicht mit einer Batterieladung erreicht werden können. Für eine Abschätzung des Potenzials von Elektrofahrzeugen im deutschen Markt werden daher Kenntnisse über Intensität und Variabilität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr benötigt.

Auch für andere Fragestellungen ist die Kenntnis zu Variabilität und Stabilität der Pkw-Nutzung im Längsschnitt relevant. Beispielsweise können entlang von Pkw-Nutzungsmustern effektive Verkehrspolitiken identifiziert und erarbeitet, die

ökonomischen Verteilungseffekte unterschiedlicher Maut- und Steuerpolitiken bewertet, das Marktpotenzial neuer Mobilitätskonzepte unter ökonomischen Erwägungen abgeschätzt oder neue Fahrzeugkonzepte entwickelt werden.

Eine wesentliche Einschränkung dieses Forschungsfelds stellt die Datenverfügbarkeit dar: Originäre, repräsentative und längsschnittorientierte Daten zur Nutzung der Pkw-Flotte in Deutschland sind bislang nicht vorhanden. Nationale Erhebungen zur Nutzung von Kraftfahrzeugen werden lediglich über den Zeitraum eines Tages durchgeführt, andere Untersuchungen zur Fahrleistung beschränken sich auf die Abfrage von Jahresfahrleistungen (Follmer et al. 2010b; Wermuth et al. 2012; Bäumer et al. 2017). Anhand der bestehenden Datenquellen kann nicht untersucht werden, wie sich Pkw-Jahresfahrleistungen auf einzelne Fahrten im Jahresverlauf verteilen.

Auch Erhebungen und Modelle zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt enthalten nur eingeschränkte Informationen zur Nutzung von Pkw im zeitlichen Längsschnitt, da ein Pkw einerseits von mehreren Personen genutzt werden kann (z. B. Ein-Pkw-Haushalte) und eine Person andererseits im Zeitverlauf mehr als einen Pkw verwenden kann (z. B. Mehr-Pkw-Haushalte).

Automatisierte Erhebungen mittels Global Positioning System (GPS) sind ein Ansatz zur Erfassung von Pkw-Fahrprofilen im zeitlichen Längsschnitt (z. B. Pearre et al. 2011, Khan und Kockelman 2012). Einschränkungen dieses Ansatzes sind oft kleine und auf einzelne Städte beschränkte Stichproben, teilweise beschränkte Datenqualitäten sowie vergleichsweise hohe Erhebungskosten (Elango et al. 2007; He et al. 2016).

In dieser Arbeit wird ein alternativer Ansatz gewählt, um die aufgezeigten Fragestellungen zu beantworten. Basierend auf empirische Erhebungsdaten unterschiedlicher Granularität und zeitlicher Auflösung zum Mobilitätsverhalten von Personen und zur Pkw-Nutzung wird ein Modellansatz entwickelt, um die Nutzung einer für Deutschland repräsentativen Pkw-Flotte über ein Jahr abzubilden. Diese Nutzungsprofile werden in einem hohen Detaillierungsgrad als einzelne Fahrten mit spezifischen Charakteristika dargestellt.

Zunächst werden in Kapitel 2 Begriffe für die Beschreibung der Pkw-Nutzung und von Mobilitätsverhalten im zeitlichen Längsschnitt bestimmt und die Datengrundlagen dieser Arbeit vorgestellt.

In Kapitel 3 werden die empirischen und theoretischen Grundlagen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung diskutiert. Hierzu werden zunächst Eckwerte von Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung in Deutschland vorgestellt. Außerdem wird der Stand der Forschung zum Mobilitätsverhalten von Personen und zu Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt sowie zu Pkw-Nutzung im Fernverkehr diskutiert. Darauf aufbauend werden Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung gezogen.

Kapitel 4 widmet sich der längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung. Hierzu werden zuerst, aufbauend auf Kapitel 3, grundlegende Annahmen für die Abbildung der Pkw-Nutzung skizziert. Es folgt eine Beschreibung des Modellaufbaus und des Modellergebnisses. Weiter werden der Gewichtungansatz und das Vorgehen zur Ergänzung von externen Informationen (Infrastrukturnutzung, Pkw-Kosten) an die gewonnenen Pkw-Nutzungsprofile beschrieben. Um die Ergebnisse des entwickelten Modellansatzes zu validieren, werden diese mit Querschnittserhebungen sowie mit einem weiteren Längsschnittmodell der Pkw-Nutzung verglichen. Es folgt eine kritische Diskussion des Modellansatzes.

In Kapitel 5 wird anhand von vier Anwendungsfällen die Relevanz einer längsschnittorientierten Betrachtung der Pkw-Nutzung exemplarisch aufgezeigt. Zunächst wird die Nutzung von Pkw im Fernverkehr untersucht und die Implikationen auf das Marktpotenzial von Elektrofahrzeugen erörtert. Es folgen eine Abschätzung des Ersetzungspotenzials von Privatfahrzeugen durch stationsgebundenes Carsharing und eine Diskussion der Verteilungseffekte von verschiedenen Pkw-Mautformen auf Bundesautobahnen. Im vierten Anwendungsfall wird das für Deutschland entwickelte Pkw-Nutzungsmodell auf den kalifornischen Markt angewandt und die Pkw-Nutzungscharakteristika in beiden Untersuchungsgebieten werden miteinander verglichen.

Die Arbeit schließt in Kapitel 6 mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick.



## **2 Begriffsbestimmung und Datengrundlagen**

### **2.1 Begriffsbestimmung**

In den nachfolgenden Abschnitten werden Begriffe eingeführt, die in der vorliegenden Arbeit verwendet werden, um Pkw-Nutzung und Verhalten im zeitlichen Längsschnitt zu beschreiben.

#### **2.1.1 Beschreibung der Pkw-Nutzung**

Die Analyse und Modellierung des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt ist ein wesentliches Forschungsgebiet in der Mobilitätsforschung und Verkehrsplanung (z. B. Manz 2004; Schönfelder 2006; Märki 2014). Anhand der Kenntnisse zu Strukturen und Motiven des Mobilitätsverhaltens von Personen können Politiken abgeleitet werden, um bereits unternommene Verhaltensweisen zu festigen und zu verstärken oder um neue Maßnahmen zur Beeinflussung des intrapersonellen Mobilitätsverhaltens zu entwickeln (Axhausen et al. 2007). In diesen Studien steht der Mensch und seine Aktivitäten- und Mobilitätsbedürfnisse im Mittelpunkt der Analyse und Modellierung. Zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens von Personen liegen verschiedene etablierte und oftmals durch die Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen e. V. (FGSV) definierte Begriffe vor.

In der vorliegenden Arbeit steht nicht der Mensch im Mittelpunkt der Betrachtung, sondern der Pkw. Der Pkw ist ein Objekt, das von einer oder mehreren Personen zur genutzt werden kann, um dessen oder deren Mobilitäts- und Aktivitätsbedürfnisse zu befriedigen. Im Folgenden werden Begriffe eingeführt, die im weiteren Verlauf dieser Arbeit verwendet werden, um Pkw-Nutzung zu

beschreiben und einzuordnen. Diese Begriffe sind weitgehend an bestehende Begriffe zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens von Personen angelehnt.

In der Verkehrsplanung ist ein Weg als eine „Ortsveränderung einer Person von einem Ausgangspunkt zu einem Ziel“ (FGSV 2012) definiert. Jeder Weg hat einen Zweck, wobei der Wegezweck durch die Art der Aktivitäten am Ziel des Weges bestimmt wird, z. B. Arbeit, Ausbildung, Einkaufen oder Freizeit. In der vorliegenden Arbeit werden Wege, die von Pkw-Nutzern mit dem Pkw zurückgelegt werden, als Fahrten bezeichnet. Der Zweck der Fahrt, festgelegt durch die Aktivität des Pkw-Nutzers am Ziel der Fahrt, wird als Fahrtzweck bezeichnet.

Ausgänge sind laut FGSV (2017) definiert als eine „Abfolge von Wegen, die an einem Ort (häufig zu Hause) beginnen und dort wieder enden“. In dieser Arbeit wird eine Abfolge von Fahrten eines Pkw, die an der Wohnung des Pkw-Nutzers beginnen und dort wieder enden als Pkw-Ausgang bezeichnet.

Die Variation des Mobilitätsverhaltens von Personen kann aus zwei Perspektiven betrachtet werden: als interpersonelle Variation oder als intrapersonelle Variation. Die interpersonelle Variation beschreibt die Variation des Mobilitätsverhaltens zwischen mehreren Personen. Die intrapersonelle Variation betrachtet hingegen Variation des Verhaltens einer Person über ein betrachtetes Zeitintervall (Kunert 1994; Lipps 2001). Bei der Analyse und Modellierung des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt steht die intrapersonelle Variation im Fokus. Bei Querschnittsbetrachtungen steht hingegen die interpersonelle Variation im Mittelpunkt. Für die Beschreibung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt werden analog die Begriffe inter-Fahrzeug Variation und intra-Fahrzeug Variation eingeführt.

Um das Mobilitätsverhalten von Personen zu quantifizieren, werden häufig Mobilitätseckwerte gebildet. Diese beziehen sich meist auf die Mobilität eines Tages, siehe beispielsweise Eisenmann et al. (2018b). Meist werden die folgenden Eckwerte genutzt:

- Verkehrsaufkommen: Durchschnittliche Anzahl zurückgelegter Wege je Person und Tag.
- Verkehrsleistung: Durchschnittliche zurückgelegte Entfernung über alle Wege je Person und Tag.
- Mobilitätszeit: Durchschnittliche im Verkehrssystem pro Person und Tag verbrachte Zeit.



Die in dieser Arbeit verwendeten Eckwerte zur Quantifizierung der Pkw-Nutzung orientieren sich an den oben genannten Eckwerten. Da Analyseeinheit nicht die Person, sondern der Pkw ist, werden die Eckwerte mit dem Präfix „Pkw“ versehen, d. h. Pkw-Verkehrsaufkommen, Pkw-Verkehrsleistung und Pkw-Mobilitätszeit.

### **2.1.2 Verhalten im zeitlichen Längsschnitt**

In der wissenschaftlichen Literatur werden verschiedene Begrifflichkeiten zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt verwendet. Die in diesem Zusammenhang häufig gebrauchten Begriffe – Stabilität und Variabilität sowie Rhythmik und Repetition – werden im Folgenden definiert.

Intrapersonelle Stabilität im Mobilitätsverhalten beschreibt einen Zustand, in dem dieselben Personen über einen längeren Zeitraum dasselbe Mobilitätsverhalten aufweisen, beispielsweise hinsichtlich ihrer Verkehrsmittelwahl (Mannering et al. 1994).

Dem gegenüber steht die intrapersonelle Variabilität des Mobilitätsverhaltens. Unter intrapersoneller Variabilität versteht man die Abweichung des Verhaltens von den üblichen individuellen Routinen und Gewohnheiten, die über längere Zeiträume entwickelt wurden. Die intrapersonelle Variabilität kann weiterhin in zwei Komponenten unterteilt werden, eine systematische Komponente, die z. B. durch persönliche Merkmale erklärbar oder vorhersehbar ist, und eine nicht systematische Zufallskomponente (Pas 1987; Schönfelder 2006).

Wenn Mobilitätsteilnehmer in identischen oder ähnlichen Situationen ein gleiches Mobilitätsverhalten an den Tag legen, dann wird dieses Mobilitätsverhalten als Gewohnheit oder Routine bezeichnet. Gemäß Gärling und Axhausen (2003) sind Gewohnheiten und Routinen eine Strategie, um die Komplexität und Vielfalt des städtischen Mobilitätsmilieus bewältigen zu können. Gewohnheiten und Routinen führen zu rhythmischen beziehungsweise repetitiven Mustern im Mobilitätsverhalten. Rhythmische Muster sind Verhaltenskomponenten, die periodisch über längere Zeiträume beobachtbar sind. Dies können komplette Tagesabläufe mit identischen Attributen, Aktivitätssequenzen oder einzelne Hauptaktivitäten sowie Reisen sein. Rhythmische Muster sind zwangsläufige

Folgen von Gewohnheiten und Routinen im Mobilitätsverhalten (Bhat et al. 2005; Schönfelder 2006).

In der vorliegenden Arbeit werden diese, ursprünglich zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt eingeführten, Begriffe genutzt, um Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt zu beschreiben.

## **2.2 Datengrundlagen**

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden verschiedene Datengrundlagen verwendet, um Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt abzubilden, um die gewonnenen Ergebnisse zu validieren und um die erstellten Nutzungsprofile mit weiteren Informationen anzureichern. In den folgenden Abschnitten werden die genutzten Erhebungen zu Mobilitätsverhalten und Pkw-Nutzung sowie weitere verwendete Datenquellen vorgestellt.

### **2.2.1 Erhebungen zu Mobilitätsverhalten und Pkw-Nutzung**

In der Verkehrsplanung und -forschung werden Daten zum Mobilitätsverhalten von Personen und zur Fahrzeugnutzung benötigt. Um derartige Daten zu generieren, werden Erhebungen durchgeführt. Eine etablierte Methode, um Daten zum Mobilitätsverhalten von Personen zu erheben, ist die Befragung von Personen zu ihrer Mobilität in einem vorgegebenen Zeitintervall, z. B. ein Tag. Da Erhebungsteilnehmer in den meisten Fällen in diesem vorgegebenen Zeitintervall keine seltenen Reiseereignisse durchführen und ihr Bericht ihr typisches Mobilitätsverhalten im Alltag widerspiegelt, spricht man bei diesen Studien von Erhebungen des Mobilitätsverhaltens im Alltag.

Fernverkehrsereignisse sind hingegen seltene Reiseereignisse, die in Erhebungen zur Alltagsmobilität oft nicht enthalten sind. Aus diesem Grund werden bei der Erhebung von Fernverkehrsereignissen andere Erhebungsmethoden gewählt (Frei et al. 2010). Ein Problem bei der Erhebung von Fernverkehrsereignissen ist, dass keine allgemeingültige Definition des Fernverkehrs existiert. Meist wird Fernverkehr über die Entfernung zwischen Start- und Zielpunkt der Reise definiert. Aber die der Fernverkehrsdefinition zugrunde liegenden Mindestentfernungen

variieren in den verschiedenen Fernverkehrserhebungen (Frei et al. 2010). In anderen Erhebungen wird der Untersuchungsgegenstand nicht über Mindestentfernungen abgegrenzt, sondern anhand der Aktivitätendauer am Zielort der Aktivität. Aus einer Vergleichsstudie zu in den 1990er Jahren in Europa durchgeführten Fernverkehrserhebungen geht hervor, dass sich diese nicht nur hinsichtlich der genutzten Fernverkehrsdefinition, sondern auch hinsichtlich genutzter Erhebungsmethoden und Befragungszeiträume stark unterscheiden (Axhausen 2001). Aus diesen Gründen sind Ergebnisse der verschiedenen Fernverkehrserhebungen teilweise nicht direkt miteinander vergleichbar.

In der vorliegenden Arbeit werden für die Untersuchung der Pkw-Nutzung in Deutschland Daten aus fünf Mobilitätserhebungen genutzt. Die Daten des Deutschen Mobilitätspanels (MOP) und der Fernverkehrserhebung INVERMO werden für die Analyse der Struktur der Pkw-Nutzung und als Eingabedaten der längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung verwendet. Der entwickelte Modellansatz wird mithilfe der Erhebungen Mobilität in Deutschland (MiD) 2008 und Kraftverkehr in Deutschland (KiD) 2010 validiert. Weiterhin werden diese Erhebungen für grundlegende Analysen zu Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung verwendet. Außerdem wird untersucht, ob und inwieweit die für Deutschland gewonnenen Erkenntnisse auch auf andere Länder und Märkte übertragbar sind. Beispielhaft wird in der vorliegenden Arbeit die Übertragbarkeit der Erkenntnisse und des entwickelten Modellansatzes auf Kalifornien, USA, untersucht; als Datengrundlage wird die Erhebung des California Household Travel Survey 2010-2012 genutzt.

Eine zusammenfassende Darstellung der Eigenschaften der verschiedenen für diese Arbeit genutzten Erhebungen findet sich in Tabelle 2-1. In den nachfolgenden Abschnitten werden diese Erhebungen separat vorgestellt.

**Tabelle 2-1: Überblick über die in dieser Arbeit genutzten Mobilitätserhebungen (Follmer et al. 2010b; Wermuth et al. 2012; Caltrans 2013; Eisenmann et al. 2018b)**

	Modellierung Deutschland			Modellierung Kalifornien		Modellvalidierung Deutschland	
	MOP – Alltagsmobilität	MOP – Tankbuch	INVERMO	CHTS – GPS&OBD	CHTS – Longtrips	MiD	KiD
<b>Erhebungsjahr (verwendet)</b>	2002/2003-2013/2014		2000-2002	2010-2012		2008	2010
<b>Erhebungszeitraum</b>	7 Tage	8 Wochen	3 Reisen	7 Tage	8 Wochen	1 Tag	1 Tag
<b>Datenerhebung<sup>a</sup></b>	PAPI, CAWI	PAPI	CATI	GPS, OBD	PAPI	CATI, PAPI, CAWI	PAPI
	14.443 HH	7.351 HH	17.000 Pers.	1.440 HH	13.797 HH	25.922 HH	-
<b>Stichprobe, brutto</b>	-	9.610 Pkw	-	2.715 Pkw	-	34.601 Pkw	28.219 Pkw
	266.679 Pkw-Fahrten	-	9.465 Pkw-Reisen	77.174 Pkw-Fahrten	77.174 Pkw-Fahrten	83.739 Pkw-Fahrten	50.467 Pkw-Fahrten
<b>Definition Fernverkehr</b>	-	-	Minimale Wegdistanz: 100 km	-	-	-	Minimale Wegdistanz: 80 km
<b>Auftrag-/Fördergeber<sup>b</sup></b>	BMVI		BMBF	Caltrans		BMVBS	BMVBS
<b>Auftrag-/Fördernehmer</b>	Kantar TNS (ehemals: TNS Infratest), KIT-IfV		TNS Infratest, Deutsche Bahn AG, Lufthansa AG, Universität Karlsruhe-IfV	NuStats, GeoStats, Franklin Hill Group, Mark Bready Research & Consulting		Infas, DLR	WVI, IVT, DLR KBA

<sup>a</sup> PAPI: Paper and Pencil Interview, CAWI: Computer Assisted Web Interview, CATI: Computer Assisted Telephone Interview, GPS: Global Positioning System, OBD: On-Board-Diagnostic

<sup>b</sup> BMVI: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, BMBF: Bundesministerium für Bildung und Forschung, BMVBS: Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung, Caltrans: California Department of Transportation

### 2.2.1.1 Das Deutsche Mobilitätspanel

Das Deutsche Mobilitätspanel (MOP) ist eine längsschnitorientierte Erhebung, die seit 1994 kontinuierlich das Mobilitätsverhalten in Deutschland untersucht. Im Mittelpunkt des MOP stehen Alltagsmobilität von Personen sowie Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch von Pkw in Privathaushalten.

In der Erhebung zur Alltagsmobilität werden die Mitglieder von Privathaushalten (ab 10 Jahren) gebeten, über einen Zeitraum von einer Woche ein Wegetagebuch auszufüllen. Jedes Jahr nehmen 2.000 bis 2.700 Personen aus 1.000 bis 1.500 Haushalten am MOP teil. Mittels des Wegetagebuchs werden alle Wege der Personen mit Start- und Endzeiten, Zweck (z. B. Weg zum Einkaufen, zur Arbeit), benutzten Verkehrsmitteln (z. B. Fahrrad, Pkw) und zurückgelegter Entfernung erfasst. Zudem werden die Erhebungsteilnehmer gebeten, soziodemografische Informationen zu ihrer Person (z. B. Alter, Berufstätigkeit) und zu ihrem Haushalt (z. B. Pkw-Besitz, Anzahl Personen im Haushalt) sowie zu möglichen Besonderheiten im Erhebungszeitraum (z. B. Urlaub, Krankheit, Pkw in der Werkstatt) anzugeben. Dieser Teil der Erhebung findet seit 1994 jedes Jahr im Herbst statt.

Haushalte, die an der Erhebung zur Alltagsmobilität teilnehmen und einen Pkw besitzen, werden im zweiten Erhebungsteil des MOP gebeten, auch an der Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch teilzunehmen. Im Rahmen dieses Erhebungsteils füllen die Teilnehmer für alle Pkw in ihrem Haushalt ein Tanktagebuch über einen Zeitraum von acht Wochen aus. Erfasst werden Informationen zu den im Erhebungszeitraum stattfindenden Tankvorgängen, wie Menge und Preis des getankten Kraftstoffs, Datum und Kilometerstand. Zudem werden Kilometer- und Tankfüllstände der Pkw zu Beginn und Ende des Erhebungszeitraums sowie weitere Pkw-Eigenschaften (z. B. Baujahr, Hubraum, Marke) und Pkw-Nutzungscharakteristika (z. B. geschätzte Jahresfahrleistung, Nutzung als Privat- oder Dienstwagen) erhoben. Dieser Erhebungsteil findet seit 2002 jedes Jahr im Frühjahr statt.

Das MOP wird aufgrund des Erhebungsdesigns als Längsschnittstudie bezeichnet:

- Die jährliche Wiederholung der Erhebung ermöglicht es, Mobilitätsverhalten in Deutschland über mittlerweile 20 Jahre als Zeitreihe zu analysieren.

- Die Betrachtung der Mobilität von Personen über den Zeitraum einer Woche bzw. die Beobachtung von Fahrzeugen über den Zeitraum von acht Wochen erlauben Analysen zu Stabilität und Variabilität des Mobilitätsverhaltens und der Pkw-Nutzung.
- Das MOP ist zudem als Panelerhebung mit rotierender Stichprobe aufgebaut, d. h. die Teilnehmer werden gebeten, über drei aufeinander folgende Jahre an der Erhebung teilzunehmen. Gleichzeitig verlässt jedes Jahr ein Teil der Haushalte die Stichprobe und wird durch neue Haushalte ersetzt. Dieses Erhebungsdesign erlaubt es, Veränderungen oder Stabilität im Mobilitätsverhalten von denselben Personen (d.h. intrapersonell) innerhalb von drei Jahren zu beobachten und zu analysieren.

### 2.2.1.2 INVERMO

Die Erhebung INVERMO ist eine repräsentative Erhebung zum Mobilitätsverhalten im Fernverkehr, die im gleichnamigen Projekt durchgeführt wurde (Zumkeller et al. 2005). Ziel des Projektes INVERMO war es, Maßnahmen für die intermodale Verknüpfung von Verkehrsträgern im Fernverkehr zu entwickeln und zu optimieren.

Grundgesamtheit der Erhebung INVERMO sind in Deutschland lebende Personen (ab 14 Jahren), die in Privathaushalten leben und deren Haushalt über einen Festnetzanschluss verfügt. Das Erhebungskonzept für INVERMO ist mehrstufig aufgebaut, um sowohl den Anforderungen an die Repräsentativität als auch an den Detaillierungsgrad der erhobenen Informationen zum Fernverkehrsverhalten gerecht zu werden. Es wurde ein Panel-Ansatz mit wiederholter Befragung derselben Erhebungsteilnehmer erarbeitet, um intrapersonell längere Erhebungszeiträume generieren zu können und um die Saisonalität in der Erhebung berücksichtigen zu können. Dieser Erhebungsansatz umfasst drei Teile:

- Eine Screening-Erhebung als repräsentative Basis-Erhebung, in der die letzten drei durchgeführten Reisen einer Person komprimiert abgefragt werden (z. B. genutzte Verkehrsmittel, Entfernung zum Zielort, Abfahrtstag und Dauer der Reise). Außerdem sind soziodemografische und soziodemografische Informationen auf Haushalts- (z. B. verfügbares Einkommen, Anzahl Pkw im Haushalt) und Personenebene (z. B. Alter, Geschlecht) enthalten.

- Eine Haupterhebung zur detaillierten Erhebung einzelner Reiseereignisse. Neben Informationen zu Entfernung zum Zielort, Abfahrtstag sowie der Dauer der Reise liegen auch Informationen zu den Aspekten der Reiseplanung, Fahrtunterbrechungen sowie Aktivitäten und Wege am Zielort der Reise zu vor.
- Intensiv-Interviews mittels eines Stated-Preference-Ansatzes, um die Einschätzung zu intermodalen Angeboten zu erfassen.

Im Rahmen dieser Arbeit werden die Daten der Screening- und der Haupterhebung von INVERMO genutzt.

### **2.2.1.3 Mobilität in Deutschland**

Die Erhebung Mobilität in Deutschland (MiD) 2008 ist eine repräsentative Stichtagserhebung des Mobilitätsverhaltens der in Deutschland lebenden Bevölkerung (Follmer et al. 2010b). Im Vergleich zum MOP unterscheidet sich die MiD in Erhebungszeitraum, Stichprobengröße und Detaillierungsgrad der Wegeabfrage. Die Erhebungsteilnehmer der MiD füllen ein Wegetagebuch über einen Tag aus; erhoben wird an allen Tagen des Jahres. Des Weiteren wird die Erhebung MiD nicht jährlich, sondern im Abstand von sechs bis acht Jahren, durchgeführt. Die Stichprobengröße der MiD ist deutlich größer als die des MOP. Im Wegetagebuch berichten die Erhebungsteilnehmer Informationen zu Start- und Endzeiten, Zweck, benutzten Verkehrsmitteln und zurückgelegter Entfernung für jeden am Stichtag getätigten Weg. Im Falle eines Pkw-Weges geben sie auch an, welchen Pkw im Haushalt sie auf diesem Weg genutzt haben. Aus dieser Information können Fahrtprofile der Pkw im Haushalt am Erhebungstichtag abgeleitet werden.

Neben der Wegeerhebung an einem Stichtag wurden in der MiD 2008 auch mehrtägige Reisen in einem weiteren Teil der Studie erhoben. Diese Reiseerhebung wurde nicht für die Abbildung der Pkw-Nutzung in der vorliegenden Arbeit verwendet, da eintägige Fernverkehrsereignisse in diesem Teil der Studie nicht erhoben wurden.

#### **2.2.1.4 Kraftverkehr in Deutschland**

Die Erhebung Kraftfahrzeugverkehr in Deutschland (KiD) 2010 ist eine deutschlandweite Befragung von Kraftfahrzeughaltern zu Einsatz und Nutzung ihrer Fahrzeuge (Wermuth et al. 2012). Den Schwerpunkt der Erhebung bildet die empirische Analyse des Straßenwirtschaftsverkehrs der in Deutschland zugelassenen Fahrzeuge. Aus diesem Grund sind Pkw gewerblicher Halter und Lkw bis einschließlich 3,5 t Nutzlast überproportional in der Stichprobe vertreten. Dennoch nahmen auch Halter von rund 4.500 Privat-Pkw an der Erhebung teil.

Im Rahmen der KiD 2010 werden Fahrzeugeigenschaften und Informationen zu Fahrzeughaltern erhoben. Zudem wird zu jedem Pkw in der Stichprobe für jeweils einen vorgegebenen Erhebungsstichtag ein Fahrtentagebuch ausgefüllt, das alle an diesem Tag realisierten Fahrten sowie Fahrtinformationen (z. B. Start- und Endzeit der Fahrt, Zweck, zurückgelegte Strecke) enthält. Die Erhebung wurde zwischen November 2009 und Oktober 2010 an insgesamt 112 Erhebungstagen durchgeführt.

#### **2.2.1.5 California Statewide Travel Survey**

Hauptaufgabe des California Household Travel Survey (CHTS) 2010-2012 (Caltrans 2013) ist die Erfassung des Mobilitätsverhaltens der in Kalifornien lebenden Bevölkerung. Zu diesem Zweck wurde die CHTS als Wegetagebuch über einen Tag angelegt. Die Erhebung findet an allen Kalendertagen eines Jahres statt. Neben dieser Haupterhebung enthält der CHTS eine Erhebung mittels GPS (Global Positioning System) und OBD (On-Board-Diagnostic) und eine Fernverkehrserhebung, die in der vorliegenden Arbeit verwendet werden.

Eine Teilstichprobe der im CHTS befragten Haushalte erhielt GPS- oder OBD-Geräte, die sie für sieben Tage in ihrem Pkw verwenden sollten. Das Hauptziel dieses Teils der Erhebung bestand darin, die Berichtsqualität und -vollständigkeit der Haupterhebung zu überprüfen. Informationen zu Start- und Endzeiten, Ursprungs- und Zielkoordinaten, Fahrstrecken und -routen sowie Durchschnittsgeschwindigkeiten stehen auf der Fahrten-Ebene zur Verfügung (Caltrans 2013). Die Erhebung fand vom 1. Februar 2012 bis zum 31. Januar 2013 statt. Aufgrund



der passiven Datengenerierung sind weitere Informationen zu der Fahrt, beispielsweise Fahrtzweck, Informationen zum Pkw-Fahrer und zum Erhebungstag (z. B. ob an diesem Tag Haushaltsmitglieder krank waren) nicht im Datensatz verfügbar.

Alle Teilnehmer des CHTS wurden gebeten, alle ihre innerhalb eines Zeitraums von acht Wochen getätigten Fernverkehrsereignisse zu berichten. Als Fernverkehrsereignisse werden in dieser Erhebung alle Reisen mit einer Mindestentfernung von 80 km<sup>1</sup> zwischen Start und Ziel der Reise definiert. Informationen zu verwendeten Verkehrsmitteln, Start- und Endtag der Reise, Reisezweck sowie Postleitzahl von Start- und Zielpunkt der Reise sind ebenfalls vorhanden (Caltrans 2013).

## **2.2.2 Sekundärdaten zu Pkw-Bestand und Pkw-Kosten**

Sekundärdaten zu Pkw-Bestand und Pkw-Kosten finden in der längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung auch Verwendung. Eingabedaten zur Gewichtung der Modellergebnisse sind die Einkommensverbrauchstichprobe und die Pkw-Bestandsdatenbank des Kraftfahrtbundesamts (KBA). Zudem werden diese beiden Datenquellen sowie eine Pkw-Kostendatenbank des Allgemeinen Deutschen Automobil-Clubs (ADAC) verwendet, um die erstellten Pkw-Nutzungsprofile mit Informationen zu Pkw-Kosten anzureichern.

### **2.2.2.1 Einkommens- und Verbrauchsstichprobe**

Die Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS) ist eine amtliche Statistik über die Lebensverhältnisse privater Haushalte in Deutschland, die alle fünf Jahre durchgeführt wird – letztmalig in 2013. Auf freiwilliger Basis geben Privathaushalte (Stichprobengröße: 42.792 Haushalte) Auskunft zu ihrer Ausstattung mit Gebrauchsgütern (z. B. Pkw), Einkommens-, Vermögens- und Schuldensituation sowie zu ihren Konsumausgaben (dreimonatiger Berichtszeitraum, z. B. Pkw-Ausgaben) (Destatis 2013).

---

<sup>1</sup> In dieser Arbeit werden verschiedene Studien aus dem englischen und amerikanischen Raum zitiert, in denen die Längenmaßeinheit Meile verwendet wird. Für die vorliegende Arbeit wurden diese Längenmaße in die im deutschen Raum verwendeten Längenmaßeinheit Kilometer (km) umgerechnet. Umrechnungsfaktor: 1 Meile  $\hat{=}$  1,609 km.

### **2.2.2.2 Pkw-Bestandsdatenbank des Kraftfahrtbundesamts**

Das KBA unterhält eine Datenbank mit allen in Deutschland zugelassenen Fahrzeugen – das Zentrale Fahrzeugregister (ZFZR) (KBA 2017d). Diese Datenbank enthielt zum 1. Januar 2016 rund 63 Mio. Einzeleinträge, d.h. alle in Deutschland registrierten Fahrzeuge einschließlich Zweiräder und Anhänger. In der Datenbank sind umfangreiche Informationen zu Pkw-Eigenschaften, z. B. Marke, Segment, Hersteller-Schlüssel-Nummer (HSN), Typ-Schlüssel-Nummer (TSN) und beschränkte Informationen zu Pkw-Haltern (z. B. Wohnort, privat/gewerblich) enthalten. Die Datenbank als solche steht nur dem KBA zur Verfügung und ist nicht für Forschungszwecke einsehbar. Sehr detaillierte Aggregatstatistiken, die auf dieser Datenbank basieren, können jedoch beim KBA bezogen werden.

### **2.2.2.3 Pkw-Kostendatenbank des ADAC**

Der ADAC unterhält eine umfangreiche Pkw-Kostendatenbank als Informations- und Beratungsmöglichkeit für ADAC-Mitglieder (ADAC 2017); diese Daten können auch teilweise käuflich erworben werden.

Die zugrundeliegenden Identifikationsmerkmale in der ADAC-Fahrzeugkosten-Datenbank sind HSN-TSN-Nummern, d. h. die Datenbank enthält Kosteninformationen für jede HSN-TSN/Baujahr-Kombination. Die Fahrzeugkosten sind in die folgenden Kategorien untergliedert: Neuwagenpreis im jeweiligen Baujahr, Gebrauchtwagenpreis 2016, Reparatur & Instandhaltung 2016, Kraftstoff 2016, Öl 2016, AdBlue 2016, Autowäsche 2016, Steuer 2016 und Versicherung 2016 (Vollkasko, Teilkasko, Haftpflicht).

Die ADAC- Kostendatenbank ist zwar die umfassendste Quelle für Pkw-Kosten in Deutschland, weist aber auch einige Defizite auf:

- Es sind nur Pkw der Baujahre 2004-2016 in der Datenbank enthalten.
- In der Datenbank sind lediglich Kosteninformationen des vergangenen Jahres, d. h. in diesen Fall vom Jahr 2016, enthalten.
- Reparatur- und Instandhaltungskosten basieren auf den Tarifen autorisierter Vertragswerkstätten (z. B. Mercedes-Werkstatt); in der Praxis bevorzugen jedoch viele Pkw-Halter unabhängige Kfz-Werkstätten mit günstigeren Tarifen.

- Größere, unvorhersehbare Reparaturen, wie z. B. Karosserieschäden, sind nicht in den Reparatur- und Wartungskosten enthalten.
- Kfz-Versicherungskosten werden in der ADAC-Datenbank überschätzt, da in der Datenbank die Schadensfreiheitsrabatte des deutschen Kfz-Versicherungssystems nicht berücksichtigt werden. ADAC-Experten bestätigten im persönlichen Gespräch, dass die Versicherungsnehmer durchschnittlich lediglich rund 30% des in der Fahrzeugkosten-Datenbank angegebenen Betrages bezahlen.
- Die in der Datenbank angegebenen Pkw-Restwerte basieren nur auf angenommenen durchschnittlichen Fahrleistungen und nicht auf realen Pkw-Kilometerständen.
- Die in der Datenbank veranschlagten Pflegekosten (21 €/Monat) erscheinen überzogen, da selbst Pauschalen für Autowaschanlagen in Deutschland für 20 € pro Monat erhältlich sind (siehe z. B. STAYCLEAN 2017). Aufgrund dieser unrealistischen Annahmen werden Pflegekosten in der Pkw-Kostenergänzung nicht berücksichtigt.



## **3 Empirische und theoretische Grundlagen für die Abbildung der Pkw-Nutzung**

In den nachfolgenden Abschnitten werden die empirischen und theoretischen Grundlagen für die längsschnitorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung diskutiert. In Abschnitt 3.1 werden zunächst Eckwerte von Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung in Deutschland vorgestellt. Der Stand der Forschung zum Mobilitätsverhalten von Personen und zu Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt sowie zu Pkw-Nutzung im Fernverkehr wird in Abschnitt 3.2 diskutiert. Darauf aufbauend werden in Abschnitt 3.3 Schlussfolgerungen für die längsschnitorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung gezogen.

### **3.1 Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung in Deutschland**

Im Folgenden werden die Eckwerte des Pkw-Besitzes und der Pkw-Nutzung in Deutschland dargestellt. Die nachfolgenden Abschnitte erfüllen zwei Aufgaben: Zum einen wird auf die Bedeutung der Pkw für die Mobilität in Deutschland hingewiesen. Zum anderen sind Sachverhalte dargestellt, die für die längsschnitorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung von Belang sind.

#### **3.1.1 Pkw-Besitz**

Im Januar 2017 waren 45,8 Mio. Pkw in Deutschland zugelassen. Der Bestand an Pkw in Deutschland wächst nach wie vor leicht an, beispielsweise waren in 2017 rund 4 Mio. Pkw mehr zugelassen als noch im Januar 2008. In der letzten Dekade nahm insbesondere der Bestand an älteren Fahrzeugen zu. Waren im Januar 2008 39% des Pkw-Bestands 10 Jahre und älter, machte diese Gruppe im Januar 2017

bereits rund 45% des Pkw-Bestands in Deutschland aus. 2017 waren 90% des Pkw-Bestandes in Deutschland auf private Halter und 10% auf gewerbliche Halter zugelassen. Pkw von gewerblichen Haltern können in rein gewerblich genutzte Flottenfahrzeuge (z. B. Pkw in Altenpflegediensten, Kfz-Vermietungen) und auch privat genutzte Dienstwagen unterteilt werden. Der Großteil der deutschen Pkw-Flotte ist nach wie vor mit einem Ottomotor ausgestattet. Der Anteil der Pkw mit Ottomotor nahm jedoch in der letzten Dekade um rund zehn Prozentpunkte ab, auf 65% im Jahr 2017. Gestiegen sind hingegen die Anteile von Pkw mit Dieselmotoren (33% in 2017) und von Pkw mit alternativen Antrieben (1,6% in 2017) – wenn auch auf sehr niedrigem Niveau (KBA 2017d).

Der Motorisierungsgrad in Deutschland beträgt 554 Pkw je 1.000 Einwohner (Destatis 2015; Verbraucherzentrale 2016; KBA 2017d). Im weltweiten Vergleich ist der Motorisierungsgrad in Deutschland auf ähnlichem Niveau wie in Österreich (536 Pkw je 1.000 Einwohner in 2011), der Schweiz (526 Pkw) oder Australien (559 Pkw), niedriger als in den USA (722 Pkw) aber etwas höher als in anderen hochentwickelten Staaten wie Japan (455 Pkw), Großbritannien (454 Pkw) oder den Niederlanden (471 Pkw) (Adolf et al. 2014; Kuhnimhof und Weiss 2016).

53% der Privathaushalte in Deutschland verfügen über einen Pkw und weitere 24% der Privathaushalte haben zwei und mehr Pkw. Lediglich 23% der privaten Haushalte in Deutschland haben keinen Pkw. 77% der in Deutschland lebenden Erwachsenen besitzen einen Führerschein und leben in einem Haushalt mit Pkw. Dieser Anteil ist in der Altersgruppe der 36- bis 60-Jährigen (85%) höher als bei den jungen Erwachsenen bis 35 Jahre (77%) und als in der Altersgruppe der über 60-Jährigen (67%). In den letzten beiden Dekaden nahm die Pkw-Verfügbarkeit bei jüngeren Erwachsenen ab und bei Senioren zu (Eisenmann et al. 2018b).

#### **3.1.2 Relevanz des Pkw in der Mobilität von Personen**

Aus der MOP-Erhebung zur Alltagsmobilität 2016 geht hervor, dass Personen 56% ihrer Wege mit dem Pkw, entweder als Fahrer oder als Mitfahrer, zurücklegen. Im Durchschnitt verbringt die in Deutschland lebende Bevölkerung (ab 10 Jahren) 41 Minuten pro Tag als Fahrer oder Mitfahrer im Pkw, dies entspricht 50% der gesamten täglichen Mobilitätszeit. Durchschnittlich werden 29 km pro Tag mit

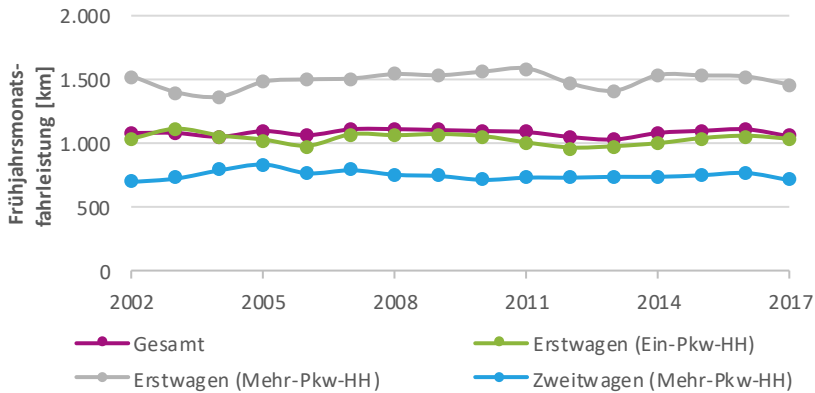
dem Pkw als Fahrer oder Mitfahrer zurückgelegt, was 71% der Tagesverkehrsleistung von Personen entspricht. Der Eckwert der Verkehrsleistung mit dem Pkw wird von der Lage des Wohnorts determiniert: Während Bewohner des kleinstädtischen, dörflichen Raums 83% ihrer Verkehrsleistung mit dem Pkw zurücklegen, sind dies in Metropolen lediglich 47%. Ein Weg, der mit dem Pkw zurückgelegt wird, ist im Mittel 16 km lang (Eisenmann et al. 2018b).

Der Pkw ist auch im Fernverkehr ein bevorzugtes Verkehrsmittel: In den Jahren 2000-2002 wurden 74% aller Fernverkehrsergebnisse mit dem Pkw zurückgelegt. Eine Differenzierung nach Reisezwecken zeigt, dass der Pkw weniger häufig für Urlaubsreisen (55%) als für sonstige Privatreisen (81%) und für Geschäftsreisen (76%) verwendet wird (Zumkeller et al. 2005).

### **3.1.3 Nutzungscharakteristika des Pkw**

In diesem Abschnitt werden die Nutzungscharakteristika des Pkw in Deutschland untersucht. Diese Analysen basieren zu großen Teilen auf den Erhebungen MOP (Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch, Abschnitt 2.2.1.1) und MiD (Abschnitt 2.2.1.3).

Im MOP wird die Fahrleistung von Pkw in Privathaushalten für einen Zeitraum von zwei Monaten im Frühjahr erhoben. Die berichteten Fahrleistungen werden auf einen Monat normiert und als Frühjahrsmonatsfahrleistung ausgegeben. Der Eckwert der Frühjahrsmonatsfahrleistung beträgt in 2017 1.059 km je Pkw. Abbildung 3-1 zeigt, dass sich die Frühjahrsmonatsfahrleistung zwischen 2002 und 2017 auf einem stabilen Niveau befindet, aber leichten Schwankungen unterliegt. Differenziert nach der Stellung der Pkw im Haushalt ist die Frühjahrsmonatsfahrleistung in den letzten 15 Jahren ebenfalls weitgehend stabil. Erstwagen in Ein-Pkw-Haushalten legen im Jahr 2017 durchschnittlich 1.031 km im Frühjahrsmonat zurück. Bei Erstwagen in Mehr-Pkw-Haushalten beträgt dieser Eckwert 1.459 km und bei Zweitwagen in Mehr-Pkw-Haushalten 717 km. Dritt- und Viertwagen sind aufgrund der kleinen Stichprobengrößen nicht separat dargestellt, werden aber im Gesamteckwert berücksichtigt (Eisenmann et al. 2018b).



**Abbildung 3-1: Frühjahrsmonatsfahrleistung von Pkw in den letzten 15 Jahren, differenziert nach Stellung des Pkw im Haushalt**

Aufgrund des Erhebungsdesigns des MOP kann der Eckwert der Frühjahrsmonatsfahrleistung von identischen Pkw in aufeinanderfolgenden Jahren verglichen werden. Die Differenz des Mittelwerts der Frühjahrsmonatsfahrleistung von Pkw, die in den Jahren 2016 und 2017 an der Erhebung teilgenommen haben, beträgt lediglich 25 km (Eisenmann et al. 2018b). Dies deutet auf eine hohe intra-Fahrzeug Stabilität der Frühjahrsmonatsfahrleistung hin.

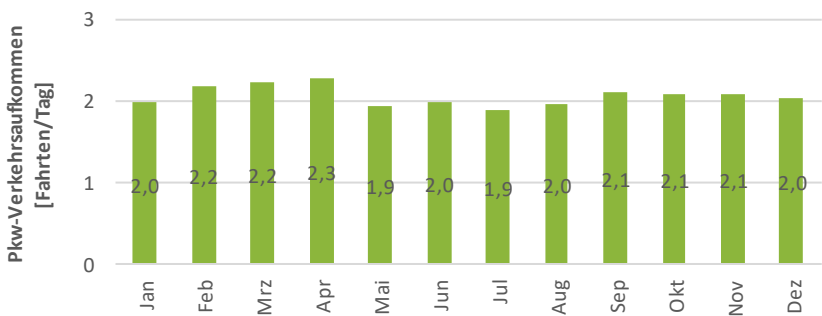
Es sei darauf hingewiesen, dass die ausgewiesene Frühjahrsmonatsfahrleistung oftmals nicht einem Zwölftel der Jahresfahrleistung des Pkw entspricht, da ein Teil der Jahresfahrleistung eines Pkw durch seltene Fernverkehrsereignisse, z. B. Urlaubsreisen entsteht. Diese Fernverkehrsereignisse finden typischerweise nicht jeden Monat in gleicher Intensität statt, sondern konzentrieren sich auf bestimmte Zeiträume, z. B. Weihnachtszeit oder Schulferien. Dieser Sachverhalt ist ein möglicher Erklärungsansatz für die Diskrepanz zwischen der im MOP gemessenen Stabilität der Fahrleistungen und dem in der Fahrleistungserhebung 2002 und 2014 gemessenen Rückgang der Pkw-Jahresfahrleistung in Privathaushalten. Aus den Ergebnissen der Fahrleistungserhebung geht hervor, dass die Jahresfahrleistung der in Deutschland zugelassenen Pkw privater Halter zwischen 2002 und 2014 um 11%, von rund 13.900 km auf 12.400 km pro Jahr, zurückgegangen ist (Bäumer et al. 2017).



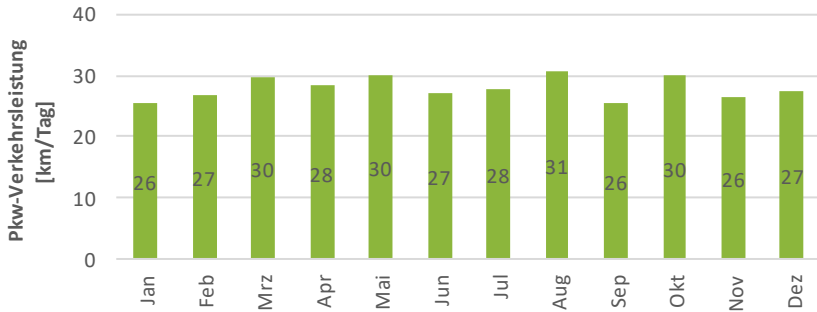
Die MiD bietet die Möglichkeit einer Querschnittsanalyse der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf, da eine Teilstichprobe an jedem Tag des Jahres erhoben wurde.

In Abbildung 3-2 sind die Eckwerte der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf dargestellt. Der Eckwert des Pkw-Verkehrsaufkommens (Abbildung 3-2 a) ist im Jahresverlauf weitgehend stabil. In den Monaten Mai und Juni ist der Eckwert mit 1,9 Fahrten pro Tag am niedrigsten und im Monat April mit 2,3 Fahrten am höchsten. Im Mittel werden jeden Tag rund 60% der Pkw in Privathaushalten für mindestens eine Fahrt genutzt, 40% werden nicht genutzt. Somit ist der Anteil der Pkw, die je Tag am Verkehrsgeschehen beteiligt sind, deutlich niedriger als der Anteil der Personen, die je Tag am Verkehrsgeschehen beteiligt sind (91%).

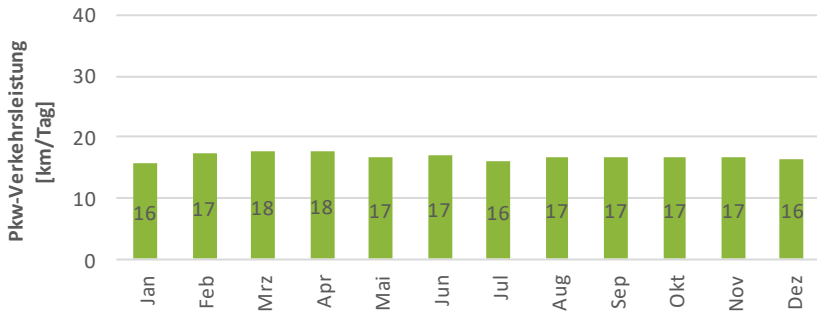
Abbildung 3-2b zeigt den Eckwert der Pkw-Verkehrsleistung im Jahresverlauf. Die mittlere Verkehrsleistung ist im Jahresverlauf einer leichten Variabilität unterworfen. In den Monaten März (30 km pro Tag), Mai (30 km pro Tag) August (31 km pro Tag), Oktober (30 km pro Tag) werden die höchsten mittleren Pkw-Verkehrsleistungen gemessen. Diese Monate weisen eine hohe Schulferien- und Feiertagsdichte auf, was dafür sprechen könnte, dass in diesen Monaten die Pkw häufiger im Fernverkehr eingesetzt werden. Um diese These zu überprüfen, wird ein neuer Eckwert der Pkw-Verkehrsleistung berechnet, in dem nur Pkw, die am Stichtag eine Pkw-Verkehrsleistung von 100 km oder weniger aufweisen, berücksichtigt werden (Abbildung 3-2c). Dieser Eckwert soll die Pkw-Nutzung in für die Alltagsmobilität typischen Zeiträumen widerspiegeln. Tagesfahrleistungen zwischen 16 und 18 km deuten auf eine hohe inter-Fahrzeug Stabilität der Pkw-Nutzung in der Alltagsmobilität im Jahresverlauf hin.



a) Pkw-Verkehrsaufkommen, alle Tage



b) Pkw-Verkehrsleistung, alle Tage



c) Pkw-Verkehrsleistung, Tage mit Fahrleistung bis 100 km

**Abbildung 3-2: Eckwerte der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf**

### 3.2 Stand der Forschung

In den nachfolgenden Abschnitten werden Studien aus der Literatur vorgestellt und deren in Bezug auf die längsschnitorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung relevanten Ergebnisse zusammengefasst. Diese Forschungsarbeiten können in Studien zu Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt, Studien zur Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt und Studien zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr unterteilt werden.

### 3.2.1 Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt

Im Folgenden wird ein Überblick über die genutzten Daten und Methoden und den Erkenntnisstand zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt gegeben.

Die für die Analyse von Mobilitätsverhalten von Personen im Längsschnitt genutzten Studien können wie folgt untergliedert werden:

- Längsschnitterhebungen über mehrere Tage,
- Längsschnitterhebungen über mehrere Wochen und
- Panelerhebungen mit Längsschnittelementen.

Beispiele für Längsschnitterhebungen über mehrere Tage, die zur Analyse des Mobilitätsverhaltens im zeitlichen Längsschnitt genutzt werden, sind der Reading Activity Diary Survey und der Toronto Travel Activity Panel Survey. In beiden Studien füllten die Erhebungsteilnehmer Wegetagebücher über sieben Tage aus. An der Erhebung des Reading Activity Diary Survey nahmen im Jahr 1973 136 Personen aus Reading, England, teil (Pas 1987). Buliung et al. (2008) verwendeten die erste Erhebungswelle des 2003 durchgeführten Toronto Travel Activity Panel Survey; die Stichprobe umfasst 453 Personen aus Toronto, Kanada (Buliung et al. 2008).

Nach Kenntnis der Autorin existieren nur drei Mobilitätsenerhebungen von Personen über mehrere Wochen: das Uppsala Household Travel Survey sowie die Erhebungen Mobidrive und Thurgau. Im Uppsala Household Travel Survey füllten im Jahr 1971 aus Uppsala, Schweden, 149 Personen über 5 Wochen ein Wegetagebuch aus (Hanson und Huff 1986; Hanson und Huff 1988). Im Jahr 1999 wurde die Erhebung Mobidrive in den deutschen Städten Karlsruhe und Halle durchgeführt. An dieser Erhebung nahmen 317 Personen teil und führten Wegetagebücher über sechs Wochen (Schönfelder und Axhausen 2001; Axhausen et al. 2002). In der Erhebung Thurgau wurde eine ähnliche Erhebungsmethodik wie in Mobidrive gewählt; diese Erhebung wurde im ländlichen Schweizer Kanton Thurgau durchgeführt und die Stichprobe umfasst 233 Personen (Löchl 2005). Beide Erhebungen sind die Grundlage für eine Vielzahl von Analysen zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt, z. B. Axhausen et al. (2002), Schönfelder und Axhausen (2003), Bhat et al. (2005), Schönfelder (2006), Bayarma et al. (2007) und Susilo und Axhausen (2014).

Die Erhebungen des Dutch National Mobility Panel, des Pudget Sound Transportation Panel und das Deutsche Mobilitätspanel (Abschnitt 2.2.1.1) sind Beispiele für Panelerhebungen, die zur Untersuchung des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt verwendet wurden. Im Rahmen des Dutch National Mobility Panel füllten 2.284 Personen im März und im September 1984 jeweils über eine Woche ein Wegetagebuch aus (Kitamura und van der Hoorn 1987). Das Pudget Sound Transportation Panel beinhaltet ein Wegetagebuch über zwei Tage, das im Herbst 1989 und 1990 von jeweils 2.463 Personen ausgefüllt wurde (Mannering et al. 1994).

Für die Analyse des Mobilitätsverhaltens von Personen im zeitlichen Längsschnitt nutzten Forscher eine Vielzahl von mathematischen Methoden. Während sich frühe Studien auf deskriptive Vergleiche von Mobilitätsseckwerten, z. B. Wege oder zurückgelegte Strecke pro Tag (Kitamura und van der Hoorn 1987; Hanson und Huff 1988) oder Analysen von Bestimmtheitsmaßen (Pas 1987) beschränkten, wurden in den letzten beiden Dekaden deutlich komplexere Analyseverfahren angewandt. Beispiele hierfür sind:

- Multivariate Hazard Modelle zur Analyse von Zeitspannen zwischen verschiedenen Aktivitäten (Bhat et al. 2005; Schönfelder 2006),
- Konfidenzellipsen, Kerndichteschätzungen und Minimum-Konvex-Polygone zur Analyse des geografischen Aktionsraums (Schönfelder und Axhausen 2003; Schönfelder 2006; Buliung et al. 2008),
- Kombination aus Hauptkomponentenanalyse, Clusterung und Markov-Ketten-Modellierung zur Analyse von Mobilitätsverhaltensmustern (Bayarma et al. 2007),
- Repetitionsindizes zur Analyse des wiederholten Aufsuchens verschiedener Ziele (Buliung et al. 2008),
- Herfindahl-Hirschman-Indizes zur Analyse der Repetition des Mobilitätsverhaltens bezüglich Verkehrsmittelwahl oder Kombinationen aus Aktivitäten, genutzten Verkehrsmitteln und besuchten Orten (Susilo und Axhausen 2014; Mallig und Vortisch 2017) sowie
- Distanzmaße zum Vergleich von wöchentlichen Aktivitätenmustern (Streit et al. 2015; Hilgert et al. 2018).

Es sei jedoch darauf hingewiesen, dass die gemessene Stabilität und Variabilität im Mobilitätsverhalten von der genutzten Methode abhängt. Beispielsweise messen wege- und aktivitätsbasierte Methoden im Allgemeinen eine größere Variabilität als zeitbudgetbasierte Methoden (Schlich und Axhausen 2003).

Bereits Hanson und Huff (1988) und Pas (1987) zeigen, dass Personen nicht jeden Tag das gleiche Mobilitätsverhalten aufweisen, sondern dass Mobilitätsverhalten von Personen von Tag zu Tag gewissen Variationen unterworfen ist. Bayarma et al. (2007) bestätigen, dass Personen hinsichtlich ihres Mobilitätsverhaltens über mehrere Tage heterogen sind. Beispielsweise ist das Mobilitätsverhalten an Werktagen stabiler als am Wochenende (Schlich und Axhausen 2003). Im Folgenden werden die Ergebnisse zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt hinsichtlich Aktivitätenwahl, Zielwahl und Verkehrsmittelwahl diskutiert.

Bhat et al. (2005) weisen nach, dass die Ausübung von sozialen, beruflichen, informellen und unterhaltenden Aktivitäten ausgeprägten wöchentlichen Rhythmen unterliegt. Ähnliche, aber weniger stark ausgeprägte Rhythmen sind bei Einkaufsaktivitäten nachweisbar. Auch die Ergebnisse von Hilgert et al. (2018) zeigen, dass die Aktivitätsausübung im Verlauf der Woche rhythmische Elemente aufweist. Bezogen auf die Hauptaktivitäten des Tages haben ein Drittel aller Befragten in zwei Erhebungswochen die gleichen Hauptaktivitätenmuster. Die Periodizität der Aktivitätsausübung ist von der Art der Aktivität, soziodemografischen Faktoren der Person und Lage des Wohnorts abhängig; die Zahl der Pkw im Haushalt hat laut Bhat et al. (2005) keinen Einfluss auf die Periodizität der Aktivitätsausübung. Hingegen weist Schönfelder (2006) nach, dass Vollzeitberufstätige und Personen mit Pkw-Verfügbarkeit ein weniger repetitives Muster bei der Ausübung von Einkaufsaktivitäten und sonstigen privaten Erledigungen zeigen, wohingegen Personen mit Kindern im Haushalt in sehr regelmäßigen Rhythmen Einkaufsaktivitäten durchführen. Bezogen auf die Hauptaktivitäten des Tages zeigen Vollzeitberufstätige die größte Stabilität hinsichtlich der wöchentlichen Hauptaktivitätenmuster; umgekehrt zieht eine Änderung des Beschäftigungsstatus mit hoher Wahrscheinlichkeit eine Änderung der Hauptaktivitätenmuster im Laufe einer Woche nach sich (Hilgert et al. 2018).

Weitere Studien beschäftigen sich mit der Frage der Variabilität der Zielwahl für die Ausübung der Aktivitäten. Schönfelder (2006) weist nach, dass Personen

im Zeitraum von sechs Wochen zwar bis zu 60 verschiedene Ziele aufsuchen, aber bei rund 70% aller Aktivitäten die gleichen zwei bis vier Ziele angesteuert werden. Buliung et al. (2008) kommen zu ähnlichen Ergebnissen: 72% der im Laufe einer Woche durchgeführten Aktivitäten werden an mehrfach aufgesuchten Orten durchgeführt. Dies lässt auf einen relativ hohen Grad an räumlich repetitivem Verhalten schließen. Räumlich repetitives Verhalten der Erhebungsteilnehmer des Toronto Travel Activity Panel Survey ist bei den Aktivitäten Arbeit und Bildung sehr stark ausgeprägt und bei Hol- und Bringaktivitäten (z. B. Kind vom Kindergarten abholen) relativ stark ausgeprägt (Buliung et al. 2008). Eine vergleichsweise geringe räumliche Repetition innerhalb einer Woche ist bei den Aktivitäten Einkaufen und Freizeit zu beobachten (Buliung et al. 2008). Diese Ergebnisse werden in Studien, denen ein längerer Erhebungszeitraum zugrunde liegt, bestätigt: Freizeitaktivitäten, private Erledigungen sowie Dienst- und Geschäftsreisen finden deutlich häufiger an unterschiedlichen Orten statt als andere Aktivitäten (Susilo und Axhausen 2014). Eine Ursache hierfür ist, dass heterogene Aktivitäten unter diesen Kategorien zusammengefasst sind, z. B. Kino, Treffen mit Freunden, Sport, bei denen jeweils unterschiedliche Orte aufgesucht werden (Buliung et al. 2008). Schönfelder (2006) und Buliung et al. (2008) weisen nach, dass Erhebungsteilnehmer mit Pkw variabler in ihrer Zielwahl sind als Personen ohne Pkw. Dies könnte daran liegen, dass der Pkw mehr Möglichkeiten hinsichtlich Raum und Zeit bietet (Schönfelder 2006). Einwohner urbaner Gebiete sind in ihrem räumlichen Verhalten bei den Aktivitäten Arbeit, Schule, Holen und Bringen stabiler als Landbewohner (Susilo und Axhausen 2014).

Eine weitere Fragestellung bei der Analyse des Mobilitätsverhaltens von Personen im Längsschnitt ist, ob Personen bei der Ausübung der gleichen Art von Aktivitäten die gleichen Verkehrsmodi nutzen. Analysen, aufbauend auf den Erhebungen Mobidrive und Thurgau zeigen, dass die Erhebungsteilnehmer über den Zeitraum von sechs Wochen oftmals die gleichen Verkehrsmodi für die Erreichung von gleichen Aktivitätenarten nutzen (Schönfelder 2006; Susilo und Axhausen 2014).

Auf Wegen zur Freizeit, zum Supermarkt, zur Ausbildungs- und zur Arbeitsstätte ist die Verkehrsmittelwahl weniger stabil als auf Wegen zu anderen Aktivitäten (Schönfelder 2006). Ein Grund hierfür könnte sein, dass bei Ausgängen zur Arbeit oftmals verschiedenartige andere Aktivitäten kombiniert werden, was

zu einer Anpassung der Verkehrsmittelwahl führt (Hilgert et al. 2018). Susilo und Axhausen (2014) zeigen, dass Befragte in ländlichen Gebieten für die Ausübung der meisten Aktivitäten (Arbeits- und Freizeitaktivitäten sind hier eine Ausnahme) eine höhere Stabilität hinsichtlich der Verkehrsmittelwahl aufweisen als Befragte in städtischen Gebieten. Ein Grund für diesen Sachverhalt könnte sein, dass Bewohner ländlicher Gebiete stärker von ihrem Pkw abhängig sind (Susilo und Axhausen 2014). Männer, Berufstätige und Personen zwischen 35 und 54 Jahre haben die größte Wahrscheinlichkeit, dass ihre Verkehrsmittelwahl bei den gleichen Aktivitäten stabil ist (Susilo und Axhausen 2014). Wenn dieselben Ziele aufgesucht werden, dann ist die Verkehrsmittelwahl sehr stabil (Schönfelder 2006; Susilo und Axhausen 2014).

### **3.2.2 Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt**

Studien zu Stabilität und Variabilität der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt werden, mit wenigen Ausnahmen, erst seit rund 15 Jahren durchgeführt. Es handelt sich folglich um ein vergleichsweise neues Forschungsgebiet. Das hauptsächliche Hemmnis dieses Forschungsgebiets ist der Mangel an verfügbaren Daten zur Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt. Im Allgemeinen existierten zwei Ansätze zur Schaffung von Datengrundlagen:

- Erfassung von Pkw-Fahrprofilen mittels Global Positioning System (GPS) Erhebungen sowie
- Adaption von vorhandenen Erhebungen zu Mobilitätsverhalten von Personen bzw. zur Pkw-Nutzung, um die Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt abzuschätzen.

Die Durchführung von GPS-Erhebungen zur Pkw-Nutzung ist in der jüngeren Vergangenheit ein gangbarer Ansatz, um Pkw-Nutzungscharakteristika über längere Zeiträume zu untersuchen.

Beispielsweise nutzten Schönfelder (2006) und Axhausen et al. (2004) eine GPS-Erhebung aus Borlänge, Schweden, um Variabilität und Repetition der Pkw-Nutzung zu analysieren. Die Stichprobe enthält GPS-Aufzeichnungen von 186 Pkw über einen Zeitraum von bis zu 80 Wochen, innerhalb der Stadt Borlänge sowie im Umkreis von 25 km um die Stadt. Fernverkehrereignisse sind folglich nicht im Datensatz enthalten. Die Autoren identifizieren eine relativ hohe Stabilität in der

Zielwahl im Nahbereich, da die Pkw in der Stichprobe durchschnittlich lediglich 0,2 neue Ziele pro Woche ansteuern.

Elango et al. (2007) und Pearre et al. (2011) analysierten Pkw-Nutzungsprofile, die im Rahmen einer GPS-Erhebung in der Metropolregion Atlanta über bis zu 52 Wochen im Jahr 2004 aufgezeichnet wurden. Die Stichprobe umfasst 484 Fahrzeuge, die mittels einer zufällig geschichteten Ziehung ausgewählt wurden. Elango et al. (2007) nutzten eine Teilstichprobe dieses Datensatzes, um die Variabilität der Pkw-Nutzung auf intra-Fahrzeug Ebene zu untersuchen. Die Autoren definieren Variabilität der Pkw-Nutzung über die Varianz des Pkw-Verkehrsaufkommens. Elango et al. (2007) weisen nach, dass Pkw tendenziell variabelere Nutzungscharakteristika aufweisen, wenn sie sich in Haushalten mit mehreren Fahrzeugen, Mehrpersonenhaushalten, oft mit Kindern oder Studenten, und in Haushalten mit höheren Einkommen befinden. Der Fokus der Studie von Pearre et al. (2011) liegt auf der Analyse der Pkw-Nutzung im Fernverkehr und der Identifikation des Marktpotenzials von elektrischen Fahrzeugen.

Ähnlich zu der Studie von Pearre et al. (2011) nutzten Khan und Kockelman (2012) eine GPS-Erhebung aus Seattle, USA, um Pkw-Nutzungscharakteristika im Längsschnitt zu untersuchen und um das Marktpotenzial von Plug-in-Elektrofahrzeugen (PHEV) zu ermitteln. In dieser Erhebung wurden Nutzungsprofile von 424 Pkw über ein Jahr aufgezeichnet.

He et al. (2016) analysierten die GPS-Fahrzeugprofile in Peking, China, um die Marktakzeptanz von batterieelektrischen Fahrzeugen (BEV) und hybridelektrischen Fahrzeugen (HEV) in China zu bewerten. Die Studienteilnehmer wurden in Autohäusern, Autofahrerclubs und online rekrutiert. Im finalen Datensatz liegen GPS-Aufzeichnungen von 434 Pkw über einen Zeitraum von einem bis sechs Monaten vor. Die Autoren weisen darauf hin, dass die Heterogenität der Pkw-Nutzung bei Marktakzeptanzuntersuchungen von BEV berücksichtigt werden sollte. He et al. (2016) zeigen außerdem, dass Pkw in Peking, im Vergleich zu Pkw in deutschen und amerikanischen Städten einen höheren Anteil an routinierten Fahrten aufweisen und dass auf diesen Fahrten durchschnittlich kürzere Distanzen zurückgelegt werden.

GPS-Daten weisen jedoch verschiedene Nachteile auf: Die Stichprobe ist oft klein, nur auf eine einzelne Stadt oder Metropolregion zugeschnitten und damit



nicht repräsentativ. Die Kosten für die GPS-Datenerfassung sind höher als bei traditionellen Mobilitätserhebungen mit Wegetagebüchern (Elango et al. 2007). Außerdem ist die Stichprobenabdeckung begrenzt und die Datenqualität ist aufgrund vorübergehender GPS-Signalverluste oder Signalreflexionen durch hohe Gebäude teilweise eingeschränkt (He et al. 2016). Ein weiterer Nachteil von passiven Datenerhebungsmethoden wie GPS ist, dass zusätzliche Wegeinformationen, wie Fahrtzweck oder Informationen zu dem Pkw-Fahrer, auf der einzelnen Fahrt nicht aufgezeichnet werden (Elango et al. 2007).

Eine weitere Möglichkeit, Pkw-Nutzungsprofile über längere Zeiträume zu generieren und zu analysieren, ist die Erstellung von Modellen, die Informationen aus bereits vorhandenen Mobilitätserhebungen nutzen. Hierbei unterscheiden sich die verschiedenen Ansätze hinsichtlich der Eingabedaten der Modellierung und der zu modellierenden Zielgrößen.

Der erste derartige Ansatz wurde von Greene (1985) bereits vor über 30 Jahren entwickelt. Greene nutzte die Erhebung des National Family Opinion Poll Gasoline Diary Panels als Eingabedaten der Modellierung. In dieser Erhebung wurden Pkw-Tankvorgänge über einen Zeitraum von 36 Monaten aufgezeichnet (der Erhebungsansatz ist vergleichbar mit der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch, siehe Abschnitt 2.2.1.1). Ziel des Modellansatzes von Greene ist es, die Tagesfahrleistungen zwischen jeweils zwei Tankvorgängen abzuleiten. Eine zentrale Modellannahme ist, dass die Tagesfahrleistungen eines Pkw über einen längeren Zeitraum als eine Reihe von unabhängigen Zufallswerten angeordnet sind und daher die Pkw-Fahrleistung an zwei aufeinander folgenden Tagen nicht korreliert; die zugrundeliegende Wahrscheinlichkeitsverteilung für Tagesfahrleistungen sei gammaverteilt. Diese Annahme ist konträr zu Forschungsergebnissen zum Mobilitätsverhalten von Personen im Längsschnitt, die zeigen, dass das Mobilitätsverhalten von Personen zumindest teilweise repetitiv und stabil ist (Abschnitt 3.2.1). Ein statistischer Vergleich verschiedener Wahrscheinlichkeitsverteilungen von Pkw-Tagesfahrleistungen zeigt jedoch, dass die Annahme von unabhängigen Pkw-Tagesfahrleistungen aufgrund geringer Autokorrelationen akzeptabel ist (Plötz et al. 2017).

Plötz (2014) entwickelte einen ähnlichen statistischen Ansatz, um die Anzahl der Tage pro Jahr zu bestimmen, an welchen der Pkw im Fernverkehr genutzt wird. Eingabedaten der Modellierung sind Wegetagebücher des MOP über eine Woche.

Die zentrale Annahme des statistischen Modells ist, dass Tagesfahrleistungen einzelner Pkw im Längsschnitt log-normalverteilt sind (dieser Modellansatz wird ausführlich in Abschnitt 4.5.2 diskutiert).

Auch He et al. (2016) prognostizieren mit einem statistischen Ansatz die Nutzungshäufigkeiten von Pkw im Laufe eines Jahres im Fernverkehr. Eingabedatum der Modellierung ist die oben beschriebene GPS-Erhebung aus Peking, China, über einen Zeitraum von ein bis sechs Monaten. Für diese Abschätzung wurde eine Funktion entwickelt, die sowohl aus einer exponentiellen Verteilung als auch aus einer Gaußschen Verteilung besteht. Der Gaußsche Anteil der Verteilung soll Pkw-Nutzung im Alltag und der exponentielle Teil der Verteilung seltene Pkw-Nutzungsmuster, beispielsweise Fernverkehr, repräsentieren.

Die beschriebenen Modellansätze zur Abschätzung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt sind deutlich kostengünstiger als GPS-Erhebungen, da sie bereits vorhandene Datensätze nutzen. Eine Einschränkung stellt jedoch der vergleichsweise niedrige Detaillierungsgrad der Ergebnisse dar. Es wird meist lediglich bestimmt, an wie vielen Tagen im Betrachtungszeitraum die Pkw der Stichprobe eine festgelegte Tagesfahrleistung überschreiten. Informationen zu den Charakteristika einzelner Fahrten oder zu den Eigenschaften des Fernreiseereignisses (z. B. wann tritt es auf, wie lange bleibt der Pkw am Zielort) liegen bei diesen Modellansätzen nicht als Ergebnis vor.

### **3.2.3 Pkw-Nutzung im Fernverkehr**

Im Folgenden werden Studien aufgearbeitet, die sich mit dem Mobilitätsverhalten von Personen und deren Verkehrsmittelwahl im Fernverkehr beschäftigen. Hieraus können Implikationen für die Pkw-Nutzung im Fernverkehr abgeleitet werden.

Limtanakool et al. (2006) analysierten, ausgehend von einer Fernverkehrs-erhebung in den Niederlanden aus dem Jahr 1998, ob soziodemografische Charakteristika und der Wohnort die Verkehrsmittelwahl im Fernverkehr beeinflussen. In der genutzten Erhebung sind Reisen mit einfacher Reisedistanz ab 50 km als Fernverkehrsereignisse definiert. Die Autoren zeigen, dass Männer, Personengruppen mit niedrigen und mittlerem Bildungsgrad und Personen mit

Pkw-Verfügbarkeit bei ihrer Verkehrsmittelwahlentscheidung im Fernverkehr häufiger den Pkw als den öffentlichen Verkehr nutzen. Die Wahrscheinlichkeit der Pkw-Nutzung steigt außerdem, wenn Start- oder Zielpunkt des Reiseereignisses im ländlichen oder suburbanen Raum liegen.

Dargay und Clark (2012) untersuchten die Determinanten von Fernverkehrsergebnissen in Großbritannien. Als Datengrundlage dienen Fernverkehrsmodule, die zwischen 1995 und 2006 im Rahmen der Großbritannien-weiten Querschnitterhebung zum Mobilitätsverhalten privater Haushalte erhoben wurden. Reisen mit einer Mindestentfernung von 80 km sind in diesem Datensatz als Fernverkehrsergebnisse definiert. Die Studie zeigt, dass in Großbritannien Männer, Berufstätige oder Studenten, Personengruppen unter 60 Jahren und Personen aus Haushalten ohne Kinder tendenziell mehr Fernverkehrsergebnisse mit dem Pkw unternehmen als andere Bevölkerungsgruppen.

Reichert und Holz-Rau (2015) erforschten die Verkehrsmittelwahl der in Deutschland lebenden Bevölkerung bei mehrtägigen Fernreisen unter Verwendung des Reisemoduls der MiD 2008 (Abschnitt 2.2.1.3, Reisen mit Reiseentfernung unter 100 km sind ausgeklammert). Bezogen auf Pkw-Nutzung im Fernverkehr, kommen die Autoren zu dem Ergebnis, dass Personen mit höherem Einkommen und höherem Bildungsniveau und Personen, die in Haushalten mit mehreren Pkw leben, häufiger im Fernverkehr aktiv sind und hierfür den Pkw nutzen.

Manz (2004) analysierte die Fernverkehrsnachfrage in Deutschland im Wochen- und im Jahresverlauf unter der Nutzung der Fernverkehrserhebung INVERMO (Abschnitt 2.2.1.2). Er weist nach, dass auch in der Fernverkehrsnachfrage Rhythmen im Wochenverlauf beobachtbar sind, sich Urlaubs-, sonstige Privat- und Geschäftsreisen jedoch hinsichtlich ihrer Rhythmen unterschieden. Beispielsweise finden Fernverkehrsaktivitäten in Zusammenhang mit Urlaubsreisen und sonstigen Privatreisen oftmals am Wochenende statt. Bei Geschäftsreisen erfolgt die Hinreise meist zwischen Montag und Donnerstag und die Rückreise zwischen Dienstag und Freitag (Manz 2004).

Außerdem unterliegt die Fernverkehrsnachfrage jahreszeitlichen Schwankungen. Urlaubsreisen von Haushalten mit schulpflichtigen Kindern finden häufig zu den Schulferienterminen an Ostern, Pfingsten, im Sommer und an Weihnachten statt. Hingegen ist bei Haushalten ohne schulpflichtige Kinder eine jahreszeitlich

weitgehend ausgeglichene Verteilung der Urlaubsreisen festzustellen. Sonstige Privatreisen finden im Jahresverlauf relativ gleichmäßig statt, wobei es in Kalenderwochen mit Feiertagen zu Nachfragespitzen kommt. Die Hauptreisezeiten für Geschäftsreisen liegen zwischen Februar und Juni und zwischen Oktober und Dezember (Manz 2004).

Zusammenfassend hängt das Mobilitätsverhalten von Personen im Fernverkehr hinsichtlich Intensität und Struktur der Fernverkehrsnachfrage von ihren soziodemografischen Charakteristika sowie vom Wohnort ab.

### **3.3 Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung**

In diesem Abschnitt sind Folgerungen, die sich aus den vorangegangenen Literaturstudien und Analysen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung ergeben, zusammengefasst.

Ein zentrales Ergebnis der Studien zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt ist, dass Personen in ihrer Aktivitätsausübung ausgeprägte wöchentliche Rhythmen aufweisen. Weiterhin ist das Mobilitätsverhalten von Personen (im Alltagsverkehr) im Laufe der Woche relativ stabil hinsichtlich der Verkehrsmittelwahl bei gleichen Aktivitäten und sehr stabil hinsichtlich der Verkehrsmittelwahl bei gleichen Zielen. Analysen der Pkw-Nutzung im Alltag zeigen zudem, dass die Eckwerte der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf stabil sind. Hieraus ergibt sich für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung, dass Kenntnisse zum Mobilitätsverhalten und zur Pkw-Nutzung von Personen in einer Woche eine akzeptable Näherung für die Erfassung der typischen Mobilität von Personen im Alltag darstellen. Aus dem Eckwertvergleich der Pkw-Nutzung im Jahresverlauf kann gefolgert werden, dass Personen den Pkw in für die Alltagsmobilität typischen Wochen im Jahresverlauf ähnlich nutzen.

Weiterhin geht aus den Studien zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt hervor, dass die wöchentlichen Rhythmen der Aktivitätsausübung bei Pflichtaktivitäten (z. B. Arbeit, Ausbildung) stärker ausgeprägt sind als bei Freizeit- oder Einkaufsaktivitäten. Personen suchen bei Pflichtaktivitäten sehr häufig die gleichen Ziele auf, ihre Zielwahl ist also durch ein ausgeprägtes

räumlich-repetitives Verhalten charakterisiert. Dieses räumlich-repetitive Verhalten ist wiederum bei Pflichtaktivitäten stärker ausgeprägt als bei Freizeit- und Einkaufsaktivitäten. Dies liegt auch daran, dass bei den meisten Personen die Ziele der Pflichtaktivitäten fest vorgegeben sind (d. h. der Arbeitsplatz befindet sich an einem fest vorgegebenen Ort), wohingegen beispielsweise bei Einkaufsaktivitäten verschiedene Supermärkte aufgesucht werden können. Studien zur Pkw-Nutzung im Längsschnitt bestätigen, dass Pkw eine ausgeprägte räumlich repetitive Nutzung aufweisen. Aus diesen Erkenntnissen kann für die längsschnittorientierte Abbildung gefolgert werden, dass Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt bei der Ausübung von Pflichtaktivitäten stabiler ist als bei der Ausübung von Freizeit- und Einkaufsaktivitäten. Dies gilt sowohl hinsichtlich der Zielwahl als auch hinsichtlich der Aktivitätenausübung per se.

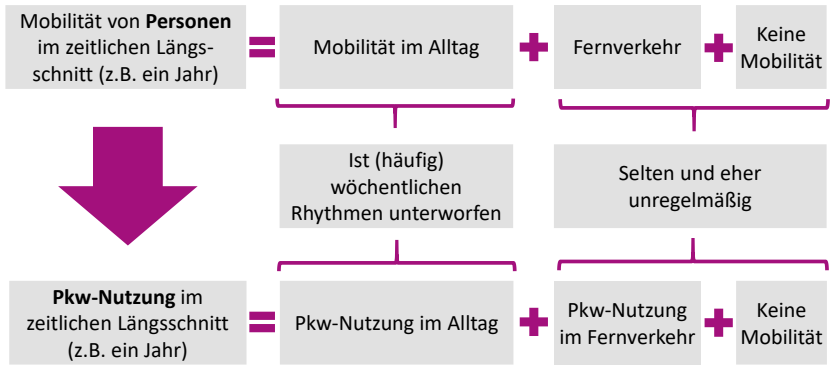
Ein weiteres Ergebnis der Studien zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt ist, dass Stabilität bzw. Variabilität des Mobilitätsverhaltens einer Person auch durch die Lage ihres Wohnorts, ihre soziodemografischen Charakteristika und ihre Verkehrsmittelverfügbarkeit determiniert wird. Studien zur Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt bestätigen dieses Ergebnis: Die Variabilität der Nutzung des Pkw hängt mit der Lage des Wohnorts und den soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter zusammen. Diese Erkenntnisse sollten bei der Abbildung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt berücksichtigt werden. Da jedoch keine Daten zur Nutzung von Pkw in Deutschland im zeitlichen Längsschnitt (d. h. mindestens mehrere Wochen) verfügbar sind, konnten im Rahmen dieser Arbeit Einflüsse von Wohnort und den soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter auf die Variabilität der Pkw-Nutzung nicht detailliert untersucht werden. Daher kann dieser Aspekt derzeit nicht bei der Abbildung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt berücksichtigt werden.

Aus Erhebungen zur Pkw-Nutzung ist bekannt, dass Eckwerte der monatlichen Pkw-Fahrleistungen in den letzten 15 Jahren stabil waren. Hieraus kann gefolgert werden, dass sich die Pkw-Nutzung in den letzten 15 Jahren nicht wesentlich verändert hat. Dies erlaubt die Verwendung von Eingabedaten für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung aus mehreren Jahren in der Zusammenfassung.

Außerdem geht aus Querschnitterhebungen zur Pkw-Nutzung hervor, dass ein wesentlicher Teil des Pkw-Bestands in Deutschland nicht jeden Tag verwendet wird. Dieser Sachverhalt muss bei der Abbildung der Pkw-Nutzung berücksichtigt werden.

Aus Studien zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr ist bekannt, dass Fernverkehrsergebnisse für große Teile der Bevölkerung seltene Ereignisse sind und der Pkw bei der Verkehrsmittelwahlentscheidung im Fernverkehr eine wesentliche Rolle spielt. Fernverkehrsergebnisse unterliegen anderen Rhythmen als das Mobilitätsverhalten im Alltag, die meisten Personen unternehmen Fernverkehrsergebnisse in unregelmäßigen Abständen. So finden unterschiedliche Arten von Fernreiseereignissen an unterschiedlichen Zeitpunkten im Jahr vermehrt statt (z. B. Urlaubsreisen in den Schulferien). Die Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr wird durch die soziodemografischen Charakteristika der Mobilitätsteilnehmer stark determiniert. Als wesentliche Einflussfaktoren wurden in den vorhandenen Studien das verfügbare Einkommen des Haushaltes, Haushaltszusammensetzung und die geografische Lage des Wohnortes genannt. Für die Abbildung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt kann gefolgert werden, dass die Nutzung des Pkw im Fernverkehr ein zentrales Element ist. Dies bedarf einer expliziten Darstellung von Fernverkehrsergebnissen im Modell. Da Fernverkehrsergebnisse für große Teile der Bevölkerung seltene Ereignisse sind und diese unregelmäßig stattfinden, sind diese Reiseereignisse oft nicht in Erhebungen zur Alltagsmobilität enthalten. Vielmehr wird ein separates Eingabedatum benötigt. Bei der Abbildung von Fernverkehrsergebnissen im Modell sollte berücksichtigt werden, dass die Bevölkerung ein sehr heterogenes Mobilitätsverhalten im Fernverkehr aufweist. Wesentliche Determinanten sind hierbei verfügbare Einkommen des Haushaltes, Haushaltszusammensetzung und die geografische Lage des Wohnortes. Außerdem sollte berücksichtigt werden, dass unterschiedliche Fernverkehrsergebnisse zu unterschiedlichen Zeiten im Wochen- und Jahresverlauf stattfinden.

In Abbildung 3-3 sind die wesentlichen Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung, die sich aus der Literaturstudie und Analyse von Mobilitäts- und Pkw-Nutzungsdaten ergeben, zusammengefasst dargestellt.



**Abbildung 3-3: Schlussfolgerungen für die längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung**





## 4 Längsschnittorientierte Abbildung der Pkw-Nutzung

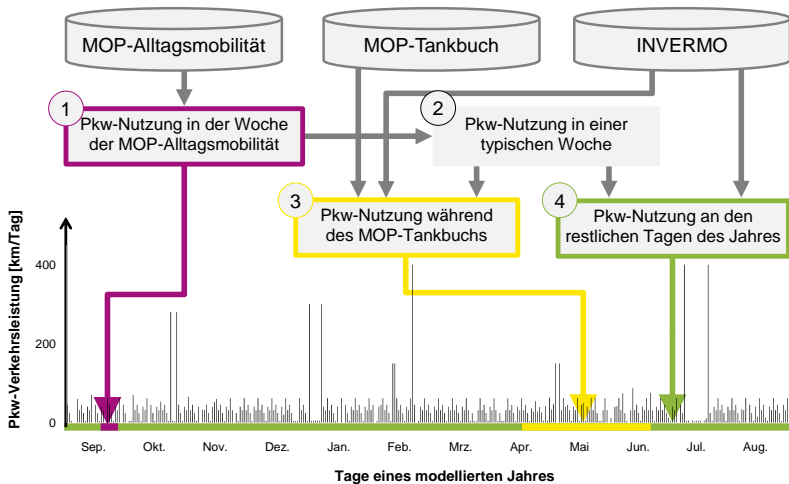
Ausgehend von den in Abschnitt 3.3 aufgestellten Überlegungen wird ein Modell zur längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung entwickelt: CUMILE (**C**ar **U**sage **M**odel **I**ntegrating **L**ong distance **E**vents). In Abschnitt 4.1 findet sich eine Beschreibung des Modellaufbaus und in Abschnitt 4.2 eine kompakte Beschreibung der Modellergebnisse. Das Vorgehen der Gewichtung der im Modell abgebildeten Pkw-Flotte wird in Abschnitt 4.3 beschrieben. Um die Analysemöglichkeiten zu erweitern, werden Informationen zu Infrastrukturnutzung und Pkw-Kosten an die abgebildeten Pkw-Nutzungsprofile ergänzt (Abschnitt 4.4). Das Vorgehen der Modellvalidierung ist in Abschnitt 4.5 skizziert. In Abschnitt 4.6 folgt eine kritische Diskussion des Modellansatzes.

### 4.1 Modellaufbau

Im Pkw-Nutzungsmodell CUMILE wird die Pkw-Nutzung über ein ganzes Jahr abgebildet. Modelliert werden die Nutzungscharakteristika von Pkw, deren Pkw-Besitzer sowohl an der Wochenerhebung des MOP als auch an der zusätzlichen MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch (Abschnitt 2.2.1.1) teilgenommen haben. Die Erhebung INVERMO (Abschnitt 2.2.1.2) wird verwendet, um seltene Fernverkehrereignisse im Jahresverlauf abzubilden. Ziel des Modells ist es, die Jahresfahrleistungen der Pkw in der Stichprobe auf einzelne Fahrten des Jahres zu verteilen.

Der Modellansatz von CUMILE besteht aus vier Modellschritten. Diese sind in Abbildung 4-1 dargestellt. Im ersten Modellschritt werden die Pkw-Fahrten im Zeitraum der MOP-Alltagsmobilitätserhebung anhand der Wegetagebücher von Personen bestimmt. Aufbauend darauf wird im zweiten Modellschritt die Pkw-Nutzung in einer Woche mit typischer Pkw-Nutzung ermittelt. In der Modellierung wird angenommen, dass die Nutzung von Pkw im Alltagsverkehr im Jahresverlauf

ähnlich ist. Im dritten Modellschritt werden die Informationen zur typischen Pkw-Nutzung, zum Pkw-Fernverkehr sowie die Daten der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch genutzt, um Pkw-Fahrten im Zeitraum der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch über acht Wochen zu reproduzieren. Im vierten Modellschritt wird die Pkw-Nutzung an den restlichen Tagen des Jahres abgebildet. Als Ergebnis von CUMILE liegen für jedes modellierte Fahrzeug Informationen zu Abfahrts- und Ankunftszeit, Fahrtzweck und die zurückgelegte Strecke aller im Modell abgebildeten Fahrten vor.



**Abbildung 4-1: Struktur des Pkw-Nutzungsmodells CUMILE, aufgezeigt anhand der Modell-ergebnisse eines Pkw**

In den nachfolgenden Abschnitten werden die vier Modellschritte sowie die zugrundeliegenden Modellannahmen vorgestellt. Der dargestellte Modellansatz wurde mit dem statistischen Softwarepaket SAS 9.4 implementiert. Beschreibungen des Modellaufbaus von CUMILE sind unter anderem in Weiss et al. (2014), Chlond et al. (2014), Weiss et al. (2016a), Weiss et al. (2017a), Weiss et al. (2017b) und Eisenmann et al. (2018a) zu finden.

### 4.1.1 Grundlegende Annahmen und Vorüberlegungen

Im Folgenden werden grundlegende Annahmen und Vorüberlegungen der längsschnitorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung diskutiert.

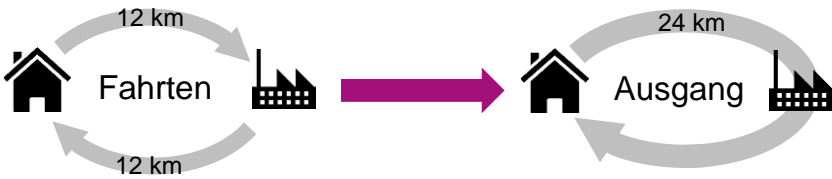
Eingabedaten des Modellansatzes sind MOP-Daten der Erhebungswellen 2002/2003 bis 2014/2015 (Abschnitt 2.2.1.1). Da das MOP eine Mobilitäts-erhebung in Privathaushalten ist, sind lediglich privat genutzte Pkw in den Eingabedaten enthalten. Folglich sind in Deutschland zugelassene und privat genutzte Pkw, d. h. Privatwagen und privat genutzte Dienstwagen, die Grundgesamtheit der in der CUMILE abgebildeten Pkw. Flottenfahrzeuge und lediglich dienstlich genutzte Pkw (z. B. Pkw von Altenpflagediensten oder Autovermietungen) sind nicht in der Grundgesamtheit enthalten.

Die Bruttostichprobe umfasst 14.443 Haushalte (MOP-Alltagsmobilität) und 9.610 Pkw (MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch). Es findet jedoch nicht die gesamte Bruttostichprobe Eingang in die Modellierung, sondern es können lediglich Haushalte berücksichtigt werden, welche die folgenden drei Kriterien erfüllen:

- In den Haushalten befindet sich mindestens ein Pkw,
- alle im Haushalt lebenden Pkw-Nutzer (d. h. Personen mit Pkw-Führerschein, die angegeben haben, dass sie zumindest ab und an einen Pkw nutzen) haben ein Wegetagebuch in der Alltagsmobilitäts-erhebung ausgefüllt und
- zu jedem Pkw im Haushalt liegt ein Tankbuch vor.

Die resultierende Nettostichprobe, die alle genannten Kriterien erfüllt, umfasst 4.834 Haushalte und 6.309 Pkw.

Modelliert werden Pkw-Fahrten, die Betrachtungsebene der Modellierung ist jedoch der Pkw-Ausgang (siehe Abschnitt 2.1.1). Die Betrachtungsebene des Pkw-Ausgangs wird in der Modellierung gewählt, da eine Fahrt nicht als isoliertes Element angesehen werden kann, sondern immer Bestandteil eines Pkw-Ausgangs ist. Beispielhaft zeigt Abbildung 4-2 die Zusammenfassung von zwei Fahrten zu einem Pkw-Ausgang.



**Abbildung 4-2: Exemplarische Darstellung des Vorgehens bei der Zusammenfassung von Pkw-Fahrten zu einem Pkw-Ausgang**

Die Pkw-Jahresfahrleistung ist ein wesentliches Eingabedatum der Modellierung, da das Ziel der Modellierung darin besteht, die Pkw-Jahresfahrleistung auf einzelne Pkw-Fahrten aufzuteilen. Aus diesem Grund muss die Information der Pkw-Jahresfahrleistung in den Eingabedaten der Modellierung enthalten sein. In der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch schätzen die Teilnehmer die Jahresfahrleistung ihres Pkw ab. Zudem kann, wenn von einem Pkw in zwei aufeinander folgenden Jahren ein Tankbuch vorliegt, die Jahresfahrleistung mittels der im Tankbuch berichteten Tachostände zum Ende des Berichtszeitraums exakt ermittelt werden. Dies ist bei 42% der Pkw in der CUMILE-Stichprobe der Fall. Bei den restlichen 58% der Pkw werden Jahresfahrleistungsangaben, die von den Erhebungsteilnehmern geschätzt wurden, als Eingabedatum der Modellierung genutzt.

Ein Modelljahr beginnt jeweils am 1. September und endet am 31. August des Folgejahres. Der Modellierungszeitraum ergibt sich aus den Spezifika der Eingabedaten. Eine Erhebungswelle des MOP beginnt jedes Jahr mit der Alltagsmobilitätsenerhebung im Herbst (Erhebungszeitraum zwischen September und November) und im darauffolgenden Frühjahr werden die Erhebungsteilnehmer der Alltagsmobilitätsenerhebung gebeten, für ihre Pkw ein Tankbuch zu führen (Erhebungszeitraum zwischen April und Juli). Ein Beginn des Modelljahres direkt nach dieser Erhebung im Juli bzw. August bietet sich nicht an, da in diesem Zeitraum der Schulferien von Familien vermehrt Urlaubsreisen mit dem Pkw über mehrere Tage oder Wochen durchgeführt werden (Manz 2004), die dann nicht vollständig abgebildet wären.

### 4.1.2 Modellschritt 1: MOP-Woche

Da die Information, welcher Pkw im Haushalt von den Erhebungsteilnehmern für ihre Pkw-Wege genutzt wird, nicht in der MOP-Alltagsmobilitätserhebung enthalten ist, wird im ersten Modellschritt eine Heuristik entwickelt, um die Pkw-Nutzung in der MOP-Woche abzubilden. Ziel dieser Heuristik ist es, Pkw-Wege von Einzelpersonen den jeweiligen Pkw des Haushalts zuzuweisen, um hieraus für jeden Pkw der Stichprobe Fahrt-Ketten der Erhebungswoche abzuleiten. Die Heuristik basiert auf drei Annahmen:

- Erhebungsteilnehmer nutzen für ihre im Wegetagebuch berichteten Pkw-Wege nur Pkw aus ihrem Haushalt,
- alle in der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch enthaltenen Pkw werden nur von Haushaltsmitgliedern genutzt und
- wenn es im Haushalt mehr als einen Pkw gibt, dann hat jeder Pkw-Nutzer einen persönlichen Pkw, den er vorwiegend nutzt.

Wenn ein Haushalt nur über einen Pkw verfügt, wird angenommen, dass alle Pkw-Nutzer des Haushalts diesen Pkw für ihre Pkw-Fahrten benutzen. Wenn zwei oder mehr Pkw im Haushalt verfügbar sind, dann werden Pkw-Nutzer nach ihrer Pkw-Fahrleistung in der MOP-Alltagsmobilitätserhebung und Pkw nach ihrer in der MOP-Erhebung zu Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch gemessenen Frühjahrsmonatsfahrleistung sortiert. In Abbildung 4-3 ist eine umfassende Zuordnungstabelle mit möglichen Zuordnungen von Pkw-Nutzern und Pkw im Haushalt zu finden. Die Pkw-Ausstattung in der vorliegenden Stichprobe stellt sich wie folgt dar: In 45% der Haushalte in der Netto-Stichprobe gibt es einen Pkw und einen Pkw-Nutzer, in 28% der Haushalte teilen sich mehrere Personen einen Pkw, in weiteren 22% der Haushalte leben genauso viele Pkw-Nutzer (hier: mindestens zwei Pkw-Nutzer) wie Pkw verfügbar sind; in seltenen Fällen sind im Haushalt mehr als ein Pkw vorhanden und die Zahl der Pkw-Nutzer ist größer als die Zahl der Pkw (3%) oder es gibt mehr Pkw im Haushalt als Pkw-Nutzer (2%).

Die These, dass in Mehr-Pkw-Haushalten Pkw-Nutzer hauptsächlich einen Pkw ihres Haushalts nutzen, wird durch Auswertungen von Eintageserhebungen weitgehend bestätigt. So wiesen Angueira et al. (2015) nach, dass 95% der amerikanischen Pkw-Nutzer im Laufe eines Tages denselben Pkw nutzen, was darauf hindeutet, dass die Fahrzeugwahl für die meisten Pkw-Nutzer kein

Tagesphänomen ist. Eine Auswertung der MiD 2008 zeigt, dass 96% der Pkw-Nutzer in Mehr-Pkw-Haushalten, die an einem Tag mehr als eine Pkw-Fahrt machen, auch auf allen Fahrten denselben Pkw benutzen (Chlond et al. 2014).

		Anzahl der Pkw-Nutzer im Haushalt			
		1 Person	2 Personen	3 Personen	4 Personen
Anzahl Pkw im Haushalt	1 Pkw				
	2 Pkw				
	3 Pkw				
	4 Pkw				

Legende:

- Jede Person nutzt einen Pkw; Nutzungsrang des Pkw entspricht Nutzungsrang der Personen.
- Alle Personen des Haushalts teilen sich einen Pkw.
- Personen mit den niedrigeren Nutzungsständen teilen sich den Pkw mit dem niedrigsten Nutzungsstand.
- Person mit höchstem Nutzungsstand nutzt auch Pkw mit niedrigsten Nutzungsständen, Aufteilung proportional zur Fahrleistung.

**Abbildung 4-3: Initiale Zuordnungsheuristik von Pkw zu Pkw-Fahrern in der MOP-Erhebungswoche**

Ausgehend von der oben eingeführten Zuweisungsheuristik werden Pkw-Fahrtketten für die MOP-Woche initial ermittelt und hinsichtlich Plausibilität überprüft. Mittels automatischer Prüfroutinen wird beispielsweise untersucht,

- ob sich zwei Pkw-Ausgänge zeitlich überlagern,
- ob aufeinanderfolgende Fahrten den gleichen Zweck haben (im Falle von Fahrten zur Arbeit, zur Ausbildung oder nach Hause ist dies nicht plausibel),
- ob die Geschwindigkeiten der Pkw-Fahrten plausibel sind,
- ob bei Ausgängen mit zwei Fahrten die Hin- und Rückfahrt gleich lang ist und
- ob die Aktivitätendauer nach Fahrten zur Arbeit, Ausbildung, Freizeit oder Einkauf unplausibel lang ist.

97% aller Pkw-Ausgänge mit der in Abbildung 4-3 gebildeten Pkw-Heuristik sind hinsichtlich der oben dargestellten Prüfroutinen plausibel. Die verbleibenden 3% der Pkw-Ausgänge werden plausibilisiert.

Ein Beispiel hierzu: In einem Haushalt leben drei Pkw-Nutzer und es sind zwei Pkw vorhanden. Die Pkw-Ausgänge von zwei Pkw-Nutzern überlagern sich zeitlich und gemäß der in Abbildung 4-3 dargestellten initialen Zuordnungsheuristik verwenden beide Pkw-Nutzer denselben Pkw. Um diese Unplausibilitäten aufzulösen, wird die Pkw-Zuordnungsheuristik angepasst. In diesem Beispiel wird geprüft, ob ein Pkw-Nutzer den anderen im Haushalt verfügbaren Pkw für seinen Ausgang nutzen kann.

Nach Durchführung der Plausibilisierungen sind alle Pkw-Ausgänge hinsichtlich der oben dargestellten Prüfroutinen plausibel. Als Ergebnis des ersten Modellschrittes liegen für jeden Pkw plausible Fahrt-Ketten für die MOP-Erhebungswoche vor.

### 4.1.3 Modellschritt 2: Typische Woche

Im zweiten Modellschritt von CUMILE wird die Pkw-Nutzung in einer für die Alltagsmobilität typischen Woche ermittelt. Der Erhebungszeitraum stellt einen Zeitraum mit typischer Pkw-Nutzung dar, sofern der Befragungsteilnehmer nicht berichtet, dass er krank, im Urlaub oder sein Pkw in der Werkstatt war. 85% der Erhebungsteilnehmer der Nettostichprobe berichteten in der Erhebungswoche keine Besonderheiten; bei 15% der Erhebungsteilnehmer lag an einem oder mehreren Tagen der Berichtswoche eine Besonderheit vor und deren Mobilitätsverhalten an diesen Tagen kann nicht als typisch angesehen werden.

Wenn der Befragungsteilnehmer ein solches Ereignis berichtet, der Erhebungstag also untypisch ist, dann wird die typische Pkw-Nutzung an untypischen Tagen anhand von anderen typischen Wochentagen desselben Jahres oder gleichen typischen Wochentage eines anderen Jahres ermittelt. Wenn eine Person beispielsweise berichtet, dass sie an einem Tag des Berichtszeitraums, z. B. an einem Mittwoch, krank war, dann ist davon auszugehen, dass sie ihren Pkw auch an diesem Tag nicht so genutzt hat, wie an einem typischen Mittwoch, da sie am Krankheitstag nicht mit dem Pkw zu ihrem Arbeitsplatz gefahren ist. Stattdessen wird angenommen, dass sie ihren Pkw an einem typischen Mittwoch ähnlich nutzt wie an einem typischen Donnerstag. Die resultierenden Fahrt-Ketten für eine Woche mit typischer Pkw-Nutzung werden, wie auch im ersten Modellschritt, hinsichtlich Plausibilität überprüft und gegebenenfalls angepasst. Eine zentrale

Annahme der Modellierung ist, dass sich die Pkw-Nutzung in typischen Wochen im Jahresverlauf ähnlich verhält, siehe Abschnitt 3.3.

#### **4.1.4 Modellschritt 3: Tankbuchzeitraum**

Die Informationen zur typischen Pkw-Nutzung, zum Pkw-Fernverkehr sowie die Daten der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch werden im dritten Modellschritt genutzt, um die Pkw-Fahrten im Erhebungszeitraum im Frühjahr (acht Wochen) zu reproduzieren. Ziel dieses Modellschrittes ist es, die tatsächlich zwischen zwei Tankvorgängen zurückgelegten Fahrleistungen auf einzelne Pkw-Fahrten aufzuteilen. Der Algorithmus prüft zunächst, ob die Summe der typischen Fahrleistungen zwischen zwei Tankvorgängen die gesamte berichtete Fahrleistung zwischen diesen erklärt. Lagen beispielsweise sieben Tage zwischen zwei Pkw-Tankvorgängen, dann wird zunächst geprüft, ob die zurückgelegte Strecke, wie im Tankbuch berichtet, der im zweiten Modellierungsschritt ermittelten Fahrleistung in einer typischen Woche entspricht.

Wenn die Fahrleistungen an typischen Wochentagen nicht die gesamten tatsächlichen Fahrleistungen erklären, prüft der Algorithmus, ob ein Fernverkehrsereignis vorliegen könnte und ergänzt dieses. Informationen zu diesen Fernverkehrsereignissen kommen aus der Erhebung INVERMO. Für diese Zuordnung werden zuerst alle für den Zeitraum zwischen den zwei betrachteten Tankvorgängen passenden Pkw-Fernreisen aus INVERMO bestimmt und hieraus mittels Ziehung von Zufallszahlen ein Fernverkehrsereignis ausgewählt.

Der Zuordnung von Fernverkehrsereignissen liegen zwei Überlegungen zugrunde (siehe Abschnitt 3.3): Zum einen sollen die in INVERMO berichteten Fernverkehrsereignisse in CUMILE von Personen mit ähnlichen soziodemografischen Charakteristika durchgeführt werden. Zum anderen sollen in INVERMO berichteten Fernverkehrsereignisse in CUMILE an für die Art der Fernverkehrsaktivität charakteristischen Zeiträumen im Wochen- und Jahresverlauf stattfinden. Kriterien für die Ziehung der Fernverkehrsereignisse sind Haushaltstyp (4 Ausprägungen), Haushaltseinkommen (4 Ausprägungen), Lage des Wohnorts (3 Ausprägungen), Wochentag des Reisebeginns und Monat des Reisebeginns. Im Modell wird sichergestellt, dass das aus INVERMO gezogene



Fernverkehrsereignis hinsichtlich der genannten Kriterien zu den jeweiligen CUMILE-Pkw passt.

Wenn ein Fernverkehrsereignis ausgewählt wird, dann ersetzt dies an den Tagen mit Fernverkehrsereignis die typischen Pkw-Ausgänge. Hiernach werden die im Zeitraum zwischen zwei Tankvorgängen modellierten Fahrleistungen mit den tatsächlichen Fahrleistungen verglichen. Wenn die modellierten Fahrleistungen deutlich größer als die tatsächlichen Fahrleistungen sind, wird das gezogene Fernverkehrsereignis verworfen und ein neues Fernverkehrsereignis zugeordnet. Diese Ziehung wird bis zu fünf Mal wiederholt. Wenn auch nach fünf Iterationsschritten kein Fernverkehrsereignis bestimmt werden kann, dann wird angenommen, dass ein Zeitraum mit typischer Mobilität vorliegt, aber Pkw-Nutzer ihr Zielwahlverhalten auf einzelnen Ausgängen mit flexiblen Zielen variieren (siehe Abschnitt 3.3), d. h. sie suchen auf einzelnen Ausgängen ein weiter entfernt gelegenes Ziel (z. B. Supermarkt) auf. Die Fahrdauern werden entsprechend angepasst.

Wenn die tatsächlichen Fahrleistungen zwischen zwei Tankvorgängen niedriger sind als die Fahrleistungen an den typischen Wochentagen während des gleichen Zeitraums, dann wird angenommen, dass einzelne Ausgänge nicht stattfinden. Mögliche Gründe sind, dass der Pkw-Nutzer den Ausgang durchführt, aber ein anderes Verkehrsmittel wählt oder dass der Pkw-Nutzer den Ausgang nicht durchführt, da er z. B. an diesem Tag krank ist. Diese Ausgänge werden aus der Gesamtheit der für den jeweiligen Zeitraum typischen Ausgänge mittels Zufallszahlziehung ausgewählt. Ausgänge ohne Pflichtaktivitäten (z. B. Freizeit, Einkaufen) werden höher gewichtet als Ausgänge mit Pflichtaktivität, da diese eine höhere Variabilität aufweisen (siehe Abschnitt 3.3).

In diesem Modellschritt werden die Tankintervalle nacheinander modelliert. Modellschritt 3 ist abgeschlossen, wenn Pkw-Fahrprofile für den gesamten Erhebungszeitraum der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch vorliegen.

#### **4.1.5 Modellschritt 4: Restliche Tage des Jahres**

Die Pkw-Fahrten für diejenigen Tage des Jahres, an denen weder die MOP-Alltagsmobilitätsenerhebung noch die Erhebung zu Pkw-Fahrleistungs- und Kraftstoffverbrauch stattfand, wird im vierten Modellschritt mit einem Algorithmus, ähnlich zum dritten Modellschritt, reproduziert. Für diesen Modellschritt werden Informationen zu der Pkw-Nutzung in typischen Wochen, zur Pkw-Jahresfahrleistung und Pkw-Fernverkehrsinformationen aus INVERMO benötigt.

Der Algorithmus prüft, ob die typische Fahrleistung der gesamten berichteten Fahrleistung, d. h. der Jahresfahrleistung abzüglich der während der Erhebungszeiträume zurückgelegten Fahrten, entspricht. Falls die Fahrleistung an typischen Tagen geringer ist als die gesamte berichtete Fahrleistung, dann prüft der Algorithmus, ob Urlaubs- und Ausflugsfahrten vorliegen und ergänzt diese. Wenn kein Fernverkehrsereignis bestimmt werden kann, dann wird angenommen, dass Pkw-Nutzer ihr Zielwahlverhalten auf einzelnen Ausgängen variieren, indem sie weiter entfernt gelegene flexible Ziele aufsuchen. Ist die Pkw-Fahrleistung an typischen Tagen größer als die gesamte berichtete Fahrleistung, dann wird angenommen, dass einzelne typische Ausgänge des Pkw nicht stattfinden. Das Vorgehen ist jeweils mit dem in Modellschritt 3 umgesetzten Ansatz identisch. In den Modellierungsschritten 3 und 4 werden pro CUMILE-Pkw durchschnittlich 5,2 Fernverkehrsereignisse aus INVERMO ergänzt.

Der Algorithmus ist beendet, wenn die gesamte, aus dem MOP bekannte Pkw-Jahresfahrleistung auf einzelne Fahrten im Jahre verteilt sind. Hierbei sind geringe Abweichungen zwischen der gemessenen bzw. berichteten Jahresfahrleistung und dem Jahresaggregat der modellierten Fahrten zugelassen. Diese Abweichung beträgt 0,9% im Mittel, wobei bei 90% der Pkw in der Stichprobe das Jahresaggregat der modellierten Fahrten um maximal 1,3% von der gemessenen bzw. berichteten Jahresfahrleistung abweicht.

## **4.2 Modellergebnis: Pkw-Nutzungsprofile über ein Jahr**

Als Ergebnis von CUMILE liegen für jeden Pkw der Stichprobe Informationen zu Abfahrts- und Ankunftszeit, Zweck und die zurückgelegte Strecke aller über ein Jahr modellierten Fahrten vor. Die Stichprobe umfasst 6.309 Pkw und rund 4,6

Mio. Fahrten. Zudem liegen aus dem MOP Informationen zu soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter (z. B. Haushaltseinkommen) und Eigenschaften der Pkw (z. B. Segment und Treibstoffverbrauch) von Haushalten und Pkw der CUMILE-Stichprobe vor. Dieses Modell erlaubt es damit erstmals, die Unterschiedlichkeit einer Fahrzeugnutzung, aufgelöst auf Einzelfahrten, repräsentativ für die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte über ein ganzes Jahr abzubilden.

### 4.3 Gewichtung der Pkw

Um zu gewährleisten, dass die CUMILE-Stichprobe die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte repräsentiert, werden die in CUMILE abgebildeten Haushalte und Pkw entsprechend ihrer soziodemografischen Eigenschaften gewichtet. Diese Gewichtungsprozedur orientiert sich an der Gewichtung des MOP (Eisenmann et al. 2018b).

Die Haushaltsdaten werden nach den Merkmalen Ortsgröße, Haushaltsgröße und Anzahl Pkw im Haushalt gewichtet. Eingabedaten der Sollverteilung für die Gewichtung auf Haushaltsebene sind der Mikrozensus 2015 (Destatis 2015) zur Ermittlung von Haushalten nach Ortsgröße und Haushaltsgröße, die Einkommens- und Verbrauchsstichprobe 2013 (Destatis 2013) zur Ermittlung der Pkw-Besitzquoten verschiedener Haushaltstypen sowie Pkw-Bestandsdaten des Kraftfahrt-Bundesamtes zur Ermittlung der im Jahr 2015 zugelassenen Pkw in Deutschland (KBA 2015, Abschnitt 2.2.2.2).

Um die Gewichtungsfaktoren zu bestimmen, werden die Sollverteilungen der Haushalte in Deutschland mit der Ist-Verteilung der CUMILE-Stichprobe abgeglichen. Die Gewichtungsfaktoren auf Haushaltsebene sind in Tabelle 4-1 aufgelistet. Die Haushaltsgrößen sind in PHH (Personen im Haushalt) und die Ortsgrößen in TEW (Tausend Einwohner) angegeben. Wenn ein Gewichtungsfaktor gleich oder fast gleich 1 ist, dann zeigt dies, dass diese Gruppe von Haushalten hinsichtlich der gewählten soziodemografischen Merkmale gut in der CUMILE-Stichprobe repräsentiert ist; Gewichtungsfaktoren kleiner 1 weisen auf eine Überrepräsentation in der Stichprobe hin und Gewichtungsfaktoren größer 1 weisen darauf hin, dass diese Haushalte in der CUMILE-Stichprobe unterrepräsentiert sind. Größere Haushalte, die mehr als einen Pkw besitzen, sind in der

CUMILE-Stichprobe leicht unterrepräsentiert. Grund ist, dass größere Haushalte nur dann in der Modellierung berücksichtigt werden können, wenn ein vollständiger Haushalt vorliegt (alle Wegetagebücher und alle Tankbücher).

**Tabelle 4-1: Gewichtungsfaktoren auf Haushaltsebene, Fallzahlen der für die Gewichtung relevanten Teilstichproben (in Klammern ausgewiesen<sup>1</sup>)**

Pkw-Besitz	Haushaltsgröße	Ortsgröße		
		0-20 TEW	20-100 TEW	100+ TEW
1 Pkw	1 PHH	1,129 (521)	1,111 (383)	0,856 (523)
	2 PHH	0,921 (574)	0,887 (433)	0,803 (475)
	3 PHH	1,008 (109)	1,231 (73)	0,948 (112)
	4+ PHH	0,965 (110)	0,966 (94)	1,128 (93)
2+ Pkw	1 PHH	1,253 (16)	0,944 (12)	0,944 (9)
	2 PHH	1,253 (255)	0,944 (178)	0,944 (111)
	3 PHH	1,135 (193)	1,351 (81)	1,045 (68)
	4+ PHH	1,070 (232)	1,199 (98)	0,899 (81)

Auf Pkw-Ebene wird die Stichprobe anhand der Pkw-Merkmale Hubraum und Alter gewichtet. Außerdem wird der Gewichtungsfaktor des Haushalts in die Pkw-Gewichtung einbezogen, um eine Repräsentativität der Pkw hinsichtlich der soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter zu gewährleisten. Eingabedaten für die Sollverteilung der Pkw sind die Pkw-Bestandsstatistiken des KBA (KBA 2017b). Für die Gewichtung werden die Pkw in der CUMILE-Stichprobe anhand ihres Hubraums (bis 1.399 kWh, 1.400-1.599 kWh, 1.600-1.999 kWh, 2.000 kWh und mehr) und Alters (0-3 Jahre, 4-6 Jahre, 7-9 Jahre, 10 Jahre und älter) in 16 Gruppen unterteilt und für diese Gruppen Gewichtungsfaktoren ermittelt. Hiernach werden die erstellten Gewichtungsfaktoren mit den Gewichtungsfaktoren auf Haushaltsebene multipliziert, um zu gewährleisten, dass auch die Haushaltseigenschaften in dem Pkw-Gewichtungsfaktor berücksichtigt werden. Die finalen Pkw-Gewichtungsfaktoren liegen zwischen 0,439 und 2,194.

<sup>1</sup> Aufgrund der niedrigen Stichprobengröße von Einpersonenhaushalten mit zwei und mehr Pkw wurde ein gemeinsamer Gewichtungsfaktor für Ein- und Zweipersonenhaushalte mit zwei und mehr Pkw ermittelt.

## **4.4 Ergänzung externer Informationen zu den modellierten Fahrprofilen**

An die in CUMILE modellierten Fahrprofile werden externe Informationen ergänzt, um das Anwendungsspektrum der CUMILE-Ergebnisse zu erweitern. In den nachfolgenden Abschnitten wird die Vorgehensweise der Ergänzung von Informationen zur Infrastrukturnutzung der Bundesautobahn (BAB) in Deutschland und zu Pkw-Kosten beschrieben.

### **4.4.1 Autobahninfrastrukturnutzung**

*Dieser Abschnitt basiert weitgehend auf der Veröffentlichung „Who Uses Freeways and Who Pays for Them? – A Model Based Analysis of Distribution Effects of Different Toll Tariff Systems in Germany“ (Weiss et al. 2016a).*

Bei der Ermittlung der Fahrleistung auf der BAB-Infrastruktur tritt das Problem auf, dass in CUMILE und auch in den Eingabedaten des MOP keine Geoinformationen zu Start und Ziel der Fahrt vorliegen – diese Informationen wären notwendig, um eine explizite Routenwahl durchführen und hieraus Informationen zu verschiedenen Straßenkategorien ableiten zu können. Da lediglich die Informationen zu Fahrtdistanzen der Pkw-Fahrprofile bekannt sind, wird für die Ermittlungen der Fahrleistung auf der BAB ein heuristischer Ansatz genutzt, bei welchem die Ergebnisse des deutschlandweiten Verkehrsnachfragemodells VALIDATE der PTV Group (Vortisch und Waßmuth 2007) in CUMILE integriert werden.

Das Straßennetz des Modells VALIDATE umfasst ganz Deutschland sowie große Teile des europäischen Straßennetzes. Für das Nachfragemodell wird Deutschland in rund 10.000 Verkehrszellen unterteilt. Die dem Modell zugrundeliegenden Verkehrsnachfragedaten werden aus Verkehrserhebungen (hauptsächlich der MiD) abgeleitet und die Verkehrsnachfragematrizen werden mit einem weitestgehend konventionellen Nachfragemodellierungsansatz ermittelt. Die Kalibrierung der resultierenden Verkehrsnachfragematrizen erfolgt anhand des täglichen Verkehrsaufkommens aus den zur Verfügung stehenden empirischen Grundlagen

aus Befragungs- und Zählenden. Mit dieser Grundlage stehen neben einer Abbildung aller Streckenbelastungen in Deutschland auch Routeninformationen zur Verfügung.

Aus der in VALIDATE vorgenommenen Umlegung können Nutzungshäufigkeiten und Nutzungsintensitäten verschiedener Straßenkategorien abgeleitet werden. Für die vorgestellte Anwendung sind die Anteile von Pkw-Fahrten einer bestimmten Länge, die teilweise auf der BAB durchgeführt werden, sowie die auf BAB zurückgelegte Fahrleistung relevant. Unter der Annahme, dass die BAB-Nutzung hauptsächlich von der Länge der Pkw-Fahrt abhängt, können diese Informationen genutzt werden, um die Intensität und Häufigkeit einer BAB-Nutzung der Pkw in CUMILE abzuschätzen.

Für die Bestimmung der BAB-Fahrleistung von den in CUMILE modellierten Pkw-Fahrten werden verschiedene Annahmen getroffen:

- Pkw-Nutzer verwenden auf ihren Pendelwegen (d. h. Fahrten von zu Hause zur Arbeit, Ausbildungsstätte oder von der Arbeit, Ausbildungsstätte nach Hause) immer die gleichen Routen. Daher ist der BAB-Streckenanteil eines Pkw-Nutzers auf allen Pendelwegen gleich.
- Wenn ein Pkw-Ausgang aus zwei Fahrten besteht, dann nutzt der Pkw-Fahrer auf diesen beiden Fahrten die gleiche Route. Daher wird auf der Rückfahrt der gleiche Streckenanteil auf der BAB zurückgelegt wie auf der Hinfahrt.
- Da aufeinanderfolgende BAB-Anschlussstellen in der Regel mindestens 2 km entfernt liegen, müssen die BAB-Anteile einzelner Fahrten mindestens 2 km betragen.
- Lediglich die ersten 500 km einer Fahrt finden auf der deutschen BAB-Infrastruktur statt.

Anhand der aus der VALIDATE Verkehrsumlegung abgeleiteten Nutzungshäufigkeiten und Nutzungsintensitäten der BAB in Abhängigkeit der Fahrtlängen wird über eine Ziehung von Zufallszahlen für alle in CUMILE abgebildeten Fahrten die auf der BAB zurückgelegte Fahrtstrecke bestimmt.

Im Ergebnis wird bei 18% der in CUMILE modellierten Fahrten die BAB-Infrastruktur genutzt. Im Mittel legen Pkw 37% ihrer Jahresfahrleistung auf der BAB-Infrastruktur zurück.

#### **4.4.2 Kosten von Pkw-Besitz und Pkw-Nutzung**

*Die beschriebene Methodik zur Ermittlung von Pkw-Kosten basiert teilweise auf der Veröffentlichung „Vehicle cost imputation in travel surveys: Gaining insight into the fundamentals of (auto-) mobility choices“ (Kuhnimhof und Eisenmann 2017).*

Eine weitere Ergänzung erfolgt in Bezug auf die aus Fahrzeugbesitz und -nutzung resultierenden Kosten. Es wird ein Imputationsverfahren entwickelt, um den CUMILE-Pkw Kosteninformationen aus einer Pkw-Kostendatenbank zuzuordnen. In den nachfolgenden Abschnitten werden die genutzten Datengrundlagen vorgestellt, das Imputationsverfahren beschrieben und die Ergebnisse mit einer anderen Erhebung validiert.

##### **4.4.2.1 Datengrundlagen**

Für die Ergänzung von Pkw-Kosteninformationen an den CUMILE-Datensatz werden vier weitere Datensätze verwendet. Drei Datensätze werden im eigentlichen Imputationsverfahren genutzt, nämlich

- die MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch 2015/16-2016/17 (Abschnitt 2.2.1.1),
- eine Pkw-Kostendatenbank des ADAC (Abschnitt 2.2.2.3) und
- der Pkw-Bestandsdatensatz des KBA (Abschnitt 2.2.2.2).

Wesentlicher Identifikator für die Kombination der Fahrzeuginformationen in den drei Datensätzen ist die HSN-TSN-Nummer. Diese Nummer ist eine Kombination aus einer vierstelligen Hersteller-Schlüssel-Nummer (HSN) und einer dreistelligen Typ-Schlüssel-Nummer (TSN). Jede in Deutschland registrierte Fahrzeugkonfiguration (z. B. Marke, Modell, Version, Serie) ist anhand einer HSN-TSN-Nummer (KBA 2017c) identifizierbar. Grundsätzlich unterscheiden sich Fahrzeuge innerhalb jeder HSN-TSN-Kategorie nur nach Baujahr und spezifischen Besonderheiten (z. B. Anhängerkupplung, Schiebedach, Farbe).

Zusätzlich wird die Einkommens- und Verbrauchsstichprobe EVS 2013 zur Validierung der Imputationsergebnisse verwendet. Tabelle 4-2 gibt einen Überblick über die in der ADAC-Kostendatenbank und in der EVS 2013 enthalte-

nen Pkw-Kostenkategorien. Ausgehend von diesem Vergleich sind Pkw-Kostenkategorien, die für die Kostenergänzung der CUMILE-Pkw genutzt werden, dargestellt.

**Tabelle 4-2: Gegenüberstellung von Kostenkategorien der ADAC-Kostendatenbank und der EVS; daraus resultierende Kostenkategorien für die Pkw-Kostenergänzung**

	<b>ADAC-Kostendatenbank</b>	<b>EVS</b>	<b>Pkw-Kostenergänzung</b>
<b>Kostenkategorien, betrachtet</b>	Kraftstoff Öl AdBlue	Kraftstoff & Schmiermittel	Kraftstoff & Schmiermittel
	Wertverlust	Ausgaben für Kauf und Leasing von Fahrzeugen (minus) Einkommen von Fahrzeugverkauf	Wertverlust
	Versicherung	Versicherung	Versicherung
	Reparatur, Fahrzeug- teile, Instandhaltung	Instandhaltung Fahrzeugteile und Zubehör	Reparatur & Instandhaltung
	Steuer Pflege	Steuer	Steuer
<b>Kostenkategorien, nicht betrachtet</b>		Garagenmiete Weitere Ausgaben (z. B. Parktickets)	

Für die Ergänzung der Pkw-Kosten kann auf eine detaillierte Aggregatstatistik des Pkw-Bestandsdatensatzes des KBA zurückgegriffen werden, der einen vollständigen Überblick über den deutschen Fahrzeugbestand zum 1. Januar 2016, aufgeschlüsselt nach HSN-TSN/Baujahr-Kombination, liefert. Die Beobachtungen in diesem Datensatz sind die einzelnen HSN-TSN/Baujahr-Kombinationen; weiterhin sind zusätzliche Fahrzeugdetails wie z. B. Fahrzeugbezeichnung (z. B. Volkswagen Golf), Hubraum, Motorgröße enthalten.

Aufgrund des dreimonatigen Berichtszeitraums sind Ausgabenerhebungen wie die EVS 2013 nicht geeignet, sinnvolle Kfz-Ausgabenverteilungen zu liefern. Dies liegt daran, dass nur sehr wenige Haushalte extrem hohe Kfz-Ausgaben berichten, nämlich diejenigen Haushalte, die im Berichtszeitraum einen Pkw gekauft haben.



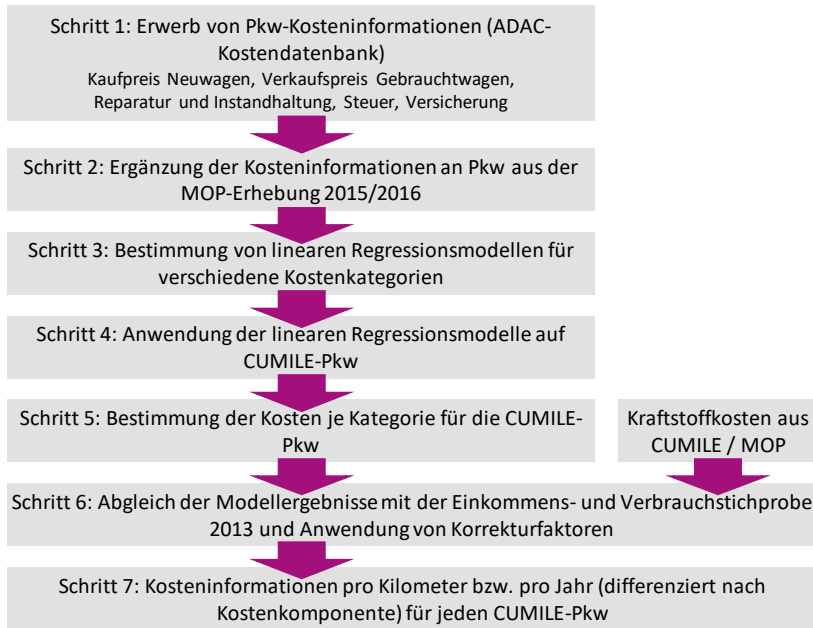
Die meisten Haushalte haben jedoch keine oder nur relativ geringe Kfz-Ausgaben, z. B. Kraftstoffkosten, regelmäßige jährliche (z. B. Steuern und Versicherungen) oder unregelmäßige und unvorhersehbare Aufwendungen (z. B. Reparaturen), die zufällig in die Berichtsperiode fallen. Ausgabenerhebungen sind jedoch eine nützliche Quelle für die Berechnung von Durchschnittswerten für Pkw-Ausgaben.

Um die Validität der Ergebnisse der Pkw-Kostenberechnung zu beurteilen, werden die durchschnittlichen Fahrzeugkosten, die durch die Imputation ermittelt wurden, mit den durchschnittlichen Fahrzeugkosten aus der EVS 2013 verglichen. Hierzu wird der EVS-Mikrodatensatz analysiert, um eine bestmögliche Übereinstimmung der Fahrzeugkostenkategorien mit den Kostenbestandteilen im Anrechnungsverfahren zu gewährleisten. Es wird der Gesamtbetrag der Ausgaben nach Pkw-Kostenkategorien für private Haushalte berechnet und durch die Anzahl der Pkw in den Haushalten dividiert. Die Erlöse aus dem Verkauf von Pkw werden von den Aufwendungen für den Kauf und das Leasing von Pkw abgezogen, um diese Kostenkategorie mit den Wertverlusten aus dem Imputationsverfahren vergleichen zu können. In dieser Berechnung werden nur Privat-Fahrzeuge, aber keine Firmen- und Dienstwagen, berücksichtigt.

#### **4.4.2.2 Methodik der Kostenimputation**

Eine direkte Zuordnung der ADAC-Kostendaten an die CUMILE-Flotte ist nicht möglich, da die Datenbank des ADAC erstens nur die Pkw-Kosten des aktuellen Jahres aufführt und da zweitens nur Gebrauchtwagen der Baujahre 2004-2016 in der Datenbank enthalten sind. Da CUMILE auf den MOP-Daten 2002/2003 bis 2014/2015 aufbaut, sind viele Pkw mit älteren Baujahren als 2004 im CUMILE-Datensatz enthalten. Wenn eine direkte Zuordnung durchgeführt worden wäre, dann lägen folglich für einen Großteil der Pkw in der CUMILE-Stichprobe keine Kosteninformationen vor. Stattdessen werden die ADAC-Kostendaten an die in den MOP-Erhebungen 2015/16-2016/17 enthaltenen Pkw ergänzt.

Anhand dieses Datensatzes werden lineare Regressionsmodelle abgeleitet, die weiterhin auf den CUMILE Datensatz angewandt werden. Das Kostenimputationsverfahren ist in Abbildung 4-4 dargestellt und wird im Folgenden beschrieben.



**Abbildung 4-4: Schematische Darstellung der Methodik der Pkw-Kostenergänzung**

Um die Kosteninformationen der ADAC-Kostendatenbank an die Pkw aus dem MOP ergänzen zu können, werden zunächst geeignete HSN-TSN-Kombinationen für jeden im MOP 2015/16-2016/17 enthaltenen Pkw ermittelt. Auf Basis der im MOP abgefragten Pkw-Eigenschaften (Marke, Modellbezeichnung, Kraftstoffart, Motorgröße, Baujahr und Leistung) und unter Verwendung der deutschen KBA-Fahrzeugbestandsdatenbank werden den MOP-Pkw alle für das jeweilige Fahrzeug möglichen HSN-TSN Nummern zugeordnet; im Mittel fünf HSN-TSN-Nummer („Alias“) je MOP-Pkw. Daraufhin werden jedem Alias-Pkw Kosteninformationen aus der ADAC-Fahrzeugkosten-Datenbank unter Verwendung der entsprechenden Identifikatoren zugeordnet (wobei zu 43% der Alias-Pkw keine vollständige Kosteninformation in der Datenbank vorhanden war). Danach wird der MOP-Fahrzeugdatensatz wieder auf einen passenden HSN-TSN-Alias reduziert. Hier werden nur diejenigen Alias berücksichtigt, bei denen Pkw-Kosten aus der ADAC-Datenbank vorliegen. Wenn Pkw-Kosten für mehr als einen

HSN-TSN-Alias verfügbar sind, dann wird der Alias, der am häufigsten im deutschen Pkw-Bestand vertreten ist, ausgewählt. Für jede Kostenkategorie liegen für 63% bis 72% der MOP-Pkw Kosten- und durchschnittliche Fahrleistungs-Informationen vor.

Im dritten Schritt werden sieben lineare Regressionsmodelle geschätzt, um den Neuwagenpreis (€), den Restwert (Prozentsatz des Neuwagenpreises), Reparatur- und Instandhaltungskosten (€ pro Jahr), Kfz-Steuer (€ pro Jahr) sowie die Kosten der Haftpflicht-, Vollkasko- und Teilkaskoversicherung (€ pro Jahr) der Fahrzeuge im MOP-Datensatzes abzuschätzen. Die Ergebnisse der multivariaten Regressionsmodelle sind in Tabelle 4-3 und Tabelle 4-4 dargestellt. Abhängige Variablen sind Pkw-Antrieb, Motorleistung, Marke (Premium, Nicht-Premium, Herstellungsland), Hubraum, Fahrzeugsegment, Kraftstoffverbrauch, Kilometerstand und Fahrzeugalter. Es finden sich nur signifikante Variablen in dem Modell. Die Variablen Hubraum und Motorleistung sind in Kategorien unterteilt und als Dummy-Variablen im Modell umgesetzt. Außerdem ist der Sachverhalt, dass neuere Fahrzeuge schneller an Wert verlieren als ältere Fahrzeuge, im Modell berücksichtigt. Hierfür werden mehrere lineare Funktionen verwendet, um die regressive Beziehung zwischen den jeweiligen Kostenkategorien und dem Pkw-Alter sowie dem Kilometerstand des Pkw zu approximieren (siehe auch Hughes et al. 2015).

**Tabelle 4-3: Schätzergebnisse (und entsprechende Signifikanzniveaus) der linearen Regressionsmodelle zu Pkw-Neuwagenpreisen, Pkw-Restwerten, Reparatur- und Instandhaltungskosten und Kfz-Steuer**

Variable	Neuwagenpreis [€]	Pkw-Restwert [% des Neupreises]	Reparatur & -Instandhaltung [€/Jahr]	Kfz-Steuer [€/Jahr]
Achsenabschnitt	11.171***	0,655***	836,59***	-38,82***
Pkw-Antrieb: Diesel	2.547***	0,007***	.	146,56***
Pkw-Antrieb: Alternativ	.	0,013***	-67,72***	.
Motorleistung: 75-99 PS	1.507***	0,011***	.	.
Motorleistung: 100-124 PS	4.176***	0,012***	64,57***	.
Motorleistung: 125-149 PS	6.456***	0,019***	95,84***	.
Motorleistung: 150-199 PS	8.715***	0,025***	129,75***	.
Motorleistung: 200+ PS	19.753***	0,036***	363,09***	.
Marke: Premium	2.318***	0,009***	83,65***	.
Marke: Deutsch	1.855***	0,025***	-183,26***	.
Marke: Französisch	.	-0,011**	60,26**	.
Marke: Japanisch	.	0,015***	-62,70***	.
Hubraum: 1.400-1.599 ccm	556*	-0,008***	45,53***	12,94***
Hubraum: 1.600-1.999 ccm	1.321***	-0,006***	54,08***	45,98***
Hubraum: 2.000+ ccm	3.668***	-0,007**	112,03***	95,81***
Segment: Kleinwagen	1.506***	0,020***	-89,03***	.
Segment: Kompaktklasse	3.431***	0,029***	-35,00***	.
Segment: Mittelklasse	7.213***	.	26,04*	.
Segment: Obere Mittelklasse	13.131***	.	143,51***	.
Segment: Oberklasse	25.646***	-0,022*	.	.
Segment: Geländewagen	10.968***	0,055***	107,20***	.
Segment: Sportwagen	12.690***	0,047***	229,35***	.
Segment: Mini-Van	3.431***	0,017***	-80,76***	.
Segment: Großraum-Van	7.113***	0,010***	.	.
Segment: Utility	6.988***	0,014***	52,40**	.
Segment: Wohnmobil	20.281***	0,077***	135,29***	.
Segment: SUV	6.098***	0,044***	89,55***	.
Kilometerstand [10.000 km]	.	-0,003***	3,99***	.
Kilometerstand, ab 50.000 km <sup>a</sup> [10.000 km]	.	0,002***	-1,94***	.
Kilometerstand, ab 150.000 km <sup>a</sup> [10.000 km]	.	0,001***	-2,06***	.
Pkw-Alter [Jahre]	.	-0,031***	-28,27***	2,01***
Pkw-Alter, ab 10 Jahre <sup>a</sup> [Jahre]	.	0,019***	21,13**	.
Kraftstoffverb. [Liter/100 km]	.	.	.	14,26***
Stichprobe	2.000	2.000	1.900	1.900
R-Quadrat	0,836	0,964	0,638	0,835
angepasstes R-Quadrat	0,834	0,964	0,633	0,834

Signifikanzniveaus: \*\*\*1%, \*\*5%, \*10%

<sup>a</sup> Berechnung: Max(abhängige Variable – genannter Grenzwert)

**Tabelle 4-4: Schätzergebnisse (und entsprechende Signifikanzniveaus) der linearen Regressionsmodelle zu Pkw-Versicherungskosten (Haftpflicht, Vollkasko, Teilkasko)**

Variable	Haftpflicht- versicherung [€/Jahr]	Vollkasko- versicherung [€/Jahr]	Teilkasko- versicherung [€/Jahr]
Achsenabschnitt	788,86***	723,81***	114,85***
Pkw-Antrieb: Diesel	36,20***	.	29,11***
Pkw-Antrieb: Alternativ	27,20**	.	.
Motorleistung: 75-99 PS	.	38,80**	.
Motorleistung: 100-124 PS	.	105,78***	11,62***
Motorleistung: 125-149 PS	.	166,47***	36,78***
Motorleistung: 150-199 PS	.	273,88***	64,03***
Motorleistung: 200+ PS	.	764,27***	154,18***
Marke: Premium	42,43***	184,02***	15,60***
Marke: Deutsch	-45,16***	23,31*	9,11***
Marke: Französisch	.	66,24***	.
Marke: Japanisch	.	169,15***	23,36***
Hubraum: 1.400-1.599 ccm	-6,89*	.	.
Hubraum: 1.600-1.999 ccm	.	.	.
Hubraum: 2.000+ ccm	26,46***	.	.
Segment: Kleinwagen	.	42,72**	-10,23***
Segment: Kompaktklasse	43,51***	95,55***	.
Segment: Mittelklasse	.	151,78***	.
Segment: Obere Mittelklasse	.	288,20***	54,75***
Segment: Oberklasse	104,22***	439,33***	102,55***
Segment: Geländewagen	117,66***	64,43*	19,88***
Segment: Sportwagen	-147,14***	.	.
Segment: Mini-Van	.	134,92***	-11,22***
Segment: Großraum-Van	94,48***	164,62***	-14,13***
Segment: Utility	86,09***	108,87***	32,34***
Segment: Wohnmobil	58,78**	433,27***	169,78***
Segment: SUV	81,20***	136,60***	13,36***
Kilometerstand [10.000 km]	3,37***	7,90***	1,70***
Kilometerstand, ab 50.000 km <sup>a</sup> [10.000 km]	-1,18***	-2,36***	.
Kilometerstand, ab 150.000 km <sup>a</sup> [10.000 km]	-0,58***	-5,41***	-1,75***
Pkw-Alter [Jahre]	.	-101,46***	-26,39***
Pkw-Alter, ab 11 Jahren <sup>a</sup> [Jahre]	.	.	17,77***
Kraftstoffverb. [Liter/100 km]	-23,86***	.	.
Stichprobe	1.900	1.900	1.900
R-Quadrat	0,509	0,704	0,746
angepasstes R-Quadrat	0,504	0,700	0,743

Signifikanzniveaus: \*\*\*1%, \*\*5%, \*10%

<sup>a</sup> Berechnung: Max(abhängige Variable – genannter Grenzwert)

Obwohl viele der geschätzten Regressionsmodelle einen guten Modell-Fit mit R-Quadraten zwischen 0,504 bzw. 0,964 aufweisen, soll auf die Schwächen der Modellschätzung hingewiesen werden: Erstens verhindern lineare Regressionen nicht, dass die prognostizierten Werte unter null sinken, was nicht logisch ist und im Falle des Restwertmodells ein Problem darstellt. Darüber hinaus ist das Restwertmodell ungeeignet für die Restwertabschätzung von Oldtimern und anderen alten Pkw, da die ADAC-Fahrzeugkostendaten keine Restwerte von über 12 Jahre alten Gebrauchtwagen enthalten. Die Tatsache, dass Restwerte von Oldtimern in Deutschland mit zunehmendem Fahrzeugalter tendenziell steigen (Rotter 2017), wird daher im Restwertmodell nicht richtig wiedergegeben. Zweitens sind die meisten unabhängigen Variablen der Regressionsmodelle nicht normalverteilt. Durch eine Linearisierung der unabhängigen Variablen könnte dieses Problem zwar umgangen werden, aber die Rücktransformation der prognostizierten Werte in reale Werte wäre mit Fehlern behaftet. Die Annahmen bezüglich des Fehler-Terms in der linearen Regression führen bei korrekter Rücktransformation zu einer Überschätzung der Pkw-Kosten. Da die Anwendung der Regressionsmodelle ein wesentliches Element des Kostenimputationsverfahrens ist, wird auf eine Transformation der unabhängigen Variablen verzichtet und die methodisch defizitären, aber robusten linearen Regressionsmodelle gewählt.

Die Regressionsmodelle aus Tabelle 4-3 und Tabelle 4-4 werden im vierten Schritt auf die Pkw in der CUMILE-Stichprobe angewandt.

Es soll darauf hingewiesen werden, dass die CUMILE-Stichprobe Pkw aus den MOP-Erhebungen 2002/03-2014/15 umfasst, die in der ADAC-Kostendatenbank enthaltenen Werte allerdings für 2016 gelten. Offensichtlich stellen die imputierten Kosten nicht die Pkw-Kosten des jeweiligen MOP-Jahres dar, sondern sind als hypothetische Kosten der CUMILE-Pkw im Jahr 2016 unter Berücksichtigung des aus der Erhebung abgeleiteten relativen Pkw-Alters sowie der Kilometerstände anzusehen. Als Ergebnis liegen für jeden Pkw der CUMILE-Stichprobe Schätzungen zu Neuwagenpreis, Restwert, Reparatur- und Instandhaltungskosten, Kfz-Steuer sowie die Kosten der Haftpflicht-, Vollkasko- und Teilkaskoversicherung vor.

Im fünften Schritt werden die Kosten gemäß der in Tabelle 4-2 genannten Kategorien bestimmt. Für die Ermittlung des jährlichen Pkw-Wertverlusts werden

die Restwerte eines Pkw zu zwei Zeitpunkten benötigt. Daher wird der Restwert jedes Pkw zu Beginn des CUMILE-Simulationsjahres mit einem prognostizierten Wert zum Ende des Simulationsjahres abgeglichen (d. h. die Pkw-Alterung und Änderung des Kilometerstandes sind berücksichtigt). Um die Defizite des Restwertmodells für Oldtimer zu beheben, werden die Wertverluste für Fahrzeuge mit negativem Restwert auf null festgelegt. Für die Kfz-Versicherung liefert die ADAC-Fahrzeugkostendatenbank drei verschiedene Datenpunkte pro Fahrzeug: Kosten für Haftpflichtversicherung, Teilkaskoversicherung und Vollkaskoversicherung. Pkw-Halter in Deutschland sind verpflichtet, für ihr Fahrzeug eine Haftpflichtversicherung abzuschließen. Sie können auch zusätzliche Vollkasko- oder Teilkaskoversicherungen abschließen, wenn sie einen höheren Versicherungsschutz wünschen, was sich für Pkw mit höheren Restwerten, z. B. Neuwagen, empfiehlt (Verbraucherzentrale 2016). Für die Bestimmung der Versicherungskosten wird angenommen, dass alle bis vier Jahre alten Pkw vollkaskoversichert, Pkw zwischen fünf und acht Jahren teilkaskoversichert und Pkw ab neun Jahren nur noch haftpflichtversichert sind. Diese Abschätzung führt zu einer ähnlichen Versicherungsverteilung wie im deutschen Pkw-Bestand (25% nur haftpflichtversichert, 30% teilkaskoversichert, 45% vollkaskoversichert (Statista 2017)). Die Kraftstoffkosten werden anhand der im Pkw-Datensatz vorhandenen Informationen zum Kraftstoffverbrauch (aus der MOP-Erhebung zu Pkw-Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch, Abschnitt 2.2.1.1), Jahresfahrleistung (Abschnitt 4.1.1) und den durchschnittlichen Kraftstoffpreisen im Jahr 2016, differenziert nach Kraftstoffart (ARAL 2017), bestimmt.

Im sechsten Schritt der Kostenergänzung werden die Modellergebnisse für die CUMILE-Pkw, differenziert nach Kostenkategorie, mit der EVS 2013 verglichen, siehe Tabelle 4-5. Aufgrund der Erhebungsmethodik und Stichprobe der EVS 2013 können nur EVS-Mittelwerte von Privat-Pkw mit CUMILE verglichen werden.

Trotz der unterschiedlichen Erhebungs- bzw. Imputationsmethoden und der zeitlichen Abweichung des Erhebungszeitraums (EVS 2013, ADAC-Kostendatenbank 2016) stimmen die ermittelten Kosten der CUMILE-Pkw in den meisten Kostenkategorien gut mit den Ergebnissen der EVS 2013 überein. Insbesondere in Bezug auf die Ausgaben für Treibstoff, Wertverlust und Steuern sind die Ergebnisse bemerkenswert konsistent.

**Tabelle 4-5: Vergleich der Pkw-Kosten der in CUMILE abgebildeten Privat-Pkw (initiale Kostenermittlung) und der in der EVS 2013 abgebildeten Privat-Pkw; Ableitung von Korrekturfaktoren**

	CUMILE-Pkw (initiale Kostenermittlung)				EVS 2013	Korrekturfaktor
	Mittel	StDev	Min	Max	Mittel	
Kraftstoff & Schmiermittel [€/Monat]	93,2	53,8	1,0	472,0	101,8	.
Wertverlust [€/Monat]	90,0	118,8	0,0	2.103,0	100,4	.
Versicherung [€/Monat]	96,6	39,7	27,0	282,5	35,8	0,4
Reparatur & Instandhaltung [€/Monat]	76,3	15,9	28,0	140,0	54,5	.
Steuer [€/Monat]	12,8	6,9	1,0	37,0	11,6	.
Stichprobe	6.309 Pkw				49.578 Pkw	

Eine Ausnahme bilden die Versicherungskosten, die in der Kostenimputation im Vergleich zu der EVS 2013 rund 60 € je Monat höher liegen. Da anzunehmen ist, dass die in der EVS 2013 ermittelten durchschnittlichen Versicherungsausgaben realitätsnäher sind als die aus der Kostenergänzung resultierenden Versicherungskosten (Abschnitt 2.2.2.3), werden die imputierten Versicherungskosten mit dem Faktor 0,4 korrigiert.

Als Ergebnis liegen für jeden CUMILE-Pkw Kosteninformationen – pro Jahr und pro km – für die Kategorien Kraftstoff & Schmiermittel, Wertverlust, Versicherung, Reparatur & Instandhaltung und Steuer vor.

#### 4.4.2.3 Ergebnis der Kostenergänzung

Im Durchschnitt betragen die Gesamtkosten der in CUMILE abgebildeten Privat-Pkw 311 € je Monat (gewichtet). Dies entspricht rund 0,30 € je Pkw-km. Rund ein Drittel der Pkw-Kosten entfallen auf Treibstoff, ein weiteres Drittel auf Wertverlust und der Rest sind andere, hauptsächlich fixe Kosten (Versicherung, Steuern, Reparatur und Wartung). Die Kostenverteilung ist jedoch stark rechtsschief, d. h. die Mehrheit der Pkw-Halter gibt weniger als der Durchschnitt für ihre Privat-Pkw aus, während einige wenige deutlich mehr für ihre Pkw-Nutzung bezahlen. Im Durchschnitt kostet die Nutzung von Firmen- und Dienstwagen mehr als doppelt so viel wie die Nutzung von Privatwagen – meist, weil sie teurer in der Anschaffung waren, neuer sind und intensiver genutzt werden. Die privaten Haushalte tragen



jedoch nur einen Teil der Kosten für ihre Firmenwagen, da diese unter die Dienstwagenbesteuerung fallen (Kuhnimhof und Eisenmann 2017).

Anhand dieser Informationen ist es möglich, Pkw-Nutzung im Kontext der durch diese Nutzung entstanden Kosten zu analysieren. Beispielsweise können die Substitutionspotenziale der privaten Pkw-Nutzung durch alternative Mobilitätsangebote (z. B. Carsharing) unter ökonomischen Gesichtspunkten untersucht werden (Abschnitt 5.2).

## **4.5 Modellvalidierung**

Mittels einer Modellvalidierung kann die Güte der Modellergebnisse gemessen und bewertet werden. Es wird untersucht, ob Modellergebnisse die Realität aus der Perspektive der beabsichtigten Verwendung des Modells korrekt wiedergeben (Oberkampff 2004).

Ein idealer Validierungsansatz wäre es, die CUMILE-Ergebnisse im Längsschnitt mit empirischen und repräsentativen Daten zur Pkw-Nutzung über längere Zeiträume zu vergleichen. Da jedoch in Deutschland kein derartiger Datensatz in ähnlicher Granularität wie CUMILE vorliegt, ist ein solcher Vergleich nicht möglich. Um dennoch eine Validierung von CUMILE abschätzig vorzunehmen, werden zwei Ansätze vorgeschlagen: Zum einen werden Eckwerte der Pkw-Nutzung des CUMILE-Modells mit den Ergebnissen zweier Querschnittserhebungen verglichen (Abschnitt 4.5.1). Zum anderen werden CUMILE-Ergebnisse zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr mit Ergebnissen eines anderen probabilistischen Längsschnittmodells der Pkw-Nutzung in Deutschland verglichen (Abschnitt 4.5.2).

### **4.5.1 Vergleich mit Querschnittserhebungen**

Um die Modellergebnisse mit Querschnittserhebungen zu validieren, werden Eckwerte des CUMILE-Modells mit den Erhebungen MiD 2008 und KiD 2010 verglichen. Es werden die Mittelwerte und Standardabweichungen von Variablen auf Tagesebene und auf Fahrtenebene gegenübergestellt und hinsichtlich Signifikanz untersucht.

Dieser Validierungsansatz basiert auf der Ergodizitätshypothese, die auf den Physiker Ludwig Boltzmann zurückgeht. Diese Hypothese besagt, dass das durchschnittliche Verhalten eines Systems entweder bestimmt werden kann, indem man die Entwicklung über einen langen Zeitraum beobachtet und über diese Beobachtungen mittelt oder indem man alle möglichen Zustände eines Systems berücksichtigt und über diese mittelt (Walters 2000).

Die Ergodizitätshypothese findet auch in der Analyse und Modellierung der Verkehrsnachfrage und des Verkehrsverhaltens Anwendung (Wermuth 1978; Lipps 2001). Für diesen Anwendungsfall besagt die Ergodizitätshypothese, dass die Mobilitätseckwerte einer großen Stichprobe über einen kurzen Erhebungszeitraum mit denen einer kleinen Stichprobe über einen längeren Betrachtungszeitraum im Mittel vergleichbar sind, wenn ähnliche Bevölkerungsgruppen – sogenannte verhaltenshomogene Gruppen – befragt werden.

Die für die Validierung genutzten Datensätze der MiD und der KiD erfüllen die Voraussetzungen an einen Validierungsdatensatz gemäß der Ergodizitätshypothese, da in beiden Erhebungen Pkw-Nutzung am Stichtag (Querschnitterhebungen) für eine große Stichprobe erhoben wurde. Ein Vergleich der mittleren Mobilitätseckwerte von KiD und MiD gibt folglich einen guten Anhaltspunkt für die Validität der CUMILE-Ergebnisse.

#### **4.5.1.1 Datenaufbereitung**

Um einen aussagekräftigen Eckwertvergleich gewährleisten zu können, werden die einzelnen Datensätze modifiziert und teilweise reduziert. In Tabelle 4-6 sind die sich unterscheidenden Erhebungs- und Modelleigenschaften gegenübergestellt und das daraus resultierende Vorgehen der Datenharmonisierung zusammengefasst. Auf Ebene der Pkw werden nur Pkw privater Halter berücksichtigt, da es im Datensatz der KiD nicht möglich ist, bei gewerblich genutzten Pkw zwischen teilweise privat genutzten Dienst- und Firmenwagen und Flottenfahrzeugen (z. B. Pflegedienste) zu unterscheiden. Auf der Fahrtenebene werden Anpassungen hinsichtlich Vollständigkeit, Fahrerfassung und Fahrtstrecken Anpassungen durchgeführt. Im Datensatz der MiD 2008 sind auch Haushalte enthalten, bei denen nicht alle Pkw-Nutzer ein Wegetagebuch ausgefüllt haben. Die Pkw dieser Haushalte sind in diesem Eckwertvergleich nicht enthalten, da potenziell bei

diesen Haushalten Pkw-Wege nicht berichtet wurden. Da die MiD das Mobilitätsverhalten in Deutschland erfasst, wurde bei der Wegeerfassung des eintägigen Tagebuches das Territorialprinzip umgesetzt, d. h. Wege mit zurückgelegten Weglängen größer 1.000 km wurden auf 1.000 km festgelegt und die Wegedauer anteilig reduziert (Follmer et al. 2010a). Um einen zielführenden Vergleich der verschiedenen Datenquellen zu gewährleisten, wird das Territorialprinzip für den Vergleich auch bei der KiD 2010 und CUMILE angewandt. Außerdem wurde in der MiD 2008 eine Fahrtstrecken Anpassung von Pkw-Fahrten durchgeführt (Follmer et al. 2010a), die für den Eckwertvergleich rückgerechnet wird.

**Tabelle 4-6: Gegenüberstellung der Erhebungseigenschaften der MiD 2008 und KiD 2010 mit den Modelleigenschaften von CUMILE und die daraus resultierende Datenharmonisierung bei der Validierung von CUMILE (Follmer et al. 2010a; Wermuth et al. 2012)**

Betrachtungsebene		MiD 2008	KiD 2010	CUMILE	Resultierende Datenharmonisierung
Pkw	Grundgesamtheit	Privat-Pkw, privat genutzte Dienstwagen	Privat-Pkw, gewerbliche Pkw, andere Kfz	Privat-Pkw, privat genutzte Dienstwagen	Privat-Pkw
	Vollständigkeit	Nicht alle Fahrten am Stichtag (unvollständige Haushalte)	Alle Fahrten am Stichtag	Alle Fahrten im Modellierungszeitraum (Jahr)	Nur Pkw mit vollständiger Erfassung im Betrachtungszeitraum
Fahrten	Fahrtenerfassung	Territorialprinzip (Wege >1000 km = 1000 km)	alle Fahrtlängen	alle Fahrtlängen	Territorialprinzip
	Fahrtstrecken Anpassungen	Reduktion der berichteten Pkw-Fahrtstrecken um 5%	-	-	Rückrechnung der Fahrtstreckenreduktionen in der MiD

Diese Analysen wurden unter Einbeziehung der in den Erhebungsdaten zur Verfügung gestellten Gewichtung- und Hochrechnungsfaktoren (MiD und KiD), bzw. der in Abschnitt 4.3 eingeführten Gewichtungsfaktoren zum Ausgleich soziodemografischer Schiefen durchgeführt.

#### 4.5.1.2 Ergebnisse des Vergleichs von Eckwerten der Pkw-Nutzung

Ein Vergleich der Eckwerte der Pkw-Nutzung der Erhebungen MiD 2008 und KiD 2010 mit den in CUMILE modellierten Mobilitätseckwerten findet sich in Tabelle 4-7. Neben Mittelwerten sind Standardabweichungen und Ergebnisse eines Signifikanztests dargestellt.

**Tabelle 4-7: Vergleich der in MiD 2008 und KiD 2010 erhobenen Eckwerte der Pkw-Nutzung mit den in CUMILE modellierten Eckwerten**

Merkmale	MiD 2008		KiD 2010		CUMILE	
	Mittelwert	(StDev)	Mittelwert	(StDev)	Mittelwert	(StDev)
<b>Eckwerte auf Tagesebene</b>						
Tage ohne Pkw-Nutzung [%]	40,3	(44,5)	38,8	(48,6)	39,2	(49,7)
Pkw-Verkehrsleistung, alle Tage [km pro Tag]	28,1***	(54,4)	30,8**	(75,9)	31,7	(68,2)
Pkw-Verkehrsleistung, mobile Tage [km pro Tag]	47,2***	(64,0)	50,5***	(89,0)	52,2	(81,0)
Pkw-Verkehrsaufkommen, alle Tage [# Fahrten pro Tag]	2,08***	(2,11)	1,80**	(2,01)	1,92	(2,09)
Pkw-Verkehrsaufkommen, mobile Tage [#Fahrten pro Tag]	3,48***	(1,81)	2,94***	(1,75)	3,16	(1,76)
Pkw-Mobilitätszeit, alle Tage [Minuten pro Tag]	42,9	(54,6)	37,4***	(65,3)	43,0	(59,6)
Pkw-Mobilitätszeit, mobile Tage [Minuten pro Tag]	71,3*	(55,1)	61,1***	(71,8)	70,8	(61,2)
Tage mit Fahrleistungen über 100 km [%]	6,0***	(21,6)	6,8***	(29,0)	6,9	(25,8)
Tage mit Fahrleistungen über 200 km [%]	1,8***	(12,0)	2,0	(17,2)	2,6	(16,2)
<b>Eckwerte auf Fahrtenebene</b>						
Fahrtlänge, alle Fahrten [km]	14,9***	(38,3)	17,2***	(44,4)	16,5	(42,5)
Fahrtlänge, Pendeln [km]	18,9***	(37,7)	19,4***	(31,0)	16,0	(17,7)
Fahrtlänge, Einkaufen [km]	7,1***	(20,1)	7,6***	(12,1)	9,4	(15,6)
Fahrtlänge, Holen und Bringen [km]	8,2***	(15,7)	11,5***	(17,7)	8,7	(14,6)

Signifikanzniveaus: \*\*\* <1%, \*\* 1%, \* 5%

Signifikanz-Tests (basierend auf Wilcoxon Rangsummentests) geben an, ob die Ergebnisse der Erhebungen MiD 2008 und KiD 2010 signifikant von den CUMILE-Modellergebnissen abweichen.

Es sei darauf hingewiesen, dass die Ergebnisse von CUMILE zwar oftmals signifikant von den Ergebnissen der MiD 2008 oder KiD 2010 abweichen. MiD 2008 und KiD 2010 unterscheiden sich jedoch bei vielen der im Vergleich berücksichtigten Eckwerte der Pkw-Nutzung ebenfalls – trotz ähnlicher genutzter Methodik und ähnlichen Erhebungszeitraums (Tabelle 2-1) und der durchgeführten Datenharmonisierung (Tabelle 4-6). In vielen Fällen liegen die CUMILE Eckwerte zwischen den Eckwerten der beiden Erhebungen, z. B. Tage ohne Pkw-Nutzung, Pkw-Verkehrsaufkommen (alle Tage, mobile Tage), Pkw-Mobilitätszeit (mobile Tage) sowie der Länge von Fahrten mit dem Fahrtzweck Holen und Bringen. Die Eckwerte anderer Variablen sind zwar in CUMILE höher als in den beiden Vergleichserhebungen, aber sie weichen von jeweils einer der Vergleichserhebungen nicht oder nur schwach signifikant ab, z. B. Pkw-Mobilitätszeit (alle Tage), Tage mit Fahrleistung über 200 km. Die mit CUMILE modellierten Eckwerte der Verkehrsleistung (alle Tage, mobile Tage) und des Anteils der Tage mit Fahrleistung über 100 km sind etwas höher als die in den Erhebungen ermittelten Eckwerte. Die mittlere Fahrtlänge der Pendelfahrten ist in CUMILE etwas geringer als in MiD 2008 und KiD 2010. Ein Vergleich der Fahrtlängen anderer als in der Tabelle dargestellter Fahrtzwecke ist aufgrund unterschiedlicher Kategorisierung der Zwecke in den verschiedenen Erhebungen und in CUMILE nicht möglich. Die Standardabweichungen der Eckwerte der Pkw-Nutzung aus CUMILE liegen auf einem ähnlichen Niveau.

Zusammenfassend zeigt der durchgeführte Vergleich der Eckwerte der Pkw-Nutzung von CUMILE mit den deutschen Querschnittserhebungen MiD 2008 und KiD 2010, dass die Eckwerte der Pkw-Nutzung in Deutschland mit CUMILE valide reproduziert werden.

#### **4.5.2 Vergleich mit einem anderen Längsschnittmodell**

In einem weiteren Validierungsansatz werden die CUMILE-Ergebnisse zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr mit Ergebnissen eines anderen Längsschnittmodells verglichen. In den folgenden Abschnitten wird die Methodik der von Plötz (2014) entwickelten statistischen Abschätzung der Pkw-Nutzung im Fernverkehr vorgestellt, die Ergebnisse dieser Methode mit den CUMILE-Ergebnissen zur Pkw-

Nutzung im Fernverkehr verglichen und die Einsatzmöglichkeiten sowie Vor- und Nachteile beider Methoden gegenübergestellt.

#### 4.5.2.1 Statistische Abschätzung der Pkw-Nutzung im Fernverkehr

Die von Plötz entwickelte Methode zur statistischen Abschätzung der Pkw-Nutzung im Fernverkehr (Plötz 2014; Jakobsson et al. 2016) basiert auf der Überlegung, dass Tagesfahrleistungen von einzelnen Pkw über einen längeren Zeitraum als Verteilung vorliegen. Diese Abschätzung wird im Folgenden als „Probabilistische Methode“ bezeichnet.

Die Hauptannahme dieser Methode ist, dass die einzelnen Tagesfahrleistungen identisch und unabhängig verteilt sind (*iid*) und keine Autokorrelation zwischen den Tagesfahrleistungen aufeinander folgender Tage desselben Pkw vorliegt.

Diese Abschätzung findet auf der Ebene von Tagen statt, einzelne Pkw-Fahrten werden nicht abgebildet. Die Wahrscheinlichkeit, an einem Tag mehr als L km zu fahren ist in Gleichung 3.1 angegeben.

$$\int_L^{\infty} f(s)ds = 1 - F(L) \quad 3.1$$

mit:

- f(s) Individuelle Verteilung der Tagesfahrleistung
- F(L) kumulative Verteilungsfunktion (CDF) von f(s)
- L Grenze der Tagesfahrleistung [km]

Entsprechend kann die Anzahl der Tage pro Jahr mit mehr als L km Fahrleistung mittels Gleichung 3.2 berechnet werden.

$$D(L) = \frac{n}{N} [1 - F(r)] \quad 3.2$$

mit:

D(L) Anzahl Tage pro Jahr mit einer Fahrleistung über L km

N Tage mit Fahrleistungsinformationen (z. B. 7 Tage)

n Anzahl Tage von N, an welchen der Pkw genutzt wurde

In der Literatur werden verschiedene Verteilungsfunktionen für Tagesfahrleistungen verwendet (Abschnitt 3.2.2), eine abschließende Einschätzung, welche Verteilung die Realität am besten repräsentiert, liegt aber nicht vor. In dieser Analyse wird die Log-Normalverteilung mit Skalierung  $\mu$  und Form  $\sigma$ , verwendet (Gleichung 3.3), da sie einfach anwendbar ist und konservative Schätzungen für die Pkw-Nutzung im Fernverkehr liefert (Jakobsson et al. 2016).

$$f(r) = \frac{\exp[-(\ln(r) - \mu)^2 / (2\sigma^2)]}{r\sqrt{2\pi}\sigma} \quad 3.3$$

mit:

$\mu$  Mittelwert des In der Tagesfahrleistung an n Tagen

$\sigma$  Standardabweichung des In der Tagesfahrleistung an n Tagen

Für einen Ergebnisvergleich der probabilistischen Methode mit CUMILE wird die probabilistische Methode auf die CUMILE-Stichprobe angewendet. Für jeden Pkw werden die sieben Tagesfahrleistungen aus der MOP-Woche verwendet (Ergebnisse CUMILE Modellschritt 1, Abschnitt 4.1.2), um die log-normalen Verteilungsparameter  $\mu$  und  $\sigma$  mit maximaler Wahrscheinlichkeit (als Mittelwert und Standardabweichung des natürlichen Logarithmus der Tagesfahrleistung) abzuschätzen. Unter Verwendung der Verteilungsfunktion der Log-Normalverteilung kann die Anzahl der Tage pro Jahr mit mehr als L km Tagesfahrleistung, wie in Gleichung 3.4 dargestellt, bestimmt werden.

$$D(L) = 365 * \frac{n}{N} \left[ \frac{1}{2} - \operatorname{erf} \left( \frac{\ln L - \mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right] \quad 3.4$$

mit:

*erf* Mathematische Operation (gibt Komplement der Fehlerfunktion zurück)

Die probabilistische Methode verwendet folglich nur Informationen zur Pkw-Fahrleistung aus einer Erhebungswoche und keine zusätzlichen Informationen über die jährliche Gesamtfahrleistung oder die Häufigkeit von Fernreisen.

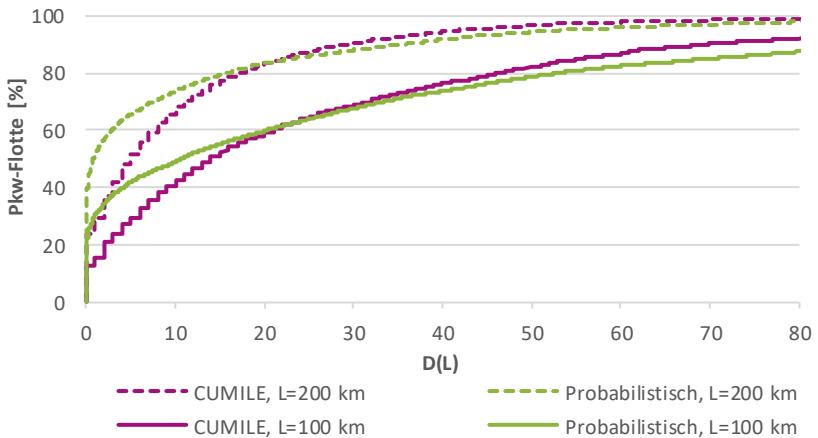
#### **4.5.2.2 Ergebnisse beider Methoden zu Nutzungsintensitäten von Pkw im Fernverkehr**

In den folgenden Abschnitten werden die Ergebnisse beider Methoden in Bezug auf die Verteilung der Nutzungsintensitäten im Fernverkehr sowie auf durchschnittliche Fernverkehr-Nutzungsintensitäten verschiedener Teilstichproben verglichen. Beide Methoden werden auf jeden Pkw im Datensatz angewandt und die Anzahl der Fernverkehrstage mit einer Tagesfahrleistung von mehr als  $L=100$  km bzw.  $L=200$  km ermittelt.

Zunächst werden die kumulierten Häufigkeitsverteilungen der Tage pro Jahr mit einer Tagesfahrleistung von mehr als  $L$  km verglichen, siehe Abbildung 4-5. Die kumulierten Häufigkeitsverteilungen in CUMILE sind leicht gezackt, da  $D(L)$  nur ganzzahlige Werte annehmen kann. Die Funktionen der probabilistischen Methode zeigen hingegen einen stetigen Verlauf, da Tage nicht explizit modelliert werden, sondern die Ergebnisse als Wahrscheinlichkeiten angegeben werden. Aus Abbildung 4-5 geht hervor, dass die Funktionen der probabilistischen Methode (grüne Linien) im Vergleich zu CUMILE (pinke Linien) bei sehr kleinen  $L$  zunächst steiler ansteigen, sowohl für  $L=100$  km (durchgezogene Linie) als auch für  $L=200$  km (gestrichelte Linie). Bis etwa  $D=20$  Tagen pro Jahr ist der Anteil der Pkw mit Tagesfahrleistungen  $>L$  bei der probabilistischen Methode kleiner als der Pkw-Anteil in CUMILE. Für  $D>20$  Tage pro Jahr ist der Anteil der CUMILE-Pkw mit Tagesfahrleistungen  $>L$  kleiner als der Anteil der probabilistischen Methode.



Daraus ergeben sich für die probabilistische Methode kleinere Mediane, dafür aber größere Mittelwerte für  $D(L)$ .



**Abbildung 4-5: Kumulierte Häufigkeitsverteilungen von  $D(L)$  mit  $L=100$  km und  $L=200$  km, CUMILE und probabilistische Methode**

Vergleicht man die Verteilungsfunktionen numerisch, so ergibt sich für  $L=100$  km ein Root Mean Squared Error (RMSE) von 2,6% und für  $L=200$  km ein RMSE von 2,7%. Die Mean Absolute Errors (MAE) betragen 1,5 Prozentpunkte ( $L=100$  km) bzw. 0,8 Prozentpunkte ( $L=200$  km). Die Ergebnisse der Fehlerberechnungen deuten auf eine gute Übereinstimmung der Ergebnisse beider Ansätze für die Gesamtstichprobe hin.

Um besser zu verstehen, ob die mit CUMILE und der probabilistischen Methode geschätzten Nutzungshäufigkeiten im Fernverkehr über alle Nutzergruppen hinweg übereinstimmen, werden  $D(L)$  verschiedener Teilstichproben verglichen. Tabelle 4-8 zeigt die durchschnittliche Anzahl Tage pro Jahr  $D(L)$  mit Tagesfahrleistungen über  $L=100$  km und  $L=200$  km, differenziert nach Pkw-Eigenschaften und nach soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter.

**Tabelle 4-8: Pkw-Nutzungsintensitäten im Fernverkehr, differenziert nach Pkw-Eigenschaften und soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter**

	Jahresfahrleistung	Stichprobe	L=100 km			L=200 km		
			CUMILE	Probabilistisch	Differenz	CUMILE	Probabilistisch	Differenz
<b>Stellung des Pkw im Haushalt</b>								
Erstwagen	14.100	4.617	31,0	32,9	-1,9**	12,1	11,4	0,7***
Zweitwagen	10.800	1.095	19,0	23,2	-4,2	7,1	7,2	-0,1***
Drittwagen	10.900	91	16,7	18,6	-1,9	7,7	4,7	3,0**
<b>Pkw-Alter</b>								
0-3 Jahre	16.600	1.600	39,6	41,0	-1,4	16,1	14,9	1,2***
4-6 Jahre	13.700	1.372	29,4	32,0	-2,6	10,8	10,6	0,2***
7-9 Jahre	12.800	1.131	26,0	28,0	-2,0	9,9	9,3	0,6***
≥10 Jahre	10.600	1.720	19,2	22,4	-3,2	7,5	7,2	0,3***
<b>Größe des Wohnorts</b>								
<2.000	16.100	439	37,2	38,0	-0,8	12,7	12,4	0,3**
2-5.000	14.400	536	31,4	37,9	-6,5	11,9	12,8	-0,9
5-20.000	13.900	1.660	29,3	33,6	-4,3*	10,8	11,1	-0,3**
20-50.000	12.800	1.127	27,3	29,1	-1,8	10,6	10,2	0,4***
50-100.000	12.800	482	25,2	28,6	-3,4	10,7	9,7	1,0**
100-500.000	13.000	868	27,8	28,0	-0,2***	12,2	10,5	1,7***
>500.000	11.800	711	24,2	22,4	1,8***	9,8	7,6	2,2***
<b>Haushaltsgröße</b>								
1 Person	11.500	1.354	23,6	25,8	-2,2	9,6	9,1	0,5***
2 Personen	12.800	2.370	27,5	29,3	-1,8**	10,9	10,4	0,5***
3 Personen	14.900	967	32,4	37,7	-5,3	12,2	12,0	0,2***
4 Personen	15.600	907	32,8	34,8	-2,0	12,7	11,6	1,1***
5 Personen	15.500	191	34,7	32,5	2,2	10,3	10,1	0,2*
<b>Verfügbares Haushaltseinkommen [€/Monat]</b>								
< 1.500	9.800	639	17,0	19,6	-2,6	6,5	6,1	0,4***
1.500-2.999	12.600	2.353	25,9	28,4	-2,5*	10,1	9,5	0,6**
≥3.000	15.300	2.209	35,0	38,1	-3,1	13,7	13,5	0,2***

Signifikanzniveaus: \*\*\*<1%, \*\*1%, \*5%

Signifikanz-Tests (basierend auf Wilcoxon Rangsummentests) geben an, ob die Ergebnisse des statistischen Modells signifikant von den Ergebnissen der Simulation abweichen.

Differenziert nach Eigentumsverhältnissen der Pkw (Privatwagen, Firmenwagen, Dienstwagen) schätzt das probabilistische Modell unwesentlich niedrigere Nutzungsintensitäten von Dienst- und Firmenwagen für L=100 km und L=200 km, aber signifikant höhere Werte für Privat-Pkw bei L=200 km als CUMILE. Dienstwagen werden im Fernverkehr im Mittel deutlich intensiver genutzt als Privatwagen und Firmenwagen: Für die Dienstwagen-Teilstichprobe schätzen beide Methoden beispielsweise im Vergleich zu Privatwagen mehr als dreimal so viele

Tage mit Tagesfahrleistungen über 100 km und im Vergleich zu Firmenwagen rund doppelt so viele Tage mit Fahrleistungen über 100 km. Beide Methoden zeigen sehr ähnliche Ergebnisse für L=100 km in allen Pkw-Altersklassen, aber die probabilistische Methode schätzt in allen Altersklassen signifikant höhere D(L) für L=200 km als CUMILE. Außerdem werden die Eckwerte der Pkw-Nutzung nach den soziodemografischen Merkmalen ihrer Halter differenziert. Unterteilt nach Größe des Wohnortes zeigt das probabilistische Modell geringfügig, meist nicht signifikant niedrigere Durchschnittswerte für L=100 km, aber signifikant höhere Werte für L=200 km als CUMILE. Bei beiden Methoden nimmt die Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr mit zunehmender Wohnortgröße ab. Differenziert nach Haushaltsgröße schätzt CUMILE signifikant niedrigere Nutzungsintensitäten für L=200 km. Für L=100 km führen die beiden Methoden bei fast allen Haushaltsgrößen nicht zu signifikant unterschiedlichen Ergebnissen. Bezogen auf das verfügbare Haushaltseinkommen der Pkw-Halter weist die probabilistische Methode in allen Einkommensklassen leicht, aber nicht signifikant höhere Intensitäten für L=100 km auf. Für L=200 km schätzt die probabilistische Methode signifikant niedrigere Nutzungsintensitäten als CUMILE. Die Ergebnisse beider Methoden zeigen, dass die Pkw-Nutzungsintensität im Fernverkehr mit steigenden Haushaltseinkommen zunimmt.

Aus diesem Vergleich ergibt sich zusammenfassend, dass die Ergebnisse beider Methoden in fast allen untersuchten Teilstichproben gut übereinstimmen. Allerdings liefern die beiden Methoden auf der Ebene der einzelnen Fahrzeuge keine übereinstimmenden Ergebnisse, d.h. das Bestimmtheitsmaß  $R^2$  ist 0,521 für L=100 km und 0,335 für L=200 km.

#### **4.5.2.3 Vergleichende Bewertung der beiden Methoden**

Die in Abschnitt 4.5.2.2 vorgestellten Ergebnisse zeigen, dass CUMILE und die probabilistische Methode vergleichbare aggregierte Ergebnisse hinsichtlich der Verteilung der Nutzungsintensitäten im Fernverkehr sowie hinsichtlich der durchschnittlichen Fernverkehr-Nutzungsintensitäten verschiedener Teilstichproben liefern. Allerdings führen die beiden Methoden nicht zu den gleichen Ergebnissen auf der Ebene des individuellen Pkw. Eine wesentliche Einschränkung dieses Methodenvergleichs ist, dass die Ergebnisse der beiden Methoden lediglich miteinander verglichen werden, aber eine Validierung mit berichteten oder

aufgezeichneten, für den privat genutzten Pkw-Bestand in Deutschland repräsentativen Pkw-Nutzungsprofilen über ein Jahr ist nicht möglich, da derartige Daten nicht vorliegen. Zusammenfassend sind beide Methoden geeignet, die Häufigkeit von Pkw-Fernverkehrsereignissen innerhalb eines Jahres abzuschätzen, dennoch hat jede Methode spezifische Vor- und Nachteile.

Ein wesentlicher Vorteil von CUMILE ist, dass nicht nur Tage mit Fernverkehrsereignissen geschätzt werden, sondern auch die gesamten Nutzungscharakteristika des Pkw über ein ganzes Jahr hinweg in einem hohen Detaillierungsgrad abgebildet werden. Das bedeutet, nicht nur Tagesfahrleistungen, sondern auch Fahrten werden mit spezifischen Fahrtinformationen wie Start- und Endzeit, Fahrtenziel, zurückgelegte Strecke, Informationen zum Pkw-Nutzer modelliert, wodurch weitere und umfangreichere Analysen zur Pkw-Nutzung möglich sind (siehe Kapitel 5). Die probabilistische Methode liefert hingegen lediglich Informationen zu Tagesfahrleistungen über einen bestimmten Zeitraum; spezifische Fahrtinformationen oder Informationen zum Auftreten der unterschiedlichen Tagesfahrleistungen im Jahresverlauf sind nicht in den Ergebnissen enthalten.

Ein weiterer Vorteil von CUMILE ist, dass diese Methode auf die gesamte MOP-Stichprobe angewandt werden kann, unabhängig davon, ob und wie der Pkw im Zeitraum der MOP-Alltagsmobilitätserhebung genutzt wird. Bei der probabilistischen Methode ist zu beachten, dass eine gewisse Varianz der fahrzeugspezifischen Tagesfahrleistungen in den Eingabedaten vorhanden sein muss. Wenn die Varianz der Tagesfahrleistungen gleich null ist, d. h., wenn in der Erhebung für alle erfassten Tage die gleichen Tagesfahrleistungen berichtet werden, kann die logarithmische Normalverteilung nicht angewendet werden und folglich keine Schätzung vorgenommen werden; ohne Variation der täglichen Fahrweise können Fernverkehrsereignisse nicht abgeleitet werden. Dies trifft auf 7,5% der Pkw der verwendeten Stichprobe zu.

Außerdem werden in CUMILE viele verschiedene, aus Erhebungen zur Verfügung stehende Informationsbausteine (Fahrleistungen in der Erhebungswoche, Informationen zu Besonderheiten in der Erhebungswoche, Jahresfahrleistungen) genutzt. Für die probabilistische Methode werden diese zusätzlichen, aus der Erhebung zur Verfügung stehenden Informationen nicht genutzt. Dies könnte zu einer geringeren Vorhersagegenauigkeit der probabilistischen Methode

führen, da weniger Informationen verwendet werden. Diese These konnte jedoch aufgrund nicht vorhandener Validierungsdaten nicht geprüft werden.

Ein großer Nachteil von CUMILE gegenüber der probabilistischen Methode ist, dass die Durchführung von CUMILE vergleichsweise komplex und aufwendig ist. Ein Modelldurchlauf dauert rund vier Stunden (mit der Statistiksoftware SAS 9.4) und in der Ergebnisdatei liegen rund 4,6 Mio. Datensätze (d. h. Fahrten) vor, die für den hier durchgeführten Vergleich zu Tagesfahrleistungen aggregiert wurden. Die Rechendauer bei der probabilistischen Methode ist hingegen sehr kurz: Schätzungen für die 6.309 Pkw der genutzten Stichprobe dauern mit der Statistiksoftware R lediglich einige Sekunden.

Zum anderen wird für die Durchführung von CUMILE eine deutlich umfangreichere Datenbasis als für die probabilistische Methode benötigt. Für CUMILE sind die Mindestanforderungen an die Eingabedaten eine Mobilitätserhebung mit Informationen zu Pkw-Fahrten über eine Woche, Pkw-Jahresfahrleistungen sowie eine Fernverkehrserhebung mit Informationen zu Pkw-Fernreisen. Für die probabilistische Methode wird lediglich eine Erhebung mit Informationen zu Pkw-Tagesfahrleistungen über mehrere Tage – beispielsweise eine Woche – benötigt. Folglich ist die probabilistische Methode einfacher auf andere Datensätze übertragbar und kann auf mehr Länder und Märkte angewandt werden als CUMILE, da die für die probabilistische Methode benötigte Datenbasis in anderen Ländern und Märkten häufiger zur Verfügung steht.

Zusammenfassend ist der Einsatz der probabilistischen Methode wesentlich schneller und einfacher, wenn gruppenweise Mittelwerte zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr benötigt werden, wohingegen CUMILE für Einzelprognosen oder sehr kleine Gruppen eine höhere Genauigkeit erwarten lässt. Darüber hinaus können mit CUMILE auch weiterführende Analysen zur Pkw-Nutzung im Längsschnitt durchgeführt werden, was mit der probabilistischen Methode nicht möglich ist. Die Konsistenz der Ergebnisse aus diesen beiden sehr unterschiedlichen Ansätzen deutet darauf hin, dass die Pkw-Nutzung im Fernverkehr auch ohne die Durchführung von Längsschnitterhebungen mit einer gewissen Genauigkeit auf aggregierter Ebene abgeschätzt werden kann. Das bedeutet, dass gültige Aussagen über Pkw-Nutzung im Fernverkehr auch ohne teure und aufwendige Datenerhebung möglich sind.

## 4.6 Diskussion des Modellansatzes

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde ein Ansatz zur längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung entwickelt. Eingabedaten sind Erhebungen zum Mobilitätsverhalten von Personen und zur Pkw-Nutzung unterschiedlicher Granularität und zeitlicher Auflösung. Diese Nutzungsprofile sind in einem hohen Detaillierungsgrad als Fahrten mit spezifischen Charakteristika dargestellt. Die Modellergebnisse wurden des Weiteren mit Eckwerten der Pkw-Nutzung aus nationalen Querschnittserhebungen und mit den Ergebnissen eines anderen Längsschnittmodells der Pkw-Nutzung verglichen. Diese Vergleiche zeigen, dass das entwickelte Pkw-Nutzungsmodell die Ergebnisse der Querschnitterhebungen und des anderen Längsschnittmodells valide nachbildet.

Dennoch weist die Modellierung auch Defizite und Entwicklungspotenziale hinsichtlich Modellannahmen, Eingabedaten und der generellen Modelleinordnung auf. Dies wird im Folgenden diskutiert.

Kritikpunkte zu den Modellannahmen beziehen sich auf die Modellschritte 1 und 2 von CUMILE.

Die Zuordnung von Pkw zu Pkw-Fahrern im ersten Modellschritt (Abschnitt 4.1.2) basiert auf einer einfachen Heuristik. Die wesentliche Annahme ist, dass jeder Pkw-Fahrer im Haushalt vorwiegend einen Pkw des Haushalts für seine Pkw-Fahrten nutzt. Diese These wird durch Auswertungen von Eintageserhebungen weitgehend bestätigt. Da aber nach derzeitigem Kenntnisstand keine Mobilitätserhebung über mehrere Tage mit Informationen darüber vorliegt, welchen Pkw die Haushaltsmitglieder auf ihren Wegen nutzen, kann nicht verifiziert werden, ob Pkw-Fahrer in Mehr-Pkw-Haushalten jeden Tag denselben Pkw für ihre Fahrten nutzen oder beispielsweise je nach Fahrtzweck einen anderen Pkw bevorzugen (z. B. Wahl des großen, bequemen Pkw für Fernfahrten und Wahl des kleinen Pkw für Erledigungen in der Stadt). Diese Wissenslücke könnte durch eine Mobilitätserhebung über eine Woche in Mehr-Pkw-Haushalten, in welcher explizit erfasst wird, welches Haushaltsmitglied welchen Pkw nutzt, geschlossen werden. Derartige Daten zu kurzfristigen Pkw-Nutzungsoptionen in Mehr-Pkw-Haushalten können genutzt werden, um die Allokation von Pkw an Pkw-Fahrer im ersten Modellschritt von CUMILE (Abschnitt 4.1.2) zu verbessern.

Die in Modellschritt 2 (Abschnitt 4.1.3) getroffene Annahme, dass sich die Pkw-Nutzung in typischen Wochen im Jahresverlauf ähnlich ist, stellt eine Simplifizierung des Sachverhalts dar. Zwar werden in den Modellschritten 3 und 4 diese Nutzungsmuster der typischen Wochen im Modell teilweise leicht adaptiert, indem beispielsweise angenommen wird, dass Pkw-Nutzer einzelne Ausgänge nicht (mit dem Pkw) durchführen oder Pkw-Nutzer bei einzelnen Ausgängen andere Ziele wählen. Dennoch ist eine systematische Variation der Pkw-Nutzung in typischen Wochen im derzeitigen Implementierungsstand von CUMILE nicht enthalten. Aus der Literatur zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt ist bekannt, dass der Grad der Stabilität bzw. Varianz in Zielwahl, Verkehrsmittelwahl und Aktivitätsausübung einer Person durch ihre soziodemografischen Charakteristika, Lage des Wohnorts und Pkw-Besitz determiniert wird (Abschnitt 3.3). Dieser Sachverhalt sollte zukünftig explizit in CUMILE berücksichtigt werden. Ein Problem stellt auch hier die fehlende Datenverfügbarkeit dar. GPS-Erhebungen zur Pkw-Nutzung geben zwar einen Anhaltspunkt zu deren Variabilität, enthalten aber für die Analyse wesentliche Informationen (z. B. Zweck der Fahrt, Informationen zum Pkw-Fahrer, Besonderheiten im Berichtszeitraum) oftmals nicht. Erhebungen zum Mobilitätsverhalten von Personen im zeitlichen Längsschnitt sind für derartige Analysen nur teilweise geeignet. Zum einen werden zwar die Pkw-Wege von Personen erfasst, aber die Datensätze enthalten keine Informationen darüber, welcher Pkw für die jeweilige Fahrt genutzt wird. Um diesen Zusammenhang abzuleiten, müssten Annahmen getroffen werden, die zu den im vorherigen Absatz beschriebenen Ungenauigkeiten führen. Zum anderen beziehen sich diese Studien nur auf begrenzte Planungsräume (Mobidrive betrachtet z. B. Karlsruhe und Halle) und umfassen vergleichsweise kleine Stichproben (z. B. 317 Personen in Mobidrive), was eine differenzierte Untersuchung des Sachverhalts erschwert.

Ein weiteres Defizit von CUMILE ist das Alter der für die Modellierung genutzten Fernverkehrserhebung. Die INVERMO-Erhebung wurde 2000-2002 durchgeführt (siehe Abschnitt 2.2.1.2) und der resultierende Datensatz kann als veraltet angesehen werden, da sich der Fernreisemarkt nicht zuletzt aufgrund einer geänderten Angebotsstruktur, z. B. Fernbusse, Billigflieger, Mitfahrportale, geändert hat. Es ist anzunehmen, dass dies auch zu einer Änderung der Struktur der Nachfrage im Pkw-Fernverkehr geführt hat. Da keine aktuellen

Erhebungsergebnisse mit derart umfassenden Informationen zu Pkw-Fernreisen vorliegen und das MiD 2008 Reisemodul nur ein unvollständiges Bild der Fernverkehrsnachfrage in Deutschland liefert (d. h. Fernverkehrsereignisse über einen Tag sind nicht im Reisemodul enthalten), wird INVERMO genutzt. Eine neue umfassende Erhebung zur Fernverkehrsnachfrage in Deutschland könnte die Modellierung von Pkw-Fernverkehr in CUMILE verbessern. Jedoch sei darauf hingewiesen, dass für den derzeitigen Implementierungsstand von CUMILE keine Informationen zum Umfang der Fernverkehrsnachfrage benötigt werden, sondern lediglich Informationen zu Charakteristika von Pkw-Fernverkehrsereignissen. Diese dürften in der letzten Dekade keinen großen Änderungen unterworfen gewesen sein. Es ist jedoch denkbar, dass CUMILE mit einer neuen Datenbasis erweitert werden könnte: Es wird vorgeschlagen, das Verkehrsaufkommen von Fernverkehrsereignissen mit andern Verkehrsmitteln zusätzlich in CUMILE abzubilden, um die Systematik der Abbildung der Tage ohne Pkw-Nutzung zu verbessern.

Weitere Einschränkungen und Verbesserungspotenziale hinsichtlich der generellen Modelleinordnung beziehen sich auf Maßnahmensensitivität der Modellierung, die abgebildete Grundgesamtheit und die singuläre Betrachtung des Verkehrsmittels Pkw.

CUMILE ist ein heuristischer Ansatz, um Pkw-Jahresfahrleistungen auf Grundlage von Informationen unterschiedlicher Granularität in Einzelfahrten über den Verlauf eines Jahres abzubilden. Folglich ist die derzeitige Implementierung von CUMILE nicht maßnahmensensitiv. Anders als bei mikroskopischen vierstufigen Verkehrsnachfragemodellen, beispielsweise mobiTopp (Mallig et al. 2013), sind in CUMILE keine Wahlfunktionen für Zielwahl, Verkehrsmittelwahl und Routenwahl hinterlegt. Durch Änderung der Wahlfunktionen können in derartigen Verkehrsnachfragemodellen Wirkungen von politischen und anderen verkehrsplanerischen Maßnahmen auf das Mobilitätsverhalten evaluiert werden. Mit dem derzeitigen Implementierungsstand von CUMILE können die Auswirkungen derartiger Maßnahmen (z. B. Erhöhung von Kfz- oder Kraftstoffsteuer, Einführung einer Pkw-Maut, Tempolimits auf Autobahnen) auf die Pkw-Nutzung nicht direkt abgebildet werden. Bezogen auf das Beispiel der Einführung einer Pkw-Maut auf Bundesautobahnen können zwar Verteilungseffekte verschiedener Mautformen dargestellt werden, Routenwähländerungen einzelner Pkw-Halter als Reaktion auf



eine Bepreisung der Verkehrsinfrastruktur werden jedoch nicht abgebildet. Da in den Eingabedaten der Modellierung viele Informationen zu den soziodemografischen und sozioökonomischen Charakteristika der Pkw-Halter vorliegen, könnte CUMILE unter Nutzung von Informationen aus beispielsweise Stated-Preference-Studien erweitert werden, um im Modellansatz Maßnahmensensitivität abzubilden.

Grundgesamtheit der in der derzeitigen Implementierung von CUMILE abgebildeten Pkw sind Privatwagen und privat genutzte Dienstwagen (Abschnitt 4.1.1). Flottenfahrzeuge und ausschließlich dienstlich genutzte Pkw sind nicht in der Grundgesamtheit enthalten. Dies ist in den Spezifika der Eingabedaten der Modellierung begründet: Diese beziehen sich auf den Personenverkehr, nicht aber auf den Wirtschaftsverkehr. Bei Vorliegen der für die Modellierung benötigten Eingabedaten für den Wirtschaftsverkehr, d. h. eine Erhebung zur Fahrzeugnutzung über eine Woche und eine Erhebung zu Fernverkehrsereignissen, ist eine Abbildung der Pkw-Nutzung im Wirtschaftsverkehr über ein Jahr realisierbar.

Die derzeitige Implementierung von CUMILE ist ein monomodales Modell, das lediglich die Nutzung des Verkehrsmittels Pkw über ein Jahr abbildet. Die Mobilitätsmuster der Pkw-Fahrer abseits des Verkehrsmittels Pkw wird nicht abgebildet. Da Verkehrspolitik oftmals eine Verlagerung der Verkehrsnachfrage mit dem Pkw auf andere Verkehrsträger anstreben, können Substitutionspotenziale der Pkw-Nutzung erst dann vollständig bewertet werden, wenn die verschiedenen Mobilitätswerkzeuge und deren Nutzungscharakteristika im Modell berücksichtigt sind. Der derzeitige Implementierungsstand von CUMILE stellt eine gute Grundlage dar, um die Abbildung hinsichtlich dieses Aspekts zu erweitern.



## 5 Anwendungen des Modellansatzes

In den nachfolgenden Abschnitten wird anhand von vier Anwendungsfällen die Relevanz einer längsschnittorientierten Betrachtung der Pkw-Nutzung aufgezeigt. In Abschnitt 5.1 wird die Nutzung der deutschen privat genutzten Pkw-Flotte im Fernverkehr untersucht und die Implikationen auf Elektromobilität erörtert. Es folgt eine Abschätzung des Ersetzungspotenzials von Privatfahrzeugen durch stationsgebundenes Carsharing in Abschnitt 5.2. Die Verteilungseffekte von verschiedenen Pkw-Mautformen auf Bundesautobahnen werden in Abschnitt 5.3 diskutiert. Zudem wird das für Deutschland entwickelte Pkw-Nutzungsmodell CUMILE auf den kalifornischen Markt angewandt und die Pkw-Nutzungscharakteristika in beiden Untersuchungsgebieten verglichen (Abschnitt 5.4).

### 5.1 Pkw-Nutzung im Fernverkehr und Implikationen für Elektromobilität

*Teile dieses Abschnitts basieren auf den Veröffentlichungen „Hybrid Modeling Approach of Car Uses in Germany on Basis of Empirical Data with Different Granularities“ (Chlond et al. 2014) und „Capturing the Usage of the German Car Fleet for a one Year Period to Evaluate the Suitability of Battery Electric Vehicles – A Model Based Approach“ (Weiss et al. 2014).*

Die deutsche Bundesregierung sieht Elektromobilität als einen wichtigen Baustein für eine klimafreundliche Verkehrs-, Energie- und Industriepolitik (BMW 2017) und setzte sich im Jahr 2011 das Ziel, „das[s] bis 2020 eine Million Elektrofahrzeuge auf unseren Straßen im Einsatz sind“ (BMVBS 2011). Derzeit bleibt die Zahl der batterieelektrischen Pkw im deutschen Pkw-Bestand jedoch hinter den Erwartungen zurück: Zum 1. Januar 2017 waren in Deutschland lediglich rund 34.000 batterieelektrische Fahrzeuge (BEV) und 165.400 Hybridfahrzeuge (HEV) zugelassen (KBA 2017b).

Die geringe Reichweite und lange Batterieladezeiten von BEV gelten als Hauptgründe für die geringe Nachfrage nach Elektrofahrzeugen (Kempton 2016). Weitere Gründe sind hohe Kaufpreise (Jabbari et al. 2017), eine unzureichend ausgebaute öffentliche Ladeinfrastruktur (Anderson et al. 2017), ein zu niedriges Angebot im Gebrauchtwagenmarkt und unzureichende Kenntnis potenzieller Pkw-Käufer zu elektrischen Fahrzeugkonzepten (Axsen et al. 2017).

Dies lässt vermuten, dass insbesondere die technischen Voraussetzungen der batterieelektrischen Pkw nicht den Mobilitätsansprüchen der Pkw-Nutzer in Deutschland genügen. Um diese These zu überprüfen, muss die Variabilität und Intensität der Nutzung von Pkw mit konventionellen Antrieben im Fernverkehr analysiert werden. Diese Analysen können dazu beitragen, zuverlässigere und realistischere Aussagen darüber zu treffen, inwieweit Pkw mit konventionellen Antrieben in Deutschland durch BEV ersetzt werden können, ohne dass die Pkw-Halter ihr Mobilitätsverhalten einschränken müssten. Diese Analyse setzt Kenntnisse zur Pkw-Nutzung im Längsschnitt voraus. Um die Ergebnisse zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr hinsichtlich ihrer Implikationen für Elektromobilität einzuordnen, wird weiterhin untersucht, welche Eigenschaften Pkw, die nie oder nur selten im Fernverkehr eingesetzt werden, sowie deren Halter besitzen.

### **5.1.1 Stand der Forschung**

Im Folgenden werden die Methoden und zentralen Ergebnisse verschiedener Studien diskutiert, die sich mit den Substitutionspotenzialen von Pkw mit konventionellen Antrieben durch Elektrofahrzeuge beschäftigen. Um dies zu untersuchen, wird eine Vielzahl von methodischen Ansätzen verwendet, z. B. Stated-Preference-Erhebungen, Feldversuche, Auswertung von Mobilitätserhebungen über kurze und längere Zeiträume und Modellansätze zur Abbildung der Pkw-Nutzung.

Dagsvik et al. (2002), EPRI (2010), Dimitropoulos et al. (2011) und Link et al. (2012) verwendeten Stated-Preference- oder Stated-Response-Erhebungen, um das Marktpotenzial und die Nutzererwartungen von BEV zu erforschen. In derartigen Studien werden Erhebungsteilnehmer gebeten, Entscheidungen in fiktiven Situationen, z. B. dem Kauf eines BEV, zu treffen. Um auch potenzielle Einschränkungen im Mobilitätsverhalten, die sich aus der geringen Reichweite von

Elektrofahrzeugen ergeben, zu berücksichtigen, werden die Stated-Preference-Befragungen mit anderen Methoden kombiniert. Kurani et al. (1996) entwickelten beispielsweise ein interaktives Stated-Lifestyle-Interview, in dem sie die Befragungsteilnehmer im Interview mit ihrem realen Pkw-Nutzungsverhalten über eine Woche (d.h. mit vorab ausgefüllten Wegetagebüchern) konfrontierten. Kritikpunkte dieser Ansätze sind, dass Erhebungsteilnehmer teilweise zu Themen und Produkten befragt werden, zu denen sie keine tiefgreifenden Erfahrungen und Kenntnisse haben, sich Befragte oftmals in realen Situationen anders verhalten würden als in der Befragung angegeben (Golob 1990) und dass die Variation der Pkw-Nutzung über längere Beobachtungszeiträume oft nicht im Detail berücksichtigt wird.

Feldversuche stellen einen weiteren Ansatz dar, um die Potenziale von Elektrofahrzeugen zu erforschen (Golob und Gould 1998; Gärling und Johansson 1999; Cocron et al. 2011; Heyvaert et al. 2015). In diesen Studien wurde den Studienteilnehmern über einen Zeitraum von mehreren Wochen oder Monaten ein Elektrofahrzeug zur Verfügung gestellt und die Nutzung dieser Fahrzeuge im realen Kontext untersucht. Ein großer Vorteil dieser Studien ist, dass die Elektrofahrzeugnutzung über längere Zeiträume analysiert werden kann. Dem gegenüber stehen hohe Kosten der Studiendurchführung.

In anderen Studien wurden nationale Querschnittserhebungen zum Mobilitätsverhalten privater Haushalte oder GPS-Erhebungen (Global Positioning System) über einen Tag genutzt, um das Potenzial von Elektrofahrzeugen abzuschätzen (Bernard 1996; Gonder et al. 2007; Aultman-Hall et al. 2012). Die Autoren kommen zu dem Schluss, dass nur ein kleiner Teil der Pkw in der Erhebung am Stichtag im Fernverkehr genutzt wird. Beispielsweise legten 91% der Pkw einer USA-weiten Erhebung am Stichtag weniger als 161 km zurück (Bernard 1996). Zwischen 64% und 84% der Pkw in Vermont könnten am Stichtag durch BEV ersetzt werden, sofern Lademöglichkeiten der Batterie am Arbeitsplatz verfügbar sind (Aultman-Hall et al. 2012). 95% der Pkw, die an einer 24-stündigen GPS-Erhebung in St. Louis, Missouri, teilnahmen, legten am Stichtag 161 km oder weniger zurück (Gonder et al. 2007). Wesentlicher Kritikpunkt ist, dass die Variabilität der Pkw-Nutzung nicht betrachtet wird, was zu einer Überschätzung des Ersetzungspotenzials durch Elektrofahrzeuge führt (Aultman-Hall et al. 2012).

Dem gegenüber stehen GPS-Erhebungen der Pkw-Nutzung über längere Zeiträume, die die Variabilität der Pkw-Nutzung berücksichtigen (Pearre et al. 2011; Khan und Kockelman 2012; Abschnitt 3.2.2). Pearre et al. (2011) kommen zu dem Ergebnis, dass nur 9% der Pkw in der Stichprobe aus der Metropolregion Atlanta, Georgia, im Laufe eines Jahres nie mehr als 161 km pro Tag zurücklegten und dass die Pkw durchschnittlich an 23 Tagen im Jahr eine Tagesfahrleistung über 161 km aufwiesen (Pearre et al. 2011). Aus der Studie von Khan und Kockelman (2012) geht hervor, dass 50% der Pkw in Ein-Pkw-Haushalten und 80% der Pkw in Mehr-Pkw-Haushalten durch BEV mit einer Reichweite von 161 km ersetzt werden könnten, wenn Pkw-Halter bereit sind, an bis zu vier Tagen im Jahr andere Verkehrsmittel (z. B. Mietwagen) für Fernverkehrereignisse zu nutzen. GPS-Erhebungen über längere Zeiträume bilden das Ersetzungspotenzial durch Elektrofahrzeuge deutlich realistischer ab als Eintageserhebungen, aber die Übertragbarkeit ist aufgrund kleiner, oftmals nicht repräsentativer, Stichproben begrenzt (siehe auch Abschnitt 3.2.2).

Andere Forscher entwickelten Pkw-Nutzungsmodelle, um Hinweise auf die Nutzung von Pkw im Fernverkehr und das Ersetzungspotenzial durch Elektrofahrzeuge zu geben (Greene 1985; Plötz 2014; He et al. 2016; Abschnitt 3.2.2). Greenes (1985) Ergebnisse zeigen, dass 50% der Pkw im Modell eine Tagesfahrleistung unter 161 km an 95% der Tage eines Jahres haben. He et al. (2016) schätzen, dass 39% der Pkw in Peking, China, im Laufe eines Jahres nie mehr als 150 km pro Tag zurücklegen.

Auch in den folgenden Abschnitten werden die Ergebnisse eines Pkw-Nutzungsmodells analysiert, um die Substitutionspotenziale von konventionellen Fahrzeugen durch BEV abzuschätzen. Dieses Modell vereint die Vorteile von GPS-Analysen und wahrscheinlichkeitsbasierten Pkw-Nutzungsmodellen, da die CUMILE-Ergebnisse als repräsentativ für die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte anzusehen sind, Kenntnisse zur Pkw-Nutzung in einem hohen Detaillierungsgrad sowie Informationen zu den Pkw-Haltern und zu den Pkw vorliegen.

### **5.1.2 Methodik und Annahmen**

In den nachfolgenden Abschnitten wird untersucht, welcher Teil der deutschen privat genutzten Pkw-Flotte aus Nutzungsgesichtspunkten durch BEV ersetzt

werden könnte. Eine solche Ersetzung soll zu keiner oder lediglich zu einer geringen Einschränkung der Mobilitätsbedürfnisse der Pkw-Halter führen. Zentrale Fragestellungen sind hierbei, wie häufig die Pkw im Fernverkehr eingesetzt werden und welche Fahrleistungen sie im Fernverkehr zurücklegen. Um dies näher zu untersuchen, werden die Pkw hinsichtlich ihrer Nutzung im Fernverkehr gruppiert.

Es wird angenommen, dass Tagesdistanzen von 100 km oder weniger geeignet sind, um mit einem BEV zurückgelegt werden zu können. Im Vergleich zu den von den Automobilherstellern angegebenen BEV-Reichweiten ist diese Annahme zwar konservativ, aber sie berücksichtigt Reichweitenängste und Sicherheitspuffer, die Pkw-Halter dazu veranlassen, die angegebene Reichweite nicht voll auszunutzen, sondern ihr BEV bereits vorzeitig aufladen zu wollen (Franke und Krems 2013). Außerdem führt der Gebrauch von Klimatisierungs- und Heizsystemen im Pkw auch zu einer Beeinträchtigung der Reichweite, was in der Herstellerangabe nicht berücksichtigt ist (Fetene et al. 2016).

Die CUMILE-Flotte wird wie folgt hinsichtlich ihrer Fernverkehrsnutzung in drei Gruppen unterteilt:

- BEV-geeignete Pkw ohne Anpassung: Pkw, die während eines ganzen Jahres nie mehr als 100 km pro Tag zurücklegen. Die Halter dieser Pkw müssten ihr Mobilitätsverhalten nicht anpassen, wenn sie ein BEV statt eines konventionellen Pkw besitzen würden.
- BEV-geeignete Pkw mit geringfügigen Anpassungen: Pkw, die an ein bis zwölf Tagen pro Jahr mehr als 100 km pro Tag genutzt werden. Pkw in dieser Gruppe könnten durch ein BEV ersetzt werden, wenn Pkw-Besitzer an höchstens einem Tag pro Monat ihr Mobilitätsverhalten anpassen (z. B. den Zug anstelle des BEV nutzen, einen Pkw mit konventionellem Antrieb mieten oder einen längeren Zwischenhalt auf ihrer Reise akzeptieren, um die Batterie ihres Pkw nachzuladen).
- Nicht BEV-geeignete Pkw: Diese Fahrzeuge fahren an mindestens 13 Tagen pro Jahr mehr als 100 km pro Tag und könnten nur durch BEV ersetzt werden, wenn die Pkw-Halter beträchtliche Änderungen ihres Pkw-Nutzungsverhaltens akzeptieren würden.

### 5.1.3 Modellergebnisse

In diesem Abschnitt wird die Intensität und Variabilität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr analysiert. Außerdem werden Analysen zu soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter und zu den Eigenschaften der Pkw in den verschiedenen Fernverkehrsnetzgruppen diskutiert.

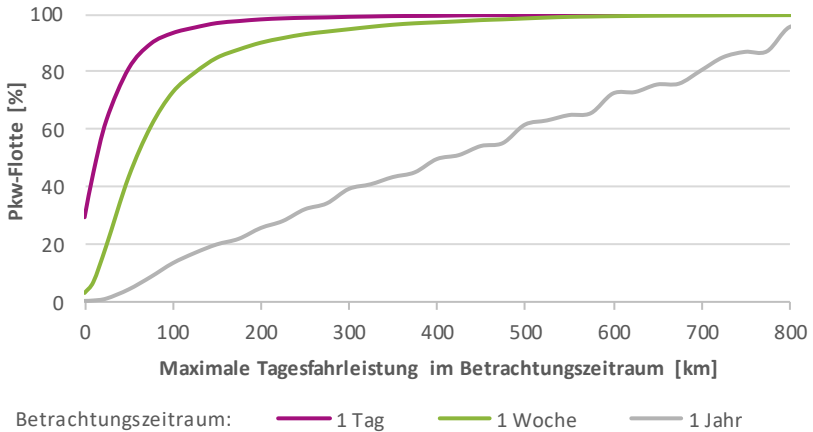
#### 5.1.3.1 Maximale tägliche Reisedistanz

Eine zentrale These dieses Abschnitts ist, dass der Anteil der Pkw, die nie im Fernverkehr verwendet werden, in der Regel überschätzt wird, wenn die Pkw-Nutzung nur über kurze Zeiträume analysiert wird. Abbildung 5-1 zeigt die maximale Tagesfahrleistung der CUMILE-Flotte für unterschiedliche Betrachtungszeiträume: Betrachtet man nur einen Tag, dann legen 93% der Pkw nicht mehr als 100 km an diesem Tag zurück. In einer Woche fahren 73% an keinem Tag mehr als 100 km. Analysiert man die Pkw-Nutzung hingegen über ein ganzes Jahr, dann kommen nur 13% der Pkw an keinem Tag des Jahres über 100 km. Diese Ergebnisse zeigen, dass die Nutzung von Pkw im Fernverkehr unter Berücksichtigung nur kurzer Beobachtungsperioden unterschätzt wird. Pkw-Halter, die ihren Verbrennungsmotor durch ein BEV ersetzen möchten, suchen wahrscheinlich nach einer Lösung, die zu ihrem tatsächlichen Pkw-Nutzungsverhalten passt.

Unter Nutzung des in der Literatur oft zitierten Grenzwertes von 161 km Tagesfahrleistung legen 96% der in CUMILE abgebildeten Pkw an einem Stichtag 161 km und weniger zurück. Dieses Ergebnis ist vergleichbar mit den Ergebnissen von Gonder et al. (2007) (95% der Stichprobe) und Bernard (1996) (91% der Stichprobe). Dies deutet darauf hin, dass das Potenzial für Elektromobilität in den Studien von Gonder et al. (2007) und Bernard (1996) niedriger eingeschätzt worden wäre, wenn die Autoren einen längeren Betrachtungszeitraum gewählt hätten. Ein Vergleich der Ergebnisse für Deutschland mit den Ergebnissen einer Längsschnitterhebung (Pearre et al. 2011) in der Metropolregion Atlanta, Georgia, zeigt, dass Pkw in Deutschland seltener im Fernverkehr eingesetzt werden als in Atlanta: Während in Deutschland 21% der Pkw im Laufe eines Jahres nie mehr als 161 km zurücklegt, gilt dies in Atlanta für lediglich 9% der Pkw. Hingegen fahren weniger Pkw in Peking, China, weite Strecken als in Deutschland: Während in Deutschland 20% der Pkw im Laufe eines Jahres nie mehr als 150 km pro Tag



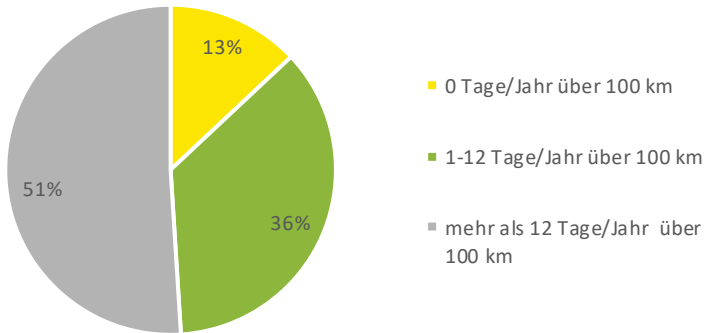
zurücklegen, trifft dies in Peking auf 39% der betrachteten Pkw zu (He et al. 2016). Unterschiede in der Bevölkerungsstruktur, Siedlungsdichte und Verkehrsinfrastrukturbereitstellung in Deutschland, Atlanta und Peking könnten die beobachtete Variation der Pkw-Nutzung im Fernverkehr erklären.



**Abbildung 5-1: Kumulative Verteilung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte gemäß ihrer maximalen täglichen Fahrleistung, differenziert nach verschiedenen Betrachtungszeiträumen**

### 5.1.3.2 Ersetzungspotenziale durch batterieelektrische Fahrzeuge

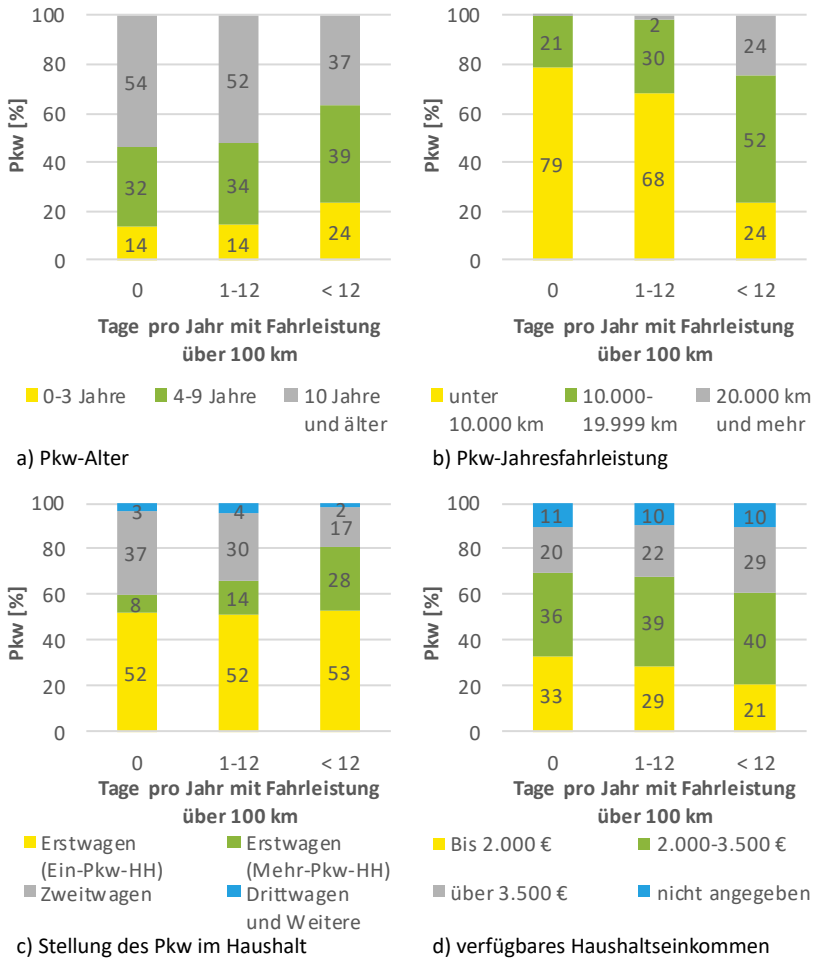
Aus den Ergebnissen des Pkw-Nutzungsmodells CUMILE lassen sich Hinweise zum Substitutionspotenzial von in Deutschland privat genutzten Pkw mit konventionellen Antrieben durch BEV ableiten. Abbildung 5-2 zeigt die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte, differenziert nach ihrer Fernverkehrsleistung. Gemäß der in Abschnitt 5.1.2 eingeführten Definition sind 51% der Pkw nicht für eine Substitution durch BEV geeignet; die Halter von 36% der Pkw müssten ihr Mobilitätsverhalten im Falle eines Eintausches ihres Pkw durch ein BEV geringfügig anpassen und die Halter von weiteren 13% der Pkw müssten ihr Verhalten nicht ändern.



**Abbildung 5-2: Unterteilung der privat genutzten Pkw-Flotte in verschiedene Gruppen der Fernverkehrsnutzung**

Sowohl für eine Prognose des zukünftigen BEV-Markts als auch für Hersteller, die ihr BEV-Angebot an die Bedürfnisse potenzieller Kunden anpassen, ist es nicht nur von Bedeutung, wie viele Pkw in Deutschland aufgrund ihrer Nutzung durch BEV ersetzt werden können, sondern auch welche Eigenschaften diese Pkw und deren Pkw-Halter besitzen.

Abbildung 5-3a zeigt, dass Pkw mit BEV-Substitutionspotenzial im Mittel eher älter sind als nicht zur Substitution geeignete Pkw. Nur 14% der Pkw in den BEV-geeigneten Gruppen sind bis zu 3 Jahre alt. Darüber hinaus sind 80% der neuen (0-3 Jahre) Pkw nicht geeignet, um durch BEV ersetzt zu werden. Dies zeigt bereits, dass es schwierig sein könnte, die BEV-Nachfrage auf dem Neuwagenmarkt zu generieren, da gerade Neuwagen häufig im Fernverkehr eingesetzt werden. Das Angebot an BEV auf dem Sekundär- und Tertiärmarkt ist jedoch derzeit noch gering.



**Abbildung 5-3: Privat genutzte Pkw-Flotte, differenziert nach Gruppen der Fernverkehrs-nutzung sowie nach Pkw-Eigenschaften, Pkw-Nutzungscharakteristika und Charakteristika der Pkw-Halter**

Aus Abbildung 5-3b geht hervor, dass Pkw, die nicht für die BEV-Substitution geeignet sind, intensiver genutzt werden: Ihre Jahresfahrleistung ist im Mittel doppelt so hoch (16.021 km) wie die Jahresfahrleistung der beiden anderen Gruppen (6.697 km und 8.367 km). Lediglich 21% (Substitution ohne Anpassung) bzw. 32% (Substitution mit geringfügigen Anpassungen) haben eine Jahresfahrleistung von mehr als 10.000 km. Aufgrund der hohen Einkaufspreise aber niedrigen Nutzungskosten von BEV legen Michaelis et al. (2013) nahe, dass der Kauf eines BEV nur bei hohen Jahresfahrleistungen wirtschaftlich sinnvoll ist. Dies bedeutet, dass eine BEV-Substitution nur für einen kleinen Teil der Pkw in den BEV-geeigneten Gruppen wirtschaftlich sinnvoll ist. Kaufprämien für den Erwerb von BEV (BMWi 2017) sind ein Baustein in der Verkehrspolitik, um Wirtschaftlichkeit der Fahrzeuge für potenzielle Halter zu erhöhen.

Zweit- und Drittwagen eines Haushalts sind zudem eher für eine Ersetzung durch BEV geeignet als Erstwagen (Abbildung 5-3c): 40% bzw. 34% der für eine Substitution geeigneten Pkw sind Zweit- und Drittwagen in Haushalten mit mehr als einem Pkw. Dieser Sachverhalt wird auch von anderen Studien bestätigt (Khan und Kockelman 2012; Jakobsson et al. 2016).

Abbildung 5-3d zeigt, dass Pkw, die zu einer Substitution durch BEV geeignet wären, häufiger von Haushalten mit niedrigem Einkommen besessen werden. So verfügen lediglich 20% der Haushalte mit BEV geeigneten Pkw über ein verfügbares Einkommen von mehr als 3.500 € pro Monat. Hingegen verfügen 29% der Halter von nicht für eine BEV-Substitution geeigneten Pkw über ein monatliches Einkommen von mehr als 3.500 €. Dies könnte implizieren, dass das Mobilitätsbudget von Haushalten mit niedrigem Einkommen nicht ausreicht, um ein im Vergleich zu Pkw mit konventionellen Antrieben teureres BEV anzuschaffen.

#### **5.1.4 Zusammenfassung**

Diese Analysen zeigen, dass für die Untersuchung der Pkw-Nutzung im Fernverkehr Informationen über längere Zeiträume benötigt werden, da ein Betrachtungszeitraum von einem Tag oder einer Woche zu einer Unterschätzung des Anteils der Pkw, die im Fernverkehr eingesetzt werden, führt.

Durch Gruppierung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte anhand ihrer Nutzungshäufigkeit im Fernverkehr konnte nachgewiesen werden, dass rund

die Hälfte der Pkw durch ein BEV ersetzt werden könnte, wenn die Pkw-Nutzer geringe Einschränkungen in ihrem Mobilitätsverhalten in Kauf nehmen. Für den BEV-Ersatz geeignete Fahrzeuge sind häufig ältere Fahrzeuge mit niedriger Jahresfahrleistung, die sich im Besitz von Haushalten mit geringerem Einkommen befinden. Die Halter dieser Pkw gehören folglich nicht der Zielgruppe der Automobilindustrie auf dem Neuwagenmarkt an.

Die Verschneidung von Pkw-Nutzungsprofilen über ein Jahr mit Pkw-Eigenschaften und soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter ist eine wertvolle Grundlage für weiterführende Analysen hinsichtlich des Ersetzungspotenzials von Pkw mit konventionellen Antrieben durch Elektrofahrzeuge. Beispielsweise wurden anhand der Kenntnisse zur Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt im Rahmen eines Forschungsprojektes Elektrofahrzeuge mit Range Extendern in Bezug auf die Größe der Batterie und Verbrennungsmotor dimensioniert (Derollepot et al. 2014; Stark et al. 2018). Zudem fließen die CUMILE-Ergebnisse als Eingangsgrößen in Nachfrageprognosemodelle von Elektrofahrzeugen ein (Stark et al. 2014; Stark et al. 2018). Weiterhin wurden Kenntnisse der Variabilität und Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr für die Abbildung von Elektromobilität im mikroskopischen Verkehrsnachfragemodell mobiTopp verwendet; anhand dieser Kenntnisse wurden mobiTopp-Agenten bestimmt, die in verschiedenen Marktdurchdringungsszenarien ein Elektrofahrzeug besitzen (Weiss et al. 2016b; Mallig et al. 2016; Weiss et al. 2017b).

## **5.2 Ersetzungspotenzial von privaten Pkw durch stationsgebundenes Carsharing**

*Teile dieses Abschnitts basieren auf dem Projektbericht „Analyse und Klassifizierung der Nutzung der deutschen Pkw-Flotte zur Ermittlung von Verlagerungs- und Substitutionspotenzialen auf umweltverträgliche Verkehrsträger“ (Eisenmann et al. 2018a).*

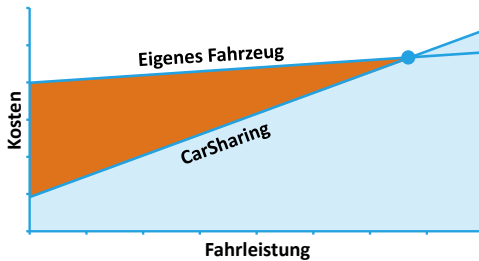
Carsharing (CS) ist ein Element einer nachhaltigen Verkehrsplanung in Deutschland (BMUB 2016). Als Vorteile von CS im Vergleich zu Besitz und Nutzung von privaten Pkw werden in der Literatur Reduktion der Parkraumnachfrage in Städten, Reduktion von MIV-Verkehrsleistung, Abnahme des privaten Pkw-

Bestandes und Emissionsminderungspotenziale aufgeführt (Shaheen und Cohen 2012; Chen und Kockelman 2015; Giesel und Nobis 2016).

Die in den nachfolgenden Abschnitten diskutierten Analysen beschränken sich auf stationsgebundenes CS. Kunden des stationsgebundenen CS können Fahrzeuge an festen Stationen entleihen und geben diese nach Beendigung ihrer Fahrten an derselben Station zurück (bcs 2017c).

Sowohl die Zahl der CS-Anbieter als auch die Zahl der CS-Kunden hat in Deutschland, wie auch in vielen Staaten weltweit, in den letzten 15 Jahren stark zugenommen (Shaheen und Cohen 2012; bcs 2017b). Im Januar 2017 waren in Deutschland 455.000 Personen als Fahrberechtigte bei stationsgebundenen CS-Anbietern registriert, dies entspricht einem Anstieg der Kundenzahlen um 6% im Vergleich zum Vorjahr. Stationsgebundenes CS ist in 597 deutschen Städten und Gemeinden verfügbar (bcs 2017b).

Um das Potenzial von CS-Angeboten für eine nachhaltige Verkehrsplanung bewerten zu können, wird Kenntnis zu CS-Marktpotenzialen bzw. zu Substitutionspotenzialen von privat genutzten Pkw durch stationsgebundenes CS benötigt. Es wird vielfach argumentiert, dass stationsbasiertes CS unterhalb einer fixen jährlichen Fahrleistung vernünftig und aus der Sicht der Haushalte ökonomisch vorteilhaft sei (siehe beispielsweise Abbildung 5-4). Diese Argumentation berücksichtigt jedoch nicht die unterschiedlichen Nutzungscharakteristika der Pkw, die Tarifbildung (Zeitmiete, Kilometertarife) sowie die Eigenschaften (z. B. Pkw-Alter, Pkw-Segment) und daraus resultierenden Kosten der Privatfahrzeuge. Mit der Betrachtung der Pkw-Nutzung eines Jahres unter Berücksichtigung weiterer Parameter wie modaler Affinitäten kann dargestellt werden, für welche Pkw-Nutzungsprofile eine Substitution von CS denkbar ist. Eine weiterführende Analyse soziodemografischer Charakteristika von potenziellen CS-Kunden ist zudem dienlich für CS-Anbieter: Mit der Kenntnis der Pkw-gestützten Mobilitätsbedürfnisse sowie den soziodemografischen Eigenschaften potenzieller CS-Nutzer können CS-Anbieter passgenauere Konzepte für die Gewinnung neuer Kunden entwickeln. Im Ergebnis werden unter Einbeziehung verschiedener CS-Nutzungsszenarien Zielgruppen (d. h. Personen mit einer spezifischen für CS-geeigneten Pkw-Nutzung) für stationsgebundenes CS identifiziert und analysiert.



**Abbildung 5-4:** Werbegrafik eines CS-Anbieters, jährliche Kosten des Privat-Pkw-Besitzes im Vergleich zu einer CS-Mitgliedschaft (eigene Darstellung, angelehnt an Stadtmobil Karlsruhe 2017)

### 5.2.1 Stand der Forschung

In der Literatur wird eine Vielzahl verschiedener Ansätze zur Abschätzung des Marktpotenzials stationsbasierten CS bzw. des Substitutionspotenzials von privat genutzten Pkw durch CS diskutiert. Hierzu zählen Experteninterviews, Stated Choice Experimente, Festlegung von Jahresfahrleistungsgrenzen von Privat-Pkw sowie Ermittlung der Pkw-Halter, für die eine CS-Mitgliedschaft günstiger wäre als die Vorhaltung eines privaten Pkw.

Shaheen et al. (2006) befragten CS-Experten im Rahmen von Einzelinterviews zu deren Einschätzungen hinsichtlich des Marktpotenzials von CS in den USA. Gemäß diesen Expertenschätzungen liegt das CS-Marktpotenzial in größeren amerikanischen Ballungsräumen bei 10-15% der Einwohner im Einzugsgebiet ab dem 20. Lebensjahr (Shaheen et al. 2006).

Le Vine et al. (2014) nutzten ein „Perceived Activity Set“, ein Stated Choice Experiment, das sowohl kurz- als auch mittelfristige Mobilitätsentscheidungen für die Abschätzung des CS-Marktpotenzials berücksichtigt. Die Befragten werden gebeten, ihr Portfolio von Mobilitätsressourcen (z. B. Privat-Pkw, stationsbasiertes CS, Fahrrad) zusammenzustellen und im Rahmen der Stated Choice Experimente einzelne Mobilitätsoptionen für die Durchführung verschiedener Aktivitäten auszuwählen. In der Modellschätzung werden bei mittelfristigen Entscheidungen die Fixkosten der Mobilitätsressourcen und bei kurzfristigen Entscheidungen Reisezeiten und Kosten der jeweiligen Wege berücksichtigt. Die Modellergebnisse

zeigen, dass im Großraum London, Großbritannien, 430.000 potenzielle CS-Mitglieder (stationsgebunden) leben. Somit übersteigt das berechnete Marktpotenzial die tatsächliche CS-Mitgliederzahl in 2013 um das drei- bis vierfache (Le Vine et al. 2014).

CS-Anbieter definieren diejenigen Halter von Pkw, deren Jahresfahrleistung unter einem bestimmten Grenzwert liegt, als potenzielle Kunden. Beispielsweise geht Stadtmobil Karlsruhe davon aus, dass bei einer Jahresfahrleistung unter 12.000 km CS günstiger ist als der eigene Pkw (Stadtmobil Karlsruhe 2017). Der bcs (2017a) schätzt, dass CS bis zu einer Pkw-Jahresfahrleistung von 10.000 km günstiger ist als der eigene Pkw. Diesen Abschätzungen gehen jedoch nur simple Berechnungen mit Durchschnittswerten voraus.

Schuster et al. (2005) und Duncan (2011) identifizierten Pkw-Halter, die davon profitieren würden, ihre Privat-Pkw abzugeben und stattdessen CS-Mitglied zu werden als potenzielle CS-Mitglieder. Schuster et al. (2005) weisen nach, dass es je nach Ausgestaltung des CS-Angebots für 4% bis 15% der Pkw-Halter in Baltimore, Maryland, kostengünstiger ist, den eigenen Pkw abzuschaffen und CS-Mitglied zu werden. Duncan (2011) kommt zu dem Ergebnis, dass ein Drittel der Haushalte in der San Francisco Bay Area, Kalifornien, mindestens einen Pkw im Haushalt aufgrund der ökonomischen Betrachtung abgeben und stattdessen CS-Mitglied werden könnten. Diese Studien weisen jedoch Defizite auf: Erstens wird die Pkw-Nutzung lediglich anhand von Mobilitätshebungen über einen Tag (Schuster et al. 2005) bzw. über zwei Tage (Duncan 2011) auf ein Jahr bzw. auf einen Monat extrapoliert. Diese vereinfachende Annahme vernachlässigt die Variabilität der Pkw-Nutzung und führt potenziell zu einer Unterschätzung der Pkw-Nutzung, da seltene Fernverkehrsereignisse im Einzelfall oft nicht betrachtet werden. Zum anderen werden die Kosten von Besitz und Nutzung der Privat-Pkw in diesen Studien lediglich über Referenzmodelle abgeschätzt. Eine individuelle und detaillierte Berechnung der Kosten der Privat-Pkw auf Grundlage der individuellen Pkw-Eigenschaften und unter Berücksichtigung verschiedener CS-Nutzungsszenarien findet nicht statt.

Der in Abschnitt 5.2.2 vorgestellte Ansatz zur Ermittlung der Substitutionspotenziale von privaten Pkw durch CS stellt ebenfalls die Kosten des Besitzes und der Nutzung von Privat-Pkw für die in CUMILE abgebildete Pkw-Flotte den Kosten



einer CS-Mitgliedschaft gegenüber. Detaillierte Kenntnisse zu Pkw-Nutzungscharakteristika über den Zeitraum eines Jahres sowie die individuelle Ermittlung der Pkw-Kosten als Privat-Pkw (siehe Kapitel 4) erlauben jedoch, die unterschiedlichen Pkw-Nutzungscharakteristika sowie individuelle Kostenstrukturen durch Pkw-Besitz und -Nutzung vor dem Hintergrund der CS-Tarifbildung und unter Einbeziehung verschiedener CS-Nutzungsszenarien zu berücksichtigen.

Für CS-Anbieter und politische Entscheidungsträger sind Kenntnisse zu soziodemografischen und sozioökonomischen Eigenschaften potenzieller CS-Nutzer hilfreich, um CS-Angebote und -Tarife sowie CS-Fördermaßnahmen zielgerichtet zu gestalten. Hierzu wurden in der Literatur entweder die soziodemografischen Charakteristika von Personen, die bereits heute CS-Mitglied sind (Namazu und Dowlatabadi 2016; Giesel und Nobis 2016), oder von potenziellen CS-Mitgliedern (Duncan 2011; Le Vine et al. 2014; Petersen et al. 2017) untersucht.

Namazu und Dowlatabadi (2016) untersuchten, welche CS-Mitglieder bereit waren, ihren privaten Pkw abzugeben, als sie CS-Mitglied wurden. Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass CS-Mitglieder, die bereit sind einen Pkw abzugeben, tendenziell in Einpersonenhaushalten, zur Miete oder in Mehr-Pkw-Haushalten leben (d.h. Privat-Pkw-Besitz reduzieren anstatt abschaffen).

Giesel und Nobis (2016) und BMW AG et al. (2016) analysierten die soziodemografischen Charakteristika der Kunden eines stationsgebundenen CS-Anbieters (Flinkster) in München und Berlin. Flinkster-Kunden sind oftmals Männer, haben eine Zeitkarte für den Öffentlichen Verkehr (ÖV) und leben in Ein- bis Zwei-Personenhaushalten. Ein Drittel der CS-Mitglieder sind über 50 Jahre alt, Personen mit Hochschulreife oder mit Hochschulabschluss sind im Vergleich zur Gesamtbevölkerung unter den Flinkster-Kunden überrepräsentiert.

Petersen et al. (2017) schätzten, aufbauend auf einer Mobilitätsenerhebung in der Metropolregion Seattle, Washington, Regressionsmodelle, um die soziodemografischen Charakteristika potenzieller Kunden von stationsgebundenem CS zu untersuchen. Faktoren, die die Wahrscheinlichkeit einer CS-Mitgliedschaft erhöhen, sind hohes Einkommen, Nähe der Wohnung zu einer CS-Station und die Präsenz von Verkehrsinfrastrukturen des nichtmotorisierten Verkehrs. Zudem ist eine CS-Mitgliedschaft weniger wahrscheinlich, wenn Rentner im Haushalt leben.

Analysen von Duncan (2011) zeigen, dass Haushalte der San Francisco Bay Area, Kalifornien, die von CS finanziell profitieren würden, oftmals größere

Haushalte und Mehr-Pkw-Haushalte sind, die in Stadtteilen mit einer überdurchschnittlich hohen Einwohnerdichte leben und Wohneigentum besitzen.

Le Vine et al. (2014) weisen nach, dass bei potenziellen Kunden des stationsbasierten CS im Großraum London im Vergleich zur Gesamtbevölkerung des Planungsraums Frauen, über 40-Jährige, nicht Berufstätige sowie Personen aus Haushalten mit höheren Haushaltseinkommen überrepräsentiert sind.

In Abschnitt 5.2.3.2 werden die mit der in Abschnitt 5.2.2 beschriebenen Methodik ermittelten potenziellen CS-Nutzer hinsichtlich ihrer soziodemografischen Charakteristika untersucht, um auch für Deutschland einen breiten Kenntnisstand zu potenziellen CS-Nutzern zu schaffen.

## **5.2.2 Methodik und Annahmen**

Um Pkw-Halter identifizieren zu können, für die eine Substitution ihres Privat-Pkw durch eine CS-Mitgliedschaft kostengünstiger ist, werden für jeden Pkw im Datensatz die jährlichen Kosten der Privat-Pkw-Nutzung ermittelt und mit den jährlichen Pkw-Kosten als stationsgebundenem CS-Pkw unter verschiedenen Nutzungsszenarien verglichen.

Grundgesamtheit dieser Auswertung sind Pkw von privaten Haltern. Dienstwagen und Firmenwagen werden in dieser Analyse nicht betrachtet, da diese Pkw oftmals aus beruflichen Gründen angeschafft wurden (d. h. diese Pkw werden teilweise zur Ausübung der beruflichen Tätigkeit benötigt) und sich die Kostenstrukturen von Dienstwagen aufgrund der Dienstwagenbesteuerung von den Kosten von Privat-Pkw unterscheiden. Diese unterschiedlichen Kostenstrukturen wirken sich auch auf das Mobilitätsverhalten im Privaten aus (Shifan et al. 2012).

### **5.2.2.1 Aufstellung von Szenarien der Carsharing-Nutzung**

Für die Abschätzung des Substitutionspotenzials durch CS werden verschiedene CS-Szenarien entwickelt, siehe Tabelle 5-1.

Szenario 1 stellt den Status-Quo-Fall dar: Im Rahmen einer CS-Mitgliedschaft würde ein ehemaliger Pkw-Halter alle Fahrten, die er mit seinem Privat-Pkw zurückgelegt hat, auch mit CS realisieren und hierfür CS-Fahrzeuge, die der Pkw-Klasse seines Privatwagens entsprechen, buchen.

Da aber das Ausleihen des CS-Pkw mit einem gewissen Aufwand – Online-Buchung, Zugangsweg zur CS-Station, Ausleihen des Pkw – verbunden ist, wird in den CS-Nutzungsszenarien 2, 4 und 5 angenommen, dass CS-Mitglieder bei kurzen Ausgängen bis 5 km Länge, für welche sie zuvor ihren Privat-Pkw genutzt haben, auf andere Verkehrsmittel umsteigen, z. B. auf das Fahrrad. Eine Analyse der Buchungsdaten von Stadtmobil Stuttgart bestätigt diese Annahme: In den Jahren 2008 bis 2013 wurden lediglich bei 5% der Buchungsvorgänge 5 km oder weniger zurückgelegt, wohingegen eine Analyse der CUMILE-Daten zeigt, dass der Anteil der Ausgänge mit einer Länge bis zu 5 km bei Privat-Pkw bei 14% liegt.

**Tabelle 5-1: CS-Nutzungsszenarien**

	<b>Szenario 1</b>	<b>Szenario 2</b>	<b>Szenario 3</b>	<b>Szenario 4</b>	<b>Szenario 5</b>
<b>Pkw-Klasse</b>	Analog Privat-Pkw	Analog Privat-Pkw	Nächstkleinere Fzg.-Klasse	Nächstkleinere Fzg.-Klasse	Nächstkleinere Fzg.-Klasse
<b>Pkw-Nutzung</b>	Analog Privat-Pkw	Ausgänge ≤ 5 km nicht mit dem Pkw	Gleich wie Privat-Pkw	Ausgänge ≤ 5 km nicht mit dem Pkw	Ausgänge ≤ 5 km & zum Pendeln nicht mit dem Pkw <sup>a</sup>

<sup>a</sup> sofern eine sinnvolle ÖV-Alternative vorhanden ist

Beim Kauf eines Privat-Pkw wird meist ein Pkw-Typ gewählt, mit dem möglichst alle Mobilitätsbedürfnisse des Haushalts befriedigt werden können. Der eigene Pkw soll die Nutzerbedürfnisse bei möglichst vielen Aktivitäten erfüllen (z. B. tägliches Pendeln, Möbeleinkauf, Sommerurlaub) (Chlond 2013). CS-Mitglieder können dagegen jeweils die Fahrzeug-Klasse wählen, die zu ihren Mobilitätsbedürfnissen für den jeweiligen Ausgang passt und die Kostenunterschiede der verschiedenen Pkw-Klassen sind unmittelbar sichtbar. Somit kann davon ausgegangen werden, dass CS-Mitglieder im Vergleich zu ihren Privat-Pkw oftmals kleinere Fahrzeugklassen buchen. Ein Vergleich der CS-Flotten (z. B. siehe Abbildung A-1) mit dem in Deutschland zugelassenen Pkw-Bestand (KBA 2017a) hinsichtlich Pkw-Segment bestätigt diese Vermutung: Pkw in CS-Flotten sind im Durchschnitt kleiner als die Pkw des gesamten Pkw-Bestands in Deutschland. Um diesem Umstand Rechnung zu tragen, wird in den CS-Nutzungsszenarien 3, 4 und 5 angenommen, dass CS-Mitglieder im Vergleich zu ihrem Privat-Pkw die nächstkleinere Fahrzeugklasse buchen.

Auf Pendelwegen ist CS oftmals nicht geeignet, da die Fahrzeuge bei stationsgebundenen CS-Anbietern über den ganzen Arbeitstag gebucht werden müssten, was zu hohen Zeitkosten der Buchung führt. Oftmals ist gerade der öffentliche Verkehr auf Pendelwegen eine sehr gute Alternative, insbesondere, wenn sowohl die Wohnung als auch die Arbeitsstelle über eine Haltestelle des öffentlichen Verkehrs (ÖV) verfügen und eine geeignete schnelle ÖV-Verbindung besteht. Um die Vernetzung des ÖV mit CS zu intensivieren, befinden sich CS-Stationen zudem häufig an Haltestellen des schienengebundenen ÖV. Dieser Umstand wird in Szenario 5 berücksichtigt: In diesem Szenario wird angenommen, dass Ausgänge mit dem Hauptzweck des Pendelns nicht mit dem Pkw zurückgelegt werden, sofern eine sinnvolle ÖV-Alternative vorhanden ist. Die Kosten für die zusätzliche ÖV-Nutzung konnten im Szenario 5 nicht eingepreist werden, was einschränkend zu diesem Szenario zu erwähnen ist. Aufgrund heterogener Ausgangslagen potenzieller CS-Nutzer erscheint eine pauschale Einpreisung der ÖV-Nutzung nicht zielführend: Erstens sind ÖV-Tarife in verschiedenen Verkehrsverbänden unterschiedlich, zweitens werden zum Teil ÖV-Vergünstigungen durch den Arbeitgeber gewährt und drittens besitzen einige potenzielle CS-Kunden bereits Zeitkarten, die sie dann auch auf ihrem Pendelweg nutzen könnten.

### **5.2.2.2 Ermittlung der Carsharing-Kosten**

Die CS-Kosten werden auf Grundlage des Tarifsystems von Stadtmobil Stuttgart berechnet (Stadtmobil Stuttgart 2017). Die Spezifika des in der Modellierung hinterlegten CS-Tarifs sind dem Handbuch von Stadtmobil Stuttgart entnommen, siehe Abbildung A-1. Die Methodik für die Ermittlung der CS-Kosten von bisherigen privaten Pkw umfasst fünf Schritte:

- 1) Wahl eines Tarifs
- 2) Bestimmung der jährlichen Fixkosten der Haushalte, die durch die CS-Nutzung entstehen
- 3) Ermittlung von CS-Fahrzeugtarifklassen für CUMILE-Pkw
- 4) Ableitung von variablen CS-Kosten für jeden Ausgang
- 5) Ermittlung der CS-Kosten je Jahr und Pkw durch Summierung der fixen und variablen CS-Kosten

Als CS-Tarif wird der Tarif „Classic“ ohne Kautions gewählt (Schritt 1). Bei der Bestimmung der jährlichen Fixkosten, die durch die CS-Nutzung entstehen, wird die Monatsgebühr eines Haushalts (15,00 €) auf ein Jahr hochgerechnet (Schritt 2).

In Schritt 3 werden den Pkw der CUMILE-Flotte Fahrzeugtarifklassen zugeordnet. Diese Zuordnung gestaltete sich schwierig, da Stadtmobil nur eine begrenzte Anzahl an Pkw-Marken und Fahrzeugtypen besitzt, wohingegen in der CUMILE-Flotte die gesamte Bandbreite des deutschen Pkw-Bestands enthalten ist. Diese Zuordnung wird daher über das KBA-Segment vorgenommen. Die im Modell hinterlegte Zuordnung der KBA-Segmente an die Fahrzeugtarifklassen ist in Tabelle 5-2 dargestellt.

**Tabelle 5-2: Zuordnungsheuristik der KBA-Segmente an die CS-Fahrzeugtarifklassen**

<b>Fahrzeugtarif- klasse</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>F</b>
<b>Pkw-Segment gemäß KBA- Klassifikation</b>	Mini	Kleinwagen	Kompaktklasse	(Obere) Mittel- klasse, Oberk- lasse, Geländewa- gen, Sportwagen, Mini-Van, Groß- raum-Van, SUV	Utility

Die Zuordnung von CS-Fahrzeugtarifklassen an die CUMILE Fahrzeugflotte wird für die Ableitung der variablen CS-Kosten je Ausgang (Schritt 4) benötigt. Da Stadtmobil ein stationsbasiertes System ist, ist es nicht sinnvoll, die einzelne Fahrt als Ausgangslage für die Berechnung der variablen CS-Kosten heranzuziehen. Vielmehr sollte der gesamte Pkw-Ausgang, z. B. die Fahrt zum Supermarkt sowie die Rückfahrt inklusive der Aufenthaltszeit im Supermarkt als eine Einheit betrachtet werden. Für diese Ausgänge liegen Informationen zu Start- und Endzeit, zurückgelegter Distanz, sowie der hauptsächliche Zweck des Ausgangs (z. B. Arbeit, Einkaufen, Freizeit) vor. Ausgehend davon werden die Zeitkosten und die Kilometerkosten der Nutzung bestimmt. Unter Einbeziehung der unterschiedlichen Zeittarife (0-7 Uhr, 7-24 Uhr) wird in Abhängigkeit der Tageszeit des Ausgangs ein stundenfeiner Zeittarif bestimmt und dieser Tarif mit dem Tages- und Wochentarif verglichen und der günstigste Tarif gewählt. Die Tatsache, dass CS-Kunden den Pkw für ihren jeweiligen Ausgang nicht minutengenau buchen,

sondern einen Zeitpuffer einberechnen, wird im Modell dadurch umgesetzt, dass der jeweilige Ausgang auf volle Stunden aufgerundet wird. Beispielsweise wird für einen Ausgang von 4 Stunden und 20 Minuten Zeitkosten von 5 Stunden angenommen. Die Kilometerkosten werden kilometergenau berechnet, wobei die unterschiedlichen Kostensätze ab dem 101. und ab dem 701. km berücksichtigt sind.

Im Schritt 5 werden die CS-Kosten je Pkw und Jahr bestimmt. Hierfür werden die in Schritt 4 ermittelten variablen CS-Kosten je Ausgang über alle Ausgänge eines Pkw im Laufe eines Jahres aufaddiert. Zu diesen jährlichen variablen Kosten werden die in Schritt 2 ermittelten Fixkosten der CS-Mitgliedschaft aufaddiert.

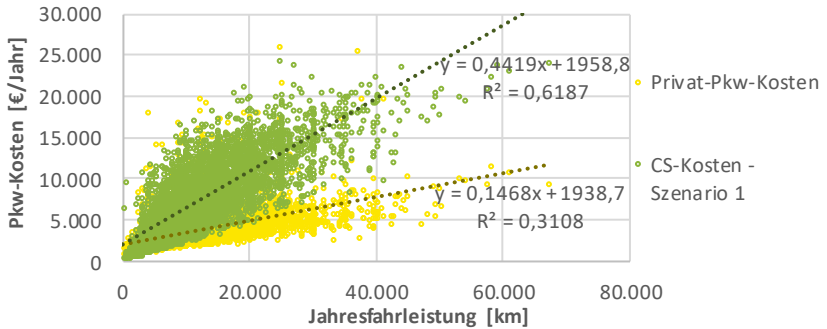
Diese Berechnung wird separat für die verschiedenen CS-Nutzungsszenarien vorgenommen. In der weiteren Analyse wird für jeden Pkw die CS-Kosten unter den verschiedenen CS-Nutzungsszenarien mit den entsprechenden Pkw-Kosten als Privatfahrzeug (Abschnitt 4.4.2) verglichen.

### **5.2.3 Modellergebnisse**

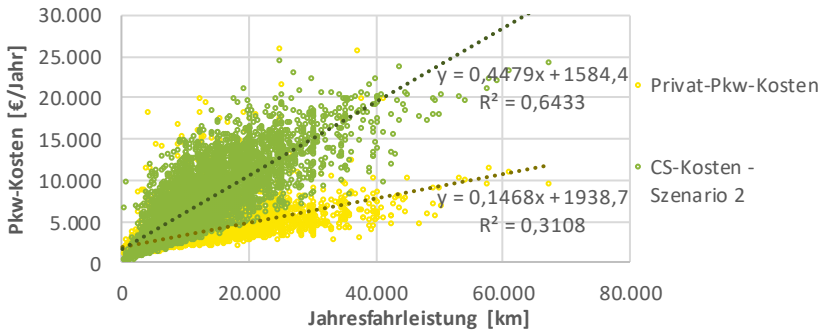
In diesem Abschnitt werden die ökonomischen Substitutionspotenziale von Privatfahrzeugen durch CS unter verschiedenen CS-Nutzungsszenarien bestimmt und es werden die soziodemografischen Charakteristika potenzieller CS-Kunden analysiert.

#### **5.2.3.1 Ökonomische Substitutionspotenziale durch Carsharing**

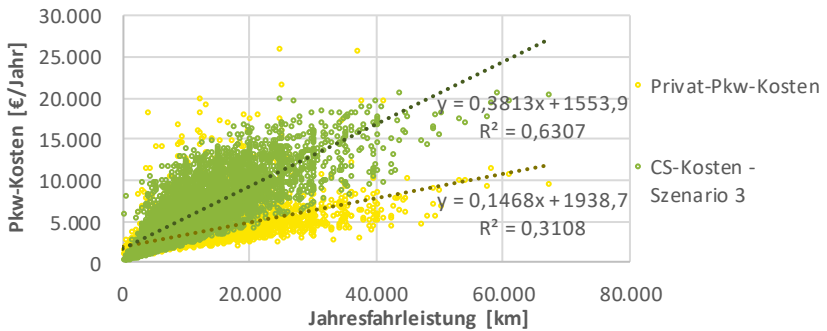
Im ersten Schritt wird untersucht, ob der in Abbildung 5-4 suggerierte Zusammenhang zwischen Pkw-Jahresfahrleistung und Pkw-Kosten bestätigt werden kann. Diese Analysen werden für die verschiedenen CS-Szenarien separat durchgeführt, siehe Tabelle 5-3. Aus diesen Analysen geht hervor, dass der suggerierte Zusammenhang nicht in der angenommenen Form besteht. Dies liegt zum einen daran, dass die Pkw-Kosten von Privatfahrzeugen nur teilweise von der Jahresfahrleistung determiniert werden. Pkw-Alter, Motorleistung, Hubraum, Antrieb, Marke, Kraftstoffverbrauch spielen ebenfalls eine wichtige Rolle (Kuhnimhof und Eisenmann 2017). Das Bestimmtheitsmaß von 0,3108 bestätigt, dass nur ein geringer linearerer Zusammenhang zwischen Jahresfahrleistung und Pkw-Kosten vorliegt.



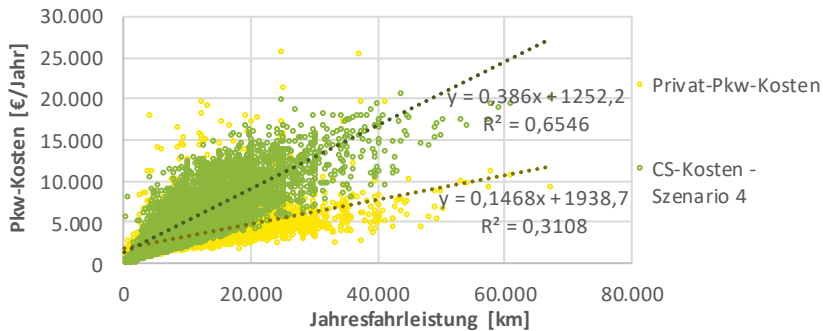
a) Szenario 1



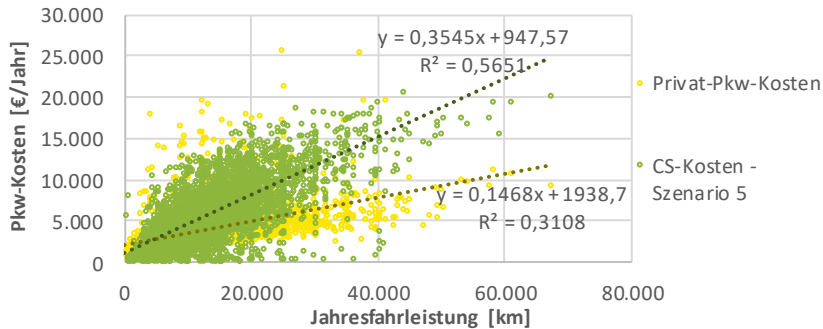
b) Szenario 2



c) Szenario 3



d) Szenario 4



e) Szenario 5

**Abbildung 5-5: Zusammenhang zwischen jährlichen Kosten von Privat-Pkw-Besitz, CS-Mitgliedschaft und Jahresfahrleistung, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien**

Bezüglich der jährlichen CS-Kosten ist das Bestimmtheitsmaß deutlich besser (0,5651-0,6546). Aber auch hier sind für die Realisierung der gleichen Pkw-Jahresfahrleistung deutlich unterschiedliche CS-Kosten denkbar. Beispielsweise können die jährlichen CS-Kosten bei einer Jahresfahrleistung von 10.000 km zwischen 3.000 € und 16.000 € liegen. Diese Diskrepanzen sind auf verschiedene Pkw-Nutzungscharakteristika, die in deutlich unterschiedlichen variablen Kosten resultieren, zurückzuführen. Auch die Fahrzeugklasse spielt hier eine Rolle.

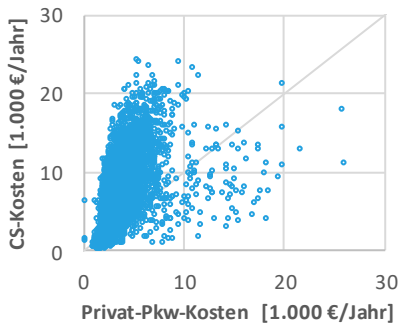
Die in Abbildung 5-5 dargestellten Analysen zeigen zusammenfassend, dass keine eindeutige Break-Even-Fahrleistung bestimmt werden kann, bei der die CS-



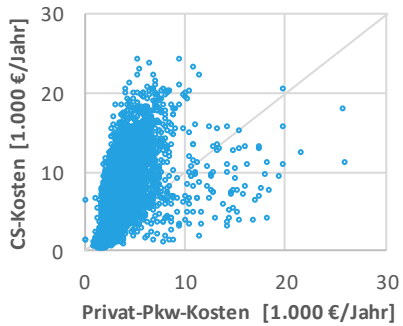
Mitgliedschaft immer kostengünstiger als das eigene Fahrzeug ist. Dies wird im Folgenden weiter untersucht.

In Abbildung 5-6 werden die Pkw-Kosten bei Privatnutzung und als CS-Fahrzeug unter den fünf CS-Szenarien gegenübergestellt. Ein Punkt in der Abbildung stellt jeweils ein Fahrzeug dar. Liegen die Punkte unterhalb der Winkelhalbierenden, so ist eine CS-Mitgliedschaft finanziell vorteilhaft; liegen sie oberhalb der Winkelhalbierenden, ist es für die Pkw-Halter dieser Fahrzeuge kostengünstiger, ihren Privat-Pkw zu behalten. Der Anteil der Privat-Pkw in Deutschland, der aus ökonomischen Erwägungen durch CS ersetzt werden könnte, liegt je nach Szenario zwischen 12% (Szenario 1) und 31% (Szenario 5). Unter Zugrundelegung des Pkw-Bestandes privater Halter 2016 in Deutschland (KBA 2017b) entspricht dies einem Substitutionspotenzial zwischen 4,7 Mio. und 12,3 Mio. Pkw. In den Haushalten, die einen oder mehr Pkw aus ökonomischen Erwägungen durch eine CS-Mitgliedschaft substituieren könnten, leben zwischen 7,7 Mio. und 19,0 Mio. potenziell CS-fahrberechtigte Personen. Dies bedeutet, dass das Potenzial der CS-fahrberechtigten Personen um 17 bis 37 mal höher liegt als die Zahl der im Januar 2017 in Deutschland CS-fahrberechtigten Personen (bcs 2017b). Eine Zusammenstellung dieser Ergebnisse, differenziert nach den verschiedenen CS-Nutzungsszenarien, findet sich in Tabelle 5-3.

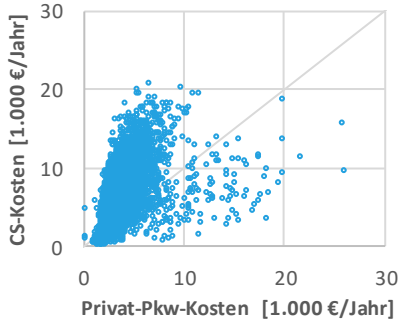
Diese Analyse zeigt weiterhin, dass die meisten Fahrzeuge, die unterhalb der Winkelhalbierenden liegen, jährliche Kosten von unter 10.000 € aufweisen. Aber in allen CS-Nutzungsszenarien gibt es durchaus auch Pkw mit deutlich höheren jährlichen Kosten, bei denen eine CS-Mitgliedschaft günstiger wäre als die Vorhaltung des Privat-Pkw. Dies könnte auch durch die verschiedenen Nutzungscharakteristika der Pkw determiniert werden.



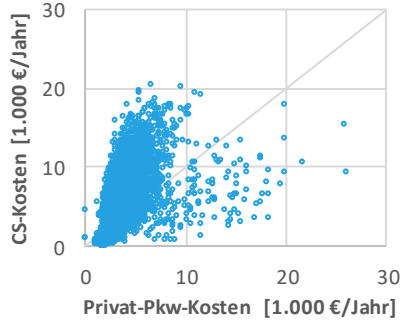
a) Szenario 1



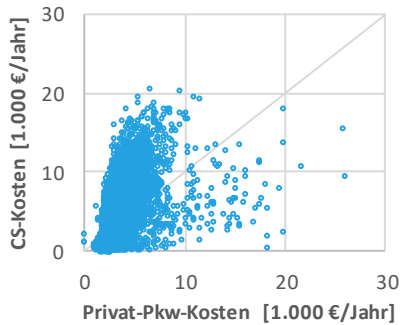
b) Szenario 2



c) Szenario 3



d) Szenario 4

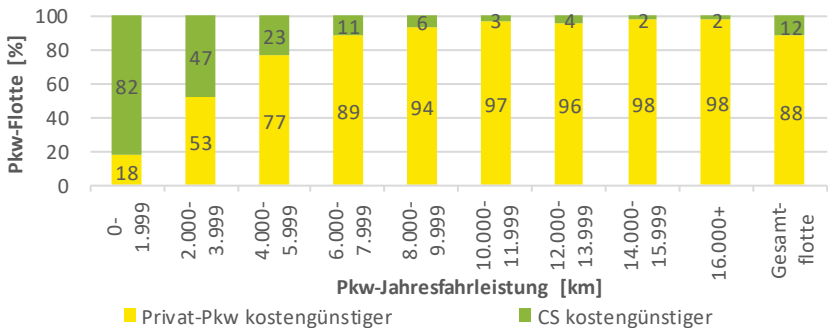


e) Szenario 5

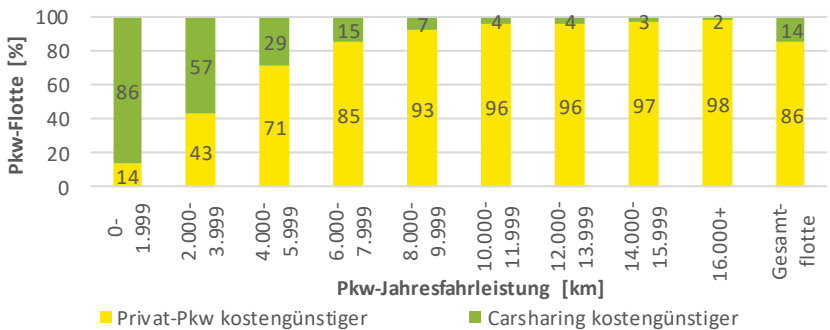
**Abbildung 5-6: Gegenüberstellung der jährlichen Kosten von Privat-Pkw-Besitz und CS-Mitgliedschaft, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien**

Bezogen auf die Jahresfahrleistung ist festzuhalten, dass eine CS-Mitgliedschaft gerade dann sinnvoll ist, wenn die Jahresfahrleistung niedrig ist (Abbildung 5-7). Dies ist bei 82% (Szenario 1) bis 93% (Szenario 5) der Pkw mit einer Jahresfahrleistung von weniger als 2.000 km der Fall. Aber auch in dieser Gruppe gibt es Pkw, bei denen aus ökonomischen Erwägungen eine Abschaffung nicht sinnvoll ist, entweder, weil diese Fahrzeuge aufgrund ihres Pkw-Typs sehr günstig oder aufgrund ihrer Pkw-Nutzungscharakteristika nicht für eine Substitution geeignet sind. Der Anteil der Pkw, bei denen eine CS-Mitgliedschaft günstiger ist, sinkt mit steigender Jahresfahrleistung. Dennoch finden sich in allen Jahresfahrleistungskategorien Fahrzeuge, für die eine Substitution finanziell vorteilhaft erscheint.

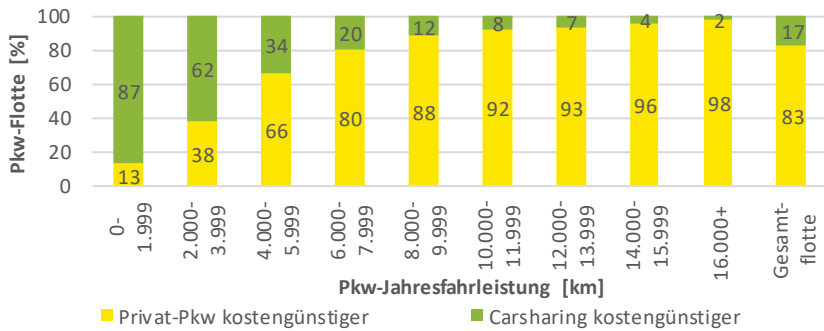
Als Einordnung wird die Jahresfahrleistung ermittelt, bei welcher CS für 70% der Pkw die kostengünstigere Alternative ist. Diese Jahresfahrleistung liegt je nach Szenario zwischen 3.000 km (Szenario 1) und 5.400 km (Szenario 5).



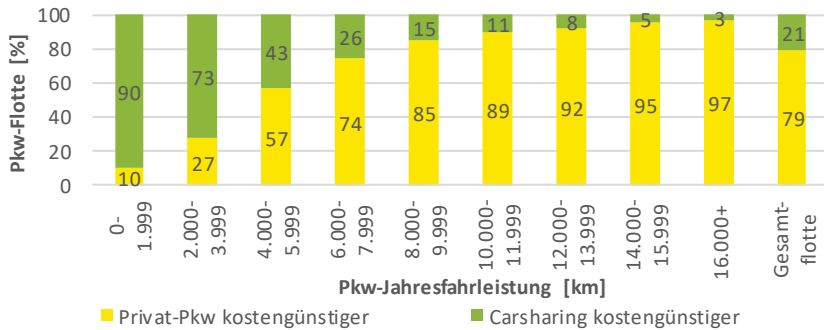
a) Szenario 1



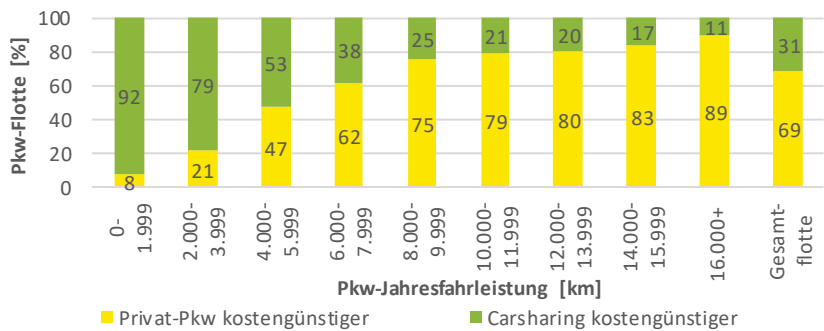
b) Szenario 2



c) Szenario 3



d) Szenario 4



e) Szenario 5

**Abbildung 5-7: Zusammenhang zwischen ökonomischer Vorteilhaftigkeit einer CS-Mitgliedschaft und Jahresfahrleistung des Privat-Pkw, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien**

In Tabelle 5-3 sind die Ergebnisse der in den vorherigen Abschnitten detailliert beschriebenen Analysen für die verschiedenen CS-Nutzungsszenarien zusammengefasst.

**Tabelle 5-3: Zusammenfassung der Substitutionspotenziale durch CS, differenziert nach CS-Nutzungsszenarien**

	Szenario 1	Szenario 2	Szenario 3	Szenario 4	Szenario 5
Pkw-Flotte, für die Substitution durch CS finanziell vorteilhaft ist [%]	12	14	17	21	31
Pkw-Flotte, für die Substitution durch CS finanziell vorteilhaft ist [Mio.]	4,7	5,7	7,0	8,4	12,3
Potenziell CS-fahrtberechtigte Personen [Mio.]	7,7	9,0	10,9	13,2	19,0
Jahresfahrleistung, bis zu der CS für 70% der Pkw die kostengünstiger ist	3.000	3.400	3.500	4.900	5.400

### 5.2.3.2 Soziodemografische Eigenschaften potenzieller Carsharing-Nutzer

In den vorherigen Abschnitten wurde untersucht, wie viele Pkw man aus ökonomischen Gesichtspunkten durch CS ersetzen könnte. Ein weiterer wichtiger Baustein ist, wer die Pkw-Halter sind, bei denen eine CS-Mitgliedschaft finanziell vorteilhafter wäre als die Vorhaltung des eigenen Pkw. Ergebnisse dieser Analyse sind insbesondere für CS-Anbieter von Bedeutung, da diese mit derartigen Erkenntnissen potenzielle Kunden zielgerichteter ansprechen können und kundengruppenspezifische Angebote entwickeln können.

Um diese Fragestellung zu untersuchen, wird für jedes Szenario eine binäre logistische Regression geschätzt, siehe Tabelle 5-4. Die Regressionsergebnisse zeigen, ob ein Zusammenhang zwischen der Wahrscheinlichkeit, dass die Substitution des Privat-Pkw durch eine CS-Mitgliedschaft finanziell vorteilhaft ist und den soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter besteht. Die Regressionsmodelle wurden für Szenario 1 optimiert und auf die anderen CS-Nutzungsszenarien angewandt.

Die Regressionsergebnisse zeigen, dass die Substitution des Privat-Pkw durch eine CS-Mitgliedschaft tendenziell für Pkw-Halter aus Einpersonenhaushalten und anderen Kleinhaushalten ohne Kinder ökonomisch vorteilhaft ist. Dieses Ergebnis stimmt mit den Ergebnissen von Namazu und Dowlatabadi (2016) und Giesel und Nobis (2016) überein, wohingegen laut Duncan (2011) größere Haushalte in der San Francisco Bay Area, Kalifornien, von CS ökonomisch profitieren würden.

Weiterhin ist es für Haushalte, die im Innenstadtbereich einer Stadt wohnen, wahrscheinlicher, dass sie von einer CS-Mitgliedschaft finanziell profitieren. Dieses Ergebnis wird ebenfalls durch andere Studien (Duncan 2011; Le Vine et al. 2014) bestätigt. Pkw, die nie zum Pendeln eingesetzt werden oder die als Zweit- oder Drittwagen in einem Mehr-Pkw-Haushalt zu finden sind, weisen ebenfalls eine höhere Wahrscheinlichkeit für eine Substitution durch CS auf. Dieser Sachverhalt unterstreicht, dass CS dann vorteilhaft ist, wenn die Anzahl der Pkw im Haushalt lediglich reduziert wird, aber nach wie vor ein Privatwagen vorhanden ist (siehe auch Namazu und Dowlatabadi 2016, Duncan 2011). Wenn Pkw hauptsächlich von Personen genutzt werden, die auch eine Zeitkarte des Öffentlichen Verkehrs besitzen oder die älter als 65 Jahre sind, dann ist die Wahrscheinlichkeit, dass diese Pkw-Nutzer von einer CS-Mitgliedschaft aus ökonomischen Erwägungen profitieren, höher. Le Vine et al. (2014) und Giesel und Nobis (2016) bestätigen, dass (potenzielle) CS-Kunden im Vergleich zum Bevölkerungsquerschnitt älter sind, wohingegen laut Petersen et al. (2017) eine CS-Mitgliedschaft weniger wahrscheinlich ist, wenn Rentner im Haushalt leben.

In Tabelle 5-4 ist zudem das Pseudo-R<sup>2</sup> nach McFadden als Maß für die Modellgüte angegeben. Das Pseudo-R<sup>2</sup> nach McFadden gibt an, wie sich die Erklärungskraft des Modells unter Einbeziehung der abhängigen Variablen gegenüber dem Nullmodell erhöht, wobei Ergebnisse ab 0,2 bereits für eine exzellente Modellgüte stehen (Lois 2015). Die Regressionsmodelle der CS-Nutzungsszenarien 1 bis 4 weisen eine hohe Modellgüte auf (Pseudo-R<sup>2</sup> zwischen 0,162 und 0,183); dagegen gibt der Pseudo-R<sup>2</sup> nach McFadden für Szenario 5 eine deutlich geringere Erklärungskraft an.

**Tabelle 5-4: Schätzergebnisse (und zugehörige Signifikanzniveaus) von fünf binären logistischen Regressionen. Wahrscheinlichkeit, dass es ökonomisch vorteilhaft ist, einen Pkw durch CS zu ersetzen**

	Szenario 1	Szenario 2	Szenario 3	Szenario 4	Szenario 5
Achsenabschnitt	-4,547***	-4,147***	-3,982***	-3,328***	-1,650***
Haushaltsgröße: Einpersonenhaushalt	0,519***	0,441***	0,431***	0,337***	0,478***
Kinder im Haushalt: nein	0,321*	0,367**	0,422***	0,328*	0,355***
Wohnlage: Innenstadtbereich einer Stadt	0,200	0,050	0,189*	0,086	0,084
Wohnlage: Auf dem Land	-0,265**	-0,335***	-0,408***	-0,421***	-0,379***
Pkw-Nutzung: keine Pendel-Fahrten	2,126***	1,987***	2,189***	2,010***	0,439
Erstwagen im Mehr-Pkw-Haushalt	0,114	0,039	0,028	-0,160	-0,051
Zweitwagen in Mehr-Pkw-Haushalt	1,244***	1,216***	1,081***	0,974***	0,765***
Drittwagen und weitere in Mehr-Pkw-Haushalt	1,891***	1,756***	1,681***	1,363***	1,011***
ÖV-Zeitkartenbesitz: Ja	0,512***	0,483***	0,515***	0,376**	0,241**
Alter des Pkw-Hauptnutzers: 50-64 Jahre	0,223*	0,169	0,169	0,123	0,089
Alter des Pkw-Hauptnutzers: 65+ Jahre	0,495***	0,521***	0,420***	0,363***	0,125
McFadden R <sup>2</sup> (nur Konstanten)	0,164	0,162	0,183	0,170	0,039

Stichprobengröße: 5.932 Pkw

Signifikanzniveaus: \*\*\*1%, \*\*5%, \*10%

Die Informationen zu Geschlecht des Pkw-Hauptnutzers und Haushaltseinkommen, wurden bei der Optimierung des Regressionsmodells berücksichtigt, erwiesen sich aber als nicht signifikant. In diesem Punkt unterscheiden sich die Ergebnisse dieser Arbeit von Le Vine et al. (2014), wonach es für Frauen und Personen, die in Haushalten mit größeren Einkommen leben, wahrscheinlicher ist, unter den potenziellen CS-Nutzern zu sein.

### 5.2.4 Zusammenfassung

Das Ersetzungspotenzial von Privat-Pkw durch stationsbasiertes CS wurde in den vorherigen Abschnitten untersucht. Für diese Analyse wurden die Kosten von Pkw-

Besitz und -Nutzung für CUMILE-Pkw unter privater Nutzung und im Fall einer CS-Mitgliedschaft ermittelt und CS-Marktpotenziale unter verschiedenen CS-Nutzungsszenarien bestimmt. In den CS-Nutzungsszenarien wurden die Fahrzeugeigenschaften der genutzten CS-Pkw (z. B. Ersetzung durch gleiches Pkw-Modell bzw. durch kleineres Pkw-Modell) sowie die Auswirkungen auf die Pkw-Nutzung (z. B. Nutzung von anderen Verkehrsmitteln auf kurzen Wegen) berücksichtigt. Die Ergebnisse zeigen, dass 12% bis 31% der in Deutschland registrierten Pkw privater Halter aus monetärer Perspektive durch CS ersetzt werden könnten. In Haushalten, die einen oder mehrere Pkw aus ökonomischen Erwägungen durch eine CS-Mitgliedschaft substituieren könnten, leben 7,7 Mio. bis 19,0 Mio. potenziell CS-fahrberechtigte Personen. Weiterhin deuten die Modellergebnisse zwar auf einen Zusammenhang zwischen CS-Ersetzungspotenzial und Jahresfahrleistung des Privat-Pkw hin, aber dieser erweist sich als nicht so stark und eindeutig wie von den CS-Anbietern suggeriert. Die Ergebnisse der Regressionsanalyse zeigen, dass eine Substitution von Privat-Pkw in Einpersonenhaushalten, Haushalten ohne Kinder und Haushalten in Innenstadtbereichen häufiger als in anderen Haushaltstypen kostengünstiger ist als die Vorhaltung eines Privat-Pkw. Gleiches gilt, wenn die betrachteten Pkw nicht zum Pendeln eingesetzt werden und Zweit- oder Drittwagen in Mehr-Pkw-Haushalten sind und wenn die hauptsächlichen Nutzer dieser Pkw über 65 Jahre und im Besitz einer Zeitkarte für den öffentlichen Verkehr sind.

Es sei darauf hingewiesen, dass diese Analysen lediglich eine nachfrageseitige Abschätzung des Substitutionspotenzials durch CS beinhalten. Es wird nicht berücksichtigt, ob CS-Angebote am Wohnort der potenziellen CS-Nutzer zu finden sind oder ob die Bereitstellung von CS-Angeboten unternehmensseitig sinnvoll ist.



### 5.3 Verteilungseffekte von verschiedenen Pkw-Mautformen auf Bundesautobahnen

*Dieser Abschnitt basiert größtenteils auf der Veröffentlichung „Who Uses Freeways and Who Pays for Them? – A Model Based Analysis of Distribution Effects of Different Toll Tariff Systems in Germany“ (Weiss et al. 2016a).*

Das Netz der Bundesautobahnen (BAB) in Deutschland ist eines der dichtesten in Europa: 94% der deutschen Bevölkerung erreicht die nächste Autobahnanschlussstelle innerhalb von weniger als einer halben Stunde Fahrzeit (BBSR 2012). Jedoch ist die deutsche Autobahninfrastruktur, deren Großteil zwischen Mitte der sechziger Jahre und Mitte der achtziger Jahre des 20. Jahrhunderts erbaut wurde, bereits seit mehreren Jahrzehnten in Betrieb. Dies führt dazu, dass die Bundesregierung ihre Investitionen in Reparatur und Instandhaltung erhöhen muss. Hierauf weist auch der Modernitätsgrad (d. h. der Quotient von Netto- und Anlagevermögen als mittelbare Größe für den Altersaufbau des Anlagevermögens) der deutschen BAB hin, der in den letzten Jahrzehnten kontinuierlich von 89% im Jahr 1970 auf 68% im Jahr 2006 (Heymann und Tegner 2006) gesunken ist.

In Deutschland wird die BAB Infrastruktur hauptsächlich durch Kraftstoffsteuereinnahmen finanziert. Im Jahr 2005 wurde eine Lkw-Maut auf Autobahnen eingeführt, um zusätzliche Einnahmen für die Straßeninfrastruktur zu generieren (Bernecker und Fichert 2013) und um die von schweren Fahrzeugen verursachten Straßenschäden zu berücksichtigen (Highway Research Board 1962). Die Tarife dieses erweiterten GPS- und GSM-basierten elektronischen Mautsystems werden anhand der auf der BAB zurückgelegten Fahrleistung, der Achsenanzahl und der Schadstoffklasse des Fahrzeugs berechnet (Martino et al. 2008). In einigen europäischen Nachbarstaaten ist eine Pkw-Maut auf Autobahnen bereits etabliert; dort ist die Pkw-Maut unterschiedlich ausgestaltet. Die Mautformen variieren von einer zeitbezogenen Jahresvignette (z. B. Schweiz), einer Lösung mit verschiedenen Vignetten (z. B. in Österreich kann der Pkw-Fahrer zwischen einer 10-Tages-, 2-Monats- und Jahresvignette wählen) und einer fahrleistungsabhängigen Abrechnung (z. B. Frankreich).

Da der derzeitige Autobahninfrastrukturfonds nicht ausreicht, um die steigenden Instandhaltungskosten abzudecken, werden unterschiedliche Finan-

zierungsmöglichkeiten diskutiert. Verschiedene von der deutschen Bundesregierung berufene Expertenkommissionen schlagen eine fahrleistungsabhängige Bemaßung des Pkw-Verkehrs auf Grundlage des Nutzerprinzips vor, die sich an der Lkw-Maut orientieren könnte (Bernecker und Fichert 2013). Vorteil einer solchen fahrleistungsabhängigen Abrechnung ist, dass das Bewusstsein für Verkehrsausgaben steigt (Rapp 2007). Da ein fahrleistungsabhängiges Mautsystem in der Einführung und Umsetzung vergleichsweise aufwendig und teuer ist, wurde mit dem Infrastrukturabgabegesetz am 18.05.2017 eine zeitbezogene Infrastrukturabgabe für die Nutzung von BAB und Bundesstraßen beschlossen (BMVI 2017; Deutscher Bundestag 18.05.2017). Die Infrastrukturabgabe muss von allen Haltern von in Deutschland zugelassenen Pkw und Wohnmobilen jährlich für die Nutzung von BAB und Bundesstraßen entrichtet werden. Der Preis der Jahresvignetten für Pkw ist abhängig von Pkw-Eigenschaften (d. h. Hubraum, Schadstoffklasse), wobei die Höchstgrenze der Infrastrukturabgabe je Pkw 130 € pro Jahr beträgt. Um die Abgabelast deutscher Pkw-Halter nicht zu erhöhen, hat der Gesetzgeber Steuerentlastungsbeträge im Kraftfahrzeugsteuergesetz beschlossen. Halter von im Ausland zugelassenen Pkw und Wohnmobilen sind abgabepflichtig, wenn sie die deutsche BAB-Infrastruktur nutzen; sie können zwischen Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer (10 Tage, 2 Monate, 1 Jahr) wählen. Der Preis der Vignetten ist ebenfalls von den Pkw-Eigenschaften Hubraum und Schadstoffklasse abhängig. Der Preis der Jahresvignetten wird gleich zu den Jahresvignettenpreisen deutscher Kfz-Halter bestimmt, bei 10-Tagesvignetten beläuft sich der Preis auf 2,50 € bis 25 € und bei 2-Monatsvignetten auf 7 € bis 50 €. Die um die Systemkosten geminderten Einnahmen aus der Infrastrukturabgabe fließen zweckgebunden in die Verkehrsinfrastruktur (BMVI 2017).

Im Falle eines Mautsystems mit ausschließlich Jahresvignetten werden weder die Häufigkeit der BAB-Nutzung noch die Nutzungsintensität bei der Ermittlung der Mautbelastungen berücksichtigt; diese Mautform kann daher als Flatrate interpretiert werden. Folglich kann ein solcher Flatrate-Tarif zu disparaten oder ungerechten Verteilungseffekten führen, da Personengruppen mit hoher BAB-Nutzung vergleichsweise weniger pro zurückgelegtem Kilometer bezahlen als Personengruppen mit niedriger BAB-Nutzung.

Um eine Datenquelle zu schaffen, die Informationen zu Intensität und Häufigkeit der BAB-Nutzung im Längsschnitt bereitstellt, wurden an die in CUMILE

generierten Fahrtprofile Informationen zur Nutzung der BAB-Infrastruktur ergänzt (Abschnitt 4.4.1). Hierdurch ist es möglich, die jährlichen Mautausgaben auf der Ebene einzelner Pkw unter verschiedenen Mautformen zu ermitteln. Zunächst wird die Variabilität der BAB-Nutzung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte über ein Jahr untersucht. Diese Analyse ist hilfreich, um zu verstehen, wie die BAB-Infrastruktur von verschiedenen Pkw-Haltergruppen genutzt wird. Basierend auf diesen Erkenntnissen werden die jährlichen Mautausgaben der in CUMILE abgebildeten Pkw unter verschiedenen Mautformen untersucht und verglichen. Hieraus ergeben sich folgende Forschungsfragen: Wie stark variieren die jährlichen Mautausgaben einzelner Pkw in den unterschiedlichen Mautformen? Unterscheiden sich die jährlichen Mautausgaben unter verschiedenen Mautformen bei unterschiedlichen Gruppen von Pkw-Haltern in Deutschland?

### **5.3.1 Stand der Forschung**

Verteilungseffekte, die sich aus der Einführung einer Pkw-Maut auf Autobahnen ergeben, wurden bislang kaum auf mikroskopischer Ebene untersucht. Sowohl Weatherford (2011) als auch McMullen et al. (2010) haben die resultierenden Verteilungseffekte bei einer Ersetzung von Mineralölsteuern durch eine fahrleistungs-basierte Maut analysiert. Die Datengrundlage beider Studien ist der amerikanische National Household Travel Survey 2001. Die jährlichen Pkw-Fahrleistungen wurden anhand verschiedener im Datensatz verfügbarer Informationen (z. B. von den Teilnehmern geschätzte Jahresfahrleistungen ihrer Pkw, Kilometerstände und Wegetagebücher) ermittelt. Eine Aufteilung der Jahresfahrleistung auf verschiedene Straßenkategorien wurde in beiden Studien nicht benötigt, da eine fahrleistungsabhängige Maut für alle Straßenkategorien angenommen wurde. Weatherford (2011) zeigt, dass eine fahrleistungsabhängige Maut die Steuerbelastung von Haushalten mit niedrigem Einkommen zu Haushalten mit hohem Einkommen, von Rentnerhaushalten zu jungen Haushalten und von Haushalten in Städten zu in ländlichen Gebieten wohnenden Haushalten verschieben würde und dass die Einführung eines solchen Mautsystems für einkommensschwache und im ländlichen Raum lebende Haushalte gerechter wäre. McMullen et al. (2010) zeigen am Beispiel Oregon, US, dass in ländlichen

Gebieten lebende Haushalte von einer Änderung in der Steuergesetzgebung profitieren würden. Allerdings empfehlen die Autoren, die bereits implementierte Kraftstoffsteuer-Gesetzgebung nicht zu ändern, da sich durch eine fahrleistungs-basierte Maut nur marginal bessere Verteilungseffekte ergeben.

Andere Autoren verwenden Verkehrsnachfragemodelle, um die aus der Einführung von Straßenbenutzungsgebühren resultierenden Verteilungseffekte zu beziffern. Paleti und Peeta (2014) haben ein einkommensabhängiges Mautkonzept untersucht, bei dem sowohl Mauteinnahmen maximiert als auch Verteilungseffekte adressiert wurden. Mit Hilfe eines agentenbasierten Modellansatzes wurden optimale Mautpreise für Pendler unterschiedlicher Einkommensklassen ermittelt. Welch und Mishra (2014) haben Veränderungen in der Reisezeit und in der Wohlfahrt der Reisenden, die sich durch die Einführung einer fahrleistungs-basierten Maut ergeben, gemessen, um die Verteilungseffekte dieser Politikmaßnahme zu untersuchen. Ihre Ergebnisse legen nahe, dass die Bevorzugung einer fahrleistungsabhängigen Maut über die Mineralölsteuer besonders vorteilhaft für die Einwohner ländlicher Gebiete und Personengruppen mit niedrigem Einkommen ist. Die in beiden Studien zu Grunde liegenden Modelle berücksichtigen jedoch nur die Verkehrsnachfrage eines Tages. Die individuelle Variabilität der Nutzung einzelner Pkw im zeitlichen Längsschnitt wurde nicht betrachtet.

Die Akzeptanz und Einstellung der Pkw-Nutzer gegenüber verschiedenen Mautsystemen ist ebenfalls ein relevanter Faktor in dieser Diskussion. Auf Grundlage einer Stated-Preference-Erhebung in der Schweiz zeigen Vrtic et al. (2007), dass die Akzeptanz einer Pkw-Maut weder vom Einkommen noch von anderen soziodemografischen Eigenschaften wie Größe des Haushalts oder Geschlecht abhängt. Simplizität und Verständlichkeit des Gebührenmodells tragen vielmehr zu der Akzeptanz eines Mautsystems bei. Komplexen und kombinierten Systemen stehen die Befragten oft kritisch gegenüber, selbst wenn diese kostengünstiger für den Nutzer sind. Odeck und Kjerkreit (2010) zeigen in ihrer Studie zu verschiedenen Mautsystemen in Norwegen, dass Verkehrsteilnehmer weniger negativ gegenüber einer Mauteinführung eingestellt sind, wenn sie über die Intention dieser Maßnahme vorab informiert wurden. Die Studienergebnisse weisen außerdem auf einen Zusammenhang zwischen der Haltung gegenüber Straßenbe-

nutzungsgebühren und soziodemografischen Charakteristika der Verkehrsteilnehmer hin: Gruppen mit niedrigem Einkommen sowie Personen mit einer hohen Verkehrsleistung sind eher negativ gegenüber einer Maut eingestellt, da sie für diese Bevölkerungsgruppen eine größere finanzielle Belastung darstellt.

Um die Implikationen verschiedener Mautformen auf die Verteilungseffekte von verschiedenen Personengruppen analysieren zu können, bedarf es detaillierter Informationen zur Variabilität und Intensität der BAB-Nutzung über längere Zeiträume, beispielsweise ein Jahr. Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell zur längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung stellt diese Informationen bereit.

### **5.3.2 Methodik und Annahmen**

Um Verteilungseffekte zu ermitteln, werden für jeden Pkw die jährlichen Mautkosten unter einem fahrleistungsabhängigen und zwei zeitabhängigen Mautformen (Jahresvignette; Kombination aus Zehntages-, Zweimonats- und Jahresvignette) bestimmt. Die BAB-Fahrleistungen und Nutzungshäufigkeiten der einzelnen Pkw an jedem Tag eines Jahres bilden die Grundlage für die Ermittlung der Mautkosten. Es werden drei verschiedene Mautkostenmodelle verglichen, die sich an den Autobahn-Mautformen der Nachbarländer orientieren:

- Mautform eins – Jahresvignette (z. B. Schweiz): Pkw-Halter, die im Jahr zumindest einmal die BAB benutzen, müssen für ihren Pkw eine Jahresvignette anschaffen. Der Preis der Jahresvignette ist fix und hängt weder von der zurückgelegten Strecke noch von der Häufigkeit der BAB-Nutzung ab.
- Mautform zwei – Kombination von Zehntages-, Zweimonats- und Jahresvignetten (z. B. Österreich): Pkw-Halter können, gemäß der Häufigkeit der BAB-Nutzung ihres Pkw, entweder eine Jahresvignette kaufen oder Zehntages- und Zweimonatsvignetten kombinieren. Die jährliche Mautbelastung der Pkw bestimmt sich folglich anhand der Häufigkeit der BAB-Nutzung; die Nutzungsintensität spielt keine Rolle.
- Mautform drei – Fahrleistungsabhängige Gebühr (z. B. Frankreich): Die jährliche Mautbelastung einzelner Pkw berechnet sich ausschließlich anhand der auf der BAB zurückgelegten Fahrleistung.

Zur besseren Vergleichbarkeit der Ergebnisse wird vereinfachend angenommen, dass Pkw-Nutzer weder ihre Verkehrsmittel- noch ihre Routenwahl aufgrund der Mauteinführung ändern. Da die finanzielle Belastung der Pkw-Nutzer durch die BAB-Maut im Vergleich zu anderen Pkw-Nutzungskosten gering ist, bleibt der Fehler überschaubar. Zudem wird bei der Berechnung der Mautkosten bei einer Kombination von Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer angenommen, dass der Pkw-Halter bei dem Kauf der Vignetten die für ihn ökonomischste Kombination wählt.

Um einen zielführenden Vergleich der jährlichen Mautbelastung von Pkw bei unterschiedlichen Mautformen durchführen zu können, werden die Mauttarife so festgesetzt, dass die durchschnittlichen jährlichen Mautkosten über die in CUMILE abgebildete Pkw-Flotte für alle drei Mautformen gleich sind. Oder anders ausgedrückt: Die Gesamtsumme der Mauteinnahmen für den Mautbetreiber bei den drei betrachteten Abrechnungsformen ist gleich. Ausgehend von einem festen jährlichen Preis von 100 € je Pkw bei der ersten Mautform werden die Preise für die Mautformen zwei und drei anhand der BAB-Fahrleistungen der in CUMILE abgebildeten Pkw-Flotte festgesetzt. Die Kostenstrukturen der einzelnen Vignetten orientieren sich am österreichischen Bepreisungsmodell. Hieraus ergeben sich für die einzelnen Mautformen folgende Tarife:

- 100 € für eine Jahresvignette,
- 10,90 € für eine Zehntagesvignette, 32,10 € für eine Zweimonatsvignette, 105,90 € für eine Jahresvignette,
- 0,0203 € je BAB-Km.

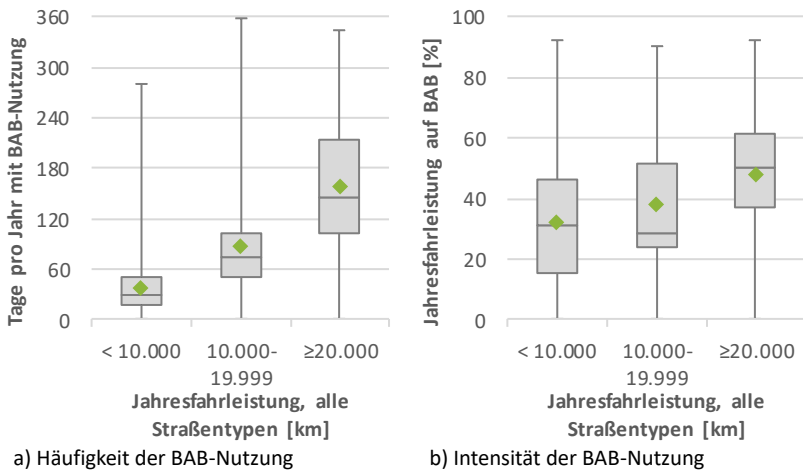
Der im Rahmen dieser Arbeit angenommene Tarif der fahrleistungsabhängigen Mautform ist mit der Studie von Hartwig (2014) konsistent. Dort wird ein Mauttarif zwischen 0,015 € und 0,038 € je km vorgeschlagen.

### **5.3.3 Modellergebnisse**

In den nachfolgenden Abschnitten werden Eckwerte zur BAB-Nutzung im Längsschnitt gezeigt und die jährlichen Mautbelastungen der Pkw-Halter unter den verschiedenen Mautformen – differenziert nach soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter, Pkw-Eigenschaften und Jahresfahrleistungen – analysiert.

### 5.3.3.1 Autobahnnutzung im Längsschnitt

Die in CUMILE modellierten Pkw nutzen die BAB-Infrastruktur im Mittel an 74 Tagen im Jahr und legen auf dieser durchschnittlich 37% ihrer Fahrleistung zurück. Abbildung 5-8 zeigt, dass die Häufigkeit und Intensität der BAB-Nutzung mit steigender Jahresfahrleistung ansteigt: Pkw mit einer Jahresfahrleistung unter 10.000 km nutzen die BAB-Infrastruktur im Mittel an 38 Tagen und legen 32% ihrer Fahrleistung auf der BAB zurück, wohingegen Pkw mit einer Jahresfahrleistung über 20.000 km an durchschnittlich 158 Tagen im Jahr die BAB-Infrastruktur nutzen und 48% der Jahresfahrleistung auf der BAB zurücklegen. Eine Erklärung hierfür ist, dass Pkw mit einer höheren Jahresfahrleistung häufiger im Fernverkehr eingesetzt werden. Bei 96% aller Fahrten mit mindestens 100 km wird ein Teil der Fahrtstrecke auf der BAB zurückgelegt.

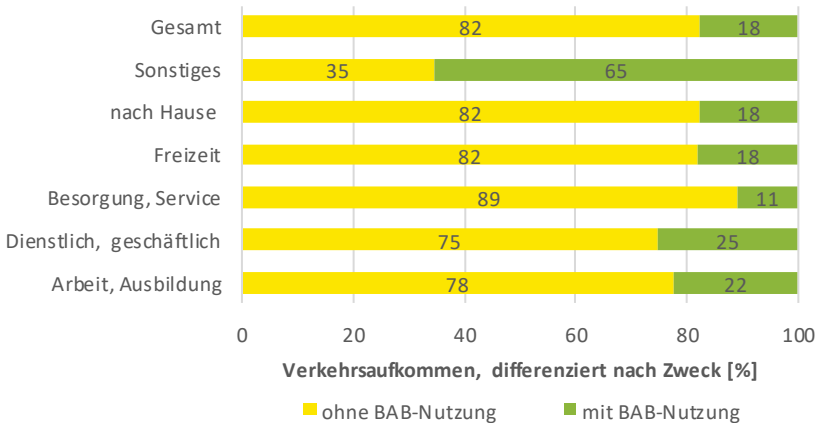


**Abbildung 5-8: Lageparameter der Häufigkeit und Intensität der BAB-Nutzung durch die in Deutschland privat genutzte Pkw-Flotte**

Zudem zeigt Abbildung 5-8b, dass der auf den BAB zurückgelegte Anteil der Jahresfahrleistung einer großen Streuung unterworfen ist. Beispielsweise variieren die BAB-Anteile an der Fahrleistung in der Gruppe der Pkw mit einer mittleren Jahresfahrleistung zwischen 10.000 km und 20.000 km zwischen 0% und 90%.

Dieses Ergebnis deutet darauf hin, dass eine direkte Ableitung der BAB-Fahrleistung auf Grundlage der Pkw-Jahresfahrleistung im Einzelfall zu falschen Schlussfolgerungen führt.

Die Autobahninfrastruktur wird für 18% aller Pkw-Fahrten genutzt. Wie in Abbildung 5-9 dargestellt, werden besonders häufig Teilstrecken von Fahrten zur Arbeits- und Ausbildungsstätte (22% aller Fahrten), dienstliche und geschäftliche Fahrten (25%) sowie sonstige Fahrtzwecke (65%, z. B. Fahrten zum zweiten Wohnsitz) auf der Autobahn zurückgelegt.



**Abbildung 5-9: BAB-Infrastrukturnutzung der in Deutschland privat genutzten Pkw-Flotte, differenziert nach Fahrtzwecken**

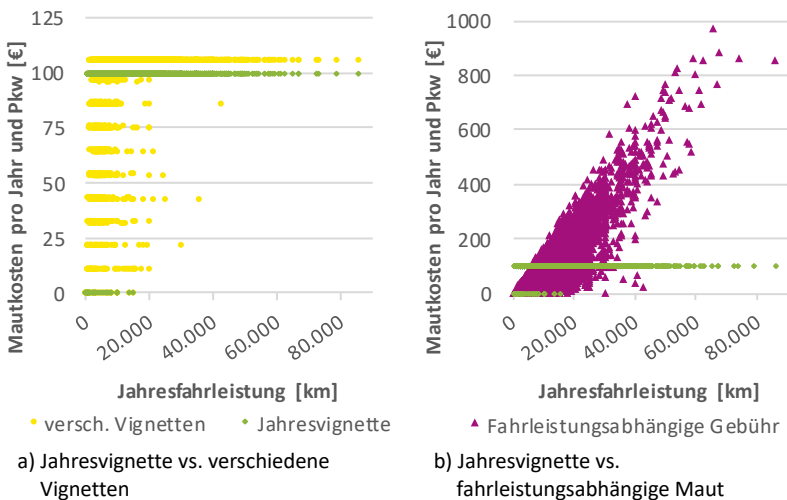
### 5.3.3.2 Zusammenhang zwischen jährlicher Mautbelastung und Nutzungsintensität des Pkw

Gemäß der in Abschnitt 5.3.2 angenommenen Maut-Tarife belaufen sich die mittleren jährlichen Mautkosten je Pkw bei den drei betrachteten Mautformen auf 100 €. Jedoch geben die großen Unterschiede im Median bereits einen Hinweis darauf, dass sich die Kosten in den verschiedenen Mautformen ungleichmäßig auf die Pkw-Halter verteilen: Bei der zeitbezogenen Maut mit Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer beträgt der Median 105,90 €, was darauf hindeutet, dass mindestens 50% der Pkw eine Jahresvignette benötigen würden.



Bei einer fahrleistungsabhängigen Maut würden die in einem Jahr anfallenden Mautausgaben 71 € oder weniger betragen.

In Abbildung 5-10 sind die jährlichen anfallenden Mautausgaben je Pkw für die verschiedenen Mautformen mit Bezug auf die Jahresfahrleistung dargestellt. Aus Abbildung 5-10a geht hervor, dass alle Halter von Pkw mit einer Jahresfahrleistung von mindestens 43.000 km mit einer Jahresvignette ökonomisch bessergestellt sind als mit einer Kombination von Zehntages- und Zweimonatsvignetten. Umgekehrt müssten 25% der Halter von Pkw mit einer Jahresfahrleistung unter 10.000 km weniger als 100 € zahlen, da sie die Zehntages- und Zweimonatsvignetten kombinieren könnten.



**Abbildung 5-10: Jährliche Mautkosten der in CUMILE modellierten Pkw unter den verschiedenen Mautformen in Abhängigkeit zur Jahresfahrleistung**

In Abbildung 5-10b werden die Mautkosten pro Jahr und Pkw für eine fahrleistungsabhängige Gebühr mit der Gebühr der Jahresvignette verglichen. Die jährlich anfallenden Mautkosten bei einer fahrleistungsabhängigen Gebühr unterliegen einer großen Streuung; das Maximum beträgt 996 €. Dennoch liegt bei dieser Mautform die jährliche Mautbelastung bei 64% aller Pkw – bzw. bei 95% der Pkw mit einer Jahresfahrleistung unter 10.000 km – unter 100 €.

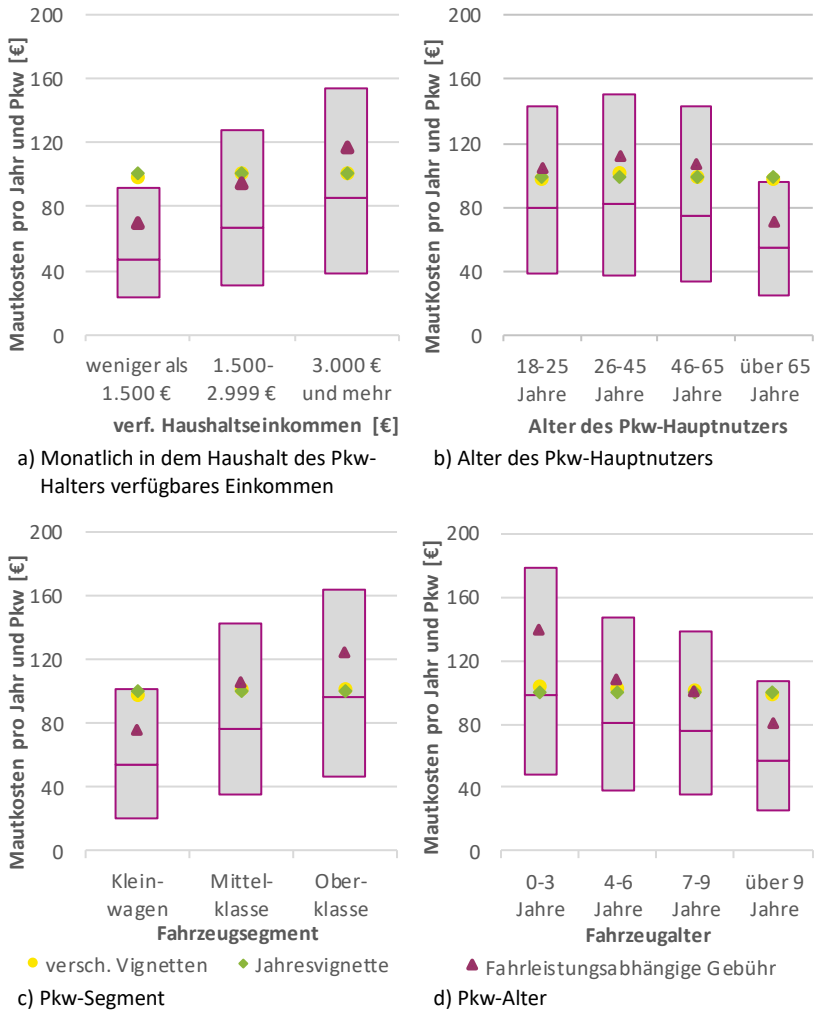
### 5.3.3.3 Jährliche Mautbelastung verschiedener Nutzergruppen

Die im vorherigen Abschnitt diskutierten Ergebnisse zeigen, dass die jährliche Mautbelastung eines Pkw bei den verschiedenen Mautformen stark variieren kann. Ein weiterer wichtiger Aspekt ist, wie stark bestimmte sozioökonomische Gruppen von Pkw-Haltern und Pkw-Typen bei den verschiedenen Mautformen finanziell belastet werden.

Die Lageparameter (Mittelwert, Median, unteres und oberes Quartil) je Jahr und Pkw für die fahrleistungsbezogene Maut, differenziert nach sozioökonomischen Charakteristika der Pkw-Nutzer und nach Pkw-Eigenschaften, sind in Abbildung 5-11 dargestellt. Um diese Ergebnisse mit den Mautbelastungen der zeitbezogenen Mautformen vergleichen zu können, sind in der Abbildung zudem die mittleren Mautkosten bei den betrachteten zeitbezogenen Mautformen enthalten.

Bei einer fahrleistungsbezogenen Gebühr nehmen die durchschnittlichen jährlichen Mautausgaben mit steigenden Haushaltseinkommen des Pkw-Hauptnutzers zu (Abbildung 5-11a). Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass Pkw-Nutzer mit einem höheren Einkommen größere Distanzen auf BAB zurücklegen. Jedoch zeigen die Ergebnisse auch, dass mehr als die Hälfte der Pkw-Nutzer in allen Einkommensgruppen bei einer fahrleistungsbezogenen Maut weniger als bei einer zeitbezogenen Maut bezahlen müssten. Auch Weatherford (2011) sowie Welch und Mishra (2014) wiesen nach, dass einkommensschwache Haushalte von einer Substitution der Mineralölsteuer durch eine fahrleistungsbezogene Maut profitieren würden.

Ein Vergleich der jährlichen Mautbelastungen nach Alter der Pkw-Hauptnutzer (Abbildung 5-11b) zeigt, dass Personen über 65 Jahre (durchschnittliche Mautbelastung: 72 €) von einer fahrleistungsbezogenen Maut profitieren würden, da diese Nutzergruppen meist in Rente sind.



**Abbildung 5-11: Lageparameter der jährlichen Mautbelastung einer fahrleistungsabhängigen Maut; mittlere Mautbelastungen zeitbezogener Mautformen. Differenzierung der Analysen nach sozioökonomischen Charakteristika der Pkw-Halter und Pkw-Eigenschaften**

Die Mautbelastung pro Jahr, unterschieden nach Pkw-Segment, wird in Abbildung 5-11c dargestellt. Im Fall einer fahrleistungsbezogenen Maut müssten die Besitzer von Kleinwagen im Schnitt 40% (75 € vs. 124 €) weniger Mautausgaben als die Halter von Oberklassewagen aufbringen. Bei Mittelklassewagen ist die durchschnittliche Mautbelastung bei den drei betrachteten Mautformen in etwa gleich. Die Höhe der fahrleistungsabhängigen Maut variiert bei den Oberklassewagen stark. Eine Erklärung könnte sein, dass die Gruppe der Besitzer von Oberklassewagen heterogen ist: Die beiden größten Besitzergruppen sind Berufstätige (63%) und Rentner (29%). Ein Vergleich der durchschnittlich auf BAB zurückgelegten Jahresfahrleistungen von Berufstätigen (7.100 km) und Rentnern (4.100 km) zeigt, dass sich deren Pkw-Nutzungscharakteristika stark unterscheiden.

Im Fall einer fahrleistungsabhängigen Maut variieren die jährlichen Mautbelastungen außerdem stark mit dem Pkw-Alter (Abbildung 5-11d): Pkw-Halter von jüngeren Fahrzeugen (0-3 Jahre) müssten fast doppelt so viel (139 €) zahlen wie die Halter von Pkw, die älter als 10 Jahre sind (80 €). Diese Ergebnisse implizieren, dass Pkw mit steigendem Pkw-Alter weniger intensiv auf der BAB genutzt werden.

### **5.3.4 Zusammenfassung**

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die monetären Effekte von verschiedenen Ausgestaltungsvarianten einer Pkw-Maut auf BAB in Deutschland untersucht. Hierfür wurde die Intensität und Variabilität der BAB-Nutzung einer repräsentativen privat genutzten Pkw-Flotte fahrtenfein über ein Jahr modelltechnisch ermittelt.

Es wurden die pro Jahr entstehenden finanziellen Belastungen einer fahrleistungsbezogenen und von zwei zeitbezogenen Mautformen (Jahresvignette, Kombination von Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer) untersucht. Die Tarife der betrachteten Mautformen wurden so festgesetzt, dass die jährlichen durchschnittlichen Mautkosten – 100 € – über die in CUMILE abgebildete Pkw-Flotte im Mittel gleich sind.

Die Ergebnisse zeigen, dass die jährliche Mautbelastung einzelner Pkw bei den betrachteten Mautformen stark variiert. 25% der Pkw-Halter mit einer Jahresfahrleistung unter 10.000 km würden im Falle eines zeitbezogenen Mauttarifs mit

Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer weniger als 100 € zahlen. 100 € entsprechen dem Tarif der zeitbezogenen Mautform mit ausschließlich Jahresvignetten. Im Fall einer fahrleistungsbezogenen Maut würden 95% der gleichen Pkw-Nutzergruppe zum Teil deutlich weniger als 100 € bezahlen, einzelne Pkw-Halter wären aber deutlich stärker belastet. Einkommensschwache Pkw-Besitzer und Personen über 65 Jahre sowie Besitzer kleiner oder älterer Fahrzeuge, die meist nur deutlich geringere BAB-Jahresfahrleistungen aufweisen, würden von einer fahrleistungsbezogenen Maut profitieren. Diese Ergebnisse bestätigen, dass zeitbezogene Mautformen Pkw-Halter mit einer geringen Pkw-Nutzung finanziell benachteiligen, da deren Mautkosten pro auf der BAB zurückgelegtem Kilometer vergleichsweise hoch sind.

Da zum Zeitpunkt der Erstellung der Publikation (Weiss et al., 2016), an der die Untersuchung zu Verteilungseffekten von verschiedenen Pkw-Mautformen in dieser Arbeit angelehnt ist, die Ausgestaltung des Infrastrukturabgabengesetzes noch nicht bekannt war, orientiert sich diese Arbeit an den Mautformen der deutschen Nachbarländer. Im Rahmen einer Fortführung der Analysen ist denkbar, die aus der im Infrastrukturgesetz festgeschriebenen Mautform resultierenden Ausgaben deutscher Pkw-Halter der tatsächlichen BAB-Infrastrukturnutzung gegenüberzustellen. Außerdem könnte CUMILE erweitert und mit dem Straßenverkehrsnachfragemodell VALIDATE verschnitten werden, sodass auch BAB-Infrastrukturnutzung von nicht in Deutschland zugelassenen Pkw abgebildet werden kann. Eine derartig erweitertes CUMILE Modell würde es erlauben, die für den Bund aus der Infrastrukturabgabe resultierenden Einnahmen abzuschätzen.

## 5.4 Vergleich der Pkw-Nutzung in Deutschland und in Kalifornien

*Dieser Abschnitt basiert größtenteils auf der Veröffentlichung „Are cars used differently in Germany than in California? Findings from annual car-use profiles“ (Eisenmann und Buehler 2018).*

Der Pkw ist bei weitem das wichtigste Verkehrsmittel, sowohl in Deutschland als auch in Kalifornien. In Deutschland wird der Pkw für 56% aller Fahrten im Alltagsverkehr und 74% aller Wege im Fernverkehr genutzt (Manz 2004; Eisenmann et al. 2018b). In Kalifornien ist der Anteil des Pkw am Modal Split (77% im Alltags- und 83% im Fernverkehr) sogar noch höher als in Deutschland (Caltrans 2013). Jedoch birgt Pkw-Besitz und -Nutzung verschiedene negative Externalitäten, beispielsweise Luftverschmutzung, Treibhausgasemissionen, Staus, Lärmbelastung und hoher Flächenverbrauch, insbesondere für Parkraum (Downs 2004; Banister 2007). Um das Verkehrssystem nachhaltiger zu gestalten, implementieren Bundes-, Landes- und Kommunalverwaltungen in Deutschland und in Kalifornien verschiedene Verkehrspolitiken, die darauf abzielen, die Notwendigkeit der Pkw-Nutzung zu vermeiden oder zu reduzieren (z. B. Stadtentwicklungsmaßnahmen), Fahrten auf nicht-motorisierte Verkehrsmodi zu verlagern oder die Fahrzeugeffizienz zu verbessern (z. B. Elektrofahrzeuge) (Priester et al. 2013).

Diese Verkehrspolitiken adressieren entweder Pkw-Besitzentscheidungen oder -Nutzungsentscheidungen. Während Pkw-Kauf und Pkw-Besitz langfristige Entscheidungen sind, ist die Frage, ob Personen den Pkw oder ein anderes Verkehrsmittel für ihren Weg nutzen, eine kurzfristige Entscheidung, die möglicherweise leichter adaptierbar ist. Die in dieser Arbeit gewonnenen Kenntnisse zu Pkw-Nutzungscharakteristika im Jahresverlauf sind eine wesentliche Grundlage für die Analyse der Pkw-Nutzung und die Identifikation von effektiven nachhaltigen Verkehrspolitiken. Beispielsweise könnte eine bessere Kenntnis der Pkw-Nutzungsgruppen dazu beitragen, geografische Gebiete, in denen Pkw hauptsächlich im Nahbereich genutzt werden, zu identifizieren. Außerdem wäre denkbar, dass Anreize für Pkw-Halter, die ihre Fahrzeuge nur selten oder am Wochenende nutzen, geschaffen werden, um ihren privaten Pkw abzugeben und beispielsweise eine Carsharing-Mitgliedschaft abzuschließen.

Untersuchungsgebiete sind Deutschland und Kalifornien. Beide Untersuchungsgebiete sind ökonomisch wohlhabend und die Bewohner haben einen vergleichsweise hohen Lebensstandard. Auch die geografische Ausdehnung ist vergleichbar. Zudem gehören die Motorisierungsraten von Deutschland und Kalifornien zu den höchsten der Welt und beide Untersuchungsgebiete verfügen über eine gut ausgebaute Schnellstraßeninfrastruktur (Buehler 2011). Jedoch unterscheiden sie sich in urbaner Bevölkerungsdichte, Infrastrukturbereitstellung für Verkehrsmodi außerhalb des MIV und in den Kostenstrukturen des Verkehrs (z. B. Kraftstoffpreise) (IEA 2016).

Diese Arbeit soll Erklärungsansätze liefern, warum sich die Pkw-Nutzung in beiden Untersuchungsgebieten unterscheidet. Die forschungsleitende Hypothese ist, dass es in beiden Untersuchungsgebieten Pkw-Halter gibt, deren Pkw ähnliche Nutzungscharakteristika aufweisen, deren Gruppengröße sich jedoch in den Untersuchungsgebieten unterscheidet. Wenn dies der Fall ist, kann untersucht werden, welche Verkehrspolitiken für welche Gruppe geeignet sind und das Potenzial nachhaltiger Verkehrspolitiken besser beurteilt werden. Weitere Forschungsfragen sind: Wie können diese Nutzungsmuster beschrieben werden? Unterscheiden sich deutsche und kalifornische Pkw und Pkw-Halter mit ähnlichen Pkw-Nutzungscharakteristika hinsichtlich ihrer soziodemografischen Merkmale und Fahrzeugeigenschaften?

Um diese Fragen zu beantworten, wird der für Deutschland entwickelte Ansatz zur längsschnittorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung auch in Kalifornien eingesetzt. Als Ergebnis liegen Nutzungsprofile für den Zeitraum eines Jahres von Pkw in Deutschland und in Kalifornien vor. Diese Nutzungsprofile werden geclustert, um Pkw mit ähnlichen Nutzungen zu identifizieren. Hiernach werden die Clustergrößen für beide Untersuchungsgebiete sowie die Fahrzeugeigenschaften und soziodemografischen Merkmale von Pkw-Haltern in beiden Untersuchungsgebieten verglichen und die Einsatzmöglichkeiten der Ergebnisse für eine nachhaltige Verkehrsplanung und -politik diskutiert.

### 5.4.1 Stand der Forschung

Clusteransätze werden in verschiedenen Studien verwendet, um das Mobilitätsverhalten von Personen, entweder in einem oder in mehreren Untersuchungsgebieten, zu vergleichen. Im Folgenden werden beispielhaft drei Studien, in denen ein Clusteransatz verwendet wurde, vorgestellt.

Haustein und Nielsen (2016) haben Mobilitätskulturen in 28 Ländern Europas mittels einer Clusteranalyse verglichen. Die Erhebung des Eurobarometers dient als Eingabedatum der Analyse. In dieser Erhebung wurden Erhebungsteilnehmer zu ihrer typischen Verkehrsmittelnutzung sowie zu ihren Einstellungen hinsichtlich verschiedener Verkehrsmodi befragt. Die Analysen zeigen, dass sich die Mobilitätskulturen in verschiedenen europäischen Ländern teilweise stark unterscheiden, aber in allen Planungsräumen finden sich Personen mit ähnlichen Mobilitätskulturen, lediglich die Größe der einzelnen Gruppen ist in den unterschiedlichen Ländern verschieden.

von Behren et al. (2018) haben einen Clusteransatz verwendet, um urbane Mobilitätstypen zu definieren. Datengrundlage ist eine in Hamburg und München durchgeführte Befragung zum Mobilitätsverhalten von Personen sowie zu deren Einstellungen und Normen hinsichtlich verschiedener Verkehrsmodi. In beiden Untersuchungsgebieten sind alle Cluster vertreten, aber die Größe der einzelnen Cluster ist in Berlin und Hamburg verschieden

Schönduwe (2017) untersuchte Mobilitätsbiografien hochmobiler Erwachsener in Deutschland – eine „atypische Gruppe“. Mit Hilfe eines Matchingverfahrens und einer Clusteranalyse wurden Variablen identifiziert, die sich auf die Dauer hochmobiler Lebensphasen auswirken. Aus dieser Analyse geht hervor, dass bei Personen, die den Pkw als hauptsächliches Verkehrsmittel nutzen, hochmobile Lebensphasen kürzer sind als bei Personen, die unterschiedliche Verkehrsmittel nutzen. Darüber hinaus ist die Neigung zu länger anhaltenden, hochmobilen Lebensphasen höher, wenn Personen eine hohe berufliche Position innehaben und wenn Kinder im Haushalt leben.

Auch in dieser Arbeit wird ein Clusteransatz genutzt, um zwei Untersuchungsgebiete zu vergleichen. Jedoch wird nicht das Mobilitätsverhalten von Personen, sondern Nutzungscharakteristika von Pkw verglichen. Darüber hinaus stellt diese Arbeit zu Variabilität und Stabilität der Pkw-Nutzung eine Erweiterung der



Literatur zu Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt (Abschnitt 3.2.2) und Pkw-Nutzung im Fernverkehr (Abschnitt 3.2.3) dar.

## **5.4.2 Methodik und Annahmen**

Um die Pkw-Nutzung in Deutschland und in Kalifornien vergleichen zu können, wird ein CUMILE-Modell für das Untersuchungsgebiet Kalifornien benötigt. In den nachfolgenden Abschnitten sind die für die Anwendung des CUMILE-Modells auf das Untersuchungsgebiet Kalifornien benötigten Datengrundlagen (Abschnitt 5.4.2.1) und notwendigen Modelladaptionen (Abschnitt 5.4.2.2) beschrieben. In Abschnitt 5.4.2.3 ist das Vorgehen zur Identifikation von Pkw-Clustern zusammengefasst.

In den nachfolgenden Abschnitten wird das CUMILE-Modell des Untersuchungsgebiets Kalifornien als CUMILE-CAL und des Untersuchungsgebiets Deutschland als CUMILE-GER bezeichnet.

### **5.4.2.1 Datengrundlagen für die Anwendung von CUMILE auf das Untersuchungsgebiet Kalifornien**

Für die Anwendung des Modells CUMILE auf das Untersuchungsgebiet Kalifornien werden zwei Mobilitätsenerhebungen mit bestimmten Spezifikationen als Eingabedaten für das Modell CUMILE benötigt:

- Eine Erhebung in Privathaushalten zum Mobilitätsverhalten der Haushaltsmitglieder oder zur Pkw-Nutzung mit Informationen zu
  - Wegen (z. B. Beginn und Ende, zurückgelegte Strecke) von Personen bzw. Pkw-Fahrten über mindestens eine Woche und
  - Pkw-Jahresfahrleistungen.

Weitere Informationen ermöglichen ein präziseres Modell, sind aber nicht zwingend erforderlich:

- Informationen, ob der Erhebungszeitraum das typische Mobilitätsverhalten im Alltag abbildet,
- detailliertere Fahrtinformationen, z. B. Fahrtzweck oder Informationen zum Pkw-Nutzer, sowie
- Aufzeichnungen von Pkw-Tachoständen über einen längeren Zeitraum.

- Eine Fernverkehrserhebung mit Informationen zu Fernverkehrsfahrten mit dem Pkw (Start und Ende der Fahrt, zurückgelegte Strecke).

Beide Erhebungen sollten dieselbe Grundgesamtheit umfassen und idealerweise in ähnlichen Zeiträumen durchgeführt werden.

Für die Erstellung des Modells CUMILE-CAL wird die Erhebung des CHTS 2010-2012 verwendet (Abschnitt 2.2.1.5). Aus dieser Erhebung wurden die GPS- und OBD-Erhebung zur Pkw-Nutzung über eine Woche und eine Fernverkehrserhebung genutzt. Für die Anwendung CUMILE-CAL wurden beide Datensätze aufbereitet.

Die Jahresfahrleistung der Pkw ist ein wichtiges Eingabedatum für CUMILE, aber diese Information wurde in der OBD- und GPS-Erhebung des CHTS nicht erhoben. Stattdessen wird die Jahresfahrleistung mittels in der Erhebung verfügbarer Informationen zu Tachostand und Pkw-Alter abgeschätzt (d. h. Quotient aus Tachostand und Alter des Pkw in Jahren). Diese Schätzung ist beispielsweise dann mit Ungenauigkeiten behaftet, wenn sich der Pkw-Besitzer ändert und der neue Besitzer den Pkw mit einer anderen Intensität nutzt als der alte Besitzer. Weiterhin konnten nur Pkw in der Nettostichprobe berücksichtigt werden, bei denen Informationen sowohl zu Kilometerstand als auch zu Baujahr vorhanden sind.

In der Fernverkehrserhebung sind Informationen zu der zurückgelegten Strecke zwischen Start- und Zielpunkt der Reise nicht enthalten. Diese für die Modellierung wichtige Information wurde mittels der Postleitzahlinformationen von Start- und Zielpunkt abgeschätzt. Hierzu wurde der euklidische Abstand zwischen den Schwerpunkten der Postleitzahlenbereiche von Start- und Zielpunkt der Reise mit der Geoinformationssoftware ArcGis ermittelt und das Ergebnis mit 1,2 multipliziert, um den Umwegfaktor des Straßennetzes im Vergleich zur Luftliniendistanz zu berücksichtigen (FGSV 2008). Des Weiteren wurden nur Reisen mit einer Reiseentfernung ab 100 km berücksichtigt, um die Eingabedaten der Fernverkehrserhebungen für CUMILE-GER und CUMILE-CAL vergleichbar zu machen (Abschnitt 2.2.1).

Um eine Vergleichbarkeit mit den kalifornischen Ergebnissen zu gewährleisten, basiert CUMILE-GER auf den MOP-Daten 2011/12 bis 2013/14.

### **5.4.2.2 CUMILE Modeladaptionen für die Anwendung auf das Untersuchungsgebiet Kalifornien**

Die Modellstruktur von CUMILE-CAL ist vergleichbar mit dem CUMILE Modell für den deutschen Untersuchungsraum (Abschnitt 4.1), aber aufgrund unterschiedlicher Spezifika der Eingabedaten werden Modelladaptionen in verschiedenen Modellschritten vorgenommen.

CHTS-Teilnehmer berichteten nicht, ob sie krank oder im Urlaub waren oder ob der Pkw in der Erhebungswoche in der Werkstatt war. Daher wird in Modellschritt 2 nicht explizit zwischen irregulären und typischen Tagen unterschieden, sondern es wird vereinfachend angenommen, dass die Pkw-Nutzung in der Befragungswoche typisch war.

Modellschritt 3 wird nicht umgesetzt, da im CHTS als zusätzliche Informationsebene keine Tachostände über einen längeren Zeitraum aufgezeichnet wurden.

Aufgrund der passiven Datengenerierung der Pkw-Fahrten im CHTS sind keine fahrtenspezifischen Informationen zu Zwecken und Pkw-Fahrern vorhanden. Aus diesem Grund ist es nicht möglich, verschiedene Ausgänge innerhalb eines Tages zu identifizieren. Stattdessen wird vereinfachend angenommen, dass alle Fahrten eines Tages Teil desselben Pkw-Ausgangs sind.

Als Ergebnis von CUMILE-CAL liegen für eine Stichprobe von 2.038 Pkw Nutzungsprofile über ein Jahr vor, die insgesamt rund 2,5 Mio. Fahrten umfassen.

### **5.4.2.3 Identifikation von Pkw-Clustern**

Für die Clusterung der deutschen und der kalifornischen Pkw wird eine hierarchische Clusteranalyse durchgeführt. Kriterien der Clusterung sind Intensität und Variabilität der Pkw-Nutzung.

Es werden drei Kategorien zur Beschreibung von Pkw-Nutzungsintensität verwendet: Anzahl Tage ohne Pkw-Nutzung, Anzahl der Tage mit Kurzstreckenfahrten (Tagesfahrleistungen unter 16 km) sowie der Tage mit Fernverkehr (Tagesfahrleistungen über 161 km).

Um die Variabilität der Pkw-Nutzung im Laufe der Woche zu berücksichtigen, wird der Anteil der Werkstage (Montag bis Freitag) an allen Tagen mit Pkw-Nutzung berechnet. Am Beispiel erklärt: Da fünf der sieben Wochentage Werkstage sind, würde der Wert 71,4% (bzw. 5/7) implizieren, dass ein Pkw an Werktagen und an

Wochenenden zu gleichen Teilen genutzt wird; höhere Werte bedeuten, dass der Pkw an Werktagen öfter genutzt wird als an Wochenenden. Idealerweise würde man für die Abbildung der Nutzungsvariabilität die Häufigkeit und Variabilität von Fahrten mit bestimmten Reisezwecken in die Analyse einbinden. Dies ist jedoch an dieser Stelle nicht möglich, da zu den Pkw-Fahrten des CHTS keine Zwecke vorliegen.

Für die Generierung der Cluster wird die Ward-Methode und anschließend das k-Means-Verfahren verwendet. Ziel dieses Ansatzes ist es, die Stichprobe in verschiedene Cluster aufzuteilen, indem die Varianz innerhalb der Cluster minimiert und die Varianz zwischen Clustern maximiert wird (Everitt 2012). Für die Erstellung der Clusterung wird das statistische Softwarepaket SAS 9.4 verwendet (Poulsen 2013).

Die gemeinsame Clusterung der Datensätze von CUMILE-GER und CUMILE-CAL ermöglicht einen aussagefähigen Vergleich der Cluster in den beiden Untersuchungsgebieten (siehe z. B. Haustein und Nielsen 2016). Alle verwendeten Clustervariablen wurden vorab standardisiert, um sicherzustellen, dass sowohl Variablen mit kleiner als auch mit großer Varianz einen Einfluss auf die resultierenden Cluster haben.

Die Option TRIM des PROC CLUSTER-Verfahrens in SAS 9.4 wird angewandt, um 15% der Stichprobe als Ausreißer aus der Stichprobe zu entfernen (14% Pkw der CUMILE-GER-Stichprobe und 17% Pkw der CUMILE-CAL-Stichprobe). Unter Verwendung des Cubic Clustering Criterion (CCC) und der Pseudo-T-Statistik (Poulsen, 2013) finden sich acht Pkw-Cluster mit unterschiedlichen Nutzungsintensitäten und Nutzungsvariabilitäten ( $R^2=0,698$ ,  $CCC=2,08$ ), die in den folgenden Abschnitten detailliert analysiert werden.

### **5.4.3 Modellergebnisse**

In den nachfolgenden Abschnitten werden die Pkw-Nutzungscharakteristika der verschiedenen Cluster sowie die Clustergrößen in Deutschland und in Kalifornien verglichen und die Cluster beider Untersuchungsgebiete hinsichtlich ihrer Eigenschaften analysiert.

### 5.4.3.1 Pkw-Nutzungscharakteristika der verschiedenen Cluster

Die Nutzungscharakteristika der Pkw in den einzelnen Clustern sind in Tabelle 5-5 zusammengefasst. Nachfolgend werden die vorhandenen Cluster beschrieben und benannt.

Pkw in Cluster 1 werden an durchschnittlich 256 Tagen im Jahr nicht genutzt (69% der Tage eines Jahres). Dieser Sachverhalt determiniert den Namen des Clusters – „Standing Cars“. Werden diese Pkw einmal genutzt, dann häufig an Wochenenden und im Fernverkehr.

Pkw aus Cluster 2 werden regelmäßig während des Jahres genutzt, sowohl an Werktagen als auch am Wochenende. Charakteristisch für Pkw dieses Clusters ist, dass sie relativ selten auf Kurzstrecken (durchschnittlich 17 Tage pro Jahr) und im Fernverkehr (durchschnittlich 8 Tage pro Jahr) eingesetzt werden. Sie decken in der Regel moderate Tagesdistanzen ab und werden daher als "Moderate Range Cars" bezeichnet.

Im Vergleich zu anderen Clustern werden Pkw aus Cluster 3 an den meisten Tagen im Jahr genutzt (durchschnittlich nur 36 Tage ohne Nutzung). Sie werden vorwiegend für kurze und mittlere Distanzen verwendet, aber auch von Zeit zu Zeit im Fernverkehr (14 Tage pro Jahr) eingesetzt. Aus diesem Grund wird das Cluster „Day-to-day Cars“ genannt.

Pkw in Cluster 4 werden fast ausschließlich an Werktagen genutzt – durchschnittlich sind 96% der Tage mit Pkw-Nutzung Werktage. Daher werden sie „Workday Cars“ genannt. Diese Pkw werden wahrscheinlich hauptsächlich zum Pendeln genutzt. Die Pkw-Halter nutzen entweder andere Pkw des Haushalts oder andere Verkehrsmittel für ihre Mobilitätsbedürfnisse am Wochenende.

Cluster 5 beschreibt Pkw, die an Wochenenden häufiger genutzt werden als die Pkw der anderen Cluster. Pkw in diesem Cluster werden „Weekend Cruiser“ bezeichnet. Außerdem werden die Pkw dieses Clusters im Jahresverlauf eher selten genutzt (durchschnittlich 247 Tage ohne Nutzung pro Jahr). Folglich ist die Nutzungsintensität der Pkw aus Cluster 5 und Cluster 1 ähnlich, aber beide Cluster unterscheiden sich in der Variabilität der Nutzung im Wochenverlauf: Pkw aus Cluster 1 werden eher an Werktagen und Pkw aus Cluster 5 eher an Wochenenden genutzt.

**Tabelle 5-5: Nutzungscharakteristika der verschiedenen Pkw-Cluster**

Cluster- Nummer	Cluster- Name	Tage ohne Pkw- Nutzung [# pro Jahr]	Tage mit Fahrlei- stung von 1-16 km [# pro Jahr]	Tage mit Fahrlei- stung über 161 km [# pro Jahr]	Anteil Werktage an allen Tagen mit Pkw-Nutzung [%]	Jahresfahrleistung [km]
		Mittel (StDev)	Mittel (StDev)	Mittel (StDev)	Mittel (StDev)	Mittel (StDev)
Cluster 1	Standing Cars	253 (56)	9 (16)	19 (16)	91% (8%)	12.640 (7.211)
Cluster 2	Moderate Range Cars	75 (45)	17 (23)	8 (9)	75% (7%)	18.185 (6.746)
Cluster 3	Day-to-day Cars	36 (31)	88 (35)	14 (14)	68% (3%)	17.889 (6.861)
Cluster 4	Workday Cars	155 (47)	43 (44)	13 (11)	96% (4%)	13.171 (6.688)
Cluster 5	Weekend Cruisers	247 (65)	25 (31)	19 (16)	63% (8%)	11.589 (5.720)
Cluster 6	LD Cars	84 (47)	22 (23)	47 (14)	72% (7%)	27.637 (7.799)
Cluster 7	Short-haul Cars	52 (38)	201 (28)	8 (9)	74% (7%)	9.347 (4.094)
Cluster 8	Allrounders	119 (44)	110 (27)	15 (15)	78% (5%)	12.324 (6.376)
Gesamt		139 (95)	54 (63)	23 (29)	75% (16%)	16.525 (9.973)

Pkw aus Cluster 6 werden mit Abstand am häufigsten im Fernverkehr eingesetzt: Sie legen an durchschnittlich 47 Tagen im Jahr (13% aller Tage) mehr als 161 km zurück. Deshalb wird dieses Cluster als „Long Distance (LD) Cars“ bezeichnet. Weiterhin werden Pkw aus diesem Cluster zu gleichen Teilen werktags und am Wochenende genutzt und auch die Zahl der Tage pro Jahr ohne Pkw-Nutzung (84 Tage) ist vergleichsweise niedrig. Dies führt dazu, dass LD Cars eine im Vergleich zu anderen Clustern höhere Jahresfahrleistung aufweisen (durchschnittlich 27.637 km).

Pkw aus Cluster 7 weisen die mit Abstand größte Zahl an Tagen mit Fahrten ausschließlich im Nahbereich auf: Sie legen durchschnittlich an 201 Tagen im Jahr 1-16 km zurück und werden daher als "Short Haul Cars" bezeichnet. Da sie außerdem selten im Fernverkehr eingesetzt werden, haben Pkw aus Cluster 7 die niedrigste durchschnittliche Jahresfahrleistung (9.347 km).

Pkw von Cluster 8 befinden sich im Mittelfeld in allen für die Clusterformulierung verwendeten Kategorien und werden daher als "Allrounder" bezeichnet.

#### **5.4.3.2 Größe der Pkw-Cluster in Kalifornien und Deutschland**

Nachdem im vorherigen Abschnitt die Nutzungscharakteristika über ein Jahr in den verschiedenen Pkw-Clustern analysiert wurden, werden nachfolgend die Clustergößen in Deutschland und Kalifornien verglichen und es wird untersucht, ob Pkw aus bestimmten Untersuchungsgebieten einzelne Cluster dominieren. Hierzu ist in Tabelle 5-6 die Clustergröße der beiden Stichproben dargestellt.

Diese Analyse zeigt, dass jedes Cluster in beiden Untersuchungsgebieten vertreten ist, die Clustergößen jedoch unterschiedlich sind. Das größte Cluster in beiden Untersuchungsgebieten ist das Cluster der Moderate Range Cars, wobei der Anteil der kalifornischen Flotte (22%) etwas höher ist als der Anteil der deutschen Flotte (17%). Weiterhin dominieren in Kalifornien Day-to-day Cars (18%), Weekend Cruisers (16%) und LD Cars (14%). Die kleinsten Cluster in der CAL-Stichprobe sind Short-haul Cars (3%) und Allrounders (6%).

In Deutschland findet sich kein dominantes Cluster – Moderate Range Cars (17%), Standing Cars (16%), Weekend Cruisers (15%) und Allrounders (14%) weisen vergleichbare Anteile in der deutschen Flotte auf. Lediglich LD Cars (3%) und Short-haul Cars (9%) sind in der deutschen Fahrzeugflotte relativ selten vertreten.

**Tabelle 5-6: Stichprobenumfänge der Pkw-Cluster in Deutschland und Kalifornien**

Cluster-Name	Deutschland		Kalifornien		Anteil kalifor. Pkw je Cluster [%]
	Pkw [#]	Pkw [%]	Pkw [#]	Pkw [%]	
Standing Cars	259	16%	222	13%	46%
Moderate Range Cars	290	17%	375	22%	56%
Day-to-day Cars	195	12%	294	18%	60%
Workday Cars	236	14%	127	8%	35%
Weekend Cruisers	250	15%	275	16%	52%
LD Cars	57	3%	230	14%	80%
Short-haul Cars	141	9%	50	3%	26%
Allrounders	231	14%	108	6%	32%
Gesamt	1.659	100%	1.681	100%	50%

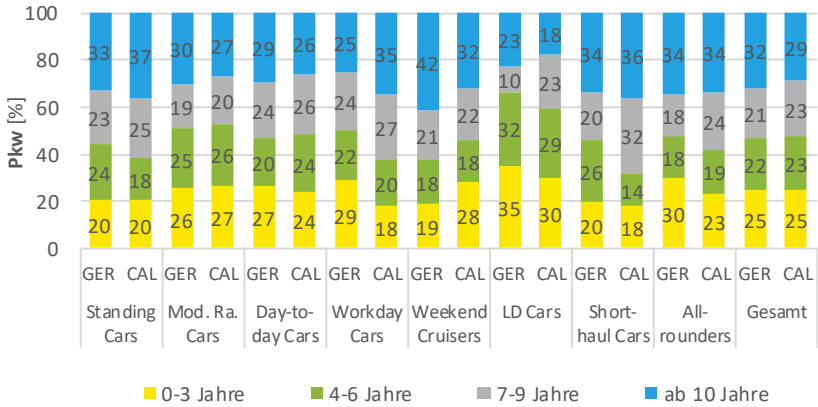
Short-haul Cars (74% vs. 26%), Allrounders (68% vs. 32%) und Workday Cars (65% vs. 35%) sind in Deutschland stärker vertreten als in Kalifornien. Der LD-Car-Cluster ist stark kalifornisch dominiert (80% vs. 20%), ebenso wie Day-to-day Cars (60% vs. 40%). Der Anteil kalifornischer und deutscher Pkw in den Clustern Standing Cars, Moderate Range Cars und Weekend Cruisers ist vergleichbar.

#### 5.4.3.3 Eigenschaften der Pkw-Cluster

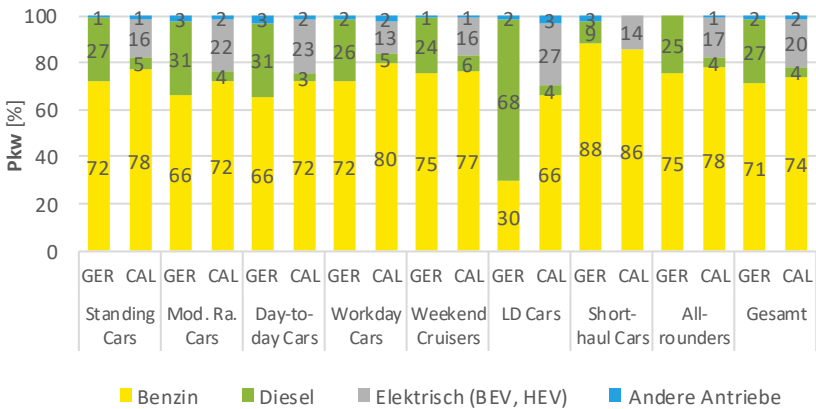
Um besser zu verstehen, welche Pkw in den verschiedenen Clustern in beiden Untersuchungsgebieten enthalten sind und zu welcher Art von Haushalt diese Pkw gehören, werden Pkw-Eigenschaften und soziodemografische Merkmale der Pkw-Halter analysiert. Hierzu sind in Abbildung 5-12 Pkw-Eigenschaften (Alter, Antrieb, Stellung des Pkw im Haushalt) der verschiedenen Cluster, differenziert nach Untersuchungsgebiet, dargestellt.

Abbildung 5-12a zeigt, dass Pkw in der deutschen und in der kalifornischen Flotte eine ähnliche Altersverteilung aufweisen. Der größte Anteil an neueren Fahrzeugen von bis zu drei Jahren findet sich in beiden Untersuchungsgebieten bei den LD Cars (35% in Deutschland, 30% in Kalifornien). Ältere Pkw ab zehn Jahren sind besonders häufig in Clustern mit niedrigen Nutzungsintensitäten zu finden: 42% der Weekend Cruisers in Deutschland und 37% der Standing Cars in Kalifornien. Weiterhin sind die Altersverteilungen der Moderate Range Cars und Day-to-day Cars in beiden Untersuchungsgebieten ähnlich.

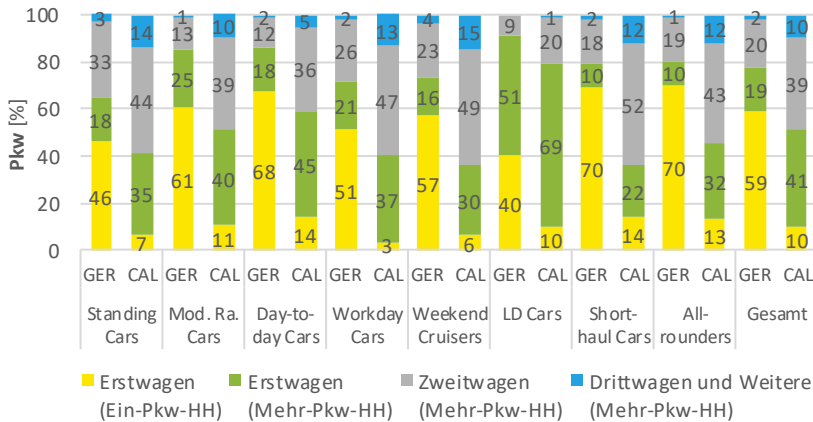




a) Pkw-Alter



b) Pkw-Antrieb



c) Stellung im Haushalt

**Abbildung 5-12: Eigenschaften der Pkw in den verschiedenen Clustern, differenziert nach Untersuchungsgebiet**

Ein Vergleich der Pkw-Antriebsarten (Abbildung 5-12b) in den verschiedenen Clustern zeigt, dass der Anteil der BEV und HEV bei allen Clustern in Kalifornien höher ist als in Deutschland. Bei den LD Cars in Kalifornien ist der Anteil der Elektrofahrzeuge mit 27% am höchsten – davon sind 81% HEV und 19% BEV. Darüber hinaus befinden sich zwei Drittel der BEV in der kalifornischen Flotte im Moderate Range Cars Cluster. In Deutschland ist der Anteil der Dieselfahrzeuge im LD-Car-Cluster (68%) am höchsten. In Kalifornien sind Dieselfahrzeuge (4% in der Gesamtflotte) deutlich weniger verbreitet als in Deutschland; ihr Anteil ist unter den Weekend Cruisers am höchsten (6%). In beiden Untersuchungsgebieten ist der Anteil der Benzinfahrzeuge bei Short-haul Cars am höchsten.

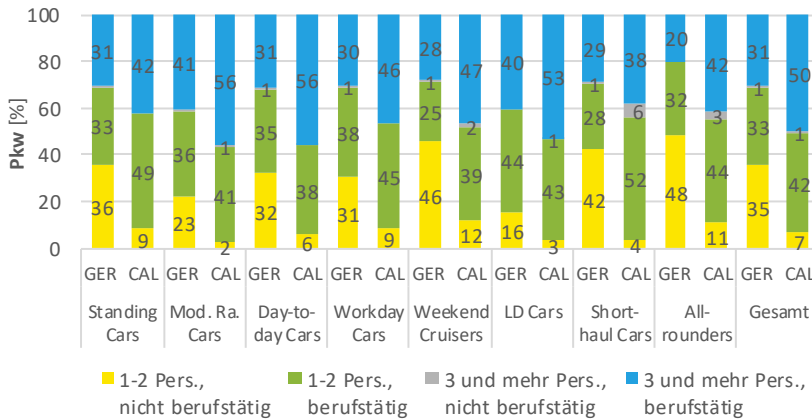
Abbildung 5-12c zeigt die Verteilung der Pkw nach Stellung im Haushalt in den verschiedenen Clustern der beiden Untersuchungsgebiete. 59% der Pkw in der deutschen Flotte befinden sich in Ein-Pkw-Haushalten. Diese Verteilung stellt sich in der kalifornischen Flotte anders dar: Nur 10% der Pkw gehören zu Ein-Pkw-Haushalten, weitere 41% sind Erstwagen, 39% sind Zweitwagen, 10% sind Drittwagen und weitere in Mehr-Pkw-Haushalten. In beiden Untersuchungsgebieten ist der Anteil der Pkw aus Ein-Pkw-Haushalten bei Short-haul Cars,

Allrounders und Day-to-day Cars am höchsten – wenn auch auf deutlich unterschiedlichem Niveau. Die mit Abstand höchsten Anteile an Erstwagen aus Mehr-Pkw-Haushalten finden sich im Cluster der LD-Cars sowohl in der deutschen (51%) als auch in der kalifornischen (69%) Flotte. In Deutschland sind die Anteile der Zweitwagen bei den Standing Cars (33%) und den Workday Cars (26%) am höchsten. In Kalifornien finden sich Drittwagen und weitere im Haushalt vergleichsweise wenig genutzte Pkw besonders häufig bei den Standing Cars (14%) und Weekend Cruisers (15%).

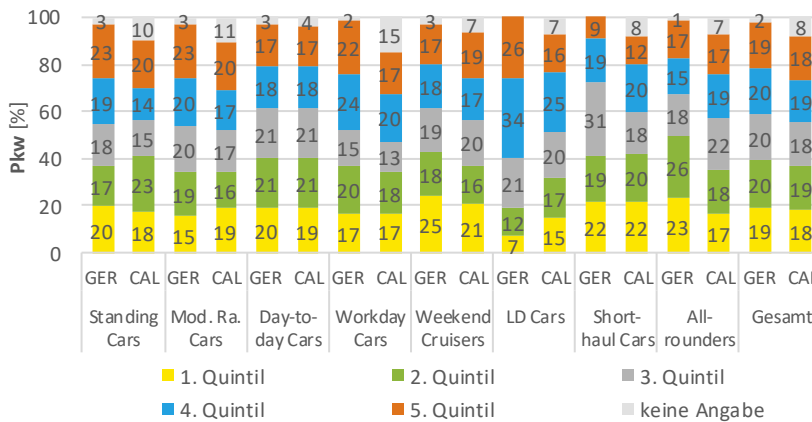
Abbildung 5-13 zeigt eine Analyse der soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter in den verschiedenen Clustern und Untersuchungsgebieten.

Die Haushaltstypen der verschiedenen Pkw-Cluster unterscheiden sich stark zwischen Deutschland und Kalifornien (Abbildung 5-13a). In Deutschland befindet sich ein höherer Anteil von Pkw im Besitz von Kleinhaushalten mit ein bis zwei Personen (68% der Pkw in der Stichprobe verglichen zu 49% in Kalifornien). Außerdem ist der Anteil der Pkw in Haushalten ohne Erwerbstätige in Deutschland (36%) mehr als viermal so groß wie in Kalifornien (8%). Mögliche Gründe sind unterschiedliche Haushaltszusammensetzungen, kleinere Haushaltsgrößen sowie eine alternde Gesellschaft in Deutschland – viele dieser Haushalte sind Rentnerhaushalte.

Sowohl in Deutschland als auch in Kalifornien ist der Anteil der Pkw in Kleinhaushalten ohne Erwerbstätige bei Weekend Cruisern (46% vs. 12%) und Allroundern (48% vs. 11%) am größten – diese Anteile unterscheiden sich jedoch stark zwischen Deutschland und Kalifornien. In diesen Haushalten werden Pkw nicht zum Pendeln genutzt. Der Anteil der Pkw in Kleinhaushalten mit mindestens einem Erwerbstätigen ist bei Short-haul Cars (52%) und Standing Cars (49%) in Kalifornien am größten. In Deutschland ist dieser Haushaltstyp besonders bei LD Cars (44%) und den Workday Cars (38%) vertreten. In Kalifornien befinden sich jeweils 56% der Pkw in den Clustern der Moderate Range Cars und Day-to-day Cars im Besitz von Haushalten mit drei und mehr Beschäftigten. In Deutschland ist dieser Anteil bei Moderate Range Cars (41%) und LD Cars (40%) am höchsten.



a) Haushaltstyp



b) verfügbares Haushaltseinkommen (relativ)

**Abbildung 5-13: Soziodemografische Charakteristika der Pkw-Halter in den verschiedenen Clustern, differenziert nach Untersuchungsgebiet**

Für einen Vergleich der Pkw-Halter nach Haushaltseinkommen in Deutschland und Kalifornien sind absolute Einkommenswerte aufgrund von Währungsschwankungen, unterschiedlichen Erhebungsarten in den verschiedenen Mobilitätsbefragungen (Brutto vs. Netto, monatlich vs. jährlich, verschiedene Antwortkategorien)

und unterschiedlicher Einkommensniveaus der Untersuchungsgebiete nicht geeignet. Stattdessen basiert diese Analyse auf einem relativen Einkommensmaß; in jedem Untersuchungsgebiet wurde die Stichprobe in fünf Einkommensquintile unterteilt. Die Verteilung der Pkw der verschiedenen Cluster auf das Haushaltseinkommen ihrer Halter ist in Abbildung 5-13b dargestellt. Im Allgemeinen sind die Pkw-Cluster in Kalifornien gleichmäßiger unter den Einkommensquintilen verteilt. Deutlich mehr Befragte als in Deutschland (2%) haben in Kalifornien (8%) die Angabe ihres Einkommens verweigert. In Deutschland befinden sich 60% der LD Cars im Besitz von Haushalten der beiden höchsten Einkommensquintile. Dieser Sachverhalt ist auch in Kalifornien – wenn auch weniger stark ausgeprägt – zu beobachten. Auf der anderen Seite des Einkommensspektrums (niedrigste zwei Einkommensquintile) finden sich die höchsten Anteile an Pkw-Besitzern unter den Allroundern (49%) in der deutschen Flotte und unter den Short-haul Cars (41%) in der kalifornischen Flotte.

#### **5.4.3.4 Diskussion der Ergebnisse**

Ein Vergleich von Querschnittsdaten zur Pkw-Nutzung in Deutschland und in Kalifornien weist darauf hin, dass der Pkw in Kalifornien eine dominantere Rolle spielt als in Deutschland. Der Pkw wird in Kalifornien in der Alltagsmobilität für 77% aller Wege (als Fahrer oder Beifahrer) genutzt, verglichen zu 56% in Deutschland. Darüber hinaus besitzen mehr Haushalte in Kalifornien zumindest einen Pkw (92%) als in Deutschland (77%) und auch die Zahl der Haushalte mit mehr als einem Pkw ist in Kalifornien größer. Die durchschnittliche Jahresfahrleistung der in Kalifornien (20.600 km) registrierten Pkw ist ebenfalls höher als in Deutschland (13.200 km) (Santos et al. 2011; Caltrans 2013; DMV Forecasting Unit 2017; Bäumer et al. 2017; Eisenmann et al. 2018b).

Die vorgestellte Analyse stützt die Hypothese, dass Pkw mit den gleichen Nutzungscharakteristika sowohl in Deutschland als auch in Kalifornien vertreten sind: In beiden Untersuchungsgebieten finden sich die gleichen acht Pkw-Cluster – lediglich die Größe der Cluster ist in Deutschland und in Kalifornien verschieden. Dieses Ergebnis steht im Einklang mit anderen internationalen Vergleichsstudien zu Mobilitätsverhalten und Pkw-Nutzung. Beispielsweise wies Buehler (2010) in einer vergleichenden Studie zu Pkw-Nutzung in Deutschland und den USA nach,

dass dieselben Faktoren die Pkw-Nutzung in Deutschland und den USA determinieren, die Größenordnung der Effekte in den beiden Ländern jedoch unterschiedlich ist. Sowohl Haustein und Nielsen (2016) auch von Behren et al. (2018) legten dar, dass Personen mit den gleichen Mobilitätskulturen bzw. Personen mit den gleichen urbanen Mobilitätstypen in allen betrachteten Untersuchungsgebieten zu finden sind – lediglich die Größen der Cluster unterscheiden sich.

Sowohl diese Arbeit als auch die Studien von Buehler (2010), Haustein und Nielsen (2016) und von Behren et al. (2018) deuten darauf hin, dass (Auto-) Mobilität in den verschiedenen Untersuchungsgebieten durch ähnliche zugrunde liegende Faktoren geprägt wird, aber die Größe der Gruppen und Effekte unterschiedlich ist. Diese Unterschiede sind teilweise auf andere Verkehrsinfrastrukturen, Verkehrspolitiken und soziodemografische Merkmale zurückzuführen. Diese Erkenntnis ist hilfreich für die Identifikation und Umsetzung nachhaltiger Verkehrspolitiken.

Beispielsweise ist der Anteil der Elektrofahrzeuge im Pkw-Bestand in Kalifornien größer als in Deutschland – insbesondere BEV im Moderate Range Cars Cluster und HEV im LD Cars Cluster. Das Beispiel Kalifornien zeigt, dass es auch in Deutschland zielführend sein könnte, insbesondere die Halter von Pkw aus diesen Clustern zu bewerben, um ihr konventionelles Fahrzeug gegen ein Elektrofahrzeug einzutauschen.

Zweit- und Drittwagen aus weniger intensiv genutzten Clustern, z. B. Standing Cars oder Weekend Cruisers sind besonders geeignet, abgegeben zu werden, da sie selten genutzt werden. Den Pkw-Halten stehen außerdem auch andere Pkw aus dem Haushalt zur Verfügung. Das Potenzial ist immens: 10% der deutschen Flotte und 18% der kalifornischen Flotte sind Zweit- und Drittwagen der Cluster Standing Vehicles und Weekend Cruisers. Aus diesem Grund wird vorgeschlagen, politische Anreize zu schaffen, damit die Halter von Zweit- und Drittwagen dieser Cluster ihren Pkw abschaffen und stattdessen den Erstwagen ihres Haushalts, sowie alternativ öffentliche Verkehrsmittel, Carsharing oder das Fahrrad nutzen.

Die Ergebnisse dieser Arbeit werden teilweise von Elango et al. (2007) bestätigt. In Atlanta, Georgia, weisen Pkw in Haushalten mit höheren Einkommen, Mehrpersonenhaushalten, Mehr-Pkw-Haushalten und Haushalten mit Kindern oder Studenten besonders variable Nutzungscharakteristika auf (Elango et al. 2007). Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass LD Cars eine der höchsten

Nutzungsvariabilitäten im Jahresverlauf aufweisen. Sowohl in Deutschland als auch in Kalifornien befinden sich LD Cars häufig im Besitz von Haushalten mit höherem Einkommen sowie von Mehrpersonen- und Mehr-Pkw-Haushalten. Die Erkenntnisse dieser Arbeit stimmen außerdem mit den in Abschnitt 3.2.3 diskutierten Studien zur Pkw-Nutzung im Fernverkehr überein. Demnach ist Einkommen ein starker Prädiktor für die Fernverkehrsnachfrage von Personen. Die soziodemografischen Merkmale der Pkw-Halter von Allroundern, dem zweiten Cluster mit hoher Nutzungsvariabilität, sind jedoch konträr zu den Ergebnissen von Elango et al. (2007). In beiden Untersuchungsgebieten finden sich Allrounder häufig in Kleinhaushalten – in Deutschland auch häufig in Haushalten mit geringerem Einkommen.

Es wurden außerdem drei Cluster mit einem hohen Anteil an routinierten Fahrten und vergleichsweise kurzen Tagesfahrtdistanzen identifiziert: Short-haul Cars, Day-to-day Cars und Workday Cars. He et al. (2016) wiesen darauf hin, dass Pkw in Peking im Vergleich zu Pkw in deutschen und amerikanischen Städten einen höheren Anteil an routinierten Fahrten aufweisen und dass die auf diesen Fahrten zurückgelegten Distanzen vergleichsweise kurz sind. Auch wenn sich die vorliegende Arbeit nicht ausschließlich auf urbane Gebiete bezieht, ist zu erwarten, dass der Anteil von Short-haul Cars, Day-to-day Cars und Workday Cars am Pkw-Bestand in Peking höher ist als in Deutschland (35%) und in Kalifornien (29%).

#### **5.4.4 Zusammenfassung**

Diese Arbeit trägt dazu bei, ein besseres Verständnis der Pkw-Nutzungscharakteristika sowohl in Deutschland als auch in Kalifornien, USA, zu erlangen. Hierfür wurde das Pkw-Nutzungsmodell CUMILE sowohl auf den deutschen als auch auf den kalifornischen Markt angewandt, um detaillierte Pkw-Nutzungsprofile über ein Jahr zu generieren. Im Rahmen einer Clusteranalyse wurden in den beiden Untersuchungsgebieten acht Pkw-Cluster mit ähnlichen Nutzungscharakteristika geformt: Standing Cars, Moderate Range Cars, Day-to-day Cars, Workday Cars, Weekend Cruisers, LD Cars, Short-haul Cars und Allrounders. Die kalifornischen und deutschen Cluster unterscheiden sich hinsichtlich Clustergröße, Pkw-Eigenschaften und soziodemografischer Charakteristika der Pkw-Halter. Ein besseres

Verständnis der Pkw-Nutzungsmuster im Laufe eines Jahres ist für die Identifikation von nachhaltigen und wirksamen Politikmaßnahmen von Vorteil.

Die in den Abschnitten 5.4.2 und 5.4.3 beschriebenen Methoden und Ergebnisse weisen auch Einschränkungen auf: Erstens sind in der Pkw-Nutzungserhebung des CHTS aufgrund der passiven Datengenerierung bestimmte Fahrteigenschaften, beispielsweise der Fahrtzweck, nicht enthalten. CUMILE musste aus diesem Grund angepasst werden. Des Weiteren konnten Fahrtzweckinformationen nicht genutzt werden, um die Clusterung zu verbessern, z. B. um Pendelfahrzeuge widerspruchsfrei zu identifizieren. Zweitens variieren die Erhebungsmethoden der für CUMILE-GER und CUMILE-CAL verwendeten Eingabedaten (z. B. Wegetagebücher, Tankprotokolle, OBD- und GPS-Tracking). Die Auswirkungen unterschiedlicher Erhebungsmethoden auf die gemessenen Pkw-Nutzungscharakteristika sollte in künftigen Studien näher beleuchtet werden. Drittens hängt der Erfolg verschiedener Verkehrspolitiken auch mit der Wohnlage der Pkw-Halter zusammen. Diese Art der Analyse konnte jedoch nicht umgesetzt werden, da die Raumtypisierung in Deutschland und Kalifornien nicht vergleichbar ist.

Zusammenfassend konnte gezeigt werden, dass der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modellansatz zur Abbildung der Pkw-Nutzung nicht nur für die deutsche Pkw-Flotte gilt, sondern auch auf andere Länder und Märkte angewandt werden kann. Dies ermöglicht weitere Vergleichsstudien zur Pkw-Nutzung, nicht nur in Deutschland und Kalifornien.



## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde ein Ansatz zur längsschnitorientierten Abbildung der Pkw-Nutzung entwickelt. Basierend auf empirischen Erhebungsdaten unterschiedlicher Granularität und zeitlicher Auflösung zum Mobilitätsverhalten von Personen und zur Pkw-Nutzung ist es möglich, die Pkw-Nutzung über ein Jahr abzubilden. Grundgesamtheit ist der Bestand der in Deutschland privat genutzten Pkw (d. h. Privatfahrzeuge, privat genutzte Dienstwagen). Die generierten Nutzungsprofile sind in einem hohen Detaillierungsgrad als einzelne Fahrten mit spezifischen Charakteristika dargestellt. Eine Gewichtung stellt sicher, dass die abgebildete Pkw-Nutzung hinsichtlich der soziodemografischen Charakteristika der Pkw-Halter und Eigenschaften der Pkw repräsentativ ist. Um die Analysemöglichkeiten des Modellansatzes zu erweitern, wurden fahrtenfeine Informationen zu Infrastrukturnutzung und Pkw-Kosten ergänzt. Die Modellergebnisse wurden des Weiteren anhand von nationalen Querschnittserhebungen sowie einem anderen Längsschnittmodell der Pkw-Nutzung validiert.

Anhand von vier Anwendungsfällen wurde die Relevanz einer längsschnittorientierten Betrachtung der Pkw-Nutzung exemplarisch aufgezeigt.

Im ersten Anwendungsfall wurde die Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr analysiert und hieraus Implikationen für die Elektromobilität abgeleitet. Die Ergebnisse zeigen, dass kurze Betrachtungszeiträume zu einer Unterschätzung des Anteils der Pkw, die im Fernverkehr eingesetzt werden, führen: Wird nur ein Tag betrachtet, dann legen 93% der Pkw weniger als 100 km an diesem Tag zurück. Wird der Betrachtungszeitraum auf ein Jahr erweitert, dann legen lediglich 13% der Pkw an keinem Tag des Jahres mehr als 100 km zurück. Pkw, die im Laufe eines Jahres nicht oder nur selten im Fernverkehr eingesetzt werden, sind älter, haben eine niedrige Jahresfahrleistung und deren Halter verfügen über ein vergleichsweise geringes Einkommen. Die Halter dieser Pkw gehören folglich nicht der Zielgruppe der Automobilindustrie auf dem Neuwagenmarkt an.

Im zweiten Anwendungsfall wurde das Ersetzungspotenzial von Privat-Pkw durch stationsbasiertes Carsharing untersucht. Für diese Analyse wurden die im Zeitraum eines Jahres entstehenden Kosten von Pkw-Besitz und -Nutzung ermittelt und mit den Kosten einer Carsharing-Mitgliedschaft verglichen. Unter Zugrundelegung verschiedener Szenarien könnten 12% bis 31% der in Deutschland zugelassenen Pkw privater Halter unter ökonomischen Gesichtspunkten durch Carsharing ersetzt werden. Dies betrifft insbesondere Fahrzeuge, die nicht täglich, z. B. zum Pendeln, eingesetzt werden.

Im dritten Anwendungsfall wurden die Verteilungseffekte von drei verschiedenen Pkw-Mautformen auf Bundesautobahnen in Deutschland analysiert. Es wurden die pro Jahr entstehenden finanziellen Belastungen einer fahrleistungsbezogenen und von zwei zeitbezogenen Mautformen (Jahresvignette, Kombination von Vignetten unterschiedlicher Geltungsdauer) untersucht. Aus den Analysen geht hervor, dass die jährliche Mautbelastung einzelner Pkw bei den betrachteten Mautformen stark variiert. Weiterhin fallen die relativen Verteilungseffekte zeitbezogener Mautformen zu Lasten einkommensschwacher Bevölkerungsgruppen aus.

Im vierten Anwendungsfall wurde das für Deutschland entwickelte Pkw-Nutzungsmodell auf den kalifornischen Markt angewandt und die Nutzungscharakteristika der Pkw in Deutschland und Kalifornien mittels einer Clusteranalyse verglichen. In beiden Untersuchungsgebieten finden sich die gleichen acht Pkw-Cluster – lediglich die Aufteilung der Pkw-Flotte auf diese Cluster ist in Deutschland und in Kalifornien verschieden. Außerdem wurde nachgewiesen, dass der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modellansatz zur Abbildung der Pkw-Nutzung nicht nur für Deutschland durchführbar ist, sondern auch auf andere Länder und Märkte angewendet werden kann.

Weitere Anwendungsfälle des entwickelten Modellansatzes zur Abbildung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt sind denkbar und konnten teilweise bereits erfolgreich umgesetzt werden. Beispielsweise wurden anhand von Kenntnissen zur Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt im Rahmen eines Forschungsprojektes Elektrofahrzeuge mit Range Extendern in Bezug auf die Größe der Batterie und des Verbrennungsmotors dimensioniert (Derollepot et al. 2014; Stark et al. 2018). Die Kenntnis der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt stellt zudem eine Eingangsgröße zur Abbildung von Elektromobilität im mikroskopischen

Verkehrsnachfragemodell mobiTopp dar. Unter Nutzung der Kenntnisse zur Intensität der Pkw-Nutzung im Fernverkehr wurden hier mobiTopp-Agenten bestimmt, die in verschiedenen Marktdurchdringungsszenarien ein Elektrofahrzeug besitzen (Weiss et al. 2016b; Mallig et al. 2016; Weiss et al. 2017b). Außerdem wurde der Ansatz zur Abbildung der Pkw-Nutzung erfolgreich mit dem Verkehrsemissionsmodell TREMOD verschnitten (Eisenmann et al. 2018a). Energieverbräuche und Emissionen können somit auf Ebene der Einzelfahrt abgebildet werden. Der geschaffene Ansatz liefert neue Erkenntnisse zu Umweltwirkungen der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt.

Mit dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Ansatz zur Abbildung der Pkw-Nutzung im zeitlichen Längsschnitt wurde eine breite Informationsbasis geschaffen, die über die exemplarisch aufgezeigten vier Anwendungsfälle hinaus eingesetzt werden kann.



## 7 Literatur

- ADAC (2017): ADAC Autokosten. Allgemeiner Deutscher Automobil Club e.V. Online verfügbar unter <https://www.adac.de/infotestrat/autodatenbank/autokosten/>, zuletzt geprüft am 25.01.2017.
- Adolf, Jörg; Balzer, Christoph; Joedicke, Arndt; Schabla, Uwe, Wilbrand, Karsten; Romerskirchen, Stefan; Anders, Natalia et al. (2014): Shell Pkw-Szenarien bis 2040. Shell Deutschland, Prognos AG. Hamburg.
- Anderson, John E.; Lehne, Marius; Hardinghaus, Michael (2017): What electric vehicle users want. Real-world preferences for public charging infrastructure. In: *International Journal of Sustainable Transportation* 22 (1), S. 0. DOI: 10.1080/15568318.2017.1372538.
- Angueira, Jaime; Faghih-Imani, Ahmadreza; Enam, Annesha; Konduri, Karthik C.; Eluru, Naveen (2015): Exploration of Short-Term Vehicle Utilization Choices in Households with Multiple Vehicle Types. In: *Transportation Research Record* 2493, S. 39–47. DOI: 10.3141/2493-05.
- ARAL (2017): Kraftstoffpreis-Archiv. Online verfügbar unter <https://www.aral.de/de/retail/kraftstoffe-und-preise/kraftstoffpreise/kraftstoffpreis-archiv.html>, zuletzt geprüft am 11.09.2017.
- Aultman-Hall, Lisa; Sears, Justine; Dowds, Jonathan; Hines, Paul (2012): Travel Demand and Charging Capacity for Electric Vehicles in Rural States: A Vermont Case Study. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2287), S. 27–36. DOI: 10.3141/2287-04.
- Axhausen, Kay W. (2001): Methodological research for a European survey of long-distance travel personal travel. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB Conference on Personal Travel: The Long and Short of It. Washington, D.C.

- Axhausen, Kay W.; Schönfelder, Stefan; Wolf, J.; Oliveira, M.; Samaga, U. (2004): 80 weeks of GPS-traces: Approaches to enriching the trip information. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 83rd Annual Meeting. Washington, D.C.
- Axhausen, Kay W.; Zimmermann, Andrea; Schönfelder, Stefan; Rindsfüser, Guido; Haupt, Thomas (2002): Observing the rhythms of daily life: A six-week travel diary. In: *Transportation* 29 (2), S. 95–124. DOI: 10.1023/A:1014247822322.
- Axsen, Jonn; Langman, Brad; Goldberg, Suzanne; Transportation Research Board (2017): Confusion of Innovations. Mainstream Consumer Perceptions and Misperceptions of Electric-Drive Vehicle Technology. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 96th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Banister, David (2007): Unsustainable transport. City transport in the new century. London, New York: Routledge (Transport, development and sustainability).
- Bäumer, Marcus; Hautzinger, Heinz; Pfeiffer, Manfred; Stock, Wilfried; Lenz, Barbara; Kuhnimhof, Tobias; Köhler, Katja (2017): Fahrleistungserhebung 2014 – Inländerfahrleistung. Bremen: Fachverlag NW in der Carl Schünemann Verlag GmbH (Berichte der Bundesanstalt für Strassenwesen. Verkehrstechnik, Heft V 290).
- Bayarma, Alexander; Kitamura, Ryuichi; Susilo, Yusak (2007): Recurrence of Daily Travel Patterns. Stochastic Process Approach to Multiday Travel Behavior. In: *Transportation Research Record* 2021, S. 55–63. DOI: 10.3141/2021-07.
- BBSR (2012): Wie weit ist es zur nächsten Autobahn? Neue Erreichbarkeitsanalyse des BBSR. Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung. Online verfügbar unter <http://www.bbsr.bund.de/BBSR/DE/Raumentwicklung/Verkehrspolitik/Projekte/Archiv/Erreichbarkeiten/autobahnen.html?nn=1034358>, zuletzt geprüft am 23.07.2015.

- bcs (2017a): Bis zu einer Fahrleistung von 10.000 Kilometern ist CarSharing auf jeden Fall günstiger. Bundesverband CarSharing e.V. Online verfügbar unter <https://carsharing.de/zu-fahrleistung-10000-kilometern-ist-carsharing-auf-jeden-fall-guenstiger>, zuletzt geprüft am 08.01.2018.
- bcs (2017b): Datenblatt: Carsharing in Deutschland. Stand: 01.01.2017. Bundesverband CarSharing e.V.
- bcs (2017c): Was ist CarSharing? Bundesverband CarSharing e.V. Online verfügbar unter <https://carsharing.de/alles-ueber-carsharing/ist-carsharing>, zuletzt geprüft am 07.01.2018.
- Bernard, Martin (1996): Using Nationwide Personal Transportation Survey Data To Indicate Electric Vehicle Market Potential in Rural Areas. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1537, S. 70–73. DOI: 10.3141/1537-10.
- Bernecker, Tobias; Fichert, Frank (2013): Optionen zur Finanzierung der Bundesfernstraßen. Hochschule Heilbronn; Fachhochschule Worms. Stuttgart.
- Bhat, Chandra R.; Srinivasan, Sivaramakrishnan; Axhausen, Kay W. (2005): An analysis of multiple interepisode durations using a unifying multivariate hazard model. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 39 (9), S. 797–823. DOI: 10.1016/j.trb.2004.11.002.
- BMUB (2016): Climate Action Plan 2050 – Principles and goals of the German government's climate policy. Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit. Berlin.
- BMVBS (2011): Elektromobilität – Deutschland als Leitmarkt und Leitanbieter. Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Stadtentwicklung. Berlin.
- BMVI (2017): Infopapier Infrastrukturabgabe. Stand: 25.01.2017. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur.
- BMW AG; DLR; DB Rent GmbH; Landeshauptstadt München; Universität der Bundeswehr München; Senatsverwaltung für Stadtentwicklung und Umwelt Berlin (2016): Wirkung von E-Carsharing Systemen auf Mobilität und Umwelt in urbanen Räumen (WiMobil). Abschlussbericht.

- BMWi (2017): Elektromobilität – Baustein einer nachhaltigen klima- und umweltverträglichen Mobilität. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. Berlin.
- Buehler, Ralph (2010): Transport Policies, Automobile Use, and Sustainable Transport: A Comparison of Germany and the United States. In: *Journal of Planning Education and Research* 30 (1), S. 76–93. DOI: 10.1177/0739456X10366302.
- Buehler, Ralph (2011): Determinants of transport mode choice: a comparison of Germany and the USA. In: *Journal of Transport Geography* 19 (4), S. 644–657. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2010.07.005.
- Buliung, Ron N.; Roorda, Matthew J.; Rummel, Tarmo K. (2008): Exploring spatial variety in patterns of activity-travel behaviour. Initial results from the Toronto Travel-Activity Panel Survey (TTAPS). In: *Transportation* 35 (6), S. 697–722. DOI: 10.1007/s11116-008-9178-4.
- Caltrans (2013): 2010-2012 California Household Travel Survey – Final Report. California Department of Transportation.
- Chen, T. Donna; Kockelman, Kara M. (2015): Carsharing's life-cycle impacts on energy use and greenhouse gas emissions. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 94th Annual Meeting Compendium of Papers, Bd. 47. Washington, D.C., S. 276–284.
- Chlund, Bastian (2013): Mobilitätsverhalten und Mobilitätsbedürfnisse versus neue Antriebskonzepte: Wie passt das zusammen? In: Patrick Jochem, Witold-Roger Pogonietz, Armin Grunwald und Wolf Fichtner (Hg.): Alternative Antriebskonzepte bei sich wandelnden Mobilitätsstilen. Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, S. 185–208.
- Chlund, Bastian; Weiss, Christine; Heilig, Michael; Vortisch, Peter (2014): Hybrid Modeling Approach of Car Uses in Germany on Basis of Empirical Data with Different Granularities. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2412), S. 67–74. DOI: 10.3141/2412-08.



- Cocron, P.; Bühler, F.; Neumann, I.; Franke, T.; Krems, J. F.; Schwalm, M.; Keinath, A. (2011): Methods of evaluating electric vehicles from a user's perspective – the MINI E field trial in Berlin. In: *IET Intell. Transp. Syst.* 5 (2), S. 127. DOI: 10.1049/iet-its.2010.0126.
- Dagsvik, John K.; Wennemo, Tom; Wetterwald, Dag G.; Aaberge, Rolf (2002): Potential demand for alternative fuel vehicles. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 36 (4), S. 361–384. DOI: 10.1016/S0965-8564(01)00013-1.
- Dargay, Joyce M.; Clark, Stephen (2012): The determinants of long distance travel in Great Britain. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 46 (3), S. 576–587. DOI: 10.1016/j.tra.2011.11.016.
- Derollepot, Romain; Weiss, Christine; Kolli, Zehir; Franke, Thomas; Trigui, Rochdi; Chlond, Bastian (2014): Optimizing Components Size of an Extended Range Electric Vehicle according to the Use Specifications. In: Transport Research Arena (Hg.): 5th Transport Research Arena (TRA). Paris.
- Destatis (2013): Einkommens- und Verbrauchsstichprobe 2013. Statistisches Bundesamt. Wiesbaden.
- Destatis (2015): Mikrozensus 2015. Statistisches Bundesamt. Wiesbaden.
- Deutscher Bundestag (18.05.2017): Erstes Gesetz zur Änderung des Infrastrukturabgabengesetzes.
- Dimitropoulos, Alexandros; Rietveld, Piet; van Ommeren, Jos N. (2011): Consumer Valuation of Driving Range: A Meta-Analysis. In: *Tinbergen Institute Discussion Paper* 11-133/3.
- DMV Forecasting Unit (2017): State of California Department for motor vehicles statistics for publication January through September 2016.
- Downs, Anthony (2004): Still stuck in traffic. Coping with peak-hour traffic congestion. Washington, D.C.: Brookings Institution Press (James A. Johnson metro series).
- Duncan, Michael (2011): The cost saving potential of carsharing in a US context. In: *Transportation* 38 (2), S. 363–382. DOI: 10.1007/s11116-010-9304-y.

- Eisenmann, Christine; Buehler, Ralph (2018): Are cars used differently in Germany than in California? Findings from annual car-use profiles. In: *Journal of Transport Geography* 69, S. 171–180. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2018.04.022.
- Eisenmann, Christine; Chlond, Bastian; Bergk, Fabian; Kämper, Claudia; Knörr, Wolfram; Kräck, Jan (2018a): Analyse und Klassifizierung der Nutzung der deutschen Pkw-Flotte zur Ermittlung von Verlagerungs- und Substitutionspotenzialen auf umweltverträgliche Verkehrsträger. Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Verkehrswesen; Institut für Energie- und Umweltforschung Heidelberg. Karlsruhe.
- Eisenmann, Christine; Chlond, Bastian; Hilgert, Tim; von Behren, Sascha; Vortisch, Peter (2018b): Deutsches Mobilitätspanel (MOP) – Wissenschaftliche Begleitung und Auswertungen Bericht 2016/2017: Alltagsmobilität und Fahrleistung. Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Verkehrswesen. Karlsruhe.
- Elango, Vetri Venathan; Guensler, Randall L.; Ogle, Jennifer Harper (2007): Day-to-Day Travel Variability in the Commute Atlanta, Georgia, Study. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2014), S. 39–49. DOI: 10.3141/2014-06.
- EPRI (2010): Characterizing Consumers' Interest in and Infrastructure Expectations for Electric Vehicles: Research Design and Survey Results. Electric Power Research Institute. Palo Alto, CA, Southern California Edison, Rosemead, CA.
- Everitt, Brian (2012): Cluster analysis. 5., ed., repr. Chichester: Wiley (Wiley series in probability and statistics).
- Fetene, Gebeyehu M.; Prato, Carlo G.; Kaplan, Sigal; Mabit, Stefan; Jensen, Anders (2016): Harnessing Big – Data for Estimating the Energy Consumption and Driving Range of Electric Vehicles. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 95th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.

- FGSV (2008): Richtlinien für die integrierte Netzgestaltung RIN. 2008 /53. Unter Mitarbeit von Jürgen Gerlach, Hans-Joachim Aumund, Hartmut Bierschenk, Dietmar Bischoff, Wolfgang Bohle, Dietmar Bosserhoff et al. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen. Köln.
- FGSV (2012): Begriffsbestimmungen. Teil: Verkehrsplanung, Straßenentwurf und Straßenbetrieb. Forschungsgesellschaft für das Straßen- und Verkehrswesen. Köln.
- FGSV (2017): Multi- und Intermodalität: Hinweise zur Umsetzung und Wirkung von Maßnahmen im Personenverkehr. Teilpapier 1: Definitionen. Unter Mitarbeit von Martin Kagerbauer, Till Ackermann, Volker Blees, Michael Boßhammer, André Bruns, Bastian Chlond et al. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen. Köln.
- Follmer, Robert; Gruschwitz, Dana; Jesske, Birgit; Quandt, Sylvia (2010a): Mobilität in Deutschland 2008 Methodenbericht. Institut für angewandte Sozialwissenschaft; Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Institut für Verkehrsforschung. Bonn, Berlin.
- Follmer, Robert; Gruschwitz, Dana; Jesske, Birgit; Quandt, Sylvia; Lenz, Barbara; Nobis, Claudia et al. (2010b): Mobilität in Deutschland (MiD) 2008 Ergebnisbericht: Struktur – Aufkommen – Emissionen – Trends. Institut für angewandte Sozialwissenschaft; Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Institut für Verkehrsforschung. Bonn, Berlin.
- Franke, Thomas; Krems, Josef F. (2013): Interacting with limited mobility resources. Psychological range levels in electric vehicle use. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 48, S. 109–122. DOI: 10.1016/j.tra.2012.10.010.
- Frei, Andreas; Kuhnimhof, Tobias; Axhausen, Kay W. (2010): Long-Distance Travel in Europe Today: Experiences with a New Survey. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 89th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Gärling, Anita; Johansson, Anders (1999): An EV In The Family. Department of Road and Traffic Planning. Göteborg.

- Gärling, Tommy; Axhausen, Kay W. (2003): Introduction: Habitual travel choice. In: *Transportation* 30 (1), S. 1–11. DOI: 10.1023/A:1021230223001.
- Giesel, Flemming; Nobis, Claudia (2016): The Impact of Carsharing on Car Ownership in German Cities. In: *Transportation Research Procedia* 19, S. 215–224. DOI: 10.1016/j.trpro.2016.12.082.
- Golob, Thomas F. (1990): The dynamics of household travel time expenditures and car ownership decisions. In: *Transportation Research Part A: General* 24 (6), S. 443–463. DOI: 10.1016/0191-2607(90)90035-5.
- Golob, Thomas F.; Gould, Jane (1998): Projecting use of electric vehicles from household vehicle trials. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 32 (7), S. 441–454. DOI: 10.1016/S0191-2615(98)00001-0.
- Gonder, Jeffrey; Markel, Tony; Simpson, Andrew; Thornton, Matthew (2007): Using Global Positioning System Travel Data to Assess Real-World Energy Use of Plug-In Hybrid Electric Vehicles. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2017), S. 26–32. DOI: 10.3141/2017-04.
- Greene, David L. (1985): Estimating daily vehicle usage distributions and the implications for limited-range vehicles. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 19 (4), S. 347–358. DOI: 10.1016/0191-2615(85)90041-4.
- Hanson, Susan; Huff, James (1986): Classification issues in the analysis of complex travel behavior. In: *Transportation* 13 (3), S. 271–293. DOI: 10.1007/BF00148620.
- Hanson, Susan; Huff, O. James (1988): Systematic variability in repetitious travel. In: *Transportation* 15, S. 111–135. DOI: 10.1007/BF00167983.
- Hartwig, Karl-Hans (2014): Wegekostenrechnung 2013-2017. Konferenz Verkehrsökonomik und -politik. Konferenz Verkehrsökonomik und -politik. Berlin, Konferenz Verkehrsökonomik und -politik, 2014.
- Haustein, Sonja; Nielsen, Thomas A. Sick (2016): European mobility cultures. A survey-based cluster analysis across 28 European countries. In: *Journal of Transport Geography* 54, S. 173–180. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2016.05.014.

- He, Xiaoyi; Wu, Ye; Zhang, Shaojun; Tamor, Michael A.; Wallington, Timothy J.; Shen, Wei et al. (2016): Individual trip chain distributions for passenger cars. Implications for market acceptance of battery electric vehicles and energy consumption by plug-in hybrid electric vehicles. In: *Applied Energy* 180, S. 650–660. DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.08.021.
- Heymann, Eric; Tegner, Henning (2006): Privatisierungsoptionen für das deutsche Autobahnnetz. Hg. v. Deutsche Bank Research. Frankfurt/Main.
- Heyvaert, Sylvia; Vanhaverbeke, Lieselot; Knapen, Luk; Declercq, Katrien; Coosemans, Thierry; Joeri, Van Mierlo (2015): Choosing an Electric Vehicle as a Travel Mode: Travel Diary Case Study in a Belgian Living Lab Context. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 94th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Highway Research Board (1962): The AASHO Road Test: Report 5, Pavement Research. Washington, D.C: National Academy of Sciences-National Research Council.
- Hilgert, Tim; Behren, Sascha von; Eisenmann, Christine; Vortisch, Peter (2018): Are Activity Patterns Stable or Variable? Analysis of Three-Year Panel Data. In: *Transportation Research Record* 1 (3). DOI: 10.1177/0361198118773557.
- Hughes, Tony; Liu, Zhou; Castro, Pedro (2015): Residual Car Values Forecasting Using AutoCycle™. Moodys Analytics, Economic & Consumer Credit Analytics.
- IEA (2016): World Energy Outlook 2016. International Energy Agency. Paris.
- Jabbari, Parasto; Chernicoff, William; MacKenzie, Don (2017): Analysis of Electric Vehicle Purchaser Satisfaction and Rejection Reasons. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2628, S. 110–119. DOI: 10.3141/2628-12.
- Jakobsson, Niklas; Gnann, Till; Plötz, Patrick; Sprei, Frances; Karlsson, Sten (2016): Are multi-car households better suited for battery electric vehicles? – Driving patterns and economics in Sweden and Germany. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 65, S. 1–15. DOI: 10.1016/j.trc.2016.01.018.
- KBA (2015): Statistik zu Fahrzeug-Zulassungen. Kraftfahrt-Bundesamt. Flensburg.

- KBA (2017a): Bestand an Personenkraftwagen am 1. Januar 2017 gegenüber 1. Januar 2016 nach Segmenten und Modellreihen. Kraftfahrt-Bundesamt. Flensburg.
- KBA (2017b): Fahrzeugzulassungen (FZ) – Bestand an Kraftfahrzeugen nach Umwelt-Merkmalen. Kraftfahrt-Bundesamt. Flensburg.
- KBA (2017c): Verzeichnis der Hersteller und Typen der für die Personenbeförderung ausgelegten und gebauten Kraftfahrzeuge mit mindestens vier Rädern (Klasse M). Kraftfahrt-Bundesamt. Flensburg.
- KBA (2017d): Zentrales Fahrzeugregister (ZFZR). Kraftfahrt-Bundesamt. Flensburg. Online verfügbar unter [https://www.kba.de/DE/ZentraleRegister/ZFZR/zfzr\\_node.html](https://www.kba.de/DE/ZentraleRegister/ZFZR/zfzr_node.html), zuletzt geprüft am 05.09.2017.
- Kempton, Willett (2016): Electric vehicles: Driving range. In: *Nature Energy* 1 (9), S. 1–2. DOI: 10.1038/NENERGY.2016.131.
- Khan, Mobashwir; Kockelman, Kara M. (2012): Predicting the Market Potential of Plug-in Electric Vehicles Using Multiday GPS Data. In: *Energy Policy* 46, S. 225–233. DOI: 10.1016/j.enpol.2012.03.055.
- Kitamura, Ryuichi; van der Hoorn, Toon (1987): Regularity and irreversibility of weekly travel behavior. In: *Transportation* 14, S. 227–251. DOI: 10.1007/BF00837531.
- Kuhnimhof, Tobias; Eisenmann, Christine (2017): Vehicle cost imputation in travel surveys: Gaining insight into the fundamentals of (auto-) mobility choices. In: International Steering Committee for Travel Survey Conferences (ISCTSC) (Hg.): 11th International Conference on Transport Survey Methods. Esterel, Canada.
- Kuhnimhof, Tobias; Weiss, Christine (2016): Why the car is key to low carbon mobility in Brazil. In: Debbie Hopkins und James Higham (Hg.): Low Carbon Mobility Transitions: Goodfellow Pub Ltd, S. 165–177.
- Kunert, Uwe (1994): Weekly mobility of life cycle groups. In: *Transportation* 21 (3), S. 271–288. DOI: 10.1007/BF01099214.

- Kurani, Kenneth S.; Turrentine, Thomas; Sperling, Daniel (1996): Testing electric vehicle demand in 'hybrid households' using a reflexive survey. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 1 (2), S. 131–150. DOI: 10.1016/S1361-9209(96)00007-7.
- Le Vine, Scott; Lee-Gosselin, Martin; Sivakumar, Aruna; Polak, John (2014): A new approach to predict the market and impacts of round-trip and point-to-point carsharing systems: Case study of London. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 32, S. 218–229. DOI: 10.1016/j.trd.2014.07.005.
- Limtanakool, Narisra; Dijst, Martin; Schwanen, Tim (2006): The influence of socioeconomic characteristics, land use and travel time considerations on mode choice for medium- and longer-distance trips. In: *Journal of Transport Geography* 14 (5), S. 327–341. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2005.06.004.
- Link, Christoph; Raich, Ulrike; Sammer, Gerd; Stark, Juliane (2012): Modeling Demand for Electric Cars – A Methodical Approach. In: *Procedia – Social and Behavioral Sciences* 48, S. 1958–1970. DOI: 10.1016/j.sbspro.2012.06.1169.
- Lipps, Oliver (2001): Modellierung der individuellen Verhaltensvariationen bei der Verkehrsentstehung. Dissertation. Universität Fridericana zu Karlsruhe (TH), Karlsruhe. Institut für Verkehrswesen.
- Löchl, M. (2005): Stability of Travel Behavior: Thurgau 2003. Institute for Transport Planning and Systems (IVT); ETH Zürich. In: *Travel Survey Metadata Series* 16.
- Lois, Daniel (2015): Logistische Regression (in SPSS). Universität der Bundeswehr München, Fakultät für Humanwissenschaften und Sozialwissenschaftliche Methodenlehre. München.
- Mallig, Nicolai; Heilig, Michael; Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Vortisch, Peter (2016): Modelling the weekly electricity demand caused by electric cars. In: *Future Generation Computer Systems* 64, S. 140–150. DOI: 10.1016/j.future.2016.01.014.
- Mallig, Nicolai; Kagerbauer, Martin; Vortisch, Peter (2013): mobiTopp – A Modular Agent-based Travel Demand Modelling Framework. In: *Procedia Computer Science* 19, S. 854–859. DOI: 10.1016/j.procs.2013.06.114.

- Mallig, Nicolai; Vortisch, Peter (2017): Measuring Stability of Mode Choice Behavior. In: *Transportation Research Record* (2664), S. 1–10. DOI: 10.3141/2664-01.
- Mannering, Fred; Murakami, Elaine; Kim, Soon-Gwan (1994): Temporal stability of travelers' activity choice and home-stay duration: Some empirical evidence. In: *Transportation* 21 (4), S. 371–392. DOI: 10.1007/BF01110481.
- Manz, Wilko (2004): Mikroskopische längsschnitorientierte Abbildung des Personenfernverkehrs. Dissertation. Universität Fridericana zu Karlsruhe (TH), Karlsruhe. Institut für Verkehrswesen.
- Martino, Angelo; Maffii, Silvia; Boscherini, Elisa; Giglio, Maurizia (2008): Gebührensysteme für den Güterkraftverkehr in den EU-Mitgliedsstaaten und der Schweiz. Europäisches Parlament. Brüssel.
- McMullen, B. Starr; Zhang, Lei; Nakahara, Kyle (2010): Distributional impacts of changing from a gasoline tax to a vehicle-mile tax for light vehicles: A case study of Oregon. In: *Transport Policy* 17 (6), S. 359–366. DOI: 10.1016/j.tranpol.2010.04.002.
- Michaelis, Julia; Plötz, Patrick; Gnann, Till; Wietschel, Martin (2013): Vergleich alternativer Antriebstechnologien Batterie-, Plug-in Hybrid- und Brennstoffzellenfahrzeug. In: Patrick Jochem, Witold-Roger Poganietz, Armin Grunwald und Wolf Fichtner (Hg.): *Alternative Antriebskonzepte bei sich wandelnden Mobilitätsstilen*. Karlsruhe: KIT Scientific Publishing, S. 51–80.
- Namazu, Michiko; Dowlatabadi, Hadi (2016): Understanding When Carsharing Displaces Vehicle Ownership. In: Transportation Research Board (Hg.): *TRB 95th Annual Meeting Compendium of Papers*. Washington, D.C.
- Oberkampf, William L. (2004): Verification and Validation in Computational Simulation. 2004 Transport Task Force Meeting. National Nuclear Security Administration; Sandia National Laboratories. Salt Lake City, Utah, 2004.
- Odeck, James; Kjerkreit, Anne (2010): Evidence on users' attitudes towards road user charges—A cross-sectional survey of six Norwegian toll schemes. In: *Transport Policy* 17 (6), S. 349–358. DOI: 10.1016/j.tranpol.2010.04.001.



- Paleti, Chaitanya; Peeta, Srinivas (2014): Design of Equitable Toll Prices for High-Occupancy-Toll Lanes. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 93rd Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Pas, Eric I. (1987): Intrapersonal variability and model goodness-of-fit. In: *Transportation Research Part A: General* 21 (6), S. 431–438. DOI: 10.1016/0191-2607(87)90032-X.
- Pearre, Nathaniel S.; Kempton, Willett; Guensler, Randall L.; Elango, Vetri V. (2011): Electric vehicles: How much range is required for a day's driving? In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19 (6), S. 1171–1184. DOI: 10.1016/j.trc.2010.12.010.
- Petersen, Eric; Zhang, Yunfei; Darwiche, Ali; Transportation Research Board (2017): Car Sharing in Metropolitan Seattle: Modeling Car Sharing and Auto Ownership. In: Transportation Research Board (Hg.): TRB 96th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Plötz, Patrick (2014): How to estimate the probability of rare long-distance trips. Karlsruhe (Working Paper Sustainability and Innovation, No. S1/2014).
- Plötz, Patrick; Jakobsson, Niklas; Sprei, Frances (2017): On the distribution of individual daily driving distances. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 101, S. 213–227. DOI: 10.1016/j.trb.2017.04.008.
- Poulsen, Rachel (2013): Multivariate Statistical Analysis in SAS: Segmentation and Classification of Behavioral Data. Alvisio (SAS Global Forum 2013, 447-2013).
- Priester, Roland; Kenworthy, Jeffrey; Wulfhorst, Gebhard (2013): The Diversity of Megacities Worldwide: Challenges for the Future of Mobility. In: Institut für Mobilitätsforschung (Hg.): *Megacity Mobility Culture*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Mobility), S. 23–54.
- Rapp, Matthias (2007): Mobility Pricing – Kurzfassung Synthesebericht. Forschungsauftrag VSS 2005/910 auf Antrag des Schweizerischen Verbandes der Strassen- und Verkehrsfachleute. Schweizer Bundesamt für Strassen.
- Reichert, Alexander; Holz-Rau, Christian (2015): Mode use in long-distance travel. In: *Journal of Transport and Land Use* 8 (2). DOI: 10.5198/jtlu.2015.576.

- Rotter, Eckehart (2017): Deutscher Oldtimer Index legt 2016 um 4,4 Prozent zu. Verband der Automobilindustrie. Berlin. Online verfügbar unter <https://www.vda.de/de/presse/Pressemeldungen/20170203-Deutscher-Oldtimer-Index-legt-2016-um-4-4-Prozent-zu.html>, zuletzt geprüft am 11.09.2017.
- Santos, Adella; McGuckin, Nancy; Nakamoto, Hikari Yukiko; Gray, Danielle; Liss, Susan (2011): Summary of Travel Trends: 2009 National Household Travel Survey. U.S. Department of Transportation; Federal Highway Administration. Washington, D.C.
- Schlich, Robert; Axhausen, Kay W. (2003): Habitual travel behaviour. Evidence from a six-week travel diary. In: *Transportation* 30 (1), S. 13–36. DOI: 10.1023/A:1021230507071.
- Schönduwe, Robert (2017): Mobilitätsbiografien hochmobiler Menschen. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Schönfelder, Stefan (2006): Urban rhythms – Modelling the rhythms of individual travel behaviour. Dissertation. ETH, Swiss Federal Institute of Technology, Zürich. IVT, Institute for Transport Planning and Systems.
- Schönfelder, Stefan; Axhausen, Kay W. (2001): Mobidrive – Längsschnitterhebungen zum individuellen Verkehrsverhalten: Perspektiven für raum-zeitliche Analysen. In: Consulting Research Projects (Hg.): REAL CORP. International Planning & Geo-Multimedia. Vienna University of Technology, Austria, 14-16 February 2001.
- Schönfelder, Stefan; Axhausen, Kay W. (2003): Activity spaces: measures of social exclusion? In: *Transport Policy* 10 (4), S. 273–286. DOI: 10.1016/j.tranpol.2003.07.002.
- Schuster, Thomas D.; Byrne, John; Corbett, James; Schreuder, Yda (2005): Assessing the Potential Extent of Carsharing: A New Method and Its Implications. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (1927), S. 174–181. DOI: 10.3141/1927-20.

- Shaheen, Susan A.; Cohen, Adam P. (2012): Carsharing and Personal Vehicle Services: Worldwide Market Developments and Emerging Trends. In: *International Journal of Sustainable Transportation* 7 (1), S. 5–34. DOI: 10.1080/15568318.2012.660103.
- Shaheen, Susan A.; Cohen, Adam P.; Roberts, J. Darius (2006): Carsharing in North America: Market Growth, Current Developments, and Future Potential. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (1986), S. 116–124. DOI: 10.3141/1986-17.
- Shifan, Yoram; Albert, Gila; Keinan, Tamar (2012): The impact of company-car taxation policy on travel behavior. In: *Transport Policy* 19 (1), S. 139–146. DOI: 10.1016/j.tranpol.2011.09.001.
- Stadtmobil Karlsruhe (2017): CarSharing – Das rechnet sich! Online verfügbar unter <http://karlsruhe.stadtmobil.de/privatkunden/tarife/vergleich/>, zuletzt geprüft am 07.08.2017.
- Stadtmobil Stuttgart (2017): Handbuch. Stuttgart.
- Stark, Juliane; Klementsitz, Roman; Link, Christoph; Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Franke, Thomas; Günther, Madlen (2014): Future Scenarios of Electric Vehicles with Range Extender in Austria, Germany and France. In: *Transport Research Arena* (Hg.): 5th Transport Research Arena (TRA). Paris.
- Stark, Juliane; Weiß, Christine; Trigui, Rochdi; Franke, Thomas; Baumann, Michael; Jochem, Patrick et al. (2018): Electric Vehicles with Range Extenders: Evaluating the Contribution to the Sustainable Development of Metropolitan Regions. In: *J. Urban Plann. Dev.* 144 (1), S. 4017023. DOI: 10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000408.
- Statista (2017): Bestand an Verträgen in der Kfz-Versicherung in Deutschland im Jahr 2016 nach Sparten (in Millionen). Online verfügbar unter <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/247196/umfrage/bestand-an-vertraegen-in-der-kfz-versicherung-nach-sparten/>, zuletzt geprüft am 05.09.2017.
- STAYCLEAN (2017): STAYCLEAN Textile Autowäsche, Flatrate. Online verfügbar unter <https://staycleancarwash.com/flatrate>, zuletzt geprüft am 11.09.2017.

- Streit, Tatjana; Allier, Charles-Elie; Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Vortisch, Peter (2015): Changes in Variability and Flexibility of Individual Travel in Germany – Trends and Drivers. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2496), S. 10–19. DOI: 10.3141/2496-02.
- Susilo, Yusak O.; Axhausen, Kay W. (2014): Repetitions in individual daily activity–travel–location patterns: a study using the Herfindahl-Hirschman Index. In: *Transportation* 41 (5), S. 995–1011. DOI: 10.1007/s11116-014-9519-4.
- Verbraucherzentrale (2016): Kfz-Versicherung: Pflicht für alle Halter von Kraftfahrzeugen. Online verfügbar unter <https://www.verbraucherzentrale.de/wissen/geld-versicherungen/weitere-versicherungen/kfzversicherung-pflicht-fuer-alle-halter-von-kraftfahrzeugen-13890>, zuletzt geprüft am 05.09.2017.
- von Behren, Sascha; Minster, Clotilde; Magdolen, Miriam; Chlond, Bastian; Hunecke, Marcel; Vortisch, Peter (2018): Bringing travel behavior and attitudes together: An integrated survey approach for clustering urban mobility types. In: *Transportation Research Board* (Hg.): TRB 97th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Vortisch, Peter; Waßmuth, Volker (2007): VALIDATE – A Nationwide Dynamic Travel Demand Model for Germany. In: *Proceedings of the 11th National Transportation Planning Application Conference of the Transport Research Board*. Daytona Beach, Florida, USA.
- Vrtic, Milenko; Schuessler, Nadine; Erath, Alexander; Axhausen, Kay W. (2007): Design Elements of Road Pricing Schemes and Their Acceptability. In: *Transportation Research Board* (Hg.): TRB 86th Annual Meeting Compendium of Papers. Washington, D.C.
- Walters, Peter (2000): *An introduction to ergodic theory*. 1. softcover printing. New York: Springer (Graduate texts in mathematics, 79).
- Weatherford, Brian A. (2011): Distributional Implications of Replacing the Federal Fuel Tax with Per Mile User Charges. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* (2221), S. 19–26. DOI: 10.3141/2221-03.

- Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Heilig, Michael; Vortisch, Peter (2014): Capturing the Usage of the German Car Fleet for a one Year Period to Evaluate the Suitability of Battery Electric Vehicles – A Model Based Approach. In: *Transportation Research Procedia* 1, S. 133–141. DOI: 10.1016/j.trpro.2014.07.014.
- Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Heilig, Michael; Wassmuth, Volker; Vortisch, Peter (2016a): Who Uses Freeways and Who Pays for Them? – A Model Based Analysis of Distribution Effects of Different Toll Tariff Systems in Germany. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, S. 88–95. DOI: 10.3141/2563-13.
- Weiss, Christine; Chlond, Bastian; Knörr, Wolfram; Bergk, Fabian; Kämper, Claudia; Kräck, Jan; Vortisch, Peter (2017a): Modellierung von Nutzungsprofilen und resultierenden Umweltwirkungen der deutschen Pkw-Flotte über ein Jahr. In: *Straßenverkehrstechnik* (08), S. 523–532.
- Weiss, Christine; Heilig, Michael; Mallig, Nicolai; Chlond, Bastian; Franke, Thomas; Schneiderei, Tina; Vortisch, Peter (2017b): Assessing the effects of a growing electric vehicle fleet using a microscopic travel demand model. In: *European Journal of Transport and Infrastructure Research* 17 (3), S. 330–345.
- Weiss, Christine; Mallig, Nicolai; Heilig, Michael; Schneiderei, Tina; Franke, Thomas; Vortisch, Peter (2016b): How Much Range is Required? A Model Based Analysis of Potential Battery Electric Vehicle Usage. In: *Transportation Research Board (Hg.): TRB 95th Annual Meeting Compendium of Papers*. Washington, D.C.
- Welch, Timothy F.; Mishra, Sabyasachee (2014): A framework for determining road pricing revenue use and its welfare effects. In: *Research in Transportation Economics* 44, S. 61–70. DOI: 10.1016/j.retrec.2014.04.006.
- Wermuth, Manfred (1978): Struktur und Effekte von Faktoren der individuellen Aktivitätennachfrage als Determinanten des Personenverkehrs. Dissertation. Technische Universität München, München. Lehrstuhl für Verkehrs- und Stadtplanung.

Wermuth, Manfred; Neef, Christian; Wirth, Rainer; Löhner, Holger; Hautzinger, Heinz; Stock, Wilfried et al. (2012): Kraftfahrzeugverkehr in Deutschland 2010. Prof. Dr. Wermuth Verkehrsforschung und Infrastrukturplanung GmbH; Institut für angewandte Verkehrs- und Tourismusforschung e.V.; Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Institut für Verkehrsforschung; Kraftfahrt-Bundesamt. Braunschweig, Heilbronn, Berlin, Flensburg.

Zumkeller, Dirk; Manz, Wilko; Last, Jörg; Chlond, Bastian (2005): Die intermodale Vernetzung von Personenverkehrsmitteln unter Berücksichtigung der Nutzerbedürfnisse (INVERMO). Universität Karlsruhe, Institut für Verkehrswesen; TNS Infratest; Deutsche Bahn AG; Deutsche Lufthansa AG. Karlsruhe.

# Anhang

## Anhang A Eigenschaften des CS-Tarifs Classic

		<i>mit Kaution</i>				<i>ohne Kaution</i>		
		<b>550,00 €</b>				<b>0,00 €</b>		
<b>Kaution</b>								
Aufnahmegebühr einmalig		50,00 €				50,00 €		
Monatsgebühr Einzelpersonen		7,50 €				9,50 €		
Monatsgebühr Haushalte <sup>1)2)</sup>		11,00 €				15,00 €		
Monatsgebühr Juristische Personen <sup>2)</sup>		14,00 €				nicht möglich		

Nutzungs- kosten €	Zeit				Kilometer		
	pro Std. 0-7 Uhr	pro Std. 7-24 Uhr	24 Std. Beginn beliebig	Woche Beginn beliebig	pro km bis 100 km	pro km ab 101. km	pro km ab 701. km <sup>3)</sup>
Fahrzeugklasse							
A	0,00	1,40	21,00	125,00	0,20	0,18	0,18
B	0,00	2,20	25,00	140,00	0,22	0,19	0,16
C	0,00	2,80	32,00	160,00	0,26	0,21	0,17
D	1,00	3,20	35,00	190,00	0,29	0,25	0,25
F	2,00	4,20	44,00	245,00	0,33	0,27	0,27

Alle Preise inklusive Kraftstoff und 19% Mehrwertsteuer.

Fahrzeug- tarifklasse	A	B	C	D	F
Fahrzeug- typ	Toyota Aygo	Opel Corsa Opel Agila Opel Adam Opel Combo Kastenw. Renault Kangoo Kastenw. Renault Wind Cabrio Renault ZOE Toyota Yaris Fiat 500 C	Opel Astra Ford Tourneo MINI ONE	Opel Vivaro Kleinbus Ford Custom Kleinbus Mazda MX5 Cabrio Audi A3 BMW 116	Ford Transit Transporter

Zuordnung der Fahrzeugtypen zu Tarifklassen bei Fahrzeugen des Stadtmobil-Quernutzungspools siehe Seite G-6.3

<sup>1)</sup> Ein Haushalt kann aus bis zu drei Personen bestehen.  
<sup>2)</sup> Inklusiv zwei Zugangskarten. Weitere Zugangskarten je 10,00 €.  
<sup>3)</sup> Der Langstrecken-Tarif gilt nur für Fahrzeuge von stadtmobil carsharing AG, Stuttgart.

Tarifstand 1. Januar 2016

Abbildung A-1: Spezifika des in der Modellierung hinterlegten CS-Tarifs