

# Eine intrapersonelle routinenbasierte Abgrenzung des Fernverkehrs vom Alltagsverkehr

zur Erlangung des akademischen Grades einer

Doktorin der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

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

genehmigte

Dissertation

von

Miriam Magdolen, M.Sc.

Tag der mündlichen Prüfung:	28. Mai 2025
Referent:	Prof. Dr.-Ing. Peter Vortisch
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. Tobias Kuhnimhof
Korreferentin:	TT-Prof Dr. Franziska Meinherz

Karlsruhe 2025



Dieses Werk ist lizenziert unter einer Creative Commons Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz (CC BY-SA 4.0): <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>

# Kurzfassung

Der Fernverkehr spielt eine bedeutende Rolle im Mobilitätsverhalten von Personen. Obwohl nur wenige Wege zum Fernverkehr zählen, gehen mit ihnen hohe Verkehrsleistungen und eine erhebliche Klimawirkung einher. Zudem besteht eine soziale Ungleichheit, da die Fernverkehrsnachfrage in der Bevölkerung sehr heterogen verteilt ist. Trotz der Relevanz des Fernverkehrs erfolgte die Erfassung und Untersuchung des Mobilitätsverhaltens von Personen in der Vergangenheit vorrangig mit dem Fokus auf die Alltagsmobilität. Einer der Gründe dafür ist, dass aufgrund der charakteristischen Seltenheit und Unregelmäßigkeit lange Beobachtungszeiträume notwendig sind, um im individuellen Verhalten von Personen Fernverkehrsergebnisse erfassen zu können. Eine weitere Herausforderung ist das Fehlen einer einheitlichen Definition des Fernverkehrs. Die verschiedenen verwendeten Definitionen zielen darauf ab, außergewöhnliches Verhalten von der alltäglichen Mobilität abzugrenzen, meist anhand von Mindestdistanzen oder -dauern. In der Regel wird ein allgemeiner Grenzwert angewendet, der jedoch nicht berücksichtigt, dass außergewöhnliches Verhalten für jede Person etwas anderes bedeuten kann.

In dieser Arbeit wird eine Methode entwickelt, um den Fernverkehr auf individueller Ebene von der alltäglichen Mobilität abzugrenzen. Mithilfe der gewohnten Umgebung, einem Konzept aus der Tourismusforschung, wird der Bereich um den Wohnort einer Person beschrieben, in dem die alltäglichen Routinen stattfinden. Dieser Bereich ist für jede Person verschieden und wird durch einen Radius dargestellt, der auf Basis des berichteten Mobilitätsverhaltens über mehrere Wochen ermittelt wird. Der Radius dient zugleich als Abgrenzungskriterium, um Ereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung als Fernverkehr zu identifizieren. Auf diese Weise lässt sich der Fernverkehr individuell für jede Person bestimmen, wobei das Mobilitätsverhalten gesamthaft betrachtet wird und die Alltagsmobilität in die Abgrenzung des Fernverkehrs eingeht.

Durch die Anwendung der entwickelten Methode wird untersucht, welche Einflussfaktoren auf die Größe der gewohnten Umgebung und auf die Anzahl der identifizierten Fernverkehrereignisse im individuellen Verhalten wirken. Dabei werden Wirkungszusammenhänge zwischen dem Alltags- und dem Fernverkehr aufgedeckt. Die Ergebnisse erlauben Einblicke, wie die Eigenschaften der Personen, ihres Wohnorts und ihres Mobilitätsverhaltens auf den Bereich ihrer alltäglichen Routinen und auf Fernverkehrereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung wirken.

Die gewonnenen Erkenntnisse bestätigen, dass Fernverkehr als Erweiterung der Alltagsmobilität zu verstehen ist und nicht losgelöst davon betrachtet werden sollte.

# Abstract

Long-distance travel plays a significant role in the overall travel behavior of individuals. Although few trips fall under the category of long-distance travel, they account for high travel performance and have a substantial climate impact. Social inequality is also evident in long-distance travel, as the demand is distributed very unevenly among the population. Despite the relevance of long-distance travel, the data collection and analysis of mobility behavior was focused primarily on everyday travel in the past. One of the reasons is that extended observation periods are required to capture long-distance travel in the individual behavior due to its characteristic rarity and irregularity. Another challenge is that no uniform definition of long-distance travel has been established. The various definitions used have in common that they aim to distinguish exceptional behavior from everyday travel, mostly on the basis of minimum distances or durations. Typically, a general threshold is applied to define long-distance travel that does not consider that exceptional behavior can be different for each person.

In this thesis, a method is developed to distinguish long-distance travel from everyday travel at the individual level. The concept of the usual environment, which is used in tourism research, is adopted to describe the area around a person's home where everyday routines take place. This area is different for each person and is represented by a radius determined based on the reported travel behavior spanning several weeks. At the same time, the radius serves as a criterion for identifying events outside the usual environment as long-distance travel. In this way, long-distance travel is defined by an individual threshold for each person, considering the overall mobility behavior and integrating everyday travel into the distinction of long-distance travel.

The developed method is applied to analyze the factors that influence the size of the usual environment and the number of long-distance travel events in individual behavior. This reveals interrelations between everyday and long-distance travel. The results provide insights into how the characteristics of

individuals, their residential location and their everyday travel behavior affect both the area of daily routines and long-distance travel outside the usual environment.

The findings confirm that long-distance travel should be considered as an extension of everyday travel rather than as a separate component.

# Vorwort und Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin des Instituts für Verkehrswesen am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). In dieser Zeit habe ich vielfältige Projekte in der empirischen Mobilitätsforschung bearbeitet und konnte so hilfreiche Methoden und Kenntnisse erlernen, die wesentlich in diese Arbeit eingeflossen sind.

Ein besonderer Dank gilt meinem Hauptreferenten Prof. Dr.-Ing. Peter Vortisch für die Betreuung dieser Arbeit und die fortwährende Unterstützung meiner Forschung im Bereich des Fernverkehrs. Prof. Dr.-Ing. Tobias Kuhnimhof danke ich für die hilfreichen fachlichen Einordnungen seit meinen ersten Fernverkehrsprojekten und für die Bereitschaft, das Korreferat zu übernehmen. Weiterer Dank gilt meiner Korreferentin TT-Prof. Dr. Franziska Meinherz für die kurzfristige Übernahme des Gutachtens und die entgegengebrachte Unterstützung für den erfolgreichen Abschluss meiner Promotion.

Bei Dr.-Ing. Bastian Chlond möchte ich mich für die stete Diskussionsbereitschaft und die Heranführung an die Fernverkehrsforschung bedanken. Die früh geweckte Begeisterung für das Thema ermöglichte es mir, auf ein über Jahre entwickeltes Verständnis des Fernverkehrs zurückzugreifen. Darüber hinaus gebührt ein besonderer Dank meinen Kolleginnen und Kollegen, die mich am Institut für Verkehrswesen begleitet und mich in meinem Vorhaben unterstützt haben. Besonders erwähnen möchte ich Lisa Ecke, Sascha von Behren, Kim Kandler, Lisa Bönisch, Anna Reiffer, Claude Weyland, Tim Wörle, Nadine Kostorz-Weiss, Sebastian Buck, Lukas Barthelmes und Pia Tulodetzki. Die Zeit der Promotion wäre ohne diese Kolleginnen und Kollegen nicht so fröhlich und motiviert verlaufen und ich bin dankbar für die vielen aufbauenden Worte, die kritischen Diskussionen und die anregenden Gespräche.

Das Institut für Verkehrswesen hat mir eine inspirierende Umgebung geboten, in der ich mich fachlich und persönlich weiterentwickeln konnte. In besonderer Erinnerung bleiben mir die zahlreichen Paper-Projekte, Teilnahmen

an Konferenzen und das Arbeiten in internationalen und interdisziplinären Projektkonsortien. Dank gebührt auch dem Karlsruhe House of Young Scientists des KIT für die Förderung meines Forschungsaufenthalts an der University of Florida, der mich nachhaltig geprägt und bestärkt hat.

Die Erstellung dieser Arbeit wäre auch nicht ohne die Unterstützung meines privaten Umfelds möglich gewesen. Ich bedanke mich bei meiner Familie und meinem Freundeskreis für das Verständnis, die Rücksichtnahme und die Aufmunterungen zwischendurch. Besonderer Dank gilt meinen Eltern, die meinen Weg nie in Frage gestellt und mich in jeglicher Weise bekräftigt haben. Schließlich danke ich Christian für den Rückhalt, die Geduld und die uneingeschränkte Unterstützung in allen Phasen dieser Arbeit.

Karlsruhe, Juli 2025

Miriam Magdolen



# Inhaltsverzeichnis

<b>Kurzfassung .....</b>	<b>i</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>iii</b>
<b>Vorwort und Danksagung.....</b>	<b>v</b>
<b>Inhaltsverzeichnis.....</b>	<b>vii</b>
<b>Abbildungsverzeichnis .....</b>	<b>xi</b>
<b>Tabellenverzeichnis.....</b>	<b>xv</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis.....</b>	<b>xix</b>
<b>1. Einleitung und Motivation .....</b>	<b>1</b>
<b>2. Ausgangslage und Stand der Wissenschaft.....</b>	<b>5</b>
2.1 Relevanz des Fernverkehrs .....	5
2.2 Besonderheiten des Fernverkehrs.....	8
2.3 Einflussfaktoren auf den Fernverkehr .....	10
2.3.1 Soziodemographische Einflussfaktoren .....	10
2.3.2 Raumstrukturelle Einflussfaktoren .....	14
2.3.3 Psychologische Einflussfaktoren, Lebensstile und weitere Faktoren .....	16
2.4 Herausforderungen bei der Erhebung von Fernverkehr und Längsschnittdaten.....	19
2.5 Definitionen von Fernverkehr und Tourismus .....	23
2.5.1 Definition von Fernverkehr .....	23
2.5.2 Definition von Tourismus.....	28
2.5.3 Vergleich und Diskussion der Definitionen.....	29
2.6 Fernverkehr im Zusammenhang mit dem Alltagsverkehr .....	34
2.7 Zusammenfassung und Ableitung des Forschungsbedarfs .....	36

<b>3. Daten- und Informationsquellen .....</b>	<b>39</b>
3.1 Mobilitätsbefragungen .....	39
3.1.1 Deutsches Mobilitätspanel (MOP) .....	40
3.1.2 Mobilität in Deutschland (MiD) .....	41
3.1.3 INVERMO .....	42
3.1.4 Reiseanalyse .....	43
3.1.5 Tagesreisen der Deutschen .....	44
3.1.6 Erhebungen für das Umweltbundesamt .....	45
3.1.7 Mobilitätsskelett .....	47
3.1.8 Weitere Befragungen .....	48
3.2 Fahrleistungserhebung und amtliche Statistiken .....	48
3.3 Modellansätze .....	51
3.3.1 Verkehr in Zahlen (ViZ) .....	51
3.3.2 Fusionsmodell .....	52
3.3.3 Weitere deutschlandweite Verkehrsmodelle .....	54
3.4 Weitere Datenquellen .....	55
3.5 Einschränkungen .....	59
3.6 Schlussfolgerungen .....	60
 <b>4. Identifikation der gewohnten Umgebung und von Nicht-Routine-Touren .....</b>	 <b>61</b>
4.1 Untersuchung des Mobilitätsverhaltens im Längsschnitt .....	61
4.1.1 Identifikation von Routinen im Mobilitätsverhalten .....	62
4.1.2 Identifikation von (Nicht-)Routinen in den MOP-Daten .....	65
4.1.3 Bestimmung der gewohnten Umgebung .....	67
4.2 Entwicklung der Heuristik .....	69
4.2.1 Auswahl der Stichprobe .....	70
4.2.2 Aufbereitung der Mobilitätsdaten .....	78
4.2.3 Untersuchung von Aktivitäten- und Verkehrsmittelsequenzen auf der Basis von Touren .....	80
4.2.4 Bestimmung der gewohnten Umgebung anhand der Distanzen .....	90

4.2.5	Nachbereitung anhand der Zwecke und Dauern.....	106
4.2.6	Zusammenfassung und Zwischenergebnis .....	110
<b>5.</b>	<b>Einfluss der Beobachtungsdauer .....</b>	<b>113</b>
5.1	Minimale Länge der Beobachtungsdauer.....	113
5.2	Vergleich zwischen dem 2-Wochen- und dem 3-Wochen- Abgrenzungskriterium.....	118
5.3	Tage mit Besonderheiten.....	123
5.4	Schlussfolgerungen .....	126
<b>6.</b>	<b>Anwendung .....</b>	<b>129</b>
6.1	Aufbereitung der 2-Wochen-Stichprobe und Gewichtung.....	129
6.2	Deskriptive Ergebnisse .....	133
6.2.1	Gegenüberstellung von Routine- und Nicht-Routine- Touren .....	133
6.2.2	Übernachtungsreisen .....	138
6.2.3	Soziodemographische Eigenschaften.....	139
<b>7.</b>	<b>Einflussfaktoren auf das Abgrenzungskriterium und die Nicht-Routine-Touren.....</b>	<b>149</b>
7.1	Modelle für die Größe des Abgrenzungskriteriums .....	149
7.1.1	Modellaufbau.....	150
7.1.2	Ergebnisse für alle Personen .....	154
7.1.3	Ergebnisse für Berufstätige.....	158
7.1.4	Ergebnisse für erweiterte Raumvariablen .....	162
7.2	Modelle für die Anzahl der Nicht-Routine-Touren.....	164
7.2.1	Modellaufbau.....	164
7.2.2	Ergebnisse für alle Personen .....	167
7.2.3	Ergebnisse für Berufstätige.....	170
7.2.4	Ergebnisse für erweiterte Raumvariablen .....	173
7.3	Diskussion.....	173
<b>8.</b>	<b>Bewertung der Daten, des Ansatzes und der Methode.....</b>	<b>185</b>
<b>9.</b>	<b>Einordnung in die Gesamtnachfrage.....</b>	<b>189</b>

<b>10. Zusammenfassung und Ausblick.....</b>	<b>195</b>
<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>199</b>
<b>Anhang .....</b>	<b>221</b>

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 4-1	Verteilung der Anzahl Tage mit Krankheit oder Urlaub in den drei Berichtswochen pro Person.....	74
Abbildung 4-2	Schematische Darstellung der Filterung der Stichprobe in Anlehnung an Magdolen et al. (2020).....	75
Abbildung 4-3	Verteilung der durchschnittlichen Anzahl Wege pro Tag und Person .....	78
Abbildung 4-4	Verteilung der durchschnittlichen Verkehrsleistung pro Tag und Person .....	79
Abbildung 4-5	Verteilung der durchschnittlichen Mobilitätszeit pro Tag und Person .....	80
Abbildung 4-6	Schematische Darstellung von Touren im Fernverkehr in Anlehnung an Goulías et al. (2018).....	82
Abbildung 4-7	Anteil der Touren je Person mit den häufigsten Aktivitätensequenzen.....	86
Abbildung 4-8	Anteil der Touren je Person mit den häufigsten Verkehrsmittelsequenzen.....	89
Abbildung 4-9	Schematische Darstellung der gewohnten Umgebung in Anlehnung an Magdolen et al. (2020) .....	91
Abbildung 4-10:	Schematische Darstellung eines Boxplots mit Interquartilsabstand und Tukey's Upper Fence.....	95
Abbildung 4-11	Schematische Darstellung der Abgrenzungskriterien für zwei Beispielpersonen .....	96
Abbildung 4-12	Verteilung der Tourdistanz als Abgrenzungskriterium der gewohnten Umgebung unterschieden nach Identifikationsmethode (Teil 1) .....	97

Abbildung 4-13	Verteilung der Tourdistanz als Abgrenzungskriterium der gewohnten Umgebung unterschieden nach Identifikationsmethode (Teil 2) .....	98
Abbildung 4-14	Sensitivitätsanalyse der Identifikationsmethoden für Personen mit sehr wenigen oder sehr vielen berichteten Touren .....	103
Abbildung 4-15	Gegenüberstellung der Anzahl Nicht-Routine-Touren und der Reduktion des Variationskoeffizienten in den Routine-Touren .....	105
Abbildung 4-16	Verteilung der Tourdauern von Nicht-Routine- und Routine-Touren, die zuhause starten und enden .....	109
Abbildung 4-17	Zusammenfassung der entwickelten Heuristik zur Ermittlung des individuellen Abgrenzungskriteriums .....	110
Abbildung 5-1	Größe des mittleren Abgrenzungskriteriums in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer .....	114
Abbildung 5-2	Anteil der Nicht-Routine-Touren und Verteilung auf Personen in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer .....	115
Abbildung 5-3	Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortag .....	116
Abbildung 5-4	Gegenüberstellung des 2-Wochen- und 3-Wochen-Abgrenzungskriteriums .....	119
Abbildung 6-1	Verteilung des Abgrenzungskriteriums mit dem $Q3+1.5IQR$ -Verfahren für Personen auf Basis von zwei Berichtswochen .....	132
Abbildung 6-2	Anteil von Nicht-Routine-Touren nach Wochentag .....	134
Abbildung 6-3	Hauptverkehrsmittel auf Routine- und Nicht-Routine-Touren bezogen auf das Verkehrsaufkommen .....	137
Abbildung 6-4	Hauptverkehrsmittel auf Routine- und Nicht-Routine-Touren bezogen auf die Verkehrsleistung .....	138

Abbildung 6-5	Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Haushaltsgröße und Einwohnergrößenklasse des Wohnorts .....	140
Abbildung 6-6	Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Geschlecht und Altersklasse.....	141
Abbildung 6-7	Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Bildungsabschluss, Berufsstatus, Führerscheinbesitz und Pkw-Verfügbarkeit .....	142
Abbildung 6-8	Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Home-Office-Nutzung, Neben-/Zweitwohnsitz und Haushaltseinkommen.....	144
Abbildung 6-9	Anteil von Personen ohne Nicht-Routine-Touren.....	146
Abbildung 7-1	Histogramm des Abgrenzungskriteriums.....	150
Abbildung 7-2	Histogramm des Ln-transformierten Abgrenzungskriteriums.....	151
Abbildung 7-3	Verteilung der Anzahl von Nicht-Routine-Touren in zwei Berichtswochen .....	165





# Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1	Übersicht ausgewählter Erhebungen zum Fernverkehr und die jeweils verwendeten Definitionen.....	25
Tabelle 2-2	Übersicht ausgewählter Studien zum Fernverkehr und die jeweils verwendeten Definitionen.....	27
Tabelle 4-1	Anzahl Berichte (Wegetagebücher) und Berichtsjahre der Teilnehmenden aus den Kohorten 2011 bis 2018.....	71
Tabelle 4-2	Vergleich der soziodemographischen Eigenschaften der Stichprobe mit drei Berichtswochen zur offiziellen Statistik.....	77
Tabelle 4-3	Identifizierte Touren in den MOP-Wegedaten unterschieden nach Start und Ende der Touren .....	83
Tabelle 4-4	Häufigkeiten der zehn häufigsten Aktivitätensequenzen auf allen Touren.....	84
Tabelle 4-5	Häufigste Aktivitätensequenz je Person .....	85
Tabelle 4-6	Häufigkeiten der zehn häufigsten Verkehrsmittelsequenzen auf allen Touren.....	87
Tabelle 4-7	Häufigste Verkehrsmittelsequenz je Person .....	88
Tabelle 4-8	Kennwertvergleich der verschiedenen Identifikationsmethoden .....	100
Tabelle 5-1	Einordnung der Touren anhand der Abgrenzungskriterien auf Basis von zwei und von drei Wochen .....	120
Tabelle 5-2	Vergleich der Eigenschaften der Nicht-Routinen Touren unterschieden nach Beobachtungsdauer des Abgrenzungskriteriums.....	121

Tabelle 5-3	Personen mit und ohne Nicht-Routine-Touren unterschieden nach dem 2-Wochen- und 3-Wochen- Abgrenzungskriterium .....	122
Tabelle 5-4	Mittlere Größe der gewohnten Umgebung unterschieden nach Personen mit Urlaub oder Krankheit im Bericht.....	124
Tabelle 6-1	Vergleich der soziodemographischen Eigenschaften der 2-Wochen-Stichprobe mit der offiziellen Statistik .....	131
Tabelle 6-2	Gegenüberstellung der Nicht-Routine-Touren und der Routine-Touren .....	134
Tabelle 6-3	Häufigste Aktivitätensequenzen auf Nicht-Routine- Touren.....	135
Tabelle 6-4	Häufigste Aktivitätensequenzen auf Routine-Touren .....	136
Tabelle 7-1	Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium für alle Personen (Modell A0, A1 und A2) .....	155
Tabelle 7-2	Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium für Berufstätige (Modell B0, B1 und B2).....	160
Tabelle 7-3	Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium - weitere Raumvariablen (Modell C0 und C1).....	163
Tabelle 7-4	Modellergebnisse der negativen binomialen Regressionsmodelle für die Anzahl Nicht-Routine- Touren für alle Personen (Modelle D0, D1 und D2) .....	168
Tabelle 7-5	Modellergebnisse der negativen binomialen Regressionsmodelle für die Anzahl Nicht-Routine- Touren von Berufstätigen (Modelle E0, E1 und E2) .....	171
Tabelle 7-6	Übersicht der Wirkungen der soziodemographischen Eigenschaften .....	175

Tabelle 7-7	Übersicht der Wirkungen des Mobilitätsverhaltens und weiterer Raumvariablen .....	179
Tabelle 9-1	Einordnung in die Gesamtnachfrage und Unterscheidung von Fernverkehrsdefinitionen .....	190
Tabelle A-1	Verteilung der Starttage je Berichtsjahr .....	221
Tabelle A-2	Mittlere Größe des Abgrenzungskriteriums in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer .....	222
Tabelle A-3	Mittlere Differenz und mittlere absolute Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortrag .....	223
Tabelle A-4	Start und Ende von Touren unterschieden nach Tagen mit und ohne Urlaub .....	224
Tabelle A-5	Verteilung der soziodemographischen Eigenschaften in der Stichprobe .....	225



# Abkürzungsverzeichnis

bzw.	beziehungsweise
CUMILE	Car Usage Model Integrating Long-Distance Events
df	degrees of freedom (Freiheitsgrade)
d. h.	das heißt
Durchschn.	durchschnittliche/-r/-s
GPS	Global Position System
ICC	Intraclass Correlation Coefficient
INVERMO	Forschungsprojekt Intermodale Vernetzung; Fernverkehrserhebung im gleichnamigen Projekt
km	Kilometer
LMM	Linear Mixed Model
MiD	Mobilität in Deutschland
mind.	mindestens
MIV	Motorisierter Individualverkehr
MOP	Deutsches Mobilitätspanel
NHTS	National Household Travel Survey
ÖPNV	Öffentlicher Personennahverkehr
ÖV	Öffentlicher Verkehr
Pkw	Personenkraftwagen
s.	siehe
Sign.	Signifikanzniveau
u. a.	unter anderem

u. Ä.	und Ähnliche(s)
UNWTO	Welttourismusorganisation (United Nations World Tourism Organization)
ViZ	Verkehr in Zahlen
z. B.	zum Beispiel







# 1. Einleitung und Motivation

Die empirische Mobilitätsforschung beschäftigt sich mit dem Mobilitätsverhalten von Personen mithilfe der Erhebung, Auswertung und Interpretation von Daten. Gewonnene Erkenntnisse dienen einem besseren Verständnis des Mobilitätsverhaltens, das wiederum für die Ableitung von Prognosen und die Abschätzung von Wirkungspotenzialen von Maßnahmen relevant ist. Die Erfassung und Untersuchung des Mobilitätsverhaltens von Personen erfolgte in der Vergangenheit vorrangig mit dem Fokus auf die Alltagsmobilität, d. h. dem alltäglichen Verhalten mit den täglich zurückgelegten Wegen und den genutzten Verkehrsmitteln (Dütschke et al., 2022; Pukhova et al., 2021). Im Vergleich zum Alltagsverkehr gibt es nur begrenzte Daten und wenige Studien zum Fernverkehr (Harvey et al., 2015), obwohl dieses Mobilitätssegment schnell wächst (Mattioli, 2023). Ein wesentlicher Grund hierfür liegt in der aufwändigen Erhebung des Fernverkehrs, da es sich um eher seltene und unregelmäßige Ereignisse im Mobilitätsverhalten handelt (Axhausen et al., 2003; Christensen, 2018).

Etwa die Hälfte der Verkehrsleistung der deutschen Bevölkerung wird auf Wegen mit einer einfachen Entfernung von mehr als 100 km zurückgelegt, obwohl diese Wege weniger als 2 % des Verkehrsaufkommens ausmachen (Frick & Grimm, 2014; Magdolen, Chlond, et al., 2022; Mattioli, 2023). Die hohe Verkehrsleistung, die mit den seltenen Ereignissen einhergeht, verdeutlicht die Bedeutung des Fernverkehrs für den Verkehrssektor. Verstärkt wird dies durch die Verkehrsmittelwahl, da die im Fernverkehr häufig gewählten Verkehrsmittel mit hohen spezifischen Emissionen verbunden sind (Aamaas et al., 2013).

Zusätzlich zu den Wirkungen auf die Umwelt ist die Untersuchung des Fernverkehrs auch aus sozialer Perspektive relevant. Aus früheren Erhebungen des Fernverkehrs ist bekannt, dass nur ein kleiner Teil der Bevölkerung für

einen Großteil der Reisen verantwortlich ist (Zumkeller et al., 2005). Dabei sind sowohl die Reiseereignisse selbst als auch die Reiseintensitäten sehr ungleichmäßig auf die Bevölkerung verteilt.

Trotz der Relevanz des Fernverkehrs in der Mobilität von Personen besteht kein Konsens über die Abgrenzung von Fernverkehr und es existiert keine einheitliche Definition (Frei et al., 2009). Viele Studien zum Fernverkehr beleuchten nur einen bestimmten Aspekt und verwenden eigene Abgrenzungen. Diese können sich erheblich voneinander unterscheiden. Das führt zu Schwierigkeiten beim Vergleich von Daten und Ergebnissen unterschiedlicher Studien und es ist eine Herausforderung ein gesamthaftes Bild des Fernverkehrs abzuleiten. Die meisten Definitionen basieren auf einem festgelegten Entfernungskriterium, aber auch der Reisezweck oder die Reisedauer finden oftmals Anwendung (Christensen, 2018; Mattioli, 2023). Eine Gemeinsamkeit der Definitionen ist, dass sie zur Abgrenzung besonderen oder außergewöhnlichen Verhaltens von der alltäglichen Mobilität verwendet werden. Abgrenzungen anhand festgelegter Kriterien sind allerdings nur bedingt dazu geeignet, im individuellen Verhalten einer Person den Alltags- und den Fernverkehr voneinander zu trennen. Abhängig vom individuellen Verhalten und den alltäglichen Routinen kann Fernverkehr für jede Person etwas anderes bedeuten. Dies kann nur durch eine individuelle Definition von Fernverkehr berücksichtigt werden, die das gesamte Mobilitätsverhalten einer Person einbezieht.

Ein Ansatz mit einer individuellen Abgrenzung wird in der Tourismusforschung mit dem Konzept der gewohnten Umgebung angewendet (Eurostat, 2014). Bei der gewohnten Umgebung handelt es sich um den geographischen Bereich, in dem die alltäglichen Routinen einer Person stattfinden. Als Tourismus wird dann die Mobilität identifiziert, die außerhalb der individuellen gewohnten Umgebung führt. Die dahinterliegende Idee, außergewöhnliches Verhalten abzugrenzen, überschneidet sich dabei mit der Idee der meisten Fernverkehrsdefinitionen. Um das Konzept der gewohnten Umgebung auf erfasstes Mobilitätsverhalten zu übertragen, sind Längsschnittdaten, also Daten zum Verhalten einer Person über einen längeren Zeitraum, notwendig.

Nur mit ausreichend Informationen zu den alltäglichen Routinen kann die individuelle gewohnte Umgebung einer Person identifiziert und daraus eine individuelle Abgrenzung zwischen dem alltäglichen und dem außergewöhnlichen Verhalten im Sinne des Fernverkehrs abgeleitet werden. Durch eine solche Herangehensweise ergibt sich ein weiterer Mehrwert: Fernverkehr wird als Teil der Gesamtmobilität einer Person betrachtet und nicht losgelöst vom sonstigen Verhalten. Bislang erfolgt die Untersuchung des Fernverkehrs meist gesondert, obwohl Zusammenhänge zwischen der Alltagsmobilität von Personen und ihrem Fernverkehrsverhalten identifiziert wurden (Holz-Rau et al., 2014; Mattioli et al., 2021; Reichert & Holz-Rau, 2015).

In dieser Arbeit wird ein Ansatz entwickelt, mit dem im Mobilitätsverhalten von Personen auf individueller Ebene ein Abgrenzungskriterium zur Unterscheidung zwischen Alltags- und Fernverkehr bestimmt werden kann. Ziel ist es, das individuelle Fernverkehrsverhalten als Teil der Gesamtmobilität und damit im Bezug zum Alltagsverkehr zu betrachten. Es wird untersucht, in welchem Ausmaß Fernverkehr in empirischen Erhebungen zum Mobilitätsverhalten erfasst wird und wie lange ein Beobachtungszeitraum sein muss, um das individuelle Abgrenzungskriterium zu ermitteln. Weiterhin wird analysiert, wie sich das so identifizierte Fernverkehrsverhalten vom Alltagsverkehr unterscheidet und welche Einflussfaktoren auf das Ausmaß des Fernverkehrs wirken.

Der Inhalt der Arbeit ist wie folgt strukturiert: In Kapitel 2 werden zunächst die Relevanz und die Besonderheiten des Personenfernverkehrs vorgestellt. Es wird auf die Schwierigkeiten bei der Erfassung und Untersuchung von Fernverkehr eingegangen und Erkenntnisse zu Einflussfaktoren auf den Fernverkehr vorgestellt. Daran schließt ein Überblick über verwendete Definitionen des Fernverkehrs und des Tourismus in empirischen Befragungen und Studien an. Nach einer Beschreibung von Ansätzen, die das Längsschnittverhalten von Personen untersuchen, folgt die Ableitung des Forschungsbedarfs. In Kapitel 3 wird ein umfassender Überblick über Daten- und Informationsquellen zum Fernverkehr gegeben.

Die Entwicklung der Methodik, um die individuelle Abgrenzung zwischen Alltags- und Fernverkehr zu bestimmen, erfolgt in Kapitel 4. Dafür wird das Konzept der gewohnten Umgebung operationalisiert und auf Längsschnittdaten des Mobilitätsverhaltens angewendet. Kapitel 5 widmet sich der Untersuchung, wie die entwickelte Methodik auf die Dauer der Beobachtung reagiert.

In Kapitel 6 wird das erarbeitete Vorgehen auf eine größere Stichprobe angewendet und es werden die deskriptiven Ergebnisse vorgestellt. In Kapitel 7 erfolgt die Untersuchung der Einflussfaktoren auf die Größe des Abgrenzungskriteriums und auf die Anzahl der damit identifizierten Fernverkehrsergebnisse je Person. Anschließend folgt in Kapitel 8 eine Diskussion der gewählten Herangehensweise.

Kapitel 9 beinhaltet die Einordnung der Ergebnisse in den Gesamtkontext und Kapitel 10 schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick auf zukünftigen Forschungsbedarf ab.

## 2. Ausgangslage und Stand der Wissenschaft

Dieses Kapitel basiert auf einer umfassenden Sammlung von Studien, die den Fernverkehr analysieren, sowie Erhebungen, die Daten und Informationen zum Fernverkehr erfassen. Neben Literatur aus der Verkehrsforschung werden in dieser Übersicht auch Studien aus der Tourismusforschung einbezogen. Nach einer Beschreibung der Relevanz und der Besonderheiten des Fernverkehrs werden die Einflussfaktoren auf die Fernverkehrsnachfrage aufgeführt. Daran schließt eine Übersicht zu den Herausforderungen bei der Erhebung von Fernverkehr und von Längsschnittdaten an. Zur Vereinfachung wird bis zur Abgrenzung der Definitionen in Abschnitt 2.5 übergeordnet der Begriff „Fernverkehr“ verwendet, um sowohl die Ergebnisse aus Studien zum Fernverkehr als auch zum Tourismus vorzustellen. Die Darstellung von Erkenntnissen über Interaktionen zwischen dem Alltags- und dem Fernverkehr ist ein weiterer Teil des Kapitels. Abschließend wird basierend auf der Literaturübersicht der Forschungsbedarf abgeleitet.

### 2.1 Relevanz des Fernverkehrs

Während sich in den letzten Jahren die Verkehrsnachfrage im Alltagsverkehr gesamthaft nur gering verändert hat (Ecke et al., 2020; Nobis et al., 2019), sind die Zahlen der Nachfrage im Fernverkehr zunehmend (Van Goeverden et al., 2016). Das zeigen beispielsweise stark steigende Fluggastzahlen an deutschen Flughäfen bis vor der Covid-19-Pandemie (Schulz et al., 2020). Aktuelle Zahlen belegen, dass die Flugverkehrsnachfrage wieder das Niveau vor der Pandemie erreicht hat und europäische Airlines die Werte im Vergleich zu 2019 sogar übertreffen (IATA, 2023). Laufende gesellschaftliche Entwicklungen und Trends, wie die Digitalisierung, steigende Einkommen und

multilokale Lebensstile, wirken als Treiber der Fernverkehrsnachfrage (Magdolen, Chlond, et al., 2022) und spiegeln sich im Wachstum dieses Segments der Mobilität wider (Dowds et al., 2020; Mattioli, 2023).

Für die deutsche Bevölkerung wurde festgestellt, dass Wege mit einer einfachen Entfernung von mehr als 100 km etwa die Hälfte der Verkehrsleistung verursachen. Dabei trifft die Mindestentfernung auf weniger als 2 % der Wege zu (Frick & Grimm, 2014; Magdolen, Chlond, et al., 2022). Auch aus anderen Ländern ist bekannt, dass wenige Fernverkehrseignisse einen großen Anteil der Personenkilometer erklären. In Großbritannien beispielsweise werden etwa 30 % (Dargay & Clark, 2012) und in den Niederlanden etwa 45 % der Verkehrsleistungen im Fernverkehr zurückgelegt (Van Goeverden et al., 2016). In Europa insgesamt ist der Fernverkehr für etwa 50 % der Verkehrsleistung verantwortlich (Rich & Mabit, 2012).

Die hohe Verkehrsleistung führt zu einem großen Anteil an klimawirksamen Emissionen, die durch den Fernverkehr verursacht werden. Vor allem die Nutzung des Flugzeugs als Verkehrsmittel führt dazu, dass mehr als die Hälfte der Emissionen des Personenverkehrs durch nur wenige Fernverkehrseignisse entsteht (Aamaas et al., 2013; Reichert & Holz-Rau, 2015; Schulz et al., 2020; Van Goeverden et al., 2016). Eine aktuelle Studie aus England zeigt, dass weniger als 3 % der Wege eine Entfernung von mehr als 50 Meilen haben. Diese sind aber für etwa 60 % der zurückgelegten Personenkilometer und sogar knapp 70 % der Treibhausgase des Personenverkehrs verantwortlich (Wadud et al., 2024). Die Relevanz des eher seltenen Fernverkehrs wird durch diese Zahlen besonders deutlich.

Deutschland muss nach dem Klimaschutzgesetz bis 2045 treibhausgasneutral werden. Es müssen in allen Sektoren und damit auch im Verkehrssektor Emissionen eingespart werden, um das übergeordnete Ziel der Klimarahmenkonvention der Vereinten Nationen, den Anstieg der globalen Durchschnittstemperatur auf 1,5 °C zu begrenzen, zu erfüllen. Verglichen mit allen anderen Sektoren (Energiewirtschaft, Industrie, Gebäude, Landwirtschaft,

Abfall und Sonstiges) sind die Verringerungen der Emissionen im Sektor Verkehr bislang am geringsten, obwohl dieser Sektor mehr als 20 % der Treibhausgasemissionen in Deutschland verursacht (Hendzlik et al., 2024). Dabei findet internationaler Verkehr in diesen Zahlen und im Klimaschutzgesetz keine Berücksichtigung, sondern wird nur durch europäische oder internationale Abkommen adressiert. Diese stehen wiederum in der Kritik, dass sie nicht genügen, um das Ziel der Klimarahmenkonvention zu erreichen (Gössling & Lyle, 2021; Larsson et al., 2019; Wadud et al., 2024). Es sind Potenziale zur Emissionsminderung zu finden, insbesondere im Bereich des Fernverkehrs. Winkler und Mocanu (2020) prognostizieren für das Jahr 2040 für Deutschland, dass zwar das Verkehrsaufkommen zurückgehen wird, dies aber durch steigende Wegelängen überkompensiert wird und die Verkehrsleistung zum Referenzjahr 2010 insgesamt steigt.

Die Relevanz des Fernverkehrs ergibt sich nicht nur aus dem Einfluss auf das Klima, sondern auch aus sozialer Sicht (Dowds et al., 2020; Hubert & Potier, 2003). Die Fernverkehrsnachfrage ist über die Bevölkerung sehr ungleich verteilt und nur wenige Personen verursachen eine hohe Nachfrage (Zumkeller et al., 2005). Es gibt privilegierte Vielreisende, die viel und oft im Fernverkehr unterwegs sind. Andere Bevölkerungsgruppen kommen dagegen kaum oder nicht in den Fernverkehr (Mattioli, 2023). Es ist daher nicht nur relevant, das Ausmaß des Fernverkehrs zu quantifizieren, sondern auch zu verstehen, wie die Strukturen des Fernverkehrs sind und wer hinter der Nachfrage steht. Das Wissen über die Einflussfaktoren individuellen Verhaltens ist von Bedeutung, um Maßnahmen für die Steuerung der Verkehrsnachfrage zu entwickeln (Wulforth & Hunecke, 2000). Höhere Einkommen und höhere Bildungsniveaus sind Beispiele für Eigenschaften, die mit einer höheren Nachfrage im Fernverkehr einhergehen und verdeutlichen, warum die Untersuchung des Fernverkehrs aus der sozialen Perspektive wichtig ist (Aamaas et al., 2013; Büchs & Mattioli, 2021; Mattioli et al., 2023; Reichert et al., 2016). Auf diese und weitere Einflussfaktoren wird in Kapitel 2.3 detailliert eingegangen.

Obwohl der Untersuchung des Fernverkehrs eine hohe Relevanz zugeschrieben wird, fokussierte sich die Verkehrsforschung bislang wesentlich stärker auf den Alltagsverkehr. Nahezu alle Studien zum Fernverkehr weisen auf dieses Missverhältnis hin, darunter LaMondia et al. (2014), Gerike und Schulz (2018), Holz-Rau et al. (2014), Dütschke et al. (2022) und viele weitere. Ein wesentliches Hindernis für die Untersuchung des Fernverkehrs ist die Schwierigkeit, Fernverkehr zu erheben. Den Herausforderungen bei der Erfassung von Fernverkehrsverhalten widmet sich Abschnitt 2.4. Zunächst wird in Abschnitt 2.2 auf die Besonderheiten des Fernverkehrs eingegangen.

## 2.2 Besonderheiten des Fernverkehrs

Fernverkehr grenzt sich in verschiedenen Aspekten vom Alltagsverkehr ab. Dazu zählen die bereits genannte ungleiche Verteilung der Fernverkehrsnachfrage in der Bevölkerung und die Klimarelevanz. Mit letzterem eng verknüpft sind Besonderheiten in der Verkehrsmittel- und Zielwahl. Diese unterliegen im Fernverkehr anderen Entscheidungsparametern als im von Routinen geprägten Alltag. So stehen im Fernverkehr beispielsweise mit dem Flugzeug spezielle Fernverkehrsmittel zur Verfügung. Andere Verkehrsmittel, z. B. das Fahrrad, spielen im Fernverkehr keine oder nur eine geringe Rolle (Mattioli, 2023). Darüber hinaus ist die Reisezeit bei der Wahl des Verkehrsmittels im Fernverkehr aufgrund des in der Regel längeren Aufenthalts am Zielort weniger relevant als im Alltagsverkehr (Moeckel et al., 2015). Auch die Zielwahl ist im Fernverkehr und dabei vor allem für Urlaubsreisen anders. Aspekte wie das Klima in der Zielregion, Angebot an Aktivitäten am Zielort, Art und Qualität von Unterkünften und viele weitere spielen eine Rolle (LaMondia et al., 2010, 2014; Magdolen, Chlond, et al., 2022). Oftmals werden die Verkehrsmittel und das Ziel nicht losgelöst voneinander gewählt, da z. B. manche Ziele nur mit dem Flugzeug erreicht werden können. In der Modellierung des Urlaubsreiseverhaltens werden daher Ansätze verfolgt, die die Verkehrsmittelwahl und die Zielwahl als gemeinsamen Entscheidungsprozess abbilden (LaMondia et al., 2010; Winkler & Mocanu, 2017). Für Geschäftsreisen kommt



hinzu, dass die Entscheidungen der Reisenden durch Vorgaben des Arbeit- oder Auftraggebers eingeschränkt werden (De Vos et al., 2024; LaMondia et al., 2014; R. Li et al., 2022). Zu beachten ist, dass einzelne Entscheidungen, wie die Wahl des Verkehrsmittels oder des Zielorts, im Fernverkehr eine weitreichende Auswirkung haben, da bei diesen Ereignissen hohe Verkehrsleistungen zurückgelegt werden (Böhler et al., 2006; Manz, 2005).

Ein weiterer wichtiger Aspekt für die Untersuchung des Fernverkehrs ist, dass dieser nicht an Grenzen aufhört, sondern zu einem relevanten Anteil auch ins Ausland führt. Im Fall von längeren Urlaubsreisen mit mehr als vier Übernachtungen der deutschsprachigen Bevölkerung liegen mehr als 70 % der Urlaubsziele im Ausland (FUR, 2023). Weitere Zahlen zeigen, dass mehr als die Hälfte der Emissionen des Reiseverkehrs der deutschen Bevölkerung im Ausland verursacht wird (Schulz et al., 2020). Verantwortlich hierfür sind vorrangig Emissionen durch Flugreisen. Die meisten Forschungsfragen und damit auch -projekte beziehen sich allerdings auf nationale Betrachtungen oder einen abgegrenzten Untersuchungsraum. Die Mobilität, die zu Zielen außerhalb der Grenzen des Untersuchungsraums führt, spielt oftmals keine oder nur eine untergeordnete Rolle (Llorca et al., 2019). In den Auswertungen des Deutschen Mobilitätspanels (MOP) werden beispielsweise erfasste Wege auf eine Entfernung von maximal 1.000 km gekürzt, um dem sogenannten Territorialprinzip zu folgen (Ecke et al., 2023). Damit steht die Mobilität der inländischen Bevölkerung im Inland im Fokus. Eine solche Begrenzung des Untersuchungsraums erschwert die umfassende Beschreibung des Fernverkehrs und den damit verbundenen Emissionen. Daher ist es wichtig, die gesamte Mobilität von Personen unabhängig vom Zielort zu erfassen und auf eine Abgrenzung des Untersuchungsraums zu verzichten (Bricka & Sabina, 2012).

Die genannten Besonderheiten sind Gründe dafür, dass sich bekannte Strukturen und Zusammenhänge des Alltagsverkehrs nicht auf den Fernverkehr übertragen lassen. Hinzu kommen Unterschiede in den Determinanten des Alltags- und Fernverkehrs. Beispielsweise legen Personen, die in urbanen Räumen leben, in ihrem Alltag kürzere Wege zurück als Personen aus weniger

dicht besiedelten Räumen. Im Fernverkehr ist dies jedoch umgekehrt. Die urbane Bevölkerung legt hier weitere Entfernungen auf Reisen zurück und nutzt das Flugzeug häufiger (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018). Die zusätzliche Erfassung und Untersuchung des Fernverkehrs ist demnach wichtig, um das gesamthafte Mobilitätsverhalten zu verstehen und Wirkungen der Einflussfaktoren zu erfassen. Nachfolgend wird ein Überblick über den Stand der Forschung zu den Einflussfaktoren auf den Fernverkehr gegeben.

## 2.3 Einflussfaktoren auf den Fernverkehr

Die Einflussfaktoren auf den Fernverkehr sind vielfältig. Ergänzend zu soziodemographischen Eigenschaften werden auch raumstrukturelle Eigenschaften des Wohnorts der Personen mit der Fernverkehrsnachfrage in Verbindung gebracht. Dabei wirken die Einflussfaktoren sowohl auf die Häufigkeit als auch auf die zurückgelegten Entfernungen und die Verkehrsmittelwahl. Weitere Einflussfaktoren sind in der Psychologie zu finden oder werden auf bestimmte Lebensstile zurückgeführt. Dabei sind auch viele Wechselwirkungen bei der Kombination von Einflussfaktoren zu beobachten, weshalb die Einflussfaktoren möglichst gesamthaft betrachtet werden sollten.

### 2.3.1 Soziodemographische Einflussfaktoren

Dieser Abschnitt widmet sich den Wirkungen soziodemographischer Eigenschaften auf die Fernverkehrsnachfrage. Als relevante Einflussfaktoren gelten die Eigenschaften Alter, Geschlecht, Bildungsniveau, Berufstätigkeit, Einkommen, Haushaltszusammensetzung, Pkw-Besitz, Zweitwohnsitz, Entfernung zum Arbeitsplatz und Mobilitätseinschränkungen. Zumkeller et al. (2005) beschreiben, dass die Nachfrage im Fernverkehr stark positiv mit den Eigenschaften zusammenhängt, die einer erfolgreichen Lebensführung zugeschrieben werden. Auch Holz-Rau und Sicks (2013) identifizieren in ihrer Untersuchung, dass die Statusvariablen (Einkommen und Bildung) im Fernverkehr besonders starke Effekte zeigen. Zu beachten ist, dass einige

Einflussfaktoren miteinander korrelieren. Beispielsweise haben Personen mit hohem Bildungsniveau auch eher hohe Einkommen und eher einen Zweitwohnsitz.

### *Alter*

Für das Alter wurde identifiziert, dass mittlere Altersklassen häufiger im Fernverkehr unterwegs sind. Die aktivsten Personen sind je nach verwendeter Einteilung in den Studien in etwa zwischen 25 bis 60 Jahre alt (Hubert & Potier, 2003; Mattioli et al., 2021; Zumkeller et al., 2005). Ältere Personen (> 50 Jahre) haben eine niedrigere Beteiligung im Fernverkehr als jüngere (< 18 Jahre) (LaMondia et al., 2014).

### *Geschlecht*

Für das Geschlecht stimmen die Studien überein, dass Männer mehr Wege und Verkehrsleistung im Fernverkehr zurücklegen als Frauen (Dargay & Clark, 2012; Holz-Rau & Sicks, 2013). Dies ist mehrheitlich darauf zurückzuführen, dass Männer mehr Geschäftsreisen unternehmen (LaMondia et al., 2014; Reichert & Holz-Rau, 2015; Zumkeller et al., 2005).

### *Bildungsniveau*

Mit steigendem Bildungsniveau nehmen die Anzahl der Fernverkehrereignisse und die dabei zurückgelegten Entfernungen zu (Große et al., 2019; Holz-Rau & Sicks, 2013; Reichert & Holz-Rau, 2015). Dies gilt insbesondere für Geschäftsreisen (Zumkeller et al., 2005). Zudem unternehmen Personen mit höherem Bildungsniveau mehr internationale Reisen (LaMondia et al., 2014). Czepkiewicz et al. (2020) ermitteln einen positiven Zusammenhang zwischen den Fremdsprachenkenntnissen und der Anzahl internationaler Reisen.

### *Berufstätigkeit*

Zwischen der Berufstätigkeit und der Anzahl von Fernreisen stellen Zumkeller et al. (2005) nur einen schwachen Zusammenhang fest. Die Autoren führen das darauf zurück, dass bei privaten Reisen eine hohe Haushaltsgebundenheit besteht. Holz-Rau und Sicks (2013) ermitteln dagegen signifikante Unterschiede zwischen Erwerbstätigen und Personen ohne Erwerbstätigkeit.

Allgemein steht die Berufstätigkeit mit der Durchführung von Geschäftsreisen in Verbindung und Vollzeit-Beschäftigte sind mehr auf Dienstreisen unterwegs als Teilzeit-Beschäftigte (LaMondia et al., 2014). Dargay and Clark (2012) identifizieren neben Erwerbstätigen auch Studierende als fernverkehrsaktive Gruppe.

### *Einkommen*

Das Einkommen zählt zu den stärksten Einflussfaktoren auf die Fernverkehrsnachfrage. Je höher das Einkommen ist, desto häufiger und weiter reisen Personen (Dargay & Clark, 2012; Magdolen, von Behren, et al., 2022; Reichert & Holz-Rau, 2015; Schulz et al., 2024). Niedrige Einkommen wirken dagegen als Bremse der Mobilitätsnachfrage, insbesondere im Fernverkehr (Hubert & Potier, 2003). Es werden teilweise extreme Unterschiede zwischen den höchsten und den niedrigsten Einkommensklassen festgestellt. Explizit für Flugreisen zeigt sich eine wesentlich höhere Nachfrage von Personen mit höherem Einkommen (Aamaas et al., 2013; Frick & Grimm, 2014; Mattioli et al., 2021).

### *Haushaltszusammensetzung*

Für die Haushaltsgröße zeigen sich in den meisten Studien keine starken Effekte. Lediglich für Personen, die alleine leben, wird eine größere Fernverkehrsnachfrage (Dargay & Clark, 2012) und tendenziell eine niedrigere Pkw-Nutzung auf Reisen ermittelt (Reichert & Holz-Rau, 2015). Kinder im Haushalt stehen mit einer niedrigeren Anzahl Flugreisen in Verbindung (Bruderer Enzler, 2017). Personen mit Kindern im Haushalt zeigen eine höhere Pkw-Nutzung im Fernverkehr, unternehmen aber insgesamt weniger Fernverkehrsergebnisse (Böhler et al., 2006; Dargay & Clark, 2012; Reichert & Holz-Rau, 2015). Mattioli et al. (2021) finden heraus, dass Frauen weniger mit dem Flugzeug unterwegs sind, wenn sie für ein Kind (< 16 Jahre) verantwortlich sind.

### *Pkw-Besitz*

Für den Einfluss des Pkw-Besitzes werden insgesamt keine einheitlichen Wirkungen in der Literatur identifiziert. Reichert und Holz-Rau (2015) beschreiben, dass ein geringerer Pkw-Besitz und eine geringere Pkw-Nutzung im Alltag auch mit einer geringeren Nutzung des Pkws im Fernverkehr in Verbindung steht. Mattioli et al. (2021) ermitteln einen positiven Zusammenhang zwischen Pkw-Besitz und mehr Flugreisen. Andere Studien kommen zu dem Ergebnis, dass Personen aus urbanen Räumen, die keinen Pkw besitzen und nutzen, eine größere Nachfrage nach Flugreisen aufweisen. Dies wird als Reboundeffekt beschrieben, da die eingesparte Nutzung des Pkws und die eingesparten Kosten wiederum in weitere Reisen mit dem Flugzeug investiert werden (Große et al., 2019; Mattioli et al., 2021; Ottelin et al., 2014). Czepkiewicz et al. (2018) können in ihrer Studie keinen Effekt des Pkw-Besitzes feststellen.

### *Zweitwohnsitz und Langdistanzpendeln*

Weitere Einflussfaktoren führen dazu, dass regelmäßig weite Distanzen zurückgelegt werden. Besitzt ein Haushalt oder eine Person einen Zweitwohnsitz, kann dies zu regelmäßigem Fernverkehr führen. Große et al. (2019) ermitteln beispielsweise einen direkten Zusammenhang zwischen dem Besitz eines Zweitwohnsitzes und häufigeren Wochenendreisen.

Unter Langdistanzpendeln wird das regelmäßige und bis hin sogar tägliche Pendeln über weite Strecken verstanden (LaMondia et al., 2014). Liegen Wohnort und Arbeitsplatz weit voneinander entfernt, legen Personen regelmäßig und in kurzer Zeit viel Verkehrsleistung im Fernverkehr zurück. Langdistanzpendeln kann auch als Substitut für Wohnstandortverlagerungen gesehen werden (Green et al., 1999). Die Möglichkeiten der Telekommunikation spielen in diesem Kontext eine Rolle. So wurde ein positiver Zusammenhang zwischen der Nutzung von Home-Office und der Pendeldistanz festgestellt (Böhen & Kuhnimhof, 2024; Ory & Mokhtarian, 2005). Sowohl Zweitwohnsitze als auch das Langdistanzpendeln stehen in Verbindung mit Multilokalität, auf die in Abschnitt 2.3.3 erneut Bezug genommen wird.

### *Mobilitätseinschränkungen*

Insgesamt sind für den Fernverkehr kaum Studien zu finden, die Mobilitätseinschränkungen oder Behinderungen von Personen in ihren Untersuchungen berücksichtigen. Eines der wenigen Beispiele ist die Studie von Mattioli et al. (2021), die zeigt, dass Personen mit Mobilitätseinschränkung oder längerer Krankheit weniger Flugreisen unternehmen. Park et al. (2023) ermitteln aus einer systematischen Zusammenstellung von Studien zum Alltagsverkehr, dass Menschen mit Behinderungen geringere Distanzen zurücklegen und 10 bis 30 % weniger Wege unternehmen als Menschen ohne Behinderung. Es ergibt sich das Bild, dass die Rolle von Mobilitätseinschränkungen und Behinderungen von Personen im Fernverkehr relevant, aber bislang nicht ausführlich erforscht ist.

### 2.3.2 Raumstrukturelle Einflussfaktoren

Zusätzlich zu den soziodemographischen Eigenschaften sind auch Eigenschaften des Wohnorts in Verbindung mit der Fernverkehrsnachfrage zu setzen.

#### *Geographie und Angebot des Verkehrssystems*

Die Geographie im Allgemeinen hat einen Einfluss auf den Fernverkehr. Die Entfernungen zwischen Städten, die Topologie und der Aufbau des Verkehrssystems sind Merkmale, die sich im Fernverkehrsverhalten widerspiegeln und zu regionalen Unterschieden führen (Hubert & Potier, 2003). Es wurde außerdem festgestellt, dass der Zugang zur Fernverkehrsinfrastruktur mit einer größeren Nachfrage im Fernverkehr einhergeht (Reichert & Holz-Rau, 2015). Erst mit dem Zugang stehen bestimmte Mobilitätsoptionen überhaupt zur Verfügung (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Hunecke et al., 2007). Personen, die urban und in Großstädten leben, haben eine größere Flexibilität in ihrer Verkehrsmittelwahl (Magdolen, Chlond, et al., 2022). Studien zeigen, dass Personen, die in der Nähe eines Flughafens wohnen, mehr mit dem Flugzeug unterwegs sind (Bruderer Enzler, 2017; Mattioli et al., 2021). Dies korreliert wiederum mit anderen Eigenschaften des Wohnorts, z. B. der

Einwohnergrößenklasse, da Flughäfen eher in Metropolregionen und Großstädten liegen.

#### *Dichte und Urbanität*

Eigenschaften der Raumstruktur werden mit verschiedenen Variablen beschrieben, z. B. mit der Gemeindegröße bzw. Einwohnergrößenklasse oder mit der Bevölkerungsdichte. Es zeigt sich, dass je größer der Wohnort einer Person ist, desto mehr Fernverkehr wird unternommen (Holz-Rau & Sicks, 2013). Scheffler und Heinen (2024) finden heraus, dass weniger die Größe des Wohnortes, sondern die Bevölkerungsdichte der Region mit mehr Urlaubsreisen zusammenhängt. Personen, die in urbanen Gebieten leben, haben eine größere Fernverkehrsnachfrage als Personen aus suburbanen oder ländlichen Räumen (Große et al., 2019; Reichert & Holz-Rau, 2015). Hubert und Potier (2003) beschreiben auf Grundlage von Daten aus Frankreich und den USA, dass mit zunehmender Urbanisierung die Anzahl internationaler Reisen zunimmt. In einer Studie zur Segmentierung von Fernverkehrstypen in Berlin und München identifizieren Magdolen, von Behren, et al. (2022) signifikante Einflüsse des ÖV-Angebots und der Bevölkerungsdichte. Wenn die Bevölkerungsdichte höher ist, sind Personen eher den ‚Travel-addicted high mobiles‘ zuzuordnen. Sind am Wohnort besonders viele Haltestellen des ÖVs, werden Personen eher den ‚Regional (infrequent) travellers‘ zugeteilt. Czepkiewicz et al. (2018) beschreiben, dass selbst innerhalb von Städten die Fernverkehrsnachfrage in Abhängigkeit von der Art der Bebauung und der zentralen Lage variiert. Vor allem die Anzahl von internationalen Reisen und von Reisen mit dem Flugzeug ist bei Personen aus dicht bebauten, zentralen Lagen höher als bei Personen aus eher suburbanen Raumstrukturen (Czepkiewicz et al., 2020; Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018).

#### *‚Compensation hypothesis‘*

Einige Studien beziehen sich auf die sogenannte ‚compensation hypothesis‘, die beschreibt, dass Personen aus urbanen Räumen Fernverkehr unternehmen, um der Stadt zu entfliehen (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Dütschke et al., 2022; Mattioli et al., 2021). Die Annahme dafür ist, dass das

städtische Leben Nachteile mit sich bringt, z. B. weniger Grünflächen oder schlechtere Luftqualität, die Personen dazu veranlassen, Reisen und Ausflüge aus der Stadt heraus zu unternehmen (Bruderer Enzler, 2017; Große et al., 2019). Zeit und Geld, die beispielsweise in Städten durch kurze Wege und keinen Pkw-Besitz gespart werden, können wiederum in mehr Freizeit investiert werden (Holden & Linnerud, 2011). Holden und Norland (2005) finden heraus, dass Personen mit einem eigenen Garten weniger energieintensiv im Fernverkehr unterwegs sind als Personen ohne Zugang zu einem Garten. Eine andere Erklärung neben der Kompensation ist, dass Personen mit und ohne Garten auch einen anderen Lebensstil leben und darin die Begründung für ein anderes Fernverkehrsverhalten liegt (Große et al., 2019).

### 2.3.3 Psychologische Einflussfaktoren, Lebensstile und weitere Faktoren

Um die hohe Fernverkehrsnachfrage vor allem in urbanen Räumen zu erklären, erfolgt in vielen Studien die Berücksichtigung der psychologischen Einflussfaktoren und von Lebensstilen. Ebenso werden weiträumige soziale Netzwerke und Multilokalität mit mehr Fernverkehr in Verbindung gebracht und in diesem Abschnitt erläutert.

#### *Psychologische Einflussfaktoren*

Psychologische Merkmale tragen dazu bei, Verkehrsverhalten besser zu verstehen und zu beschreiben. Dazu zählen Kontrollüberzeugungen, also die Einschätzung von Personen, Kontrolle über die Ausführung ihres Verhaltens zu haben, Einstellungen, Normen und Werte (Hunecke, 2015; von Behren, 2021). Während für den Alltagsverkehr ein direkter Zusammenhang zwischen umweltorientierten Einstellungen sowie ökologischen Normen und einem umweltfreundlichen Mobilitätsverhalten festgestellt wurde, ist dieser Zusammenhang für den Fernverkehr nicht so eindeutig (Alcock et al., 2017; Holden & Linnerud, 2011; Magdolen, von Behren, et al., 2022). Becken (2007) stellt fest, dass Personen sich in ihrem Alltag stärker für die Auswirkungen auf das Klima verantwortlich fühlen als bei Reisen. Gerade für Urlaubsreisen besteht



eine Lücke zwischen Umweltbewusstsein und umweltfreundlichem Verhalten. Abstriche bei Urlaubsreisen werden weniger akzeptiert und mehr als Einschränkung der Freiheit wahrgenommen als in Bereichen des alltäglichen Lebens (Árnadóttir et al., 2019; Becken, 2007; Böhler et al., 2006). Dies bekräftigt auch die Studie von Alcock et al. (2017) bezogen auf Flugreisen. Die Umweltorientierung von Personen kann mit einem umweltfreundlicheren Verhalten im alltäglichen Leben in Verbindung gebracht werden, aber nicht mit weniger Flugreisen. Dies bestätigen auch die Ergebnisse von Magdolen, von Behren, et al. (2022). Die Personengruppe, die am meisten im Fernverkehr aktiv ist, berichtet in dieser Studie die größte Zustimmung zur ökologischen Norm. Umweltorientiertes Verhalten im Alltag wird nicht selten sogar als Rechtfertigung für das eigene Fernverkehrsverhalten verwendet (Árnadóttir et al., 2019, 2021). Böhler et al. (2006) leiten aus ihrer Studie ab, dass Personen eher aufgrund ökonomischer Einschränkungen nicht oder nur vergleichsweise lokal (bis 600 km) reisen und weniger aufgrund ihrer Umweltorientierungen.

### *Lebensstile*

Lebensstilbetrachtungen gehen einen Schritt weiter und berücksichtigen nicht nur die einzelne Eigenschaft einer Person, sondern das Zusammenwirken mehrerer Eigenschaften. Im Zusammenhang mit dem Fernverkehr sind vor allem die Lebensstile der urban lebenden Bevölkerung von Bedeutung (Reichert & Holz-Rau, 2015). Personen, die einen urbanen oder kosmopolitischen Lebensstil leben, ziehen beispielsweise eher in dicht besiedelte urbane Räume und unternehmen mehr internationale Reisen (Große et al., 2019; Mattioli et al., 2021). In diesem Zusammenhang spielt die sogenannte ‚Residential Self-Selection‘ eine Rolle (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Große et al., 2019). Diese beschreibt, dass Personen mit bestimmten Bedürfnissen, Eigenschaften und Einstellungen einen bestimmten Wohnstandort wählen. Nicht die hohe Dichte in urbanen Räumen führt zu einer größeren Fernverkehrsnachfrage, sondern Personen mit einer höheren Fernverkehrsaffinität wählen eher einen Wohnstandort in dichten urbanen Räumen. So ist der Lebensstil eine mögliche Erklärung, dass Personen trotz einer hohen ökologischen Orientierung besonders häufig Urlaubsreisen unternehmen (Böhler et

al., 2006). Urlaubsreisen stehen zudem in Verbindung mit dem persönlichen Wohlbefinden und dem sozialen Status (Árnadóttir et al., 2019).

Gössling et al. (2017) berücksichtigen in ihrer Studie die Motive von Reisen. Vielreisende zeichnen sich mit dem Motiv ‚being on the move‘ aus. Das deutet darauf hin, dass diese Personen das Reisen als Teil ihres Lebensstils sehen. Gleichzeitig handelt es sich bei den Vielreisenden mehrheitlich um Personen mit hohen Einkommen. Insgesamt sollte bei der Untersuchung von Fernverkehrsverhalten eine kombinierte Betrachtung von Lebensstil-Faktoren, soziodemographischen Eigenschaften und raumstrukturellen Einflüssen erfolgen (Große et al., 2019).

### *Soziale Netzwerke und Multilokale Lebensstile*

Einige Studien betrachten das soziale Netzwerk von Personen, um das Mobilitätsverhalten und dazugehörige Entscheidungen besser zu verstehen (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Frei & Axhausen, 2007; von Behren et al., 2023). Ist das soziale Netzwerk einer Person sehr weiträumig verstreut, also leben beispielsweise Familienangehörige oder Bekannte in anderen Regionen oder Ländern, entstehen bei Reisen zur Aufrechterhaltung dieser Beziehungen Fernverkehrssereignisse. Die sozialen Kontakte von Personen können von lokaler bis globaler Ebene teilweise sehr weit gestreut sein (Frei & Axhausen, 2007). Neben der Interaktion mit Menschen ist auch die Beziehung zu wichtigen Dingen und Orten, an die Personen zurückkehren, relevant (Puhe, 2023). Personen haben beispielsweise eine Beziehung zu ihren vorherigen Wohnstandorten und reisen möglicherweise regelmäßig dorthin, um dort bekannte Menschen und Orte zu besuchen (von Behren et al., 2023). Weiträumig gestreute soziale Netzwerke stehen in einem Zusammenhang mit mehr internationalen Reisen und der Migrationshintergrund von Personen kann dafür ein wichtiges Erklärungsmerkmal sein (Mattioli et al., 2021). LaMondia et al. (2014) finden heraus, dass Personen, die länger als 5 Jahre an ihrem Wohnstandort leben, weniger Reisen ins Ausland und Reisen mit dem Flugzeug unternehmen. Dies wird darauf zurückgeführt, dass sich im Laufe der Zeit das soziale Netzwerk verändert und der Bedarf an Fernverkehrsreisen abnimmt.

Die Erhaltung von Beziehungen kann auch ein Grund für die Entwicklung multilokaler Lebensstile sein. Damit ist gemeint, dass Personen an mehreren Orten regelmäßig aufgesuchte Alltagsräume haben (Dittrich-Wesbuer & Plöger, 2013). Ein Beispiel hierfür sind Studierende, die regelmäßig von ihrem Studienort in ihre Heimat fahren, um ihre Familie zu besuchen (Kramer, 2020). Weitere Beispiele, die in Verbindung mit Multilokalität stehen, sind beruflich bedingte oder private Zweitwohnsitze oder Paarbeziehungen über weite Distanzen. Telekommunikation ist ein wesentlicher Faktor für die Ermöglichung von Multilokalität und ist in vielen Fällen die Grundlage solcher Lebensstile (Scheiner, 2020).

In Summe führt die Vielzahl der Einflussfaktoren dazu, dass die Fernverkehrsnachfrage ungleich in der Bevölkerung verteilt ist. Hubert und Potier (2003) beschreiben, dass die Heterogenität der Verkehrsnachfrage im Fernverkehr größer ist als im Alltagsverkehr. Für Deutschland wurde Anfang der 2000er beispielsweise festgestellt, dass nur etwa 10 % der Bevölkerung fast 50 % der Fernreisen unternehmen und andersherum die Hälfte der Bevölkerung nur 10 % der Fernreisen durchführt (Zumkeller et al., 2005).

## 2.4 Herausforderungen bei der Erhebung von Fernverkehr und Längsschnittdaten

Da Fernverkehr mehrheitlich unregelmäßig und vereinzelt im Verhalten von Personen auftritt, stellt die umfassende Erhebung von Fernverkehrsereignissen eine Herausforderung dar (Malichová et al., 2022). Aufgrund der Seltenheit und Unregelmäßigkeit sind lange Betrachtungszeiträume erforderlich, um die Erfassung von Fernverkehr sicherzustellen. Die Beobachtung von Individuen über einen längeren Zeitraum führt allerdings zu erheblichem Aufwand und hohen Kosten (Aultman-Hall et al., 2015; Axhausen et al., 2003; Christensen, 2018) und stellt auch für Erhebungsteilnehmende eine hohe Belastung dar (Axhausen & Youssefzadeh, 2003; Schlich et al., 2000). Die Saisonalität und die je nach Reisezweck ungleichmäßige Verteilung über das Jahr

spielen zudem eine Rolle (Hubert & Potier, 2003). Die Fernverkehrsnachfrage variiert saisonal, z. B. zwischen Sommer und Winter, sowie in Abhängigkeit vom Wochentag (Werktage, Wochenenden und Feiertage) (Axhausen et al., 2003). Somit unterscheidet sich das erfasste Fernverkehrsaufkommen je nach gewähltem Beobachtungszeitraum. Um saisonale Schwankungen zu berücksichtigen, können Personen zu mehreren Zeitpunkten befragt werden (Zumkeller et al., 2005). Allerdings weisen Studien mit ausgedehnten Erhebungszeiträumen und mehreren Berichtszeitpunkten stark rückläufige Teilnahmeraten auf (Axhausen & Youssefzadeh, 2003; Harvey et al., 2015).

Für die quantitative Erhebung ist außerdem die Vielfältigkeit von Fernverkehr herausfordernd. Die einzelnen Fernverkehrsereignisse sind sehr heterogen und selbst im individuellen Verhalten können die Dauern der Reisen, die Reisezwecke, die genutzten Verkehrsmittel, die Ziele und die zurückgelegten Entfernungen stark variieren. In quantitativen Befragungen fällt es schwer mit den im Umfang begrenzten Fragebögen die Heterogenität und die bestehenden Freiheitsgrade der Fernverkehrsereignisse zu erheben (Schulz et al., 2020). Weitere den Fernverkehr betreffende Aspekte fehlen in den meisten Erhebungen oder werden nicht ausreichend erfasst. Dazu zählen die Vor-Ort-Mobilität an Urlaubsorten bei Übernachtungsreisen (Eurostat 2016) oder Informationen zu multilokalen Lebensstilen, z. B. Zweitwohnsitze im Ausland (Dittrich-Wesbuer et al., 2015).

Weiteren Einfluss hat die jeweils verwendete Abgrenzung von Fernverkehr. Je nach verwendeter Definition fällt Befragten die Einschätzung schwer, ob vergangene Ereignisse unter diese Definition fallen. Auf die Vielzahl verwendeter Abgrenzungen und die jeweiligen Vor- und Nachteile wird in Abschnitt 2.5 detailliert eingegangen.

Die meisten Studien und Erhebungen sammeln mit einem retrospektiven Ansatz Daten zum Fernverkehr, indem beispielsweise nach Übernachtungsreisen in den letzten drei Monaten gefragt wird (Bricka & Sabina, 2012; Gerike & Schulz, 2018). Übliche Bezugszeiträume liegen zwischen zwei Wochen und

einem Jahr (Kuhnimhof et al., 2009). Dabei ist die Erfassung länger zurückliegender und in der Regel für die Personen nicht regelmäßig wiederkehrende Reiseereignisse eine Herausforderung (Schulz et al., 2020). Das Erinnerungsvermögen hat einen Einfluss darauf, ob Personen sich überhaupt an Reisen zurückerinnern und in welcher Genauigkeit sie relevante Reisedetails abrufen können. Erinnerungseffekte stehen allgemein mit verringerter Genauigkeit und Zuverlässigkeit im Bericht in Verbindung (Aultman-Hall et al., 2015; Christensen, 2018). An längere Reisen können sich Teilnehmende in Befragungen in der Regel besser zurückerinnern. Ereignisse, die näher zum Alltagsbereich liegen und aus Sicht der Befragten eher gewöhnlich sind, bleiben weniger gut in der Erinnerung der Befragten und sind damit schwerer zu erfassen (Schulz et al., 2020). Erinnerungseffekte betreffen insbesondere Vielreisende (Bricka & Sabina, 2012). Hinzu kommt, dass diese Personen schwer zu erreichen und für Mobilitätshebungen zu rekrutieren sind (Axhausen et al. 2003; Eurostat 2016).

Neben retrospektiven Befragungsansätzen über zurückliegende Ereignisse gibt es die Möglichkeit, über einen längeren Zeitraum kontinuierlich die Mobilität von Personen zu erheben und im berichteten Verhalten die Fernverkehrsereignisse zu identifizieren. Vorteile bei diesem Vorgehen sind unter anderem, dass das gesamte Entfernungsspektrum erfasst wird, den Befragten keine Definition des Fernverkehrs erläutert werden muss und die Variation im Verhalten untersucht werden kann.

Es gibt nur wenige Studien zum Mobilitätsverhalten mit ausgedehnten Erhebungszeiträumen und diese liegen zum Teil schon lange zurück und haben eher geringe Stichprobengrößen (Mallig 2019). Dazu zählen die Uppsala-Studie (Hanson, 1980), *Mobidrive* (Haupt et al., 2001) und das MOP (Chlond et al., 2024), die aber jeweils auf die Erfassung und Untersuchung der Alltagsmobilität fokussiert sind.

Daten zum Mobilitätsverhalten von Personen im Längsschnitt können dazu genutzt werden, die Variation im Verhalten zu untersuchen. Diese kann aus

zwei Perspektiven erfolgen. Die interpersonelle Variation bezieht sich auf unterschiedliches Verhalten zwischen verschiedenen Personen. Die intrapersonelle Variation bezieht sich dagegen auf die Variation im Verhalten derselben Person im Längsschnitt (Eisenmann, 2019; Lipps, 2001). Dabei steht im Fokus, wie unterschiedlich sich dieselbe Person an verschiedenen Tagen verhält (Hanson & Huff, 1988; Pas & Koppelman, 1986; Schlich & Axhausen, 2003).

Die Forschungsarbeit von Mallig (2019) zeigt für die Verkehrsmittelwahl, dass durch die Betrachtung des Längsschnitts Erkenntnisse über die Variabilität und Stabilität im Mobilitätsverhalten gewonnen werden. So lässt sich beispielsweise multimodales Verhalten umso besser beschreiben, je länger der Betrachtungszeitraum ist. Wird diese Erkenntnis vom Alltags- auf den seltenen Fernverkehr übertragen, ist der Betrachtungszeitraum auf mindestens ein Jahr auszuweiten, um fernverkehrsspezifische Aspekte wie Saisonalität und Unregelmäßigkeit zu berücksichtigen. Darauf weisen auch die Ergebnisse des Projektes *Mobidrive* hin. In diesem wurde über einen ausgedehnten Zeitraum von sechs Wochen die gesamte Mobilität von Personen erhoben. Für einige Personen wurden in diesem Zeitraum Kurzurlaubsreisen im Verhalten identifiziert. Gleichzeitig kommt die Studie zu dem Ergebnis, dass selbst bei einer Erhebung von sechs Wochen die geographische Streuung von Aktivitäten begrenzt ist und ein Großteil der Aktivitäten innerhalb der Heimatstadt stattfindet (Haupt et al. 2001).

Die Erkenntnisse zu Erhebungen des Längsschnittverhaltens verdeutlichen, welcher Aufwand und welche zeitliche Ausdehnung für eine gleichzeitige Erfassung von Alltagsverhalten und seltenen Fernverkehrereignissen notwendig wäre. Zudem ist es schwer, geeignete und motivierte Personen für Studien mit einem sehr langen Erhebungszeitraum zu rekrutieren (Axhausen et al., 2002). Durch Fortschritte in Tracking-Erhebungen und passiven Datenerfassungen ergeben sich dennoch neue Möglichkeiten, Fernverkehrsmuster über einen längeren Beobachtungszeitraum detailliert zu erfassen (Malichová et al., 2022).

## 2.5 Definitionen von Fernverkehr und Tourismus

Dieser Abschnitt gibt eine Übersicht über die verwendeten Definitionen in den Erhebungen und Studien der Verkehrs- und Tourismusforschung und geht auf die Schwierigkeiten ein, Fernverkehr und Tourismus vom Alltagsverkehr abzugrenzen. Der Inhalt dieses Abschnitts ist eine Zusammenfassung des Konferenzbeitrags ‚The Many Definitions of Long-Distance Travel – a Discussion‘ von Magdolen et al. (2024).

### 2.5.1 Definition von Fernverkehr

Die Sichtung der Literatur zeigt deutlich, dass es keine einheitliche oder standardisierte Definition von Fernverkehr gibt (Frei et al., 2009; Kuhnimhof et al., 2009). Vielmehr zeigt sich, dass die Untersuchungen jeweils eigene Definitionen verwenden, die sich auf einen bestimmten Aspekt des Fernverkehrs fokussieren. Die Vielzahl unterschiedlicher Definitionen wird problematisch, wenn Ergebnisse und Kennwerte miteinander verglichen werden, vor allem wenn es um die Quantifizierung und weniger um beschreibende Erkenntnisse geht. Bereits geringfügige Unterschiede in den Definitionen können zu erheblichen Abweichungen führen.

Ein Vergleich der Studien zeigt, dass in der Regel die Entfernung, die Dauer bzw. die Anzahl an Übernachtungen und bestimmte Zwecke als Kriterien herangezogen werden. Einige Studien verwenden nur eine Dimension zur Abgrenzung, andere auch Kombinationen der Kriterien. Selbst bei allein auf Mindestentfernungen basierenden Definitionen variieren die verwendeten Schwellenwerte zwischen den Studien erheblich (Mattioli, 2023). In deutschen Studien wird mehrheitlich eine Mindestdistanz von 100 km verwendet (u. a. Aamaas et al., 2013; Frick & Grimm, 2014; Schulz et al., 2024; Winkler & Mocanu, 2017; Zumkeller et al., 2005). Pukhova et al. (2021) verwenden 40 km als Schwellenwert, schränken aber gleichzeitig auch die Wegezwecke ein. Die Studie schließt Wege zur Arbeit explizit als Fernverkehr aus. Die Begründung dafür ist, dass das Pendeln zum Arbeitsplatz ein gewohntes Verhalten

darstellt und damit den Entscheidungsparametern des alltäglichen Verkehrs unterliegt. Dütschke et al. (2022) verwenden in ihrer Studie 400 km als Distanzkriterium und fokussieren sich zusätzlich nur auf private Reisen mit mindestens einer Übernachtung. Das Übernachtungskriterium wird in einigen Erhebungen auch als alleiniges Kriterium verwendet, z. B. im Reisemodul der MiD (Eggs et al., 2018). Neben der Anzahl an Übernachtungen, verwenden vor allem Studien zum Langdistanzpendeln auch die Unterwegszeit als Kriterium. Beispielsweise wendet McKenzie (2013) 60 Minuten als Mindestdauer an.

Tabelle 2-1 enthält eine Auswahl an Erhebungen zum Fernverkehr und die jeweiligen Kriterien zur Abgrenzung. Die Definitionen werden dabei bereits während der Befragung angewendet, d. h. den Teilnehmenden wird mit den Erhebungsunterlagen vermittelt, was der Untersuchungsgegenstand ist. Zu beachten ist, dass in der Auswahl sowohl dezidierte Fernverkehrsstudien, z. B. die Reiseanalyse (FUR, 2023), als auch Mobilitätsenerhebungen mit Zusatzmodulen zur Erfassung von Fernverkehr enthalten sind. Die gewohnte Umgebung ist Teil der Definition von Tourismus und wird in Abschnitt 2.5.2 erläutert.



Tabelle 2-1 Übersicht ausgewählter Erhebungen zum Fernverkehr und die jeweils verwendeten Definitionen

Erhebung (Referenz)	Jahr(e)	Land/Erhebungsraum	Entfernung	Wege-/Reise-zweck	Dauer	Unterwegs-zeit	Gewohnte Umgebung	Kombi-nations-logik
Reiseanalyse (FUR, 2023)	Seit 1971	Deutschland		Urlaub (privat)	min. 1 Über-nachtung			und
American Travel Survey (United States Department of Transportation, 1995)	1995	U.S.A.	> 100 Meilen	Kein Pendeln				und
Eurostat: Tourismus-Statistik (Eurostat, 2014))	Seit 1995	Europäische Länder		Kein Pendeln oder Routen	min. 3 Stunden; max. 11 Jahr		Außerhalb der gewohnten Umgebung	und
MEST (Axhausen & Youssefzadeh, 2003)	1996/97	Schweden, UK, Portugal, Frankreich	> 100 km Luftlinie					
NHTS U.S. (United States Department of Transportation, 2006)	2001/02	U.S.A.	> 50 Meilen					
INVERMO (Zumkeller et al., 2005)	2001-2003	Deutschland	> 100 km					
KITE (Frei et al., 2009)	2008/09	Tschechien, Portugal, Schweiz	> 100 km Luftlinie					
Flash Eurobarometer (European Commission, 2016)	2016	Europäische Länder			min. 1 Über-nachtung			
Mobilität in Deutschland (MID) (Eggs et al., 2018)	2017	Deutschland			min. 1 Über-nachtung			
Mikrozensus Mobilität und Verkehr (Bundesamt für Statistik / Bundesamt für Raumentwicklung, 2023)	2021	Schweiz			min. 3 Stunden (Ausflug); min. 1 Übernachtung		Außerhalb der alltäglichen Routinen	und

Sortiert nach Jahr der Erhebung; wenn keine Spezifikation des Entfernungskriteriums, dann ist die zurückgelegte Entfernung im System gemeint oder keine Angabe in der Primärquelle; UK = Großbritannien

Für das Kriterium auf Basis einer Entfernung gibt es neben den verschiedenen Schwellenwerten zusätzlich die Unterscheidung, ob es sich um die Luftlinie zwischen Start und Ziel handelt oder um die im Verkehrssystem zurückgelegte Distanz (Zumkeller et al., 2005).

In Tabelle 2-2 wird eine Übersicht von ausgewählten Studien und ihrer jeweiligen Fernverkehrsdefinition gegeben. Diese Studien beruhen teilweise auf den Erhebungen aus Tabelle 2-1 und wenden zusätzliche Kriterien an oder basieren auf eigenen Erhebungen mit den angegebenen Kriterien. Mehrheitlich wird eine Mindestdistanz und mindestens eine Übernachtung als Bestandteile der Abgrenzung verwendet und teilweise um weitere Aspekte wie dem Zweck der Reise ergänzt. In der Studie von Christensen (2018) werden ausschließlich internationale Übernachtungsreisen betrachtet und von La-Mondia et al. (2014) werden zusätzlich die verwendeten Verkehrsmittel zur Abgrenzung des Untersuchungsgegenstands berücksichtigt.

Tabelle 2-2 Übersicht ausgewählter Studien zum Fernverkehr und die jeweils verwendeten Definitionen

Referenz	Land/Erhebungsraum	Entfernung	Weg-/Reisezweck	Dauer	Unterwegszeit	Gewohnte Umgebung	Kombinationslogik
LaMondia, et al. (2010)	Länder der EU		Urlaubsreisen				
Dargay und Clark (2012)	Großbritannien	≥ 50 Meilen	Kein Pendeln				und
Amaas et al. (2013)	Deutschland	> 100 km					
McKenzie (2013)	U.S.A.		Pendeln		≥ 60 Minuten		und
Frick und Grimm (2014)	Deutschland	> 100 km					
LaMondia et al. (2014)*	U.S.A.		Privat, Freizeit und Geschäftlich	min. 1 Übernachtung			und
Moeckel et al. (2015)	U.S.A.	≥ 50 Meilen					
Reichert und Hol-Rau (2015)	Deutschland	≥ 100 km		min. 1 Übernachtung			und
Christensen (2018) +	Dänemark			min. 1 Übernachtung			
Pukhova et al. (2021)	Deutschland	> 40 km	Kein Pendeln				und
Dütschke et al. (2022)	Deutschland	≥ 400 km	Keine Geschäftsreisen	min. 1 Übernachtung			und
Magdolen et al. (2022)	Deutschland (Berlin und München)		Privat und Freizeit			Außerhalb der gewohnten Umgebung	

Sortiert nach Jahr der Erhebung; wenn keine Spezifikation des Entfernungskriteriums, dann ist die zurückgelegte Entfernung im System gemeint oder keine Angabe in der Primärquelle; Unter privaten Zwecken werden in der Regel Reisen zu Verwandten oder Bekannten bezeichnet;  
 \* Diese Studie verwendet zusätzlich eine Abgrenzung anhand von Verkehrsmitteln: Fernbus, Fernzug und Flugzeug;  
 + Diese Studie verwendet zusätzlich die Abgrenzung von Reisen ins Ausland (internationale Reisen).

### 2.5.2 Definition von Tourismus

Entgegen der vielfältigen Definitionen von Fernverkehr gibt es für die Abgrenzung von Tourismus eine standardisierte Definition der Welttourismusorganisation (UNWTO). Gemäß dieser Definition zählt zu Tourismus die Bewegung von Menschen an Orte außerhalb ihrer gewohnten Umgebung, um dort persönliche oder geschäftliche Zwecke wahrzunehmen (UNWTO, 2007). Damit ist touristische Mobilität durch das Verlassen der individuellen gewohnten Umgebung gekennzeichnet. Nach der Definition der UNWTO gibt es für den Tourismus keine zeitliche Mindestdauer, aber eine Höchstdauer von einem Jahr. Sowohl Tagesausflüge als auch Reisen können touristische Ereignisse sein und entgegen der meisten Fernverkehrsdefinitionen wird Tourismus nicht anhand einer festgelegten Mindestentfernung abgegrenzt.

Die gewohnte Umgebung ist als geographischer Bereich, in dem die alltäglichen Routinen einer Person stattfinden, definiert. Dieser Bereich enthält den Wohnort einer Person, den Arbeits- oder Ausbildungsort und alle weiteren Orte, die regelmäßig aufgesucht werden. Das Pendeln zum Arbeits- oder Ausbildungsort stellt keinen Tourismus dar, Dienstreisen jedoch schon (Eurostat, 2014). Die gewohnte Umgebung muss nicht unbedingt ein zusammenhängender Bereich sein (UNWTO, 2007).

Tourismus kann für jede Person etwas anderes bedeuten, da auch die gewohnte Umgebung, in der die alltäglichen Routinen stattfinden, für jede Person individuell ist. Die gewohnte Umgebung ist von der subjektiven Einschätzung jeder Person abhängig und ist demzufolge nur schwer messbar. Ereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung können sich anhand der Dauer, dem Zweck, der Regelmäßigkeit sowie der Entfernung vom üblichen Wohnort oder dem Überschreiten von Gemeindegrenzen abzeichnen (Eurostat & European Union, 2013). Schwellenwerte werden aber nicht vorgegeben, da die subjektive Interpretation des Individuums über die eigene gewohnte Umgebung ausschlaggebend ist.

Eine Studie in Deutschland, die sich auf die subjektive Interpretation der gewohnten Umgebung stützt, ist die Studie "Tagesreisen der Deutschen". Diese Studie untersucht ausschließlich Tagesreisen, also Reisen ohne Übernachtung (dwif e.V., 2024). Da die Befragten subjektiv einschätzen, ob sie ihre gewohnte Umgebung verlassen, ist die Schwankungsbreite der berichteten Tagesreisen hoch. Manche Tagesreisen haben nur eine Distanz von 5 km einfacher Entfernung. Im Mittel liegt die Entfernung bei etwa 73 km. Die Studie ermittelt, dass die deutsche Bevölkerung im Jahr etwa 2,95 Milliarden Tagesreisen (privat und geschäftlich) unternimmt, d. h. etwa 30 solcher Aktivitäten pro Person und Jahr (Harrer & Scherr, 2013).

Der Mikrozensus Mobilität und Verkehr in der Schweiz nähert sich der Definition von Tourismus an, indem nach Ereignissen außerhalb der alltäglichen Routinen gefragt wird (Bundesamt für Statistik / Bundesamt für Raumentwicklung, 2023). Zusätzlich werden für Tagesausflüge und Übernachtungsreisen jeweils Minstdauern vorgegeben (Tabelle 2-1). Die Studie von Magdolen et al. (2022) aus Tabelle 2-2 ist ein weiteres Beispiel für eine Erhebung, in der die gewohnte Umgebung als Abgrenzung verwendet wird. Im eingesetzten Fragebogen lautet die Beschreibung:

*Im Folgenden geht es um Ausflüge, Unternehmungen, Kurzurlaube und Urlaube. Für all diese Unternehmungen müssen Sie den räumlichen Bereich Ihres Alltags verlassen und fahren z. B. aus der Stadt heraus oder aus dem Bereich heraus, den Sie sonst mit dem Pendeln abdecken, um einen Ausflug, Kurzurlaub oder Urlaub zu machen.*

### 2.5.3 Vergleich und Diskussion der Definitionen

Aus der Zusammenstellung der Literatur wird deutlich, dass verschiedene Dimensionen als Kriterien von Fernverkehr (Distanz, Dauer, Zweck, Unterwegszeit) und Tourismus (gewohnte Umgebung) und Kombinationen davon verwendet werden, um den jeweiligen Fokus der Erhebung oder der Auswertung einzugrenzen. In allen Studien geht es darum, mit der Definition besonderes oder außergewöhnliches Verhalten vom üblichen Alltagsverhalten

abzugrenzen. Diese zugrundeliegende Motivation ist die Gemeinsamkeit der Studien und Erhebungen.

Für die einzelnen Kriterien kann unterschieden werden, ob die Abgrenzung in einer Erhebung leicht zu verstehen ist und ob es Personen leichtfällt, die Abgrenzung auf ihr eigenes Verhalten anzuwenden. Für die Mindestentfernung ist es beispielsweise für Befragte nicht unbedingt nachvollziehbar, warum ein Weg mit etwa 95 km Entfernung nicht zu Fernverkehr zählt, wenn der Schwellenwert bei 100 km liegt. Gleichzeitig muss das Konzept einer Mindestdistanz in einer Befragung nicht ausführlich erklärt werden. Ein anderer Aspekt ist die Anwendbarkeit der Kriterien auf bereits erhobene Daten, z. B. auf Daten nationaler Mobilitätsbefragungen. Die Abgrenzung anhand von beispielsweise Dauern oder Entfernungen fällt auch im Nachgang leicht, wenn die entsprechenden Informationen in den Daten vorliegen. Die jeweiligen Eigenschaften der Kriterien sind wie folgt:

### *Entfernung bzw. Mindestdistanz*

- Das Kriterium ist für Befragte leicht zu verstehen. Eine Beurteilung für einzelne zurückliegende Ereignisse kann aber schwerfallen, vor allem wenn die Entfernung nahe am Schwellenwert liegt.
- Das Kriterium kann sehr leicht in der Analyse auf berichtete Wege mit Distanzangaben angewendet werden.
- Die Wahl des Schwellenwertes sollte verschiedene strukturelle Begebenheiten, z. B. Raumstrukturen in verschiedenen Regionen oder Ländern, berücksichtigen (Hubert & Potier, 2003).
- Bei Rundreisen mit mehreren aufgesuchten Orten kann es schwierig sein, die Überschreitung von Mindestdistanzen zu ermitteln.
- Es ist zu unterscheiden, ob sich die Abgrenzung auf die Luftlinienentfernung oder die zurückgelegte Strecke bezieht.
- Alle Reisezwecke sind enthalten, darunter auch das Langdistanzpendeln, das in seinen Eigenschaften dem alltäglichen Verhalten entspricht (Pukhova et al., 2021).

### *Reise-/Wegezweck*

- Das Kriterium ist für Befragte leicht zu verstehen und anzuwenden. Schwierigkeiten gibt es bei Reisen mit mehreren Zwecken, z. B. wenn eine Geschäftsreise mit einer privaten Urlaubsreise verbunden wird.
- Wenn Angaben zu Reise- und Wegezwecken in erhobenen Daten vorliegen, kann diese Definition leicht in der Analyse angewendet werden.
- Mit Ausnahme des Zwecks „Urlaub“ benötigt dieses Kriterium ein weiteres Kriterium, um den Untersuchungsgegenstand plausibel zu definieren. Häufig wird der Zweck in Verbindung mit der Dauer oder einer Mindestentfernung verwendet, vor allem wenn es um die Zwecke „Freizeit“ oder „Pendeln“ geht.

### *Reisedauer bzw. Anzahl Übernachtungen*

- Das Kriterium ist für Befragte leicht zu verstehen und anzuwenden.
- Übernachtungen sind in der Regel in berichteten Mobilitätsdaten einfach zu identifizieren. Es werden allerdings Daten über mehrere Tage oder längere Zeiträume benötigt.
- Übernachtungen können auch an regelmäßig besuchten Orten stattfinden, z. B. in der Nähe des Wohnortes, und müssen nicht unbedingt außergewöhnliches Verhalten darstellen.
- Tagesreisen/-ausflüge werden mit dem Übernachtungskriterium vollständig ausgeschlossen.
- Manche Erhebungen verwenden eine Mindestanzahl von Stunden für die Abgrenzung von Tagesausflügen. In diesen Fällen braucht es aber noch ein weiteres Kriterium, z. B. den Zweck „Freizeit“.

### *Unterwegszeit*

- Das Kriterium ist für Befragte leicht zu verstehen und anzuwenden.
- Wege, die eine vorgegebene Unterwegszeit überschreiten, sind leicht in Daten zu identifizieren und zu untersuchen.
- Das Kriterium wird häufig im Zusammenhang mit der Belastung durch Mobilität auf das Wohlbefinden und die Lebensqualität in Studien zum Fernpendeln angewendet. Daher erfolgt in vielen Fällen die Kombination der Unterwegszeit mit dem Zweck „Pendeln“.
- Vor allem bei langen Reisen bleibt die Unterwegszeit eher in Erinnerung als die zurückgelegte Strecke, z. B. bei Flugreisen. Die Unterwegszeit kann jedoch selbst bei gleichen Wegen oder Reisen stark variieren abhängig von z. B. der Verkehrssituation oder der Anzahl der Umstiege.

### *Tourismus – Verlassen der gewohnten Umgebung*

- Für Befragte kann die Definition sowohl schwierig als auch einfach zu verstehen sein. Gegebenenfalls bewerten Teilnehmende die gleichen Ereignisse auf unterschiedliche Weise. Allerdings gibt es durch die subjektive Komponente der Definition kein objektives Richtig oder Falsch.
- Im Nachgang fällt es schwer, Tourismus in Erhebungsdaten zu identifizieren, wenn dies nicht von den Befragten explizit berichtet wird. Die gewohnte Umgebung von Personen bezieht sich auf Routinen und damit auf das Verhalten über längere Zeiträume, weswegen es für eine Auswertung Längsschnittdaten braucht.
- Die Definition ist einheitlich, standardisiert und es müssen keine Schwellenwerte festgelegt werden.



- Die Idee des Verlassens der gewohnten Umgebung in der Tourismusforschung entspricht in seiner Motivation im Wesentlichen den Gründen, Fernverkehr zu definieren. Es geht darum, den außergewöhnlichen Teil des Mobilitätsverhaltens mit anderen Entscheidungsparametern und Erfahrungen im Vergleich zum alltäglichen, von Routinen geprägten Alltag abzugrenzen.
- Die Definition von Tourismus bezieht sich auf die individuelle Ebene und die Form und Größe der gewohnten Umgebung kann für jede Person unterschiedlich sein.

Die Definition von Tourismus scheint im Vergleich zu den anderen Definitionen und Kriterien schwerer verständlich und anwendbar zu sein. Dennoch beschreibt diese Definition den Kern der Abgrenzung zum Alltagsverkehr aus subjektiver Sicht am genauesten. Wenn nicht die einzelne Person direkt nach ihrer subjektiven Einschätzung gefragt wird, braucht es Längsschnittinformationen zu den Routinen, um die gewohnte Umgebung auf individueller Ebene zu bestimmen. Es wird nicht generalisiert, was Fernverkehr über alle Personen hinweg bedeutet. Die einzelne Person und ihr Verhalten im Längsschnitt stehen im Mittelpunkt der Abgrenzung anhand der gewohnten Umgebung. Dabei ist das Alltagsverhalten der Personen ein Teil der Definition.

Für viele Anwendungsfälle, unter anderem zur Untersuchung der Klimarelevanz, ist die Abgrenzung von besonders weiten Fernverkehrsereignissen, z. B. anhand einer Mindestdistanz, ein geeigneter Ansatz (Mattioli & Adeel, 2021). Um das Fernverkehrsverhalten in seinen verschiedenen Facetten, den verschiedenen Entfernungsbereichen und vor allem im Zusammenspiel mit dem Alltagsverhalten zu untersuchen und zu verstehen, zeichnet sich dagegen die gewohnte Umgebung als hilfreicher Ansatz ab.

## 2.6 Fernverkehr im Zusammenhang mit dem Alltagsverkehr

Aus der Tourismus-Definition wird deutlich, dass außergewöhnliches Verhalten abhängig von den alltäglichen Routinen und dem alltäglichen Mobilitätsverhalten ist. Wechselwirkungen zwischen dem Alltags- und Fernverkehrsverhalten werden zwar seltener als andere Wirkungszusammenhänge, z. B. von soziodemographischen Eigenschaften, untersucht, dennoch gibt es Studien, die Erkenntnisse dazu liefern. Die meisten davon betrachten nicht nur das Verhalten allein, sondern beziehen Raumstrukturen in die Untersuchung ein. So ist ein häufig bestätigtes Ergebnis, dass Personen aus urbanen Räumen und größeren Städten in ihrem Alltag kürzere Distanzen zurücklegen und dagegen im Fernverkehr häufiger und weiter unterwegs sind (Holz-Rau et al., 2014; Holz-Rau & Sicks, 2013; Reichert & Holz-Rau, 2015). Scheffler und Heinen (2024) beschreiben, dass damit die Raumstruktur auf den Alltagsverkehr und den Fernverkehr (Urlaubsreisen) entgegengesetzt wirkt, im Unterschied zu soziodemographischen Eigenschaften, die bei der Nachfrage im Alltags- und Fernverkehr in die gleiche Richtung wirken.

Es wurde außerdem festgestellt, dass Personen, die sich im Alltag multimodal verhalten und daher weniger klimarelevante Emissionen verursachen als monomodale Autonutzende, dies durch häufigere und weitere Reisen im Fernverkehr (über-)kompensieren (Holz-Rau et al. 2014; Reichert und Holz-Rau 2015). Auch eine neuere Studie stellt einen positiven Zusammenhang zwischen der Multimodalität im Alltagsverhalten und einer größeren Nachfrage nach Reisen fest (Magdolen, Chlond, et al., 2022). LaMondia et al. (2014) identifizieren in ihrer Studie, dass Personen, die am meisten zu Fuß und mit dem Fahrrad unterwegs sind, die größte Nachfrage im Fernverkehr zu Freizeit Zwecken berichteten. Personen können sogar nachhaltiges Verhalten im Alltag als Rechtfertigung für ihre Reisen im Fernverkehr sehen (Czepkiewicz, Heinoonen, et al., 2018). Auch der bereits beschriebene positive Zusammenhang zwischen dem Pkw-Besitz sowie der Pkw-Nutzung im Alltag und einer höheren

Nachfrage bei Flugreisen (Mattioli et al., 2021) verstärkt die Bedeutung einer umfassenden Betrachtung der Gesamtmobilität von Personen. Dies gilt insbesondere für die Bestimmung der Wirkungen auf das Klima.

Die meisten aufgeführten Studien beziehen sich auf Daten, die das Alltagsverhalten an einem Stichtag mit retrospektiv berichteten Reisen im Fernverkehr in Verbindung setzen (u. a. Holz-Rau et al., 2014). Damit gehen nicht die Routinen im Längsschnittverhalten von Personen ein, sondern das Alltagsverhalten eines zufälligen Stichtags. Ein Beispiel für ein Modell, dass den Alltag und den Fernverkehr in einer Längsschnittperspektive abbildet, ist das Modell CUMILE. Darin werden mithilfe einer Datenfusion die Alltagsmobilität auf Basis des MOP und die Fernmobilität aus dem Projekt INVERMO auf der Ebene einzelner Pkw zusammengebracht, wodurch die Pkw-Nutzung im Längsschnitt über ein Jahr modelliert werden kann (Chlond et al., 2014; Eisenmann, 2019; Weiss et al., 2017). Das Projekt INVERMO wird in Abschnitt 3.1.3 detailliert beschrieben.

Die folgenden beiden Studien beruhen auf dem Erhebungsansatz des sogenannten Mobilitätsskeletts, in dem Fernverkehr anhand der gewohnten Umgebung in der Befragung abgegrenzt wird. In einer Studie in Berlin und München von Magdolen, von Behren, et al. (2022) werden Merkmale des Mobilitätsverhaltens im Alltag (z. B. Häufigkeit von Freizeitaktivitäten in einer typischen Woche) und im Fernverkehr (z. B. Häufigkeit von Urlaubsreisen) für die Klassifizierung von vier verschiedenen Verhaltenstypen genutzt. Es wird ein Mobilitätstyp („Young travel-addicted urbanites“) identifiziert, der sich durch eine Diskrepanz zwischen einem umweltgerechten Verhalten im Alltag und einem weniger umweltgerechten Fernverkehrsverhalten auszeichnet. Identifizierte Widersprüche zwischen den Einstellungen von Personen und ihrem Verhalten werden als Ansatzpunkt zur Entwicklung von Maßnahmen gesehen, wenn beispielsweise fehlende Angebote oder äußere Zwänge Gründe für diese Widersprüche sind. Magdolen et al. (2021) fanden in einer anderen Studie heraus, dass es Personen gibt, die sich in ihrer Alltagsmobilität sehr ähnlich sind, sich aber in ihrem Fernverkehrsverhalten stark unterscheiden.

Weiterhin wird ermittelt, dass bestimmte Personen einen eigenen Pkw nicht in ihrer Alltagsmobilität, sondern fast ausschließlich für Reisen und Ausflüge am Wochenende nutzen. Aus einer alleinigen Betrachtung des Alltags wären so die Gründe für den Pkw-Besitz weniger ersichtlich. Eine detaillierte Vorstellung des Erhebungsansatzes des Mobilitätsskeletts erfolgt in Abschnitt 3.1.7.

Die Untersuchung von Fernverkehr, eingebettet in das Alltagsverhalten der Personen, ist ein wichtiger Ansatz für die gesamthafte Betrachtung von individueller Mobilität. Manz (2005) beschreibt, dass vielschichtige Wechselwirkungen und Verflechtungen zwischen dem Alltags- und dem Fernverkehrsverhalten bestehen und aus Sicht der Verkehrswissenschaften eine integrierte Betrachtung beider Segmente erfolgen sollte. Es können Diskrepanzen zwischen der Alltags- und Fernmobilität vorliegen, sodass Erkenntnisse und Strukturen aus der Alltagsmobilität nicht auf den Fernverkehr übertragen werden können. Ein tiefergehendes Verständnis dieser Zusammenhänge, das beispielsweise für die Wirkungsabschätzung von einflussnehmenden Maßnahmen notwendig ist, könnte durch die gemeinsame Betrachtung des Alltags- und Fernverkehrsverhaltens auf Ebene von Personen erzielt werden.

## 2.7 Zusammenfassung und Ableitung des Forschungsbedarfs

Es wurde festgestellt, dass der Fernverkehr trotz seiner Relevanz vergleichsweise wenig Aufmerksamkeit erhält und dieser Teil der Nachfrage gegenüber dem Alltagsverkehr weniger intensiv untersucht wird. Gleichzeitig ist bekannt, dass sich Fernverkehr in vielen Eigenschaften vom Alltagsverkehr unterscheidet und in den meisten Fällen außergewöhnliches Verhalten darstellt. Studien identifizieren eine Vielzahl verschiedener Einflussfaktoren mit Wirkungen auf die Nachfrage und verdeutlichen den Bedarf, den Fernverkehr als Teil der Gesamtmobilität umfassend zu untersuchen.

Wesentliche Hindernisse für die Untersuchung sind Schwierigkeiten bei der Erhebung von Fernverkehr und der Mangel einer einheitlichen Definition. Die meisten Studien verwenden eigene Abgrenzungen von Fernverkehr, die einen studienübergreifenden Vergleich von Ergebnissen erschweren. In der Regel werden Schwellenwerte für eine Mindestentfernung oder eine Mindestdauer genutzt oder es werden bestimmte Zwecke in der Definition einbezogen. Die Abgrenzung von Alltags- und Fernverkehr anhand festgelegter Kriterien ist allerdings auch kritisch zu sehen. Je nach persönlichen Routinen und alltäglichem Mobilitätsverhalten kann Fernverkehr für jede Person etwas anderes bedeuten. Daher wäre es sinnvoll, Fernverkehr individuell zu definieren und dabei das gesamte Mobilitätsverhalten der betreffenden Person zu berücksichtigen.

Ein Ansatz zur individuellen Abgrenzung findet sich in der Definition von Tourismus mit dem Konzept der gewohnten Umgebung. Die gewohnte Umgebung beschreibt den Raum, in dem die alltäglichen Aktivitäten einer Person stattfinden und ergibt sich damit aus dem Verhalten einer Person über einen längeren Zeitraum. Ereignisse im Mobilitätsverhalten fallen dann unter die Tourismus-Definition, wenn sie außerhalb der individuellen Umgebung stattfinden. Damit adressiert die Tourismus-Definition den Kern der meisten Fernverkehrsdefinitionen. Es wird angestrebt, alltägliches und außergewöhnliches Verhalten voneinander abzugrenzen.

Daraus wird die Forschungsidee abgeleitet, das Konzept der gewohnten Umgebung aus der Tourismusforschung auf Daten und Untersuchungen der Verkehrsforschung zu übertragen, um so Fernverkehr auf individueller Ebene zu definieren. Für die Ermittlung der gewohnten Umgebung, ist die Untersuchung von Längsschnittdaten notwendig, wenn nicht explizite Informationen aus Befragungen vorliegen. Nur durch ausreichend Informationen zu den alltäglichen Routinen lässt sich die individuelle gewohnte Umgebung bestimmen und darauf basierend eine individuelle Abgrenzung zwischen dem Alltag und außergewöhnlichen Ereignissen ableiten.

Um die Fernverkehrsdefinition anhand der individuellen gewohnten Umgebung zu entwickeln und anzuwenden, widmet sich diese Arbeit den folgenden Fragestellungen:

- *Welche Daten zum Fernverkehr und zum Längsschnittverhalten gibt es und welche eignen sich, um die individuelle gewohnte Umgebung zu ermitteln?*
- *Wie kann das Konzept der gewohnten Umgebung für die Anwendung auf Mobilitätsdaten operationalisiert werden?*
- *Über welchen Zeitraum müssen mindestens Informationen zum Mobilitätsverhalten vorliegen, um die gewohnte Umgebung zu bestimmen?*
- *Welche Eigenschaften haben Ereignisse, die außerhalb der gewohnten Umgebung stattfinden?*
- *Welche Einflussfaktoren wirken auf die Größe der gewohnten Umgebung?*
- *Welche Einflussfaktoren wirken auf die Anzahl der Fernverkehrsereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung?*
- *Wie ist die auf Basis der gewohnten Umgebung ermittelte Fernverkehrsnachfrage in den Gesamtkontext einzuordnen?*

### 3. Daten- und Informationsquellen

In diesem Kapitel werden Befragungen und weitere Datenquellen aufgeführt, die Informationen zum Mobilitätsverhalten und dabei vorrangig zum Fernverkehr in Deutschland enthalten. Damit widmet sich dieses Kapitel der Frage:

*Welche Daten zum Fernverkehr und zum Längsschnittverhalten gibt es und welche eignen sich, um die individuelle gewohnte Umgebung zu ermitteln?*

Es wird ein möglichst umfassendes Bild der verfügbaren Quellen und der jeweiligen Schwerpunkte gegeben. Damit geht die Übersicht über die reine Auswahl geeigneter Daten für die nachfolgenden Analysen dieser Arbeit hinaus. Es wird vielmehr angestrebt, die vielfältige und undurchsichtige Datenlage zum Fernverkehr in Deutschland darzustellen. Neben Befragungen werden auch bestehende Modellansätze vorgestellt und auf allgemeine Einschränkungen bei der Nutzung der Daten- und Informationsquellen verwiesen. Das Kapitel schließt mit der Auswahl der Datenquellen für die weiteren Untersuchungen in dieser Arbeit ab.

#### 3.1 Mobilitätsbefragungen

Die nachfolgend beschriebenen Befragungen unterscheiden sich hinsichtlich der Erhebungskonzepte, der Untersuchungsräume, der Beobachtungsdauern und der Abgrenzung des berücksichtigten Mobilitätsverhaltens. Es werden dennoch in allen aufgeführten Befragungen Daten erhoben, die bestimmte Informationen zum Fernverkehr enthalten.

### 3.1.1 Deutsches Mobilitätspanel (MOP)

Das Deutsche Mobilitätspanel (MOP) ist eine nationale Haushaltsbefragung, die seit 1994 jährlich durchgeführt wurde und auf die Erfassung der Alltagsmobilität in Deutschland ausgelegt war. Das MOP wurde im Auftrag des Bundesministeriums für Digitales und Verkehr durchgeführt. Mit der Erhebung im Herbst 2022 endete das MOP und damit die kontinuierliche Erhebung der Alltagsmobilität in Deutschland nach fast 30 Jahren (Chlond et al., 2024). Neben der Erhebung zur Alltagsmobilität wurden Haushalte mit Pkw-Besitz zusätzlich gebeten, an einer Befragung zu Fahrleistung und Kraftstoffverbrauch ihrer privat genutzten Pkw teilzunehmen.

Die Gesamtstichprobe umfasst pro Erhebungswelle 1.500 bis 1.800 Haushalte mit 2.600 bis 3.100 Personen im Alter von zehn Jahren und älter. Dabei ist das MOP als Rotationspanel über drei Jahre konzipiert, d. h. die Teilnehmenden werden gebeten, ihr Mobilitätsverhalten in drei aufeinanderfolgenden Jahren zu berichten. Jedes Jahr ersetzt eine neue Kohorte von Personen mit Erstbericht den Teil der Stichprobe, der die Erhebung verlässt. Geplant sind drei Jahre der Teilnahme, allerdings scheiden einige Teilnehmende schon früher freiwillig aus der Erhebung aus. Jedes Jahr besteht die Stichprobe somit aus Personen mit Erst-, Zweit- und Drittbericht. Die deutschlandweit erhobene Stichprobe ist hinsichtlich der Eigenschaften Raumtyp, Haushaltstyp, Pkw-Besitz, Alter und Geschlecht repräsentativ (Ecke et al., 2023).

Die Teilnehmenden werden gebeten, für eine Woche ein Wegetagebuch auszufüllen. Dabei geben sie für alle Wege, die sie in der Erhebungswoche zurücklegen, detaillierte Informationen an. Dazu zählen die zurückgelegte Entfernung, genutzte Verkehrsmittel, Wegezwecke sowie Abfahrts- und Ankunftszeiten. Jeweils ein Siebtel der Stichprobe beginnt an einem anderen Wochentag, um Berichtseffekte, z. B. eine abnehmende Motivation gegen Ende der Erhebungswoche, auf alle Wochentage zu verteilen. Mit einem separaten Fragebogen werden soziodemographische Informationen über die Teilnehmenden und ihren Haushalt erhoben (Ecke et al., 2023).



Das Erhebungskonzept des MOP erlaubt, die berichtete Mobilität auf verschiedenen Ebenen zu untersuchen. Einerseits sind Auswertungen auf Haushaltsebene, auf Personenebene und auf Wegeebe möglich. Andererseits hebt sich das MOP vor allem durch seine Längsschnitt- und Panel-Eigenschaften hervor. Die Daten ermöglichen, die Mobilität einer Person an einzelnen Tagen, in einer ganzen Woche und in verschiedenen Jahren zu untersuchen. Damit ist das MOP geeignet, die intrapersonelle Variabilität im Verhalten einer Person zu betrachten und Veränderungen zwischen Berichtsjahren und deren Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten zu untersuchen (Chlond et al., 2024).

In Bezug auf den Fernverkehr enthält das MOP vor allem Tages- und Wochenendausflüge sowie kurze Reisen, die zufällig in der Erhebungswoche liegen. Es sind auch Teile von längeren Reisen enthalten, z. B. die An- oder Abreise. Da der Schwerpunkt im MOP auf die Erfassung der Alltagsmobilität ausgelegt ist, liegen die Erhebungszeiträume außerhalb der Schulferien. Daraus lässt sich schließen, dass Urlaubsreisen im MOP nicht repräsentativ erfasst sind. Außerdem ist zu beachten, dass erfasste Wege auf eine maximale Distanz von 1.000 km gekürzt werden (Ecke et al., 2023).

### 3.1.2 Mobilität in Deutschland (MiD)

MiD steht für die bundesweite Mobilitätserhebung „Mobilität in Deutschland“. Es handelt sich um eine Stichtagserhebung im Auftrag des Bundesministeriums für Digitales und Verkehr, bei der an jedem Tag im Erhebungszeitraum von mehr als einem Jahr Teilnehmende berichten (Nobis & Kuhnimhof, 2018). Die letzte Erhebung MiD 2017 fand zwischen Mai 2016 und September 2017 statt. Daran haben mehr als 300.000 Befragte teilgenommen und knapp 1 Million Wege berichtet. Für die aktuellste Erhebung MiD 2023 stehen zum Zeitpunkt dieser Arbeit noch keine Daten und Ergebnisse zur Verfügung. Teilnehmende berichten an ihrem Stichtag in einem Wegetagebuch alle zurückgelegten Wege mit Informationen zur Verkehrsmittelnutzung, den zurückgelegten Distanzen, zu Start- und Endzeiten und Wegezwecken. Darüber hinaus

werden soziodemographische Eigenschaften der Haushalte und Personen erfasst. Die Stichprobe der MiD setzt sich aus einer bundesweiten Basisstichprobe und zusätzlichen regionalen Stichproben zusammen, die durch eine Gewichtung repräsentative Aussagen zum Mobilitätsverhalten für die deutsche Wohnbevölkerung erlauben (Eggs et al., 2018).

Neben dem Stichtagsmodul wird jeweils ein Teil der Stichprobe in ausgewählten Modulen zu weiteren Mobilitätsaspekten befragt. Darunter gibt es das Reisemodul, das Informationen zu Übernachtungsreisen in den letzten drei Monaten erhebt. Neben der Anzahl werden für bis zu drei Übernachtungsreisen das Hauptverkehrsmittel, der Reisezweck und die Zielregion (innerhalb Deutschlands, Europa oder außerhalb Europas) abgefragt. Außerdem sind Fragen zur Anzahl der Übernachtungen, zur Anzahl begleitender Personen aus dem Haushalt und zur einfachen Entfernung zum Reiseziel enthalten. In der MiD 2017 wurden mehr als 32.000 Personen mit dem Reisemodul befragt und es wurden Daten für knapp 39.000 Übernachtungsreisen dieser Personen erfasst. Somit liegen an Informationen zum Fernverkehr einerseits zufällig am Stichtag im Wegetagebuch berichtete Fernverkehrswege und andererseits für einen Teil der Stichprobe berichtete Übernachtungsreisen im Reisemodul vor (Nobis & Kuhnimhof, 2018).

#### 3.1.3 INVERMO

Innerhalb des Projekts „Die intermodale Vernetzung von Personenverkehrsmitteln unter Berücksichtigung der Nutzerbedürfnisse (INVERMO)“ fand zwischen 2000 und 2003 die letzte große dezidierte Fernverkehrserhebung in Deutschland statt (Zumkeller et al., 2005). Als Fernverkehr werden dabei alle Wege mit einer Mindestentfernung von 100 km betrachtet. Das Erhebungskonzept von INVERMO beruht auf einer längsschnittorientierten Betrachtung des Fernverkehrsverhaltens, um die Variation in der Verkehrsmittelwahl zu erfassen und saisonale Schwankungen zu berücksichtigen. In der Befragung der etwa 17.000 Teilnehmenden wurden Informationen zur Verkehrsmittelnutzung und zu den Reisezwecken gesammelt. Außerdem wurden Fragen zu

Zweitwohnsitzen und zum Fernpendeln gestellt, um regelmäßig wiederkehrende Fernverkehrsereignisse zu erfassen.

Ein wesentliches Ergebnis des Projekts INVERMO ist die ungleiche Verteilung von Fernverkehrsereignissen in der Bevölkerung. Es wird eine starke Heterogenität festgestellt, bei der nur 10 % der Bevölkerung fast 50 % der Reisen durchführen. Ein weiteres Ergebnis sind Erkenntnisse zur zeitlichen Verteilung der Fernverkehrsnachfrage (Zumkeller et al., 2005).

Basierend auf den Daten von INVERMO entwickelt Manz (2005) ein Modell, das die Fernverkehrsnachfrage der deutschen Bevölkerung im Längsschnitt auf Personenebene abbildet. Es ist ein von der Alltagsmobilität unabhängiges Modell, das von der Reisehäufigkeit über Zeitpunkt und Art der Reisen bis hin zur Ziel- und Verkehrsmittelwahl den Fernverkehr mikroskopisch abbildet. Mithilfe dieses Modells kann simuliert werden, wie verschiedene Maßnahmen, z. B. ein verbessertes Schienenangebot, auf den Fernverkehr wirken.

#### 3.1.4 Reiseanalyse

Die Reiseanalyse ist eine Personenbefragung zum Reiseverhalten der deutschsprachigen Wohnbevölkerung ab 14 Jahren, die seit 1970 kontinuierlich durchgeführt wird (FUR, 2023). Der Kern der Reiseanalyse erfasst Urlaubsreisen (ab 5 Tagen Dauer) und Kurzurlaubsreisen (2 bis 4 Tage Dauer), woraus sich Aussagen zur Reiseintensität und -aktivität der Bevölkerung ableiten lassen. Für die Reiseanalyse 2016 wurden beispielsweise die Interviews von mehr als 7.700 Personen als repräsentative Stichprobe ausgewertet (Schrader et al., 2016).

In der Reiseanalyse werden zunächst die soziodemographischen Eigenschaften der Befragten erfasst. Anschließend werden die Häufigkeiten von Urlaubsreisen, Kurzurlaubsreisen und sonstigen Reisen mit mindestens einer Übernachtung erhoben. Mithilfe eines Jahresschemas erfolgt die Abfrage der Zeitpunkte der Urlaubsreisen im Vorjahr. Dabei werden die Reiseziele,

Verkehrsmittel, Reiseausgaben und Urlaubsreisearten (z. B. Aktivurlaub oder Kulturreise) abgefragt. Außerdem wird erhoben, ob das Reiseziel zum ersten Mal besucht wird. Für eine Liste an Urlaubsregionen wird erfasst, ob die Person in den vergangenen drei Jahren dort einen Urlaub gemacht hat, oder ob eine Reise dorthin in den nächsten drei Jahren geplant ist (Schrader et al., 2016).

Durch die jährliche Durchführung der Reiseanalyse lassen sich Trends im Urlaubs- und Reiseverhalten erfassen und beschreiben. Seit 2019 gibt es zusätzlich die „RA Business“, die sich Geschäftsreisen mit Übernachtungen widmet (FUR/DITF/NIT, 2021).

#### 3.1.5 Tagesreisen der Deutschen

Tagesreisen der Deutschen ist eine durch das Deutsche Wissenschaftliche Institut für Fremdenverkehre e.V. (dwif e.V.) durchgeführte Studie, die in ihrer Erhebung die Definition von Tourismus verwendet. Die zuletzt frei verfügbaren Ergebnisse stammen aus einer größeren Erhebung im Jahr 2013 mit 36.400 Interviews (Harrer & Scherr, 2013). Die Befragungen wurden über den Zeitraum von 52 Wochen zwischen Mai 2012 und April 2013 geführt und beziehen sich jeweils auf die zuvor beendete Kalenderwoche. Seit 2016 werden jährlich Marktdaten zum Tagestourismus innerhalb des sogenannten Tagesreisenmonitors erhoben (dwif e.V., 2024).

Harrer und Scherr (2013) beschreiben für die Erhebung 2013 ausführlich die verwendete Definition von Tourismus in der Studie. Es werden der Definition folgend nur Ereignisse erfasst und berücksichtigt, die aus subjektiver Sicht der Befragten außerhalb der gewohnten Umgebung liegen. Dabei wird keine zeitliche Mindestdauer oder Mindestentfernung festgelegt. Die Studie unterscheidet zwischen privaten und geschäftlichen Tagesreisen. Zudem schließt die Studie bei der Definition der Tagesreisen Wege zum Einkauf zur Deckung des alltäglichen Bedarfs, Pendeln und alle Ereignisse, die einer gewissen Routine oder Regelmäßigkeit unterliegen, aus. Als Beispiele werden regelmäßige

Vereinsaktivitäten im Nachbarort oder Arztbesuche genannt. Dem Fokus auf Tagesreisen entsprechend sind keine Ereignisse mit Übernachtungen in den Daten enthalten.

Die Ergebnisse der Studie geben einen Gesamtüberblick über die Tagesreisen der deutschsprachigen Bevölkerung ab 14 Jahren. So unternimmt etwa 84 % der deutschsprachigen Wohnbevölkerung Tagesreisen. Diese erfassten Ereignisse dauern laut der Studie im Mittel 9 Stunden und es werden für die einfache Strecke etwa 73 km zurückgelegt. Es sind aber auch Tagesreisen von nur kurzer Dauer und geringen Entfernungen erfasst: 4 % der Tagesreisen haben eine Dauer von weniger als 3 Stunden und 38 % der Tagesreisen haben eine einfache Entfernung von weniger als 25 km (Harrer & Scherr, 2013).

### 3.1.6 Erhebungen für das Umweltbundesamt

In zwei Forschungsarbeiten im Auftrag des Umweltbundesamts erfolgten in jüngerer Vergangenheit gezielte Betrachtungen der Langstreckenmobilität und des Reiseverkehrs der deutschen Bevölkerung. In beiden Projekten wird die MiD 2017 verwendet, auf dessen Basis das sogenannte Fusionsmodell entwickelt wurde. Eine Erläuterung des Modells wird in Kapitel 3.3.2 gegeben.

In beiden Projekten wurden zur Vertiefung bestimmter Aspekte jeweils zusätzliche Erhebungen durchgeführt. Im Projekt „Klimawirksame Emissionen des Reiseverkehrs“ (Schulz et al., 2020) liegt der Fokus zur besseren Ermittlung der Emissionen zum einen auf einer detaillierteren Erfassung von reisespezifischen Verkehrsmitteln wie z. B. Wohnwagen, Wohnmobile, Kreuzfahrtschiffe und Fähren. Zum anderen werden Zusatzausstattungen wie beispielsweise Dachboxen abgefragt. Außerdem enthalten die erhobenen Daten neben den Hauptverkehrsmitteln für An- und Abreise auch Zubringerverkehrsmittel und genutzte Verkehrsmittel vor Ort. Es werden sowohl Tagesreisen als auch Übernachtungsreisen ab einer Mindestentfernung von 100 km erfasst. Die Stichprobe setzt sich nur aus Personen zusammen, die in den vorangegangenen 12 Monaten im Reiseverkehr unterwegs waren und

besteht aus 1.500 Befragten. Die Erhebung fand im Dezember 2018 statt. Im Ergebnis werden mit der Befragung Merkmale des Reiseverkehrs beleuchtet, für die bislang noch keine Informationen vorlagen. Für spezifische Aspekte liegen allerdings nur sehr geringe Stichproben vor und die Übertragbarkeit ist eingeschränkt (Schulz et al., 2020).

Im Projekt „Handlungsoptionen für eine ökologische Gestaltung der Langstreckenmobilität im Personenverkehr“ (Magdolen, Chlond, et al., 2022) liegt der Fokus der empirischen Erhebung auf der Entscheidungsfindung in der Langstreckenmobilität. In der Erhebung wurden Wege mit einer einfachen Entfernung von mindestens 100 km als Langstreckenmobilität definiert. Die Stichprobe besteht aus ca. 1.000 Personen, die zu zwei Zeitpunkten im Mai/Juni und September 2019 berichteten. Dies ist darin begründet, die Saisonalität in der Langstreckenmobilität zu berücksichtigen und die Dauer des retrospektiven Betrachtungszeitraums zu verkürzen. Da die Entscheidungsfindung im Vordergrund der Erhebung stand, sollten die betrachteten Reisen nicht zu lange zurückliegen. In den erhobenen Daten liegen Informationen zu Kriterien bei der Zielwahl von Urlaubsreisen, wie z. B. das finanzielle Budget und das Klima, vor. Ebenso sind die Kriterien der Verkehrsmittelwahl, wie eine kurze Reisezeit oder geringer Organisationsaufwand, enthalten. Auf die Frage, warum eine Reise ‚genau so‘ durchgeführt wurde, haben 30 % der Befragten angegeben, vor Ort persönliche Kontakte zu haben und weitere 26 %, dass sie am Zielort einen feststehenden Termin wahrnehmen (Magdolen, Chlond, et al., 2022).

Beide Befragungen sind Beispiele für zusätzliche Erhebungen, die nicht die Quantifizierung von Verkehrsmengen als Ziel haben, sondern ausgewählte Aspekte des Fernverkehrsverhaltens vertiefend untersuchen.

### 3.1.7 Mobilitätsskelett

Mit dem sogenannten Mobilitätsskelett wurde ein Erhebungsansatz entwickelt, der sowohl das Verhalten einer Person im Längsschnitt erhebt, als auch den Fernverkehr als Teil der Gesamtmobilität von Personen erfasst. Das Verhalten einer Person wird dabei nicht über einen längeren Zeitraum erfragt, sondern erfolgt durch die Abfrage des für die Person typischen Verhaltens. Statt der Verwendung traditioneller Wegetagebücher wird beispielsweise die typische Nutzungshäufigkeit von Verkehrsmitteln über vorgegebene Kategorien wie „täglich“ und „1-2 Mal pro Woche“ erhoben. Auch die Häufigkeit unterschiedlicher Aktivitätenarten wird mit dem Mobilitätsskelett erfasst. Die Idee der Erfassung eines Grundgerüsts der individuellen Mobilität führt zur Bezeichnung dieses Erhebungsansatzes als Mobilitätsskelett (von Behren, 2021). Es ist der Versuch, den langen Beobachtungszeitraum, der für die Untersuchung typischen Verhaltens notwendig wäre, zu umgehen und mit einer einmaligen Befragung einen ‚Pseudo-Längsschnitt‘ des Verhaltens zu erfassen. Das Mobilitätsskelett fand bereits in nationalen (von Behren et al., 2018) und internationalen Untersuchungen Anwendung (Magdolen et al., 2019; von Behren et al., 2022). Zwischen 2016 und 2023 wurden in ausgewählten Quartieren und urbanen Stadtteilen von Berlin, Hamburg und München mehrere Erhebungen durchgeführt (von Behren et al., 2021).

Der schlanke Erhebungsansatz erlaubt neben dem typischen Mobilitätsverhalten im Alltag und den soziodemographischen Eigenschaften die zusätzliche Erfassung psychologischer Einflussgrößen und eben auch von Fernverkehrsereignissen. Für die Erfassung des Fernverkehrs wird in der Erhebung das Konzept der gewohnten Umgebung verwendet. Die Teilnehmenden werden gebeten, die Anzahl von Tagesausflügen und Reisen, die außerhalb dieser gewohnten Umgebung führen, anzugeben und bis zu drei Übernachtungsreisen und zwei Tagesausflüge detailliert mit Angabe von zurückgelegten Distanzen und genutzten Verkehrsmitteln zu berichten (Magdolen, von Behren, et al., 2022).

Obwohl sich aus den erhobenen Daten zum typischen Verhalten keine verkehrsstatistischen Kenngrößen ableiten lassen, ermöglicht das Erhebungskonzept die Erfassung des abstrahierten zeitlichen Längsschnitts und der Variation im Verhalten. Mit den Daten des Mobilitätsskeletts sind einige Segmentierungen von Mobilitätstypen erfolgt, darunter auch Ansätze, die entweder das Fernverkehrsverhalten als segmentierende Eigenschaft verwenden (Magdolen et al., 2019; Magdolen, von Behren, et al., 2021; von Behren et al., 2021) oder verschiedene Fernverkehrstypen identifizieren (Magdolen, Bönisch, et al., 2021; Magdolen, von Behren, et al., 2020, 2022).

#### 3.1.8 Weitere Befragungen

Es gibt noch einige weitere Befragungen, die Informationen zum Fernverkehr erheben. Diese konzentrieren sich meist auf spezifische Aspekte und werden im Zuge der Marktforschung oder als Branchenstudie von Unternehmen oder anderen Einrichtungen durchgeführt. Ein Beispiel ist die Airport Travel Survey (Flughafenverband ADV, 2018). Darin werden regelmäßig Daten zu Reisen und Reisenden an deutschen Flughäfen erfasst. Ein weiteres Beispiel ist die Geschäftsreiseanalyse (VDR, 2019). Darin wird das Reisemanagement von Unternehmen zu den Geschäftsreisen ihrer Mitarbeitenden befragt. Diese weiteren Befragungen können ebenso dazu beitragen, die Fernverkehrsnachfrage besser einzuordnen, sind aber jeweils in einen Zusammenhang mit anderen Datenquellen zu setzen und stehen oftmals nicht zur freien Verfügung.

## 3.2 Fahrleistungserhebung und amtliche Statistiken

Neben den Mobilitätsbefragungen liefern auch die Fahrleistungserhebung und amtliche Statistiken Anhaltspunkte zum Gesamtverkehr und damit auch zum Fernverkehr. Diese beruhen meist auf Hochrechnungen von



Erhebungsdaten oder Zähldaten im Verkehrssystem und quantifizieren die Menge an Verkehr. Im Folgenden wird auf die Fahrleistungserhebung, die amtlichen Statistiken zum ÖV und die Tourismusstatistik eingegangen.

#### *Fahrleistungserhebung*

Die Fahrleistungserhebung dient der Erfassung der Nachfrage im motorisierten Straßenverkehr und fand im Auftrag der Bundesanstalt für Straßenwesen zuletzt für das Jahr 2014 statt. Sie besteht aus den beiden Bausteinen „Inländerfahrleistung“ und „Inlandsfahrleistung und Unfallrisiko“.

Die Inländerfahrleistung bezieht sich auf die Fahrleistung von in Deutschland zugelassenen Kraftfahrzeugen. Die Daten beruhen auf einer stichprobeartigen Halterbefragung von mehr als 160.000 Fahrzeughaltenden über einen Zeitraum von zehn Wochen. Mit einer Hochrechnung wird die Inländerfahrleistung geschätzt und im Ergebnis beispielsweise nach Fahrzeuggruppen untergliedert ausgewertet. Auch die im Ausland zurückgelegte Fahrleistung wird ermittelt und beträgt für das Jahr 2014 mit mehr als 21 Milliarden km 3 % der Gesamtfahrleistung. Dies entspricht pro Jahr und Kraftfahrzeug etwa 400 km. Diese Zahlen enthalten allerdings auch den Güter- und Wirtschaftsverkehr und beziehen sich nicht nur auf den privaten Verkehr (Bäumer et al., 2017a).

Der Baustein zur Inlandsfahrleistung gibt die Fahrleistung auf deutschen Straßen aus. Für die Ermittlung dienen Daten von 520 bundesweiten Zählstellen an allen Straßenklassen (Autobahn bis Gemeindestraße). Die ermittelten Zähldaten dienen anschließend der Hochrechnung auf Fahrleistungen im gesamten Straßennetz und auf das gesamte Jahr. Durch die Unterscheidung der Nationalitäten der erfassten Fahrzeuge kann außerdem ausgewiesen werden, welche Fahrleistung durch ausländische Kraftfahrzeuge auf deutschen Straßen zurückgelegt wird. Für das Jahr 2014 wurden etwa 42 Milliarden km Fahrleistung auf deutschen Straßen durch ausländische Fahrzeuge zurückgelegt. Dies entspricht 5,6 % der inländischen Gesamtfahrleistung von knapp 744 Milliarden km. Auch diese Werte enthalten alle Arten von Kraft-

fahrzeugen sowohl des privaten Verkehrs als aus des Güter- und Wirtschaftsverkehrs (Bäumer et al., 2017b).

Die beiden Bausteine der Fahrleistungserhebung verdeutlichen die Herausforderung, Informationen verschiedener Erhebungsmethoden miteinander in Beziehung zu setzen, da sie jeweils andere Grundgesamtheiten abbilden. Auf die Komplexität von Inlandsprinzip und Inländerprinzip sowie der unterschiedlichen Bezüge, z. B. Fahrzeugverkehrsleistung gegenüber Personenverkehrsleistung, wird in Kapitel 3.5 eingegangen.

#### *Daten des Statistischen Bundesamts - Tourismus*

Seit 2011 liegt die Verordnung Nr. 692/2011 des Europäischen Parlaments und des Rates vor, die EU-Mitgliedsstaaten zur Übermittlung von Daten zur Tourismusstatistik verpflichtet. Die vom Statistischen Bundesamt an Eurostat übermittelten Kennwerte beruhen auf Befragungsdaten, die auf die Gesamtbevölkerung hochgerechnet werden (Destatis, 2024). Dafür wird in der regelmäßig durchgeführten Erhebung die Definition von Tourismus der UNWTO verwendet. Neben der Anzahl von Reisen werden als weitere Informationen der Reisegrund, die Beförderungsmittel, die Ausgaben und die Art der Unterkunft ermittelt. Die Reisen werden zudem unterschieden in Übernachtungsreisen und Tagesreisen im In- und Ausland. Es wird lediglich nach dem Ziel-land der Reisen gefragt und nicht nach den zurückgelegten Distanzen (Destatis, 2024).

#### *Daten des Statistischen Bundesamts - Verkehrsträgerstatistiken*

Das Statistische Bundesamt weist Zahlen zu den einzelnen Verkehrsträgern aus, darunter die „Verkehrsleistungsstatistik im Luftverkehr“ und die Statistik zu „Personenverkehr mit Bussen und Bahnen“. Dabei wird teilweise in Nah- und Fernverkehr unterschieden. Diese Unterscheidung ergibt sich aus der überwiegenden Geschäftstätigkeit der Unternehmen oder nach den Zugkategorien (DLR & DIW, 2024; Schulz et al., 2020). Für die Kennzahlen des

Flugverkehrs sowie für Fernbusse und Fernzüge kann ein Großteil der erfassten Mobilität dem Fernverkehr zugeordnet werden. Dies muss aber nicht unbedingt der Fall sein, wenn beispielsweise eine Person für den Arbeitsweg nur eine kurze Strecke mit einem Fernverkehrszug zurücklegt. Zu Start und Ziel der beförderten Personen sind keine Informationen verfügbar, ebenso wie zu den soziodemographischen Eigenschaften. Somit ist auch nicht bekannt, ob es sich um Personen mit Wohnsitz in Deutschland oder um Touristinnen oder Touristen sowie Durchreisende handelt.

Es ist zu beachten, dass in den Statistiken Mehrfachzählungen enthalten sind, wenn z. B. eine Person umsteigt (DLR & DIW, 2024). Auch in der Flugverkehrstatistik liegen bei Umstiegen innerhalb Deutschlands Mehrfachzählungen vor.

## 3.3 Modellansätze

Neben den erhobenen und erfassten Daten gibt es auch Ansätze zur Modellierung der Verkehrsnachfrage, die sowohl den Alltags- als auch den Fernverkehr enthalten. Die Modellansätze vereinen Befragungsdaten und Daten der Statistik um ein konsistentes Abbild der Nachfrage der zu erhalten.

### 3.3.1 Verkehr in Zahlen (ViZ)

Verkehr in Zahlen (ViZ) ist ein umfassendes statistisches Kompendium mit aktuellen Zahlen und Zeitreihen zu den Themen Verkehr und Mobilität in Deutschland (DLR & DIW, 2024). Die Zusammenstellung wird jährlich vom Bundesministerium für Digitales und Verkehr herausgegeben. Neben beispielsweise Zahlen zu Unfallstatistiken und Investitionen enthält es auch statistische Daten zu Verkehrsaufkommen und Verkehrsleistung, unterschieden nach Verkehrsträgern. ViZ wird widerspruchsfrei mit anderen amtlichen Statistiken, beispielsweise des Kraftfahrtbundesamtes und des Statistischen Bundesamts, erzeugt. Dadurch besteht zwischen den Statistiken eine direkte

Vergleichbarkeit. Für die Erstellung von ViZ wird eine Vielzahl verschiedener Daten- und Informationsquellen in Modellberechnungen einbezogen und zusammengeführt.

Die Personenverkehrsrechnung von ViZ bildet die Nachfrage der inländischen Wohnbevölkerung ab. Der Kern ist ein Simulationsdatensatz basierend auf dem Stichtags- und dem Reisemodul der MiD 2017 (DLR & DIW, 2020). Mithilfe eines iterativen Gewichtungsverfahrens werden Faktoren bestimmt, die den Datensatz hinsichtlich sozioökonomischer Eigenschaften und sekundärer Verkehrskenngrößen gewichtet. Relevante sozioökonomische Eigenschaften sind beispielsweise der Pkw-Besitz und das Haushaltseinkommen. Als sekundäre Verkehrskenngrößen werden unter anderem die amtlichen ÖV-Statistiken einbezogen (DLR & DIW, 2024). Weitere Abgleiche erfolgen mit dem MOP und der Reiseanalyse. Im Ergebnis werden Eckwerte zur gesamthaften Personenverkehrsnachfrage nach verschiedenen Verkehrsmitteln und Zwecken ausgewiesen. Der Fernverkehr ist darin jeweils inbegriffen, aber nicht explizit ausgewiesen. Es werden Kennzahlen für den Zweck „Urlaub“ angegeben, die sich auf Reisen mit einer Dauer von fünf oder mehr Tagen beziehen. Kürzere Urlaubsreisen werden nicht ausgewiesen und sind dem Zweck „Freizeit“ zugeordnet.

#### 3.3.2 Fusionsmodell

In den Forschungsarbeiten zur Quantifizierung der Langstreckenmobilität und des Reiseverkehrs im Auftrag des Umweltbundesamts (s. Abschnitt 3.1.6) wurde eine Modellierung und Hochrechnung der Gesamtmobilitätsnachfrage in Anlehnung an ViZ entwickelt, die als Fusionsmodell bezeichnet wird (Magdolen, Chlond, et al., 2022; Schulz et al., 2020). Die Modellierung erfolgt wiederum auf Basis des Stichtags- und des Reisemoduls der MiD 2017. Die Hochrechnung und Kalibrierung anhand von Kennzahlen der Verkehrsstatistik gewährleistet, dass das Modell die Mobilität eines Jahres der deutschen Bevölkerung übereinstimmend abbildet.

Für die Erstellung sind einige Aufbereitungsschritte notwendig, wie beispielsweise eine Korrektur, falls im Stichtagsmodul zufällig die Hin- oder Rückreise einer Übernachtungsreise aus dem Reisemodul berichtet wurde. Zudem erfolgt die Imputation von Reisen von Kindern jünger als 14 Jahre, für die keine Angaben im Reisemodul vorliegen. Weitere Schritte sind die Umrechnung von Reisen in Wege und die Hochrechnung des Stichtags auf zunächst 3 Monate (Bezugszeitraum des Reisemoduls) und anschließend auf das ganze Jahr. Detaillierte Beschreibungen zum Fusionsmodell sind in den beiden Projektberichten zu finden (Magdolen, Chlond, et al., 2022; Schulz et al., 2020).

Das Fusionsmodell ermöglicht es, verschiedene Aspekte in der Gesamtmobilität zu betrachten und unterschiedliche Abgrenzungen, z. B. für den Fernverkehr, in den Auswertungen anzuwenden. Im Projekt „Klimawirksame Emissionen des deutschen Reiseverkehrs“ war es das Ziel, das Ausmaß des Reiseverkehrs in Deutschland zu quantifizieren. Hierfür dient als Abgrenzung des Untersuchungsgegenstands die Definition von Tourismus der UNWTO. Um die gewohnte Umgebung der Personen im Stichtagsmodul zu ermitteln, wurde eine regelbasierte Methodik entwickelt. Wenn eine Tour (Wegekette) eine Mindestdauer und eine Mindestentfernung überschreitet und keinen Weg zur Arbeit oder Ausbildung enthält, wird die Tour als Reisemobilität identifiziert. Je nach Regionstyp des Wohnorts wird ein Grenzwert zwischen 30 und 50 km für die zurückgelegten Entfernungen von Touren vorgegeben. Die Mindestdauer von 4 Stunden gilt für alle Personen. Diese Regeln gelten für die im Stichtagsmodul berichteten Wege. Alle Reisen des Reisemoduls sind ebenso als Reisemobilität identifiziert. Mit der durch das Fusionsmodell ermittelten Gewichtung können somit für den Reiseverkehr Eckwerte für die Gesamtbevölkerung in einem Jahr, im Einklang mit Eckwerten anderer Statistiken, berechnet werden. Im Ergebnis werden für die deutsche Wohnbevölkerung knapp 8 % der Wege und 51 % der Verkehrsleistung als Reiseverkehr identifiziert (Schulz et al., 2020).

Im Projekt „Handlungsoptionen für ein ökologische Gestaltung der Langstreckenmobilität im Personenverkehr und der Transportmittelwahl im

Güterfernverkehr“ wird zur Untersuchung des Personenverkehrs eine Abgrenzung von 100 km Mindestentfernung angewendet. Im Ergebnis haben weniger als 2 % aller Wege diese Mindestentfernung, verursachen aber 46 % der Verkehrsleistung. Das Fusionsmodell ermöglicht die flexible Untersuchung der Langstreckenmobilität, beispielsweise unterschieden nach Zwecken, Verkehrsmitteln, Distanzklassen und soziodemographischen Eigenschaften. Dies ermöglicht verschiedene Segmente der Langstreckenmobilität zu beleuchten und daraus Handlungsempfehlungen abzuleiten (Magdolen, Chlond, et al., 2022).

Mit dem Fusionsmodell ist es möglich, die Gesamtmobilität eines Jahres der deutschen Bevölkerung zu quantifizieren. Aufgrund des wegebasierten Aufbaus können flexible Auswertungen durchgeführt werden, deren Ergebnisse gesamthaft konsistent zu den Eckwerten der offiziellen Statistik sind.

#### 3.3.3 Weitere deutschlandweite Verkehrsmodelle

PTV Validate Deutschland ist ein Verkehrsmodell, das deutschlandweit Pkw- und Lkw-Belastungen auf dem Hauptstraßennetz abbildet (PTV Logistics GmbH, 2024). Mit Modellrechnungen wird die Verkehrsnachfrage basierend auf Strukturdaten und bevölkerungsgruppenspezifischen Verkehrsverhaltensdaten abgeleitet und Fahrten mit Quelle und Ziel erzeugt. Es werden verschiedene Fahrtzwecke und ihre typischen Reiseweitenverteilungen modelliert. An die Modellberechnungen zur Ermittlung der Nachfrage anschließend, erfolgt die Umlegung auf das Straßennetz. Im Ergebnis enthält PTV Validate Deutschland die durchschnittliche tägliche Verkehrsmenge für das Überland-Straßennetz, die mit Zählstellenwerten der Dauerzählstellen der Bundesanstalt für Straßenbau validiert sind.

Einen agentenbasierten Ansatz zur Modellierung der Fernverkehrsnachfrage in Deutschland präsentieren Pukhova et al. (2021). Die Modellierung erfolgt dabei für einen durchschnittlichen Wochentag. Es wird für jede Person einer synthetischen Bevölkerung modelliert, ob sie an dem Tag im Fernverkehr

unterwegs ist und ob sie einen Tagesausflug oder eine Übernachtungsreise unternimmt. Als Fernverkehr zählen alle Wege ab 40 km einfache Entfernung und alle Wegezwecke, die nicht Pendeln sind. Als Basis für die Modellierung wird das Stichtagsmodul der MiD verwendet. Das Reisemodul wird aufgrund der fehlenden Informationen zu Start- und Zielort nicht berücksichtigt.

Das Deutschlandmodell DEMO des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) ist ein weiteres Modell, das die Gesamtnachfrage des Personenverkehrs in Deutschland enthält. Zusätzlich ist auch die Güterverkehrsnachfrage abgebildet (Winkler & Mocanu, 2020). Mit jeweils einem Modul für den Personennahverkehr und den Personenfernverkehr wird die Gesamtnachfrage modelliert. Die getrennte Betrachtung erlaubt es, die unterschiedliche Relevanz von Wegezwecken und Verkehrsmittel für den Nah- und für den Fernverkehr besser zu modellieren. Zum Fernverkehr zählen Wege ab einer Mindestdistanz von 100 km. Die Modellierung der Nachfrage erfolgt auf Personengruppenebene und beruht ebenso auf Daten des Stichtags- und Reisemoduls der MiD. Die Ergebnisse von DEMO werden mithilfe von ViZ validiert (Winkler & Mocanu, 2017).

Die vorgestellten Modellierungsansätze haben den Nachteil, dass die Mobilität der einzelnen Person nicht im Längsschnitt abgebildet wird. Die intrapersonelle Variation im Verhalten einer Person über einen längeren Zeitraum können mit diesen Modellen nicht untersucht werden.

## 3.4 Weitere Datenquellen

Neben den vorgestellten Erhebungen und Erfassungen werden in diesem Abschnitt noch weitere mögliche Quellen vorgestellt, aus denen Informationen zum Fernverkehr gewonnen werden können. Dazu zählen Erfassungen mit mobilen Endgeräten und Daten aus der Nutzung von ÖV und MIV. Abschließend wird die Übertragbarkeit von Datenquellen aus anderen Ländern diskutiert.

#### *Erhebungen mit mobilen Endgeräten*

Die Erfassung von Mobilität mithilfe von mobilen Endgeräten hat in den letzten Jahren vermehrt Einsatz gefunden und zu neuen Datenquellen geführt. Dazu gehören beispielsweise Mobilfunkdaten (Bwambale et al., 2019; Okmi et al., 2023) oder Mobilitätsdaten aus Apps, die Teilnehmende auf ihr mobiles Endgerät, z. B. Smartphone, laden (Loder et al., 2024; Molloy et al., 2023). Die Erfassung der Mobilität erfolgt dabei passiv, beispielsweise über die Zuordnung zu einem Funkmast oder über GPS. Die Teilnehmenden müssen ihre Mobilität nicht selbst berichten, sondern werden im Hintergrund getrackt. Bei App-basierten Erhebungen werden Teilnehmende teilweise noch zur Validierung der erfassten Wege und Verkehrsmittel oder Wegezwecke befragt (Molloy et al., 2023). Janzen et al. (2018) vergleichen Daten einer Mobilfunkstichprobe mit Daten aus einer nationalen Mobilitätserhebung, die retrospektive Informationen zum Fernverkehrsverhalten enthält. Die Ergebnisse weisen auf eine Untererfassung von Fernverkehr in der retrospektiven Befragung hin, da in den Mobilfunkdaten eine etwa doppelt so hohe Fernverkehrsnachfrage festgestellt wurde.

Mobilitätsdaten aus beispielsweise der Google-Maps-Zeitachse oder dem Kartendienst von Apple stellen eine weitere mögliche Informationsquelle dar. Diese Daten werden von den Anbietenden bei Zustimmung der Nutzenden bereits erfasst. Bislang sind aber nur Veröffentlichungen mit aggregierten Daten bekannt (Cot et al., 2021; Islind et al., 2020). Neue Möglichkeiten bieten sogenannte Datenspenden. Dabei fragen Nutzende ihre eigenen Mobilitätsdaten bei den Anbietenden an und stellen diese dann zur Untersuchung zur Verfügung. Damit liegen die Mobilitätsdaten auf individueller Ebene vor. Bei diesem Ansatz ist sorgfältig zu untersuchen, welche Personen hinter den Datenspenden stehen, wie vollständig die Mobilität erfasst wurde und wie repräsentative Ergebnisse generiert werden können. Moncayo-Unda et al. (2022) erheben beispielsweise während des Uploads der Daten mit einem zusätzlichen Fragebogen die soziodemographischen Eigenschaften der spendenden Personen.



Tracking-Daten aus den genannten Erhebungsmethoden eignen sich sehr gut, um Mobilität gesamthaft abzubilden. Eine große Herausforderung für die passive Erfassung von individueller Mobilität sind allerdings strenge Datenschutzanforderungen (Bwambale et al., 2019). Daher bestehen auch hohe Ansprüche an die datenschutzkonforme Verarbeitung und Anonymisierung bei der Nutzung solcher Daten (Yin et al., 2015). Dennoch ist dieser Art von Daten ein großes Potenzial für die zukünftige Untersuchung des Fernverkehrs zuzuschreiben, da vor allem die Beobachtung über längere Zeiträume mit geringem zusätzlichem Aufwand möglich ist.

#### *Mobilitätsdaten aus der Nutzung von ÖV und MIV*

Teilweise werden bei der Nutzung einzelner Verkehrsmittel passive Daten gesammelt. Diese lassen zwar keine Rückschlüsse auf die soziodemographischen Eigenschaften der Personen und das sonstige Mobilitätsverhalten zu, können aber detaillierte Informationen zur Nutzung der Verkehrsmittel und zu den Bewegungsprofilen geben. Einige Studien beschäftigen sich mit der Auswertung von Smartcard-Daten oder App-basierten Ticketsystemen (Pappalardo et al., 2023). Diese erfassen den Start- und meist auch den Zielort einer Fahrt mit dem öffentlichen Verkehr (ÖV) und die entsprechenden Zeitstempel. Mithilfe dieser Daten werden die Bewegungsprofile untersucht, um z. B. sich wiederholende Muster in der Nutzung zu identifizieren (Cats, 2024) oder die Vor-Ort-Mobilität von Touristinnen und Touristen zu untersuchen (Gutiérrez et al., 2020).

Externe Navigationssysteme sind eine weitere Quelle für Mobilitätsdaten im motorisierten Individualverkehr (MIV) (Gatzert et al., 2023). Die durch z. B. das Unternehmen TomTom erfassten Daten enthalten unter anderem die Start-Ziel-Relationen und die gewählten Routen der Nutzenden. Neben externen Navigationssystemen gibt es auch im Fahrzeug vorhandene Sensoren, die nach Zustimmung Informationen während der Nutzung sammeln (Niklas et al., 2019). Zusätzlich zu Aspekten der Nutzung des Fahrzeugs selbst werden auch räumliche Informationen, z. B. die GPS-Koordinaten der aktuellen

Position, erfasst (Gatzert et al., 2023). Damit lässt sich die Nutzung des Fahrzeugs beschreiben und es können typische Nutzungsmuster identifiziert werden. Auch Fernverkehrsereignisse können ermittelt und außergewöhnliche Ereignisse von Routinen abgrenzt werden. Es ist jedoch zu beachten, dass Fahrzeuge von verschiedenen Personen genutzt werden können (Niklas et al., 2021) und dass die Technik nur in neueren Fahrzeugen eingebaut ist.

Für Daten aus den Navigationssystemen und dem Fahrzeug selbst gilt, ebenso wie für die Daten zur ÖV-Nutzung, dass keine weiteren Informationen zum sonstigen Mobilitätsverhalten und den soziodemographischen Eigenschaften vorliegen (Cats, 2024; Gutiérrez et al., 2020; Niklas et al., 2019). Die Erhebung und Verarbeitung dieser Art der Daten unterliegen strengen Vorgaben des Datenschutzes. Es fällt schwer, die jeweilige Grundgesamtheit, für die die Daten jeweils stehen, zu ermitteln. Damit lassen sich die Ergebnisse aus den Daten auch nur schwer generalisieren und übertragen.

#### *Informationen aus dem Ausland*

Aufgrund der vielfältigen Einflussfaktoren auf das Fernverkehrsverhalten ist die Übertragbarkeit von Daten aus anderen Ländern auf Deutschland nur schwer zu erreichen. Studien, die Fernverkehr in mehreren Ländern miteinander vergleichen, identifizieren jeweils deutliche Unterschiede (u. a. Axhausen & Youssefzadeh, 2003; Hubert & Potier, 2003; Van Goeverden et al., 2016). Christensen (2016) ermittelt bei einem Vergleich europäischer Länder mit Eurostat-Daten eine deutlich höhere Fernverkehrsnachfrage pro Person einhergehend mit einem höheren Bruttoinlandsprodukt pro Kopf. Weiteren Einfluss hat die jeweilige geographische Lage (Hubert & Potier, 2003). Die Strukturen des Fernverkehrs sind je nach Land und Kultur verschieden. Dies zeigt sich unter anderem in der Verkehrsmittelwahl. Beispielsweise spielt in der Schweiz der Fernverkehr mit dem Zug eine größere Rolle als in Deutschland (Frei et al., 2009). Es sind keine Studien bekannt, die Erhebungsdaten zum Fernverkehr eines Landes auf ein anderes übertragen, sondern lediglich die genannten Studien mit vergleichenden Erhebungen in mehreren Ländern.

## 3.5 Einschränkungen

In Statistiken zum Verkehrsgeschehen im Inland wird die Herkunft der Personen nicht berücksichtigt, sodass sowohl die deutsche Wohnbevölkerung als auch Durchreisende, Touristinnen und Touristen in den Zahlen enthalten sind. Die Statistiken folgen damit dem sogenannten Inlandsprinzip. Dies trifft beispielsweise auf ÖV-Statistiken zu, die auf Basis von Zählungen im Verkehrssystem erzeugt werden. Es gibt kaum Informationen dazu, wie Touristinnen und Touristen nach Deutschland reisen und sich vor Ort bewegen (Magdolen, Chlond, et al., 2022; Schulz et al., 2020). Es muss daher bei der Interpretation und Einordnung von Statistiken zum Verkehr im Inland berücksichtigt werden, dass die Werte sich nicht nur auf die inländische Bevölkerung beziehen. Demgegenüber folgen Mobilitätserhebungen in der Regel dem Inländerprinzip und erfassen die Inländermobilität. Diese enthält für Personen sowohl die Mobilität im Inland als auch im Ausland. Insbesondere um den Fernverkehr besser zu beschreiben und zu verstehen, ist der Ansatz des Inländerprinzips notwendig.

Zudem ist bei einem Vergleich von Datenquellen darauf zu achten, auf welche Einheiten sich die Zahlen beziehen. Während Mobilitätserhebungen Personen betrachten, befasst sich beispielsweise die Fahrleistungserhebung mit Fahrzeugen und die ÖV-Statistik mit beförderten Personen, die mehrfach im System erfasst sein können.

Somit ist die fehlende Konsistenz zwischen den Daten- und Informationsquellen eine große Herausforderung für die Beschreibung der Fernverkehrsnachfrage. Durch die unterschiedlichen Definitionen und Abgrenzungen fällt es schwer, Informationen in Beziehung zueinander zu setzen und Überschneidungen festzustellen. Dabei sind auch die Zeitpunkte der Erhebungen zu beachten. Mit dem Ausbruch der Corona-Pandemie in Deutschland im Jahr 2020 wurde die Mobilität stark eingeschränkt und viele Personen haben weniger oder gar keine Wege mehr unternommen. Dies lässt sich in verschiedenen Studien erkennen, die ein geringeres Verkehrsaufkommen und eine

geringere Verkehrsleistung vor allem für das Jahr 2020, aber auch im weiteren Verlauf der Pandemie gemessen haben (Eisenmann et al., 2021; Kolarova et al., 2021). Die Nachfrage ist aber wieder in Richtung des Niveaus vor der Pandemie zurückgekehrt (Ecke et al., 2023; Vallée et al., 2022). Auch für den Reiseverkehr erkennt die Reiseanalyse aus 2022 wieder eine ähnliche Nachfrage wie vor der Pandemie. Es gleichen sich nicht nur die Gesamtnachfragezahlen an, sondern es sind auch wieder ähnliche Strukturen bei der Zielwahl erkennbar (FUR, 2023). Die in den Jahren der Pandemie erhobenen Daten bilden damit eine Ausnahmesituation in der Verkehrsstatistik ab und eignen sich daher nur sehr eingeschränkt für den Vergleich mit Daten anderer Zeitpunkte.

## 3.6 Schlussfolgerungen

Für die Ermittlung der gewohnten Umgebung im Längsschnittverhalten der Personen ist das MOP als deutschlandweite Mobilitätsbefragung mit Informationen zum Längsschnittverhalten am besten geeignet. Andere Mobilitätsbefragungen erheben nur einen Stichtag, erfassen nur einen bestimmten Teil der Mobilität oder enthalten Daten für nur sehr begrenzte Untersuchungsräume. Im MOP dagegen ist die gesamte Mobilität innerhalb des Berichtszeitraums erfasst. Es besteht nicht nur die Möglichkeit eine Berichtswoche, sondern bis zu drei Wochen aus drei aufeinanderfolgenden Erhebungsjahren für die Bestimmung der gewohnten Umgebung zu nutzen.

Die Ergebnisse des Fusionsmodells auf Basis der MiD 2017 sollen als Abgleich dienen, mögliche Unter- oder Übererfassungen in den Daten des MOP und den resultierenden Ergebnissen zu identifizieren. Das Fusionsmodell eignet sich hierfür in besonderem Maße, da es mit den Eckwerten der Verkehrsstatistik übereinstimmt und die Gesamtnachfrage der deutschen Bevölkerung eines Jahres beschreibt.

## 4. Identifikation der gewohnten Umgebung und von Nicht-Routine-Touren

In diesem Kapitel wird eine Methode erarbeitet, mit der eine individuelle Abgrenzung des Fernverkehrs auf Basis der gewohnten Umgebung erfolgt, um damit das außergewöhnliche Verhalten vom alltäglichen Verhalten zu unterscheiden. Wenn Personen nicht direkt nach ihren Routinen gefragt werden, ist die Untersuchung von Längsschnittdaten notwendig, um die individuelle gewohnte Umgebung von Personen zu identifizieren. Folgende Frage steht dabei im Fokus:

*Wie kann das Konzept der gewohnten Umgebung für die Anwendung auf Mobilitätsdaten operationalisiert werden?*

Mit dem MOP liegt eine Datenquelle mit deutschlandweiten Informationen zum Längsschnittverhalten von Personen vor. Allerdings sind keine räumlichen Informationen wie geographische Koordinaten oder Adressen enthalten, weshalb eine räumliche Beschreibung der gewohnten Umgebung mit diesen Daten nicht möglich ist. Es ist ein Verfahren zu entwickeln, das die gewohnte Umgebung von Personen ‚raumlos‘ approximiert. Liegen Ereignisse mit bestimmten außergewöhnlichen Eigenschaften vor, sollen sie als „Nicht-Routine-Ereignisse“ deklariert werden. Es werden in gewisser Weise die Ausreißer in der berichteten Mobilität der Personen gesucht.

### 4.1 Untersuchung des Mobilitätsverhaltens im Längsschnitt

Die Verwendung der Begrifflichkeiten „Routine-Ereignisse“ und „Nicht-Routine-Ereignisse“ u. Ä. erfolgt in Anlehnung an frühere Forschungsarbeiten

unter anderem von Millonig, Maierbrugger und Favry (2010) und Kuhnimhof (2007), die diese Begriffe so oder in ähnlicher Form verwenden. Mit Routine sind Gewohnheiten gemeint, aus denen sich ein wiederholendes Verhalten ergibt. Die Annahme, dass Routinen im Verhalten vorhanden sind, ist in der Mobilitätsforschung weit verbreitet (Schlich & Axhausen, 2003). Dies beruht darauf, dass Personen versuchen, sich möglichst effizient zu verhalten und die Komplexität vieler Entscheidungen zu minimieren (Huff & Hanson, 1986). Personen treffen demnach in gleichen Situationen dieselben Entscheidungen und zeigen das gleiche Verhalten. Es entwickeln sich Gewohnheiten, denen in ähnlichen Situationen gefolgt wird, ohne die einzelnen Rahmendbedingungen und Optionen vollständig neu zu reflektieren (Hanson & Huff, 1988).

Die Identifikation von Routinen kann auf früheren Forschungsarbeiten zur Identifikation von Stabilität und Variabilität aufbauen, da sich Routinen vor allem aus stabilen, sich wiederholenden Elementen zusammensetzen. Unter Variabilität wird die Abweichung von üblichen persönlichen Routinen und Gewohnheiten verstanden (Haupt et al., 2001; Huff & Hanson, 1986). Neben den nachfolgend aufgeführten Studien wird für einen umfassenden Überblick zur Analyse von Stabilität und Variabilität im Verkehrsverhalten auf die Arbeit von Mallig (2019) verwiesen.

##### 4.1.1 Identifikation von Routinen im Mobilitätsverhalten

In der Literatur existieren einige Vorarbeiten zur Identifikation von Routinen im Mobilitätsverhalten. Wie bereits in Abschnitt 2.4 beschrieben, ist *MobiDrive* eine Studie, die den Längsschnitt individuellen Verhaltens über sechs Wochen enthält und damit auch die Erkennung von Mustern und Rhythmen im individuellen Verhalten ermöglicht. Schlich und Axhausen (2003) und Haupt et al. (2001) stellen Möglichkeiten zur Untersuchung von stabilen und variablen Elementen auf Basis dieser Daten vor. Darunter fällt die Berechnung von Ähnlichkeitsindizes, die sich wiederholende Elemente im Verhalten identifizieren. Einige Indizes beziehen sich auf gesamte Tage, z. B. die Anzahl Wege pro Tag (Pas & Koppelman, 1986). Bei der Betrachtung einzelner Wege und Aktivitäten

werden meist nur zwei Aspekte, z. B. Verkehrsmittelwahl und Wegezweck, berücksichtigt (Huff & Hanson, 1986). Der Ähnlichkeitsindex von Jones und Clarke (1988) bezieht sich auf das Zeitbudget. Der Index prüft, ob im gleichen Zeitintervall an zwei verschiedenen Tagen die gleiche Aktivität stattfindet. Eine weitere Möglichkeit für die Identifizierung von Ähnlichkeiten in Tagesprogrammen bieten Sequenzanalysen. Mit der Levenshtein-Distanz wird beispielsweise ermittelt, in wie vielen Schritten eine Sequenz an eine andere Sequenz angeglichen werden kann (Haupt et al., 2001).

Das Ausmaß der identifizierten Ähnlichkeit und somit das Ausmaß von stabilen Elementen im Mobilitätsverhalten unterscheidet sich zwischen den Indizes teilweise deutlich (Schlich & Axhausen, 2003). Insgesamt werden bei der Betrachtung des Zeitbudgets mehr Ähnlichkeiten zwischen Tagen festgestellt als bei der Betrachtung einzelner Wege. Das Zeitbudget zeigt sich vor allem an Arbeitstagen als stabile Größe im Mobilitätsverhalten. Im Vergleich sind die Zielwahl und die Nutzung von Verkehrsmitteln weniger stabil (Huff & Hanson, 1986).

Schlich und Axhausen (2003) untersuchen die kürzeste Beobachtungsdauer, die notwendig ist, um intrapersonelle Variabilität im Verhalten zu beobachten. Hierfür werden für verschieden lange Zeitintervalle die Ergebnisse der Ähnlichkeitsindizes untersucht. Die Autoren schließen aus den Untersuchungen, dass als Beobachtungszeitraum mindestens zwei Wochen notwendig sind, um die intrapersonelle Variabilität zu bestimmen und Ähnlichkeiten im Verhalten zu untersuchen. Allerdings weisen sie auch darauf hin, dass für die Untersuchungen von Wochenendausflügen und Reisen längere Beobachtungszeiträume notwendig sind.

Mit zunehmender Verfügbarkeit von Bewegungsdaten über längere Zeiträume gibt es vermehrt Studien mit großen Datenmengen. Diese widmen sich der räumlichen Verteilung von Mobilität und Aktivitäten, um wiederkehrende Muster im Verhalten zu identifizieren. In Tracking-Daten werden Routinen häufig mit dem Ziel identifiziert, Abweichungen von ebendiesen

Routinen in den Daten aufzudecken. So soll beispielsweise erkannt werden, wenn ein anderer Fahrer den Pkw benutzt oder wenn der Haushalt einen neuen Wohnstandort hat. Ein Beispiel ist die Studie von Sun et al. (2023), die sich sowohl mit der räumlichen als auch der zeitlichen Dimension von Mobilität für die Identifikation von Mustern und Auffälligkeiten (Anomalien) im Verhalten befasst. Die Studie basiert auf Daten aus Kennzeichenerfassungsgeräten über einen Zeitraum von vier Wochen. Es werden Verfahren des Maschinellen Lernens angewendet, um Muster in den räumlichen und zeitlichen Abläufen zu lernen und mithilfe von „anomaly detection“ wiederum die Ausreißer in den Daten zu identifizieren. Allgemein wird von den Autoren die Studienlage zur „anomaly detection“ im Mobilitätsverhalten als limitiert beschrieben, da sich die meisten Studien auf die Erkennung von Mustern in der Gesamtheit beziehen und nicht das Individuum betrachten. Ein wesentlicher Grund dafür ist, dass nur selten große Datenmengen für Individuen vorliegen, die für die Anwendung von Verfahren des Maschinellen Lernens notwendig sind.

Dies trifft auch auf die vorliegende Arbeit zu. Da sich die vorliegenden Längsschnittdaten auf individueller Ebene im MOP auf maximal drei Wochen beziehen, muss für die Auswahl geeigneter Methoden die begrenzte Datenverfügbarkeit je Person beachtet werden.

#### *Zusammenfassung*

Es wird deutlich, dass sich kein standardisiertes Verfahren zur Erkennung von Routinen und außergewöhnlichen Ereignissen in individuellen Mobilitätsdaten etabliert hat. Abhängig von Untersuchungsgegenstand, Datenverfügbarkeit und Länge des Beobachtungszeitraums werden verschiedene Verfahren mit unterschiedlicher Komplexität angewendet. Insgesamt hängt die Identifikation von stabilen Elementen zur Beschreibung von Routinen sehr stark von der jeweiligen Definition ab. Wird beispielsweise nur die gleiche Anzahl von Wegen pro Tag berücksichtigt, wird das Verhalten eher als stabil gewertet, als wenn genaue Uhrzeiten von Aktivitäten miteinander verglichen werden. Je



detaillierter und komplexer Verhalten betrachtet wird, desto weniger wiederkehrende Muster werden erkannt und es wird mehr Variabilität gemessen (Hanson & Huff, 1988; Jones & Clarke, 1988; Schlich et al., 2000).

#### 4.1.2 Identifikation von (Nicht-)Routinen in den MOP-Daten

Durch die Möglichkeit, Längsschnittanalysen mit den Daten des MOP durchzuführen, wurden in der Vergangenheit einige Untersuchungen zu Routinen bzw. stabilen Elementen im Mobilitätsverhalten von Personen durchgeführt, die in diesem Abschnitt vorgestellt werden.

Lipps (2001) setzt sich in seiner Arbeit mit sogenannten Grundverhaltensmustern im MOP auseinander. Hierfür werden für jeden Tag vier maßgebliche Hauptaktivitäten bestimmt, um die Komplexität des Verhaltens auf wesentliche Elemente zu reduzieren. Es erfolgt die Entwicklung eines Referenzmusters bestehend aus den maßgeblichen Hauptaktivitäten, um anschließend für jeden Tag die Ähnlichkeit zu diesem Referenzmuster zu bestimmen. Der Tag mit der höchsten Ähnlichkeit wird als Referenztag ausgewiesen. Die Variation im Verhalten wird durch die Unähnlichkeiten der Tage zu diesem Referenztag berechnet.

Um Routinen in der Verkehrsmittelwahl zu beschreiben, befasst sich Kuhnimhof (2007) in seiner Arbeit mit der Auswertung der MOP-Daten auf Touren-Ebene. Als Touren werden Wegeketten bezeichnet, die am selben Ort beginnen und enden. Touren werden einer Routine zugeordnet, wenn sie ähnliche Eigenschaften aufweisen. Die betrachteten Eigenschaften sind der gleiche Ausgangspunkt der Tour, die gleichen Aktivitätenzwecke sowie ähnliche Dauern und Distanzen. Es zeigt sich, dass bei etwa jeder zweiten Person nicht nur Pendelroutinen, sondern auch andere Routinen existieren. Eine Analyse mithilfe eines Verkehrsmittelwechselindex zeigt, dass bei Touren, die keiner Routine zugeordnet werden, die Variation in der Verkehrsmittelnutzung zunimmt.

Streit et al. (2015) untersuchen mit den MOP-Daten, ob im Verlauf der Zeitreihe von 15 Jahren das Mobilitätsverhalten von Personen variabler wurde. Hierfür werden mehrere Indikatoren auf die MOP-Daten angewendet, um die Variabilität in der Verkehrsmittelwahl, in den zurückgelegten Distanzen, in der Anzahl Wege und in der für Mobilität aufgewendeten Zeit zu messen. Weiterhin werden die Wegeketten als Sequenzen betrachtet und die Ähnlichkeit der Ketten zueinander mit der Levenshtein-Distanz gemessen. Die berechneten Indikatoren werden anschließend verwendet, um differenziert nach Personengruppen auszuwerten, ob sich die Variabilität im Verhalten im Laufe der 15 Jahre Betrachtungszeitraum verändert hat.

Hilgert (2019) untersucht in den MOP-Daten Aktivitätenketten und Aktivitätspläne von Personen in einer Woche. Die durchgeführten Analysen zeigen, dass die Anzahl an Aktivitäten und Touren pro Tag einer Person im Laufe der Woche nur wenig variieren. Weiterhin bestätigen die Untersuchungen, dass Arbeits- und Ausbildungsaktivitäten mehrheitlich an fünf Tagen in der Woche stattfinden und intrapersonell wenig Variation in der Startzeit der Aktivitäten auftritt. Freizeit- und Einkaufsaktivitäten variieren hinsichtlich ihrer Häufigkeit und zudem in ihrer Dauer mehr als Arbeits- und Ausbildungsaktivitäten. Des Weiteren stellt sich heraus, dass Personen im Mittel etwa fünf verschiedenen Tagesplänen pro Woche folgen und damit eine hohe Variation in ihrem Verhalten über die Woche aufweisen. Ein Tagesplan wird dabei als Sequenz der durchgeführten Außer-Haus-Aktivitäten beschrieben.

In seinen Untersuchungen zur Stabilität in der Verkehrsmittelwahl wendet Mallig (2019) eine Vielzahl verschiedener Indikatoren an. Darunter fällt der Herfindahl-Hirschman-Index als häufigkeitsbasierte Stabilitätskennzahl, der die Konzentration einer Verteilung beschreibt. Weitere sequenzbasierte Indikatoren berücksichtigen neben der Häufigkeit auch die Reihenfolge der genutzten Verkehrsmittel (Mallig & Vortisch, 2017). Dazu zählt der sogenannte Run-Index, der den Wechsel zwischen verschiedenen Verkehrsmitteln berücksichtigt und zusammenhängende Teilsequenzen eines Verkehrsmittels einbezieht. Die Verteilungen der Stabilitätskennzahlen werden anschließend

für die Überprüfung verwendet, ob die Verkehrsmittelwahl im Modell der in der Realität gemessenen Verkehrsmittelwahl entspricht. Für einen detaillierten Überblick der insgesamt zehn Stabilitätskennzahlen wird auf die Arbeit von Mallig (2019) verwiesen.

#### 4.1.3 Bestimmung der gewohnten Umgebung

Stabilität und Variabilität können auch auf das Verhalten von Personen im Raum bezogen werden. Die Untersuchung, ob ein Ziel einmalig oder mehrfach aufgesucht wird, kann als Grundlage für die Messung von Stabilität in der Zielwahl dienen (Mallig, 2019). Buliung et al. (2008) berechnen, wie viele Wege für eine bestimmte Aktivität zu Zielen führen, die mehrfach aufgesucht werden. Das Ergebnis auf Basis einer Wochenerhebung zeigt, dass für die Aktivität Einkaufen weniger verschiedene Orte aufgesucht werden als für die Aktivität Freizeit. Schönfelder und Axhausen (2003) untersuchen den Zusammenhang zwischen der Beobachtungsdauer und der Anzahl verschiedener Orte, die besucht werden. Sie finden heraus, dass über den Zeitraum von sechs Wochen mit etwa jedem fünftem Weg ein neuer Aktivitätenort aufgesucht wird. Dabei handelt es sich um Orte, die entweder zum ersten Mal oder nur selten aufgesucht werden. Etwa 70 % der Wege führen zu den zwei bis vier am häufigsten besuchten Orten und etwa 90 % der Wege führen zu denselben acht Orten (Schlich & Axhausen, 2003). Diese Stabilität in der Zielwahl lässt auf einen hohen Anteil an Routinen im intrapersonellen Verhalten schließen.

Mit der Betrachtung der Stabilität des Verhaltens im Raum wird die Brücke zum Konzept der gewohnten Umgebung geschlagen. In der Literatur wird mit ‚activity space‘ oder ‚action space‘ der Aktionsraum einer Person beschrieben, in dem die alltäglichen Aktivitäten und Routinen einer Person stattfinden (Cagney et al., 2020; Golledge & Stimson, 1996; J. Li et al., 2018). Der Aktionsraum einer Person besteht dabei aus den Orten, die aufgesucht wurden, aber auch aus den Bereichen, die durchquert werden. Daher beinhaltet der Aktionsraum auch Orte, die eine Person nur registriert, aber nicht unbedingt

aufgesucht haben muss. Es geht um die Kenntnis des Raumes und die Vertrautheit, die eine Person mit dem Raum hat (Schönfelder & Axhausen, 2003). Der wahrgenommene Raum bildet sich als kognitive Karte im räumlichen Gedächtnis ab und beeinflusst Mobilitätsentscheidungen, wie die Zielwahl, die Verkehrsmittelwahl oder die Routenwahl (Pappalardo et al., 2023).

Das Konzept des Aktionsraums, in dem die alltäglichen Aktivitäten stattfinden, ist der Idee der gewohnten Umgebung nach der Definition der UNWTO sehr ähnlich. Ziele weit außerhalb des Aktionsraums, können als Ausreißer gewertet werden. Diese Ausreißer stellen entsprechend die Ereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung dar. Damit sind Ausreißer außerhalb des Aktionsraums solche Ereignisse, die in dieser Arbeit identifiziert werden sollen.

Es wurden verschiedene Ansätze entwickelt, um die Ausdehnung des individuellen Aktionsraums zu bestimmen. Die Ausdehnung kann durch die mittlere Entfernung der Ziele zum Wohnort, durch die Standarddistanz der aufgesuchten Ziele oder durch die Fläche, die einen definierten Anteil aller Ziele enthält, beschrieben werden (Buliung et al., 2008). Die Fläche des Aktionsraums kann verschiedene Formen haben, z. B. eine Ellipse oder mehrere überlappende Ellipsen, und verschiedene Zentren wie der Wohnort und der Arbeitsplatz (Dijst, 1999; Schönfelder & Axhausen, 2003). Die Bestimmung der Fläche kann außerdem auf verschiedenen Verfahren beruhen, z. B. auf einer Kernel-density-Schätzung (Chen & Dobra, 2020). Buliung et al. (2008) bestimmen den Aktionsraum einer Person, indem das kleinste konvexe Polygon zwischen den im Betrachtungszeitraum aufgesuchten Zielen aufgespannt wird. Dabei kann der Aktionsraum allerdings leicht überschätzt werden, insbesondere bei Ausreißern (Chen & Dobra, 2020).

Die genannten Methoden beruhen auf der Ableitung einer Fläche anhand der aufgesuchten Orte. Eine weitere Möglichkeit, den Aktionsraum zu beschreiben, basiert auf der Berücksichtigung von Routen. Werden alle gewählten Routen einer Person über den Längsschnitt übereinandergelegt, wird das Netzwerk deutlich, durch das sich die Person bewegt hat. Hier können

zusätzlich noch Puffer zum Einsatz kommen, z. B. von 200 Metern entlang der genutzten Routen, um den Aktionsraum einer Person zu bemessen (Schönfelder & Axhausen, 2003). Sind die genutzten Routen nicht bekannt, können mit der Bestimmung der kürzesten Wege zwischen Start- und Zielorten die genutzten Routen approximiert werden (Chen & Dobra, 2020).

### *Schlussfolgerungen*

Die vorgestellten Studien mit Auswertungen von Mobilitätsverhaltensdaten verbindet, dass sie genaue Informationen zu Orten bzw. GPS-Koordinaten enthalten und sich daher genau verorten lässt, wo eine Person einzelne Aktivitäten wahrnimmt. Die aufgesuchten Orte jeder Person lassen sich auf einer Karte einzeichnen und mit Ellipsen oder anderen Formen beschreiben. In den Daten des MOP liegen allerdings keine Informationen zu den aufgesuchten Orten vor. Die beschriebenen Methoden zur Identifikation des Aktionsraums und damit der gewohnten Umgebung können nicht direkt übertragen werden. Es ist daher eine Methode zu entwickeln, die anhand verschiedener Attribute der berichteten Mobilität, z. B. Dauern, Zwecke und Entfernungen, die gewohnte Umgebung, in dem die Routinen einer Person stattfinden, approximiert.

## 4.2 Entwicklung der Heuristik

In diesem Abschnitt wird eine Heuristik entwickelt, die außergewöhnliches Verhalten vom alltäglichen Verhalten anhand der gewohnten Umgebung abgrenzt. Das Vorgehen ist dabei zweistufig. Zunächst soll die gewohnte Umgebung anhand des Verhaltens im Längsschnitt approximiert werden. In einem zweiten Schritt wird dann unterschieden, ob einzelne Mobilitätsereignisse innerhalb oder außerhalb der individuellen gewohnten Umgebung stattfinden.

Für die Entwicklung der Heuristik werden die Längsschnitteigenschaften des MOP genutzt. Dafür wird nicht nur eine Berichtswoche betrachtet, sondern

mehrere Berichtswochen derselben Person aus aufeinanderfolgenden Erhebungsjahren. Das Vorgehen stellt dabei eine Weiterentwicklung des Ansatzes aus dem Konferenzbeitrag „Identification of Non-Routine Tours in Everyday Travel Behavior“ von Magdolen et al. (2020) dar.

##### 4.2.1 Auswahl der Stichprobe

Aus den Untersuchungen zur Stabilität und Variabilität im Verhalten ist bekannt, dass diese umso besser identifiziert werden können, je länger der Beobachtungszeitraum ist. Demgegenüber steht, dass die Stichprobe im MOP kleiner wird, wenn mehrere Berichtswochen aus verschiedenen Erhebungsjahren einer Person betrachtet werden sollen. Das liegt zum einen daran, dass Teilnehmende nach ein oder zwei Jahren nicht mehr weiter teilnehmen und aus der Erhebung ausscheiden. Zum anderen wird es mit der Anzahl betrachteter Jahre wahrscheinlicher, dass mobilitätsdeterminierende Lebensereignisse eintreten, z. B. ein Umzug, die es nicht mehr erlauben, die Bestimmung der alltäglichen Routinen über die Berichtsjahre hinweg durchzuführen.

Um eine möglichst große Stichprobe aus dem MOP zu generieren, werden im Folgenden mehrere Kohorten berücksichtigt. Aufgrund von Änderungen in den Ausprägungen der Variablen Bildung und Einkommen werden zunächst nur Personen in Betracht gezogen, für die mindestens ein Bericht aus dem Erhebungsjahr 2013 oder später vorliegt. Des Weiteren ist die Corona-Pandemie maßgebend für die Auswahl der Untersuchungsdaten. Ab März 2020 stand das Mobilitätsverhalten der deutschen Bevölkerung unter dem Einfluss der Pandemie. Die Erhebungswelle aus dem Herbst 2019 endete im Februar 2020 und ist damit gerade noch nicht von der Infektionswelle und den damit einhergehenden Einschränkungen betroffen. Damit kommen insgesamt Personen aus den Kohorten 2011 bis 2018 für die weiteren Untersuchungen infrage.

Es wird überprüft, wie viele der Teilnehmenden in den relevanten Kohorten mehrmals teilgenommen haben. Bei Personen mit zweimaliger Teilnahme wird zudem unterschieden, in welchen Berichtsjahren Wegetagebücher abgegeben wurden. Tabelle 4-1 zeigt eine Übersicht über die Teilnahmen. Insgesamt haben in den relevanten Erhebungsjahren 9.873 verschiedene Personen mindestens ein Wegetagebuch abgegeben. Davon hat etwa die Hälfte in allen drei Berichtsjahren ihre Mobilität berichtet. Einige Teilnehmende berichteten aber auch nur im ersten oder in den ersten beiden Jahren. Nur in seltenen Fällen steigen Personen in späteren Berichtsjahren in die Erhebung ein.

Tabelle 4-1 Anzahl Berichte (Wegetagebücher) und Berichtsjahre der Teilnehmenden aus den Kohorten 2011 bis 2018

Personen mit	einem Bericht			zwei Berichten			drei Berichten
	nur Jahr 1	nur Jahr 2	nur Jahr 3	Jahre 1+2	Jahre 1+3	Jahre 2+3	Jahre 1+2+3
Anzahl Personen	2.320	253	172	1.495	485	389	4.759
Anteil*	24%	3%	2%	15%	5%	4%	48%
Summe:							
9.873 (100 %)	2.745 (28 %)			2.369 (24%)			4.759 (48%)

\*Aufgrund von Rundungen summieren sich die Werte nicht auf 100%.

Die Stichprobe wird so gefiltert, dass bei Personen aus der Kohorte 2018 der Bericht während der Pandemie nicht betrachtet wird und aus der Kohorte 2011 nur Personen berücksichtigt werden, für die Daten aus 2013 vorliegen. Daraus ergibt sich für die nachfolgenden Analysen eine Grundlage von 2.994 Personen mit zwei Berichtswochen und 4.011 Personen mit drei Berichtswochen.

Wie beschrieben erlaubt eine längere Beobachtung des Mobilitätsverhaltens auch eine bessere Identifikation von Routinen. Da die Datengrundlage für die Untersuchung von drei Berichtswochen mit mehr als 4.000 Personen als ausreichend groß eingeschätzt wird, erfolgt die Entwicklung der Heuristik im Folgenden auf Basis dieser Stichprobe. Zu einem späteren Zeitpunkt der Arbeit erfolgt die Auswertung kürzerer Beobachtungsdauern, in der auch Personen mit zwei Berichtswochen berücksichtigt werden.

##### *Harmonisierung der Variablen*

Es erfolgt eine Harmonisierung der Informationen für Variablen, deren Abfrage sich im Laufe der Erhebungsjahre verändert hat. Dies trifft beispielsweise auf die Variable Zweitwohnsitz zu, die bis 2015 auf Haushaltsebene und seitdem auf Personenebene als Variable Nebenwohnsitz abgefragt wird. Zudem werden Variablen, die sich verändert haben, nicht kontinuierlich erhoben wurden oder nicht für die vorliegende Arbeit relevant sind, aus dem Datensatz entfernt.

##### *Änderungen in den Rahmenbedingungen zwischen den Jahren*

Es ist bekannt, dass Lebensereignisse, wie beispielsweise ein Umzug, Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten der Personen haben (Clark et al., 2014). Dies zeigt sich unter anderem in einer veränderten Pendeldistanz oder Verkehrsmittelnutzung (Clark et al., 2016; Lanzendorf, 2010). Die Wegetagebücher von Personen, bei denen sich wesentliche Änderungen zwischen den Jahren ereignet haben, sind damit nicht geeignet, um über mehrere Wegetagebücher hinweg die Routinen und die gewohnte Umgebung zu ermitteln. Es werden daher Personen herausgefiltert, bei denen sich die Rahmenbedingungen zwischen den Jahren verändert haben.



Abgeleitet aus der Literatur (u. a. Clark et al., 2014, 2016; Lanzendorf, 2010) werden die folgenden Variablen auf Haushalts- und Personenebene überprüft:

- Umzug des Haushalts
- Neues Kind (unter 10 Jahre) im Haushalt
- Änderung des Pkw-Besitzes (kein Pkw zu mindestens ein Pkw oder andersherum)
- Änderung des Berufsstatus (Wechsel zwischen: in Ausbildung, berufstätig, Rentner(in), nicht erwerbstätig/Sonstiges)
- Wechsel des Arbeits- oder Ausbildungsortes
- Führerscheinerwerb

In Summe werden von den 4.011 Personen mit drei Berichten 1.367 Personen für die weiteren Analysen ausgeschlossen, da bei diesen mindestens eine der genannten Änderungen zwischen den drei Jahren der Teilnahme vorliegt. Für die verbleibenden 2.644 Personen wird davon ausgegangen, dass eine Aneinanderreihung der drei berichteten Wegetagebücher für die Ermittlung der gewohnten Umgebung geeignet ist.

#### *Besonderheiten in den Berichtswochen*

Für jeden Berichtstag im MOP können Teilnehmende angeben, ob der Tag durch eine Besonderheit, z. B. Urlaub oder Krankheit, beeinflusst ist. Die Begriffe werden aber in den Erhebungsunterlagen nicht weiter erläutert oder definiert. Lipps (2001) stellt fest, dass sich das Verhalten von Personen an Tagen, an denen Besonderheiten angegeben wurden, signifikant von anderen Tagen unterscheidet. Dies betrifft die Art der Hauptaktivitäten, die Aktivitätendauern und die genutzten Hauptverkehrsmittel. Aus diesem Grund ist die Mobilität an solchen besonderen Tagen nicht gut geeignet, um Grundverhaltensmuster und Gewohnheiten zu identifizieren.

In den vorliegenden Daten sind an etwa 4 % der Tage Urlaub und an etwa 2 % der Tage Krankheit als Besonderheiten angegeben worden. Auf den ersten

Blick wirken die Zahlen sehr gering, es ist jedoch auf individueller Ebene zu überprüfen, ob mehrere Tage in einer Berichtswoche betroffen sind. Es wird daher untersucht, wie viele Tage mit Urlaub oder Krankheit in den drei Berichtswochen je Person vorliegen. Abbildung 4-1 zeigt die Verteilung.

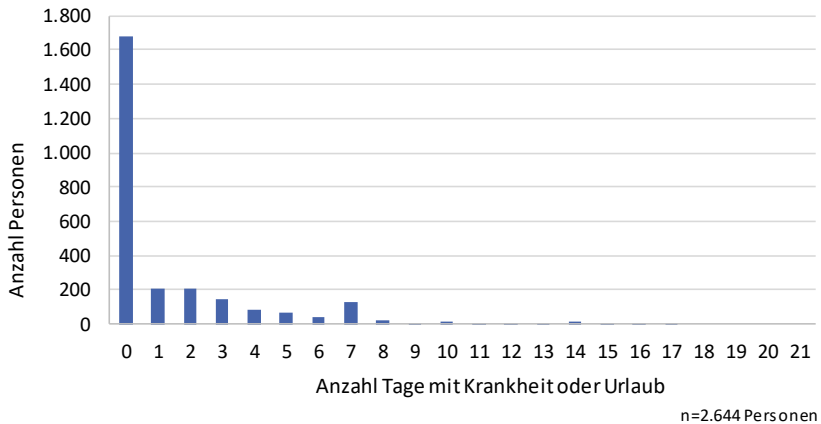


Abbildung 4-1 Verteilung der Anzahl Tage mit Krankheit oder Urlaub in den drei Berichtswochen pro Person

Mehr als 1.600 Personen haben an keinem Berichtstag Krankheit oder Urlaub berichtet. Ihre Berichtswochen werden somit nicht durch diese Besonderheiten beeinflusst. Knapp über 200 Personen haben an einem Tag eine Besonderheit berichtet und etwa weitere 200 Personen haben dies an zwei Berichtstagen angegeben. Eine zunehmende Anzahl Krankheits- oder Urlaubstage trifft auf tendenziell weniger Personen zu. Auffällig ist eine Häufung bei sieben Tagen. Eine Überprüfung zeigt, dass 105 der 126 Personen diese sieben Tage mit Urlaub oder Krankheit in nur einem der drei Berichtsjahre angegeben haben, d. h. es wurde eine vollständige Berichtswoche mit Urlaub oder Krankheit berichtet.

Da zunächst die Bestimmung der gewohnten Umgebung im Fokus steht, werden möglichst viele unbeeinflusste Tage je Person gewünscht. Auf Grundlage der Verteilung wird als Grenzwert die Anzahl von 6 Tagen mit Besonderheiten gewählt. Wenn maximal 6 der 21 Berichtstage durch Krankheit oder Urlaub beeinflusst sind, wird eine ausreichende Datengrundlage zur Ermittlung der gewohnten Umgebung angenommen. Diese Annahme wird im weiteren Verlauf der Arbeit in Kapitel 5 überprüft. 207 Personen werden herausgefiltert, da für sie mehr Berichtstage mit einer Besonderheit vorliegen.

Für die Auswertung mit drei Berichtswochen verbleibt eine Stichprobe von 2.437 Personen mit drei Berichtsteilnahmen und damit 7.311 Berichtswochen. Diese Stichprobe dient nun als Grundlage für die Ermittlung der gewohnten Umgebung.

Die durchgeführten Schritte in der Filterung der Stichprobe werden in Abbildung 4-2 zusammengefasst.

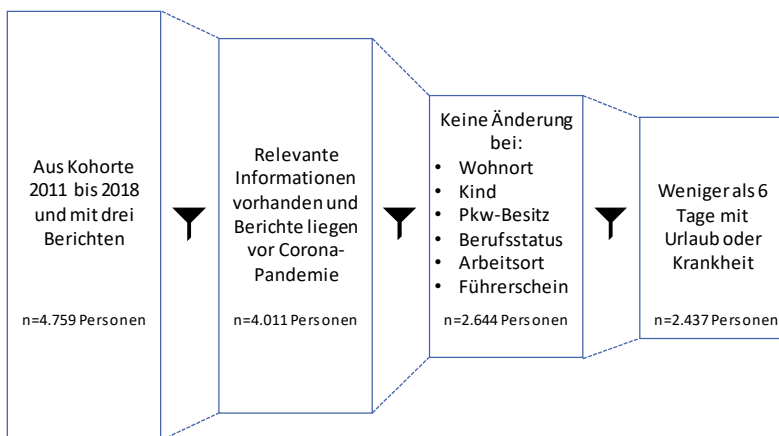


Abbildung 4-2 Schematische Darstellung der Filterung der Stichprobe in Anlehnung an Magdolen et al. (2020)

##### *Einordnung der Stichprobe*

Durch die Anwendung der verschiedenen Ausschlusskriterien in den zuvor beschriebenen Schritten kann es zu einer stärkeren Verzerrung in der Stichprobe gekommen sein. Um zu bewerten, inwieweit die resultierende Stichprobe von den Verteilungen in der Gesamtbevölkerung abweicht, werden in Tabelle 4-2 die soziodemographischen Eigenschaften mit der offiziellen Statistik verglichen. Als Eigenschaften werden die Haushaltsgröße, die Einwohnergrößenklasse des Wohnsitzes, das Geschlecht und das Alter herangezogen. Als Referenzjahr dient das Jahr 2017. Für die Beschreibung der Stichprobe wird jeweils die berichtete Eigenschaft des letzten Berichtsjahres ausgewertet.

Auf Haushaltsebene fällt auf, dass in der resultierenden MOP-Stichprobe weniger 1-Personen-Haushalte als in der offiziellen Statistik enthalten sind. Dafür gibt es mehr 2-Personen-Haushalte. Diese Abweichungen sind relativ groß ( $> 10\%$ ). Dagegen sind bei der Verteilung der Haushalte auf die Einwohnergrößenklassen keine wesentlichen Differenzen erkennbar.

Auf Personenebene gibt es in der Stichprobe eine leichte Verzerrung zu mehr männlichen Personen als in der offiziellen Statistik. Diese Tendenz ist ebenso für höhere Altersgruppen erkennbar (älter als 50 Jahre). Entsprechend sind Frauen und jüngere Altersgruppen in der Stichprobe gegenüber der offiziellen Statistik unterrepräsentiert.

Für die jüngeren Altersgruppen kann ein wesentlicher Grund für die geringe Anzahl die vorangegangene Filterung sein. Gerade bei jungen Menschen ist es wahrscheinlich, dass sich im Verlauf von drei Jahren wesentliche Rahmenbedingungen ändern, z. B. durch den Auszug von Zuhause oder den Erwerb des Führerscheins. Daher ist es wahrscheinlicher, dass junge Erwachsene in den zuvor beschriebenen Aufbereitungsschritten der Stichprobe ausgeschlossen werden oder grundsätzlich nicht in drei Jahren an der Erhebung teilnehmen.

Tabelle 4-2 Vergleich der soziodemographischen Eigenschaften der Stichprobe mit drei Berichtswochen zur offiziellen Statistik

		Stichprobe		Offizielle Statistik*
		n	in %	in %
<i>Haushalte:</i>		1.820		
Haushaltsgröße	1-Personen-Haushalt	548	30,1%	41,8%
	2-Personen-Haushalt	860	47,3%	33,5%
	3-Personen-Haushalt	212	11,6%	12,0%
	>3-Personen-Haushalt	200	11,0%	12,6%
Einwohner- größenklasse (Einwohnerzahl)	bis unter 5.000	243	13,4%	13,0%
	5.000 bis < 20.000	460	25,3%	24,8%
	20.000 bis < 50.000	347	19,1%	18,2%
	50.000 bis < 100.000	183	10,1%	9,2%
	100.000 bis < 500.000	283	15,5%	16,3%
	500.000 und mehr	304	16,7%	18,5%
<i>Personen:</i>		2.437		
Geschlecht	weiblich	1.153	47,3%	50,9%
	männlich	1.284	52,7%	49,1%
Altersgruppe	10 bis 17 Jahre	88	3,6%	6,9%
	18 bis 25 Jahre	31	1,3%	9,5%
	26 bis 35 Jahre	83	3,4%	14,1%
	36 bis 50 Jahre	446	18,3%	21,1%
	51 bis 60 Jahre	616	25,3%	17,8%
	61 bis 70 Jahre	603	24,7%	13,4%
	> 70 Jahre	570	23,4%	17,3%

\*Die Werte der offiziellen Statistik stammen aus dem Mikrozensus 2017 (Destatis, 2018).

Zur Entwicklung des Verfahrens erfolgen die nachfolgenden Analysen zunächst ungewichtet. Zu einem späteren Zeitpunkt der Arbeit erfolgt dann in der Anwendung des Verfahrens eine Gewichtung zur Berücksichtigung der Verzerrungen.

### 4.2.2 Aufbereitung der Mobilitätsdaten

Für die nachfolgenden Analysen werden alle berichteten Wege der 2.437 Personen aus der Stichprobe einbezogen. Da in der Abfrage der Wegeeigenschaften im Jahr 2016 neue Ausprägungen ergänzt wurden, sind in einem ersten Schritt die Daten vor und nach 2016 zu harmonisieren. Dafür werden zum einen Wegezwecke und zum anderen Verkehrsmittel vereinheitlicht. Ein Beispiel ist die Zusammenfassung der Verkehrsmittel „Elektrofahrrad/Pedelec“ und „Fahrrad“, da es diese Unterscheidung bis 2016 nicht gab.

Die Stichprobe hat in Summe 175.322 Wege berichtet. Im Mittel sind das je Person etwa 72 Wege in den drei Berichtswochen. Bezogen auf die durchschnittliche Mobilität pro Tag der Personen ergeben sich die in Abbildung 4-3 bis Abbildung 4-5 dargestellten Verteilungen.

Aus Abbildung 4-3 wird deutlich, dass über den Zeitraum von drei Berichtswochen die meisten Personen im Schnitt zwei bis vier Wege pro Tag berichten.

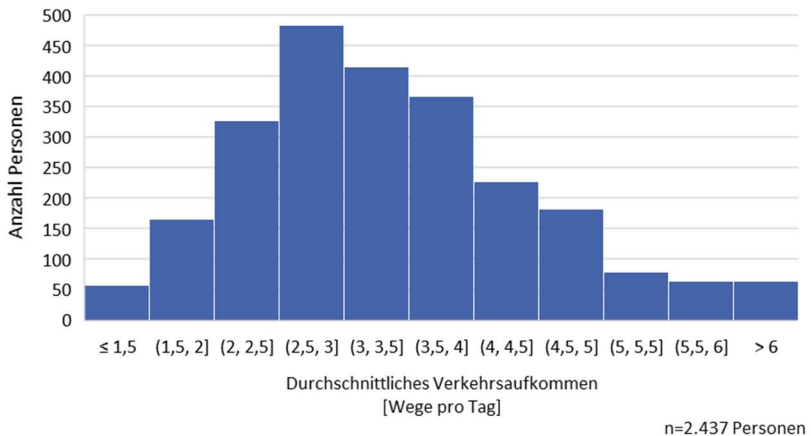


Abbildung 4-3 Verteilung der durchschnittlichen Anzahl Wege pro Tag und Person

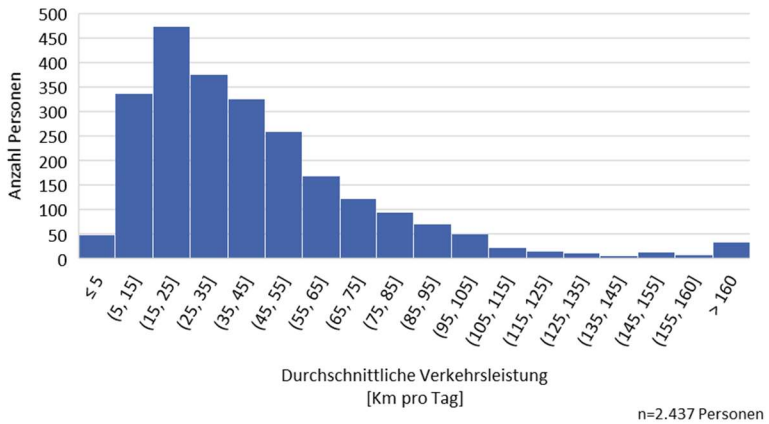


Abbildung 4-4 Verteilung der durchschnittlichen Verkehrsleistung pro Tag und Person

Bei der durchschnittlich zurückgelegten Verkehrsleistung pro Tag und Person aus Abbildung 4-4 ist eine größere Streuung erkennbar. Für manche Personen ergibt sich sogar eine durchschnittliche Verkehrsleistung von mehr als 160 km pro Tag, was auf Fernverkehrsereignisse im berichteten Verhalten hindeutet.

Eine ähnliche Streuung wird ebenso für die Verteilung der Mobilitätszeit pro Tag in Abbildung 4-5 dargestellt. Es ist erkennbar, dass einige Personen im Schnitt eine deutliche höhere Mobilitätsnachfrage aufweisen als andere.

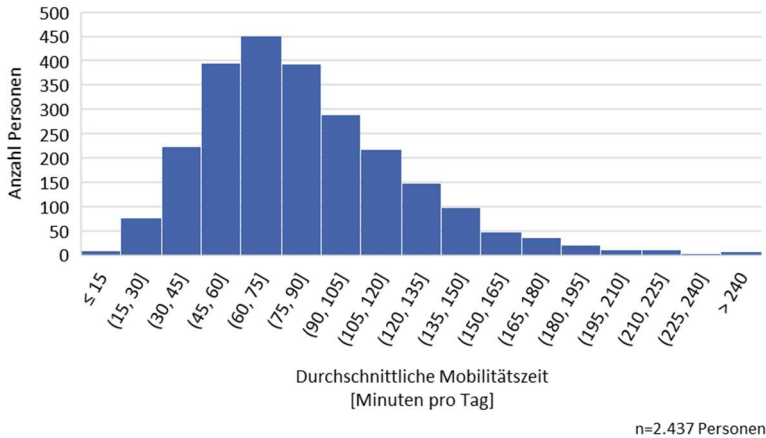


Abbildung 4-5 Verteilung der durchschnittlichen Mobilitätszeit pro Tag und Person

#### 4.2.3 Untersuchung von Aktivitäten- und Verkehrsmittelsequenzen auf der Basis von Touren

Über die Ebene der einzelnen Wege hinausgehend wird in diesem Abschnitt die Mobilität auf Basis von Touren analysiert. Eine Tour ist definiert als Wegeketten, die an einem Ort startet und am selben Ort wieder endet. Dieser Ort ist meistens das Zuhause, kann aber z. B. auch ein Hotel oder eine Ferienwohnung sein (Mallig, 2019). Mit Subtours werden wiederum Touren beschrieben, die an einem Aktivitätenort beginnen und enden. Ein Beispiel hierfür ist eine Tour in der Mittagspause am Arbeitsplatz. Die Betrachtung des Mobilitätsverhaltens auf Touren-Ebene erfolgte in vielen Studien zur Untersuchung von Mustern im Mobilitätsverhalten (u. a. Davis et al., 2018; Hanson & Huff, 1988).

Die Bildung von Touren erlaubt es, die Reihenfolge von Wegen und Aktivitäten abzubilden. Weiterhin ermöglicht die Betrachtung von Touren, die Relevanz einzelner Aktivitäten innerhalb einer Tour zu bestimmen, z. B. anhand



der Dauer des Aufenthalts. Attribute von Touren sind unter anderem die Gesamtdauer vom Verlassen des Zuhauses bis zur Rückkehr, die Gesamtsumme aller zurückgelegter Distanzen, die Sequenz der Aktivitäten oder die Sequenz der verwendeten Verkehrsmittel auf den Wegen innerhalb der Tour. Weiterhin kann zwischen einfachen und komplexen Touren unterschieden werden. Eine einfache Tour besteht aus einer Aktivität und jeweils einem Hin- und einem Rückweg. Eine komplexe Tour besteht aus mindestens zwei Außer-Haus-Aktivitäten an verschiedenen Orten, bevor die Person wieder nach Hause zurückkehrt.

Im ersten Schritt werden die vorliegenden Wege zu Touren zusammengefasst. Eine Tour beginnt mit einem Weg von zuhause (Home: H) und endet mit dem Weg zurück nach Hause (H--H). In den nachfolgenden Analysen wird außerdem unterschieden, ob die Person Wege zu einer anderen Übernachtungsmöglichkeit (Other: O), z. B. einem Hotel, berichtet hat. So können auch Touren vor Ort an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit (O--O) identifiziert und untersucht werden. Wege von zuhause zu einer Übernachtungsmöglichkeit (H--O) sowie der Weg zurück (O--H) werden als eigene Touren ausgewiesen, da sie die An- und Abreise darstellen und in den nachfolgenden Untersuchungen eine hohe Relevanz haben.

Abbildung 4-6 zeigt mögliche Tourenarten nach der in dieser Arbeit verwendeten Definition. Für den Tagesausflug ergibt sich im gezeigten Fall eine Tour mit der Aktivitätensequenz H-A-H, wobei A für Aktivität steht. Für die Übernachtungsreise ergeben sich aus der in dieser Arbeit verwendeten Definition die drei Touren H-O, O-A-O und O-H.

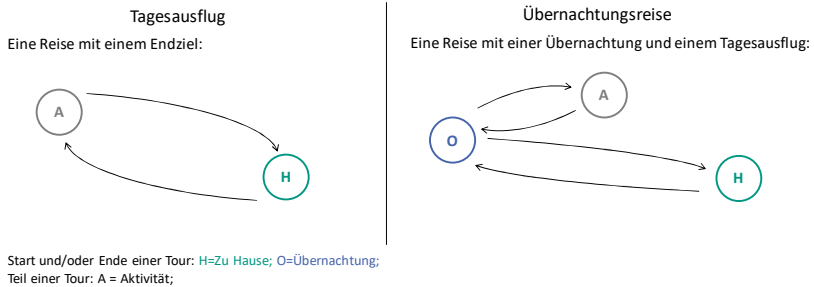


Abbildung 4-6 Schematische Darstellung von Touren im Fernverkehr in Anlehnung an Goulias et al. (2018)

Die im MOP bereitgestellten Daten enthalten keine Informationen darüber, wo sich die Personen am ersten Berichtstag befinden, bevor sie ihren ersten Weg zurücklegen. Erst nach dem ersten Weg lässt sich anhand des berichteten Wegezwecks bestimmen, ob sich eine Person zuhause befindet oder an einem anderen Ort. Die erste Tour einer Woche startet demnach mit dem ersten Weg und endet, sobald die Person einen Weg nach Hause oder zu einer anderen Übernachtungsmöglichkeit berichtet hat. Zu beachten ist, dass die Bildung von Touren in jeder der berichteten Wochen von Neuem beginnt und unvollständige Touren zu Beginn und Ende einer jeden Berichtswoche vorliegen können.

Für die Identifikation der Touren wird in den Daten jeweils markiert, wenn die Person zuhause oder an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit ist. Anschließend werden alle Aktivitäten und Wege, die zwischen zwei solchen Markierungen liegen, einer gemeinsamen Tour zugeordnet. Wege mit dem Zweck Rundweg können sowohl eine eigene Tour als auch Teil einer größeren Tour sein.

Aus den 175.322 vorliegenden Wegen ergeben sich 77.222 Touren. Diese lassen sich nach ihrem Start- und Endpunkt, wie in Tabelle 4-3 dargestellt, unterscheiden. 96 % der identifizierten Touren starten und enden am Zuhause der Personen (H--H Touren). 1,5 % der Touren finden als Mobilität an anderen Übernachtungsmöglichkeiten statt (O--O Touren). Weiterhin werden Touren von zuhause zu einem Hotel oder einer ähnlichen Unterkunft (H--O) sowie zurück (O--H) erfasst. Zu „Sonstige“ zählen unvollständige Touren zum Start oder Ende einer Berichtswoche. Dabei handelt es sich aber nur um Ausnahmen.

Tabelle 4-3 Identifizierte Touren in den MOP-Wegedaten unterschieden nach Start und Ende der Touren

Start- und Ende der Tour	Häufigkeit	Anteil
H--H	74.141	96,0%
H--O	1.003	1,3%
O--H	791	1,0%
O--O	1.146	1,5%
Sonstige	141	0,2%
Summe	77.222	100%

H = Home (Zuhause)  
O = Other (Andere Übernachtungsmöglichkeit, z. B. Hotel, Ferienwohnung)

### *Aktivitätensequenzen*

Innerhalb der Touren können nun die Sequenzen der Aktivitäten betrachtet werden. Die zehn häufigsten Aktivitätensequenzen sind in Tabelle 4-4 aufgeführt. Die häufigste Sequenz besteht aus einem Weg zur Aktivität Besorgung/Einkauf und einem Weg zurück nach Hause (25 %). Mit etwa 21 % bilden Touren mit dem Weg zu einer Freizeitaktivität und einem Weg nach Hause die zweithäufigste Sequenz.

Tabelle 4-4 Häufigkeiten der zehn häufigsten Aktivitätensequenzen auf allen Touren

Codierte Aktivitäten-sequenz	Aktivitätensequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
_4_7_	Besorgung/Einkauf - Nach Hause	19.325	25,0%
_5_7_	Freizeit - Nach Hause	16.563	21,4%
_1_7_	Arbeit - Nach Hause	9.417	12,2%
_77_	Rundweg	6.328	8,2%
_6_7_	Service - Nach Hause	3.776	4,9%
_4_4_7_	Besorgung/Einkauf - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	2.007	2,6%
_1_4_7_	Arbeit - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	1.550	2,0%
_3_7_	Ausbildung - Nach Hause	1.524	2,0%
_2_7_	Dienst- /Geschäftsweg - Nach Hause	1.287	1,7%
_5_5_7_	Freizeit- Freizeit - Nach Hause	948	1,2%
	Alle weiteren Sequenzen	14.497	18,8%

Touren starten zuhause oder an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit.

Der Wegezweck „Service“ umfasst Wege zum Holen oder Bringen von Personen.

Die häufigste Sequenz, in der mehr als ein Ort aufgesucht wird, ist Besorgung/Einkauf - Besorgung/Einkauf - Nach Hause gefolgt von der Sequenz Arbeit - Besorgung/Einkauf - Nach Hause. Diese Sequenzen treten bereits nur noch selten auf. Alle weiteren Sequenzen setzen sich aus fast 1.300 verschiedenen Aktivitätensequenzen zusammen, die jeweils nur selten vorkommen.

Eine Analyse aller Touren zeigt, dass 78 % simple Touren sind. Sie bestehen aus einer Aktivität und zwei Wegen oder, im Fall von Rundwegen, nur aus einem Weg. Nur 22 % der Touren sind komplexe Aktivitäten- und Wegeketten mit mindestens zwei Außer-Haus-Aktivitäten, die an verschiedenen Orten stattfinden.

Die in Tabelle 4-4 dargestellten Sequenzen beruhen auf den Häufigkeiten in allen betrachteten Touren. Im Vergleich dazu zeigt Tabelle 4-5, welche Aktivitätensequenzen auf individueller Ebene am häufigsten vorliegen. Für jede Person wird hierfür bestimmt, welche Sequenz in ihrem Bericht am häufigsten vorkommt.

Tabelle 4-5 Häufigste Aktivitätensequenz je Person

Codierte Aktivitäten-sequenz	Aktivitätensequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
_4_7_	Besorgung/Einkauf - Nach Hause	908	37,3%
_1_7_	Arbeit - Nach Hause	573	23,5%
_5_7_	Freizeit - Nach Hause	526	21,6%
_77_	Rundweg	127	5,2%
_3_7_	Ausbildung - Nach Hause	92	3,8%
_6_7_	Service - Nach Hause	69	2,8%
_1_4_7_	Arbeit - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	43	1,8%
_2_7_	Dienst- /Geschäftsweg - Nach Hause	28	1,2%
_4_4_7_	Besorgung/Einkauf - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	13	0,5%
_1_2_7_	Arbeit - Dienst-Geschäftsweg - Nach Hause	5	0,2%
	Alle weiteren Sequenzen	53	2,2%

Touren starten zuhause oder an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit.

Der Wegezweck „Service“ umfasst Wege zum Holen oder Bringen von Personen.

Mehr als 37 % der Personen in der Stichprobe haben die Aktivitäten Besorgung/Einkauf - Nach Hause als häufigste Sequenz auf ihren Touren. Mit den weiteren simplen Touren, die die Aktivitäten Arbeit und Freizeit beinhalten, wird bereits für mehr als 80 % der Personen die häufigste Sequenz beschrieben.

Die jeweils häufigste Aktivitätensequenz einer Person erklärt im Mittel bereits etwa 40 % der Touren dieser Person. Werden die beiden häufigsten Sequenzen je Person betrachtet, werden knapp 60 % der Touren durch diese zwei Sequenzen abgebildet. Werden die häufigsten drei Sequenzen betrachtet sind es 74 %. Abbildung 4-7 zeigt die jeweiligen Verteilungen.

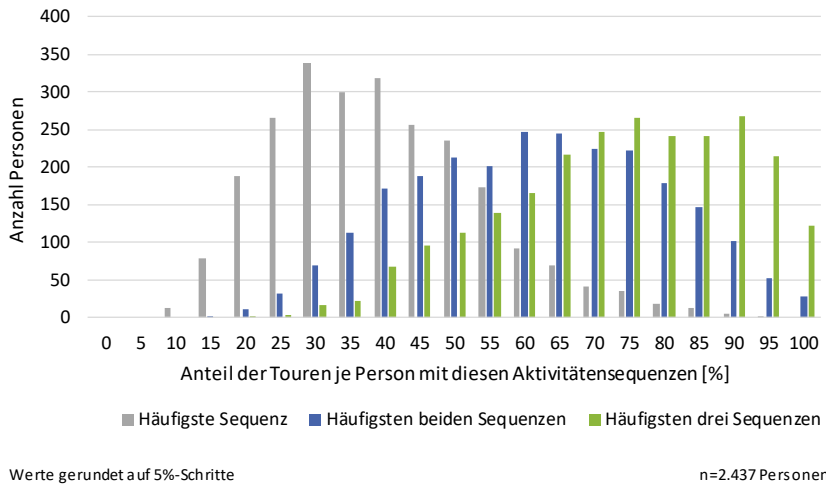


Abbildung 4-7 Anteil der Touren je Person mit den häufigsten Aktivitätensequenzen

Eine Säule bei 100 % bedeutet, dass alle Touren dieser Person erklärt werden können. Mit der häufigsten Aktivitätensequenz trifft das noch auf keine Person in der Stichprobe zu. Werden die drei häufigsten Sequenzen betrachtet, werden die Aktivitätensequenzen von mehr als 100 Personen bereits vollständig beschrieben.

Aus der Abbildung wird deutlich, dass sich der Großteil der Touren von Personen bereits durch sehr wenige verschiedene Aktivitätensequenzen darstellen lässt. Die Durchführung und die Reihenfolge der Aktivitäten scheinen demnach stark von Routinen geprägt zu sein. Aktivitätensequenzen, die nur

sehr selten oder einmalig in den drei Berichtswochen vorkommen, können demgegenüber Hinweise für außergewöhnliche bzw. Nicht-Routine-Ereignisse sein.

### *Verkehrsmittelnutzung*

Neben den Aktivitäten können auch die berichteten Verkehrsmittel auf einer Tour betrachtet werden. Es werden daher Verkehrsmittelsequenzen basierend auf den Hauptverkehrsmitteln auf den Wegen innerhalb der Touren gebildet. Ähnlich zu den Aktivitätssequenzen zeigt sich in Tabelle 4-6 für die Verkehrsmittelnutzung, dass sehr wenige verschiedene Sequenzen auf einem Großteil der Touren vorkommen. Die häufigsten zehn Verkehrsmittelsequenzen treten auf mehr als 82 % aller Touren auf.

Tabelle 4-6 Häufigkeiten der zehn häufigsten Verkehrsmittelsequenzen auf allen Touren

Codierte Verkehrsmittelsequenz	Verkehrsmittelsequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
x4x4x	MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in	25.677	33,3%
x1x1x	zu Fuß - zu Fuß	9.264	12,0%
x2x2x	Fahrrad - Fahrrad	6.711	8,7%
x1x	zu Fuß - zu Fuß	5.483	7,1%
x4x4x4x	MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in	5.233	6,8%
x5x5x	MIV Mitfahrer/-in - MIV Mitfahrer/-in	5.067	6,6%
x7x7x	ÖPNV-Schiene - ÖPNV-Schiene	1.997	2,6%
x4x4x4x4x	MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in - MIV Fahrer/-in	1.942	2,5%
x6x6x	ÖPNV-Straße - ÖPNV-Straße	1.175	1,5%
x2x	Fahrrad	899	1,2%
	Alle weiteren Sequenzen	13.774	17,8%

Die Sequenz setzt sich aus den Hauptverkehrsmitteln je Weg innerhalb einer Tour zusammen.

Die häufigste Verkehrsmittelnutzung setzt sich aus einer Hin- und Rückfahrt mit dem MIV als Fahrer/-in zusammen, gefolgt von Hin- und Rückwegen zu Fuß und mit dem Fahrrad. An vierter Stelle steht der Rundweg zu Fuß. Insgesamt gibt es unter den 77.222 Touren 1.314 verschiedene Verkehrsmittelsequenzen. Auffallend ist, dass unter den häufigsten Sequenzen jeweils nur ein Verkehrsmittel auf allen Wegen der Tour genutzt wird. Innerhalb dieser Touren wird nicht zwischen Verkehrsmitteln gewechselt. Bei 90 % der betrachteten Touren wird nur ein Hauptverkehrsmittel für alle Wege genutzt.

Auch für die Verkehrsmittelnutzung wird auf individueller Ebene bestimmt, welche Sequenz am häufigsten in den drei Berichtswochen vorkommt. Tabelle 4-7 zeigt, dass für mehr als die Hälfte der Personen in der Stichprobe die Verkehrsmittelsequenz bestehend aus Hin- und Rückfahrt mit dem MIV als Fahrer/in am häufigsten ist.

Tabelle 4-7 Häufigste Verkehrsmittelsequenz je Person

Codierte Verkehrsmittelsequenz	Verkehrsmittelsequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
x4x4x	MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in	1.361	55,8%
x1x1x	zu Fuß - zu Fuß	300	12,3%
x2x2x	Fahrrad - Fahrrad	278	11,4%
x5x5x	MIV Mitfahrer/in - MIV Mitfahrer/in	127	5,2%
x1x	zu Fuß	114	4,7%
x7x7x	ÖPNV-Schiene - ÖPNV-Schiene	90	3,7%
x6x6x	ÖPNV-Straße - ÖPNV-Straße	47	1,9%
x4x4x4x	MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in	34	1,4%
x4x4x4x4x	MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in - MIV Fahrer/in	9	0,4%
x9x9x	Fernzug - Fernzug	9	0,4%
	Alle weiteren Sequenzen	68	2,8%

Die Sequenz setzt sich aus den Hauptverkehrsmitteln je Weg innerhalb einer Tour zusammen.



Ebenfalls analog zu den Aktivitätensequenzen visualisiert Abbildung 4-8, welcher Anteil der Touren je Person durch die häufigste, die beiden häufigsten und die drei häufigsten Sequenzen beschrieben werden und auf wie viele Personen das in der Stichprobe jeweils zutrifft.

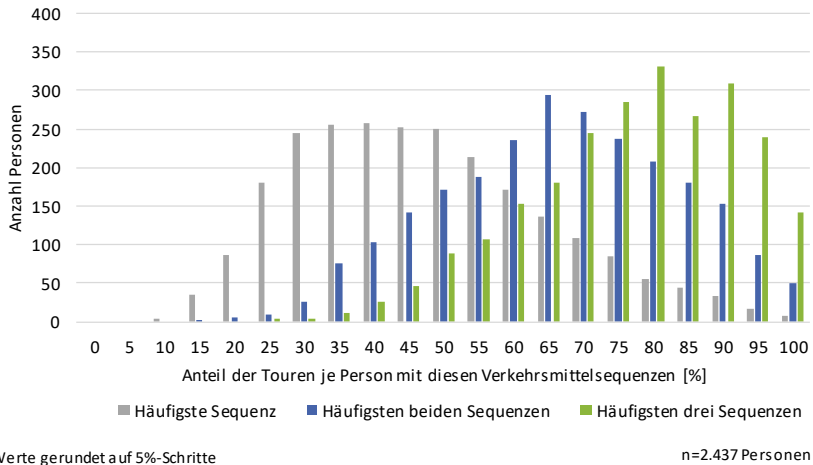


Abbildung 4-8 Anteil der Touren je Person mit den häufigsten Verkehrsmittelsequenzen

Im Mittel beschreibt die häufigste Verkehrsmittelsequenz 47 % der Touren einer Person. Die zwei häufigsten Sequenzen entsprechen knapp 67 % und die drei häufigsten 77 %. Das heißt, im Vergleich zu den Aktivitätensequenzen haben die Personen im Mittel eine noch stabilere Verkehrsmittelnutzung auf ihren Touren.

Bei den Verkehrsmitteln werden gleich viele Kategorien unterschieden wie bei den Aktivitäten (11 Aktivitäten und 11 Hauptverkehrsmittel). Es ist jedoch zu beachten, dass bei der Verkehrsmittelwahl eine Abhängigkeit zwischen den einzelnen Wegen einer Tour besteht. Wenn beispielsweise das Zuhause

mit dem eigenen Pkw verlassen wird, ist es sehr wahrscheinlich, dass alle weiteren Wege der Tour ebenfalls mit dem eigenen Pkw durchgeführt werden.

#### *Schlussfolgerungen*

Aus den Untersuchungen zu den Aktivitäten- und Verkehrsmittelsequenzen wird deutlich, dass sich ein Großteil der Touren in drei Wochen durch wenige verschiedene Sequenzen beschreiben lässt. Im Mittel findet auf 40 % der Touren einer Person die gleiche Aktivitätensequenz statt. Für die Verkehrsmittelnutzung zeigt sich, dass auf knapp 47 % der Touren einer Person die gleiche Verkehrsmittelsequenz berichtet wird. Umgekehrt lässt sich daraus schließen, dass Aktivitäten- und Verkehrsmittelsequenzen, die nur sehr selten oder einmalig in den drei Berichtswochen auftreten, auf außergewöhnliche Ereignisse hindeuten. Damit kann die Komplexität einer Tour, d. h. das Verknüpfen von mehreren Aktivitäten und Wegen, ein Hinweis auf Nicht-Routine-Ereignisse sein.

Sowohl die Aktivitätensequenz als auch die Verkehrsmittelsequenz geben keine Aufschlüsse darüber, an welche Orte Personen reisen oder wie die gewohnte Umgebung der Personen aussieht. Eine Tour mit einer Freizeitaktivität kann sowohl der Besuch des nahegelegenen Sportplatzes, an dem Aktivitäten regelmäßig ausgeübt werden, als auch ein außergewöhnlicher Tagesausflug in die Berge sein. An die Analyse der Aktivitäten und der Verkehrsmittelwahl anschließend widmet sich daher der nächste Abschnitt den zurückgelegten Distanzen.

#### 4.2.4 Bestimmung der gewohnten Umgebung anhand der Distanzen

Die Untersuchung der Distanzen erlaubt, die Mobilität der Personen in räumlicher Dimension abstrahiert zu beschreiben. Personen mit kurzen Wegen im Alltag bewegen sich in einem kleineren geographischen Bereich um ihren Wohnort als Personen mit regelmäßig langen Wegen. Daraus wird abgeleitet,

dass anhand der zurückgelegten Distanzen die Größe der gewohnten Umgebung approximiert werden kann. Abbildung 4-9 zeigt eine schematische Darstellung dieser Überlegung.

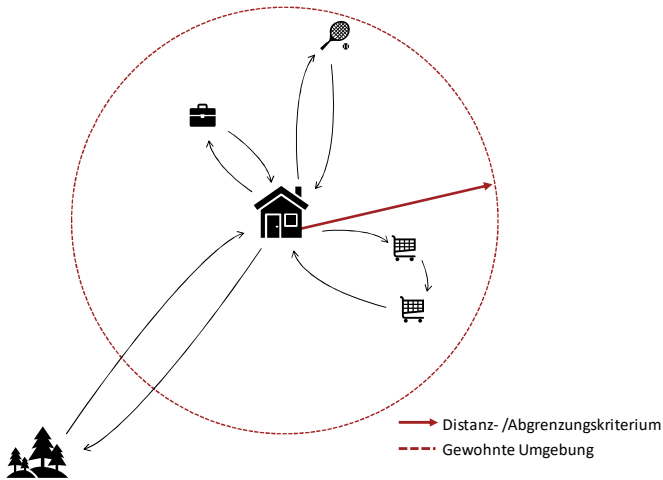


Abbildung 4-9 Schematische Darstellung der gewohnten Umgebung in Anlehnung an Magdolen et al. (2020)

Die gewohnte Umgebung entspricht dem geographischen Bereich um den Wohnort, in dem die alltäglichen Routinen stattfinden. Die Größe der gewohnten Umgebung wird dabei mit einem Distanzkriterium als Radius beschrieben.

Da die aufgesuchten Orte und ihre Lage zum Wohnort nicht bekannt sind, können lediglich die berichteten Distanzen einbezogen werden, um den Radius der gewohnten Umgebung zu bestimmen. Um die Verkettung mehrerer Wege zu berücksichtigen, soll die Untersuchung der Distanzen dabei nicht auf der Basis einzelner Wege, sondern auf der Basis von Touren erfolgen. Als Kennwert wird die Tourdistanz ermittelt, die der Summe aller Wegedistanzen auf einer Tour entspricht.

Darauf aufbauend wird eine Heuristik entwickelt, die das Distanzkriterium anhand der Verteilung der Tourdistanzen jeder Person bestimmt. Es werden folgende Annahmen getroffen:

- Die Größe der gewohnten Umgebung wird durch ein Distanzkriterium bestimmt, das einem Radius um den Wohnort entspricht.
- Basierend auf der individuellen Mobilität ergibt sich für jede Person ein individuelles Distanzkriterium.
- Das Distanzkriterium dient gleichzeitig als Abgrenzungskriterium, um zwischen Routine-Touren innerhalb und Nicht-Routine-Touren außerhalb der gewohnten Umgebung zu unterscheiden.
- Ereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung lassen sich anhand ihrer Tourdistanz als Ausreißer identifizieren.

Es ist nicht davon auszugehen, dass Personen mit ähnlichen soziodemographischen Eigenschaften auch ein ähnliches Distanzkriterium aufweisen. Daher basiert die Ermittlung des Distanzkriteriums auf der individuellen Verteilung der Tourdistanzen je Person. Daraus ergibt sich wiederum, dass die Heuristik bereits mit wenigen Daten auskommen muss, da für Wenig-Mobile nur eine begrenzte Anzahl an Touren in den drei Berichtswochen vorliegt.

Die Annahme, dass die Distanzen von Nicht-Routine-Touren gegenüber den Distanzen der Routine-Touren als Ausreißer gelten, legt die Verwendung von Verfahren zur Ausreißeridentifikation nahe. Mithilfe dieser Verfahren soll der Grenzwert bestimmt werden, der dem Radius der gewohnten Umgebung entspricht. Wenn die Distanzen von Touren den Radius überschreiten, gelten sie als Nicht-Routine-Touren außerhalb der individuellen gewohnten Umgebung.

Das Distanzkriterium wird im Folgenden als Abgrenzungskriterium bezeichnet, da es nicht nur die Größe der gewohnten Umgebung beschreibt, sondern auch der Abgrenzung der Nicht-Routine-Touren dient.

### *Übersicht der Verfahren*

In die Auswahl geeigneter Verfahren zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums fließen Methoden ein, die auf statistischen Lage- und Streuungsmaßen basieren. Diese sind z. B. der Mittelwert und die Standardabweichung. Komplexere Verfahren, wie beispielsweise eine Clusteranalyse oder Mustererkennungen mithilfe Maschinellen Lernens, sind für den gegebenen Anwendungsfall nicht geeignet, da die Datengrundlage je Person sehr begrenzt ist (Sun et al., 2023).

Zu beachten ist, dass die Verfahren üblicherweise sowohl Ausreißer nach oben als auch nach unten identifizieren. Für die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums zur Beschreibung der gewohnten Umgebung sind nur Ausreißer nach oben relevant. Ausreißer nach unten sind Mobilitätsereignisse, die sehr nahe zum Wohnort der Person stattfinden und daher eindeutig der gewohnten Umgebung zuzuordnen sind (s. Abbildung 4-9).

In den Verfahren werden die statistischen Lage- oder Streuungsmaße meist mit zusätzlichen Faktoren angepasst. Die Wahl einzelner Faktoren ist nach Leys et al. (2013) eine subjektive Entscheidung und ist abhängig vom Ziel der Abgrenzung sowie den vorhandenen Daten. Aus diesem Grund werden im Folgenden für die in der Auswahl stehenden Verfahren jeweils zwei verschiedene Faktoren getestet. Die Wahl der Verfahren und der Faktoren erfolgt explorativ mithilfe von Erfahrungen und Empfehlungen aus der Literatur. Anhand der resultierenden Ergebnisse wird anschließend abgeleitet, welches Verfahren sich für die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums am besten eignet. Teile dieses Abschnitts beruhen auf dem Konferenzbeitrag „Non-routine travel in multi-day trip diary data“ von Magdolen und Vortisch (2024).

Zwei gewählte Verfahren beziehen sich auf den Mittelwert der Tourdistanzen. Die Abgrenzungskriterien werden bestimmt, indem auf die mittlere Tourdistanz der Person nochmals die Hälfte als Puffer hinzugefügt wird ( $1.5 \times \text{Mean}$ ) bzw. indem die mittlere Tourdistanz der Person verdoppelt wird ( $2.0 \times \text{Mean}$ ). Da der Mittelwert stark durch Ausreißer beeinflusst sein kann, wird in zwei

weiteren Kriterien wie bei Magdolen et al. (2020) der Median verwendet. Hierfür werden äquivalent zu den vorgenannten Maßzahlen der  $1.5 \times \text{Median}$  und der  $2.0 \times \text{Median}$  als individuelle Abgrenzungskriterien berechnet.

Zwei weitere Verfahren basieren auf dem sogenannten z-score. Bei dieser Maßzahl wird der Mittelwert bestimmt und ein Mehrfaches der Standardabweichung addiert (Rousseeuw & Hubert, 2011). Die Idee des z-scores beruht auf der Annahme einer Normalverteilung (Leys et al., 2013; J. Yang et al., 2019). Bei dieser liegen innerhalb von  $\pm 2$  Standardabweichungen vom Mittelwert mehr als 95% der Werte. Eine Normalverteilung ist im Falle der Tourdistanzen allerdings nicht gegeben. Die Verteilung ist asymmetrisch mit wesentlich mehr Touren in kürzeren Distanzbereichen als in längeren. Auch wenn im vorliegenden Anwendungsfall keine Normalverteilung vorliegt, wird geprüft, ob der z-score für die Abgrenzung von Ausreißern nach oben (höhere Entfernungsbereiche) sinnvoll ist. Im Folgenden wird die Maßzahl *z-score 2SD* verwendet, d. h. es wird die doppelte Standardabweichung auf den Mittelwert dazugerechnet. Analog dazu bildet *z-score 3SD* die dreifache Standardabweichung vom Mittelwert nach oben ab. Faktoren zwischen zwei und drei werden oftmals für die Ermittlung von Ausreißern verwendet (Chikodili et al., 2021; Leys et al., 2013; Rousseeuw & Hubert, 2011).

Eine weitere Abgrenzungsmethode beruht auf dem Streuungsmaß MAD (Median absolute deviation) bezogen auf den Median (Rousseeuw & Hubert, 2011). Bei dieser Methode wird zunächst der Median der Tourdistanzen bestimmt. Anschließend wird für jede Tourdistanz der Abstand zu diesem Median berechnet und daraus wiederum der Median (MAD) bestimmt. Der MAD wird ebenfalls mit einem Faktor multipliziert, um ein Abgrenzungskriterium zu definieren. Abgeleitet aus Leys et al. (2013), Kannan et al. (2015) und Shimizu (2021) sollte dieser Faktor für rechtsschiefe Verteilungen mindestens drei sein. Daher werden im Folgenden die zwei Maßzahlen  $\text{Med}+3 \times \text{MAD}$  und  $\text{Med}+5 \times \text{MAD}$  berechnet und verglichen.

Abschließend wird eine Abgrenzung basierend auf den sogenannten „Tukey's fences“ und dem Boxplot gebildet (Tukey, 1992; Zijlstra et al., 2007). Die Maßzahl  $Q3 + 1.5/IQR$ , die als „Tukey's upper fence“ bezeichnet wird, ist die Summe aus dem dritten Quartil und dem 1,5-fachen Interquartilsabstand. Der Interquartilsabstand ist definiert als der Abstand zwischen dem ersten und dritten Quartil. Eine schematische Erläuterung dieser Maßzahl wird in Abbildung 4-10 dargestellt. Auch diese Maßzahl wird häufig angewendet, um Werte als Ausreißer zu identifizieren (Leys et al., 2013). Der Faktor von 1,5 kann dabei auch variiert werden (J. Yang et al., 2019). Im Folgenden wird neben  $Q3 + 1.5/IQR$  zum Vergleich das Abgrenzungskriterium  $Q3 + 1.0/IQR$  mit dem 1,0-fachen Interquartilsabstand berechnet und angewendet.

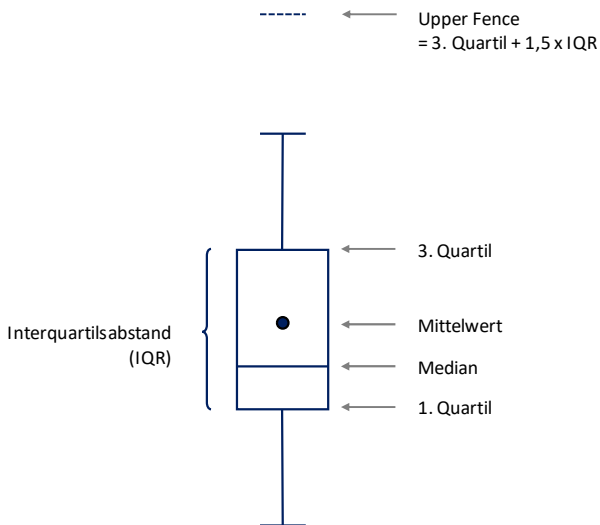


Abbildung 4-10: Schematische Darstellung eines Boxplots mit Interquartilsabstand und Tukey's Upper Fence

Die zehn Verfahren werden auf individueller Ebene angewendet und es ergeben sich für jede Person zehn mögliche Abgrenzungskriterien zur Beschreibung der gewohnten Umgebung. Die Berechnung der Abgrenzungskriterien erfolgt dabei lediglich auf den H--H-Touren der Personen, da die gewohnte Umgebung den Bereich um den Wohnort darstellt.

Abbildung 4-11 zeigt beispielhaft für zwei Personen die resultierenden Abgrenzungskriterien aus den zehn Verfahren. Je nachdem, wie stark die Tourdistancen streuen, variieren die jeweiligen Abgrenzungskriterien.

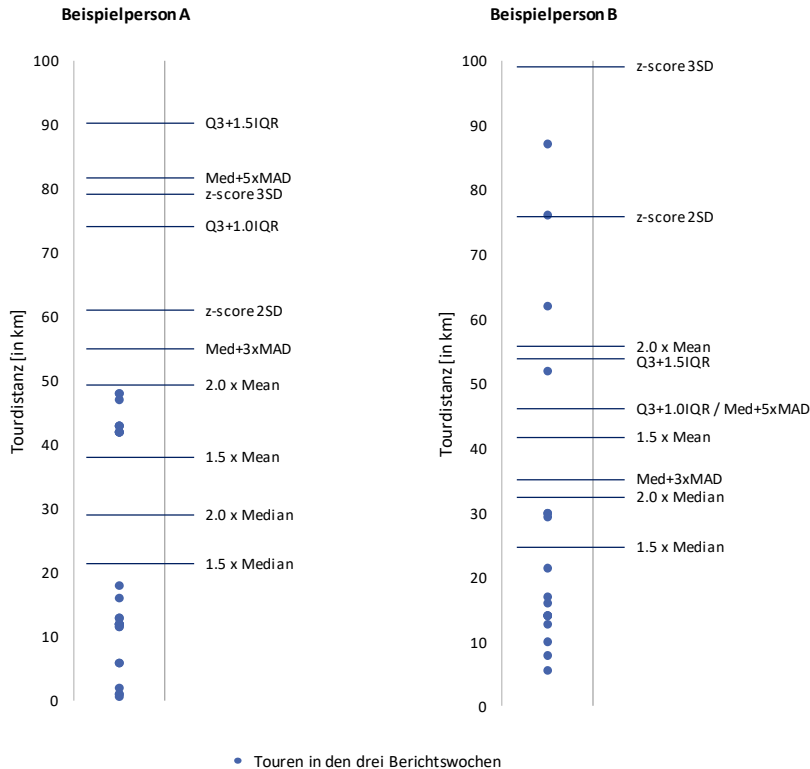


Abbildung 4-11 Schematische Darstellung der Abgrenzungskriterien für zwei Beispielpersonen



### Vergleich der Ergebnisse

Abbildung 4-12 und Abbildung 4-13 zeigen die Verteilungen der Abgrenzungskriterien für alle Personen, unterschieden nach Identifikationsmethode.

In Abbildung 4-12 sind zunächst die Verteilungen mit den niedrigeren Faktoren enthalten. Das sind die Verfahren  $1.5 \times \text{Mean}$ ,  $1.5 \times \text{Median}$ ,  $z\text{-score } 2SD$ ,  $\text{Med}+3MAD$  und  $Q3+1.0 \times IQR$ . Diese Verteilungen liegen in niedrigeren Distanzbereichen als ihre jeweiligen Pendants mit höheren Faktoren (Abbildung 4-13).

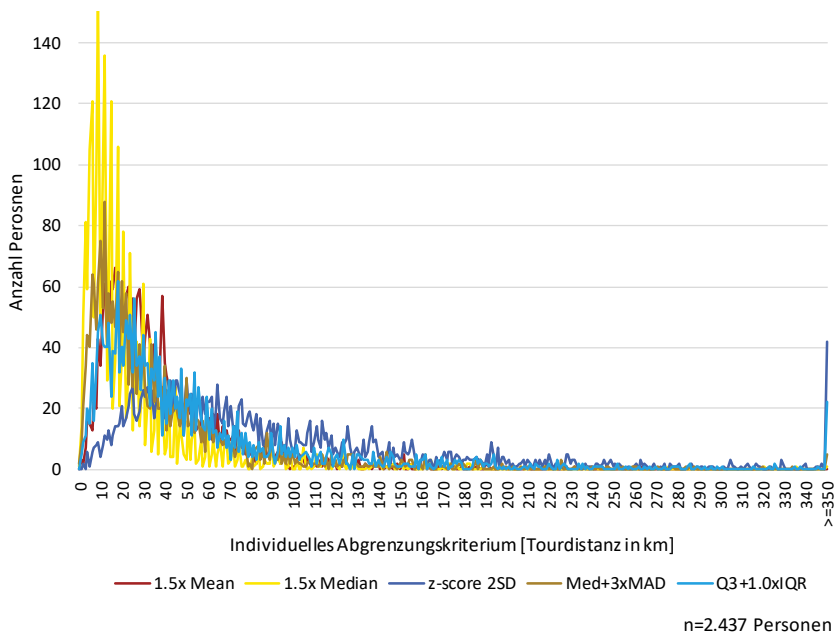


Abbildung 4-12 Verteilung der Tourdistanz als Abgrenzungskriterium der gewohnten Umgebung unterschieden nach Identifikationsmethode (Teil 1)

Vor allem für den  $1.5 \times \text{Median}$  liegen die Werte mehrheitlich in einem sehr niedrigen Distanzbereich und es kann vermutet werden, dass dieses Verfahren die Ausdehnung der gewohnten Umgebung der Personen unterschätzt. Die Verteilungen für  $1.5 \times \text{Mean}$ ,  $\text{Med}+3\text{MAD}$  und  $\text{Q3}+1.0\text{IQR}$  ähneln sich stark und liegen mehrheitlich übereinander. Auch für diese Verfahren ist eine starke Tendenz zu eher kürzeren Tourdistanzen bis zu ca. 40 km als Abgrenzungskriterium erkennbar. Dagegen verläuft die Verteilung für  $z\text{-score } 2\text{SD}$  wesentlich flacher über die Distanzen. Es wird sichtbar, dass vor allem für  $z\text{-score } 2\text{SD}$  aber auch für  $\text{Q3}+1.0\text{IQR}$  einige Personen ein Abgrenzungskriterium im höheren Distanzbereich haben. In der Darstellung sind alle Personen mit einem höheren Abgrenzungskriterium als 350 km zusammengefasst.

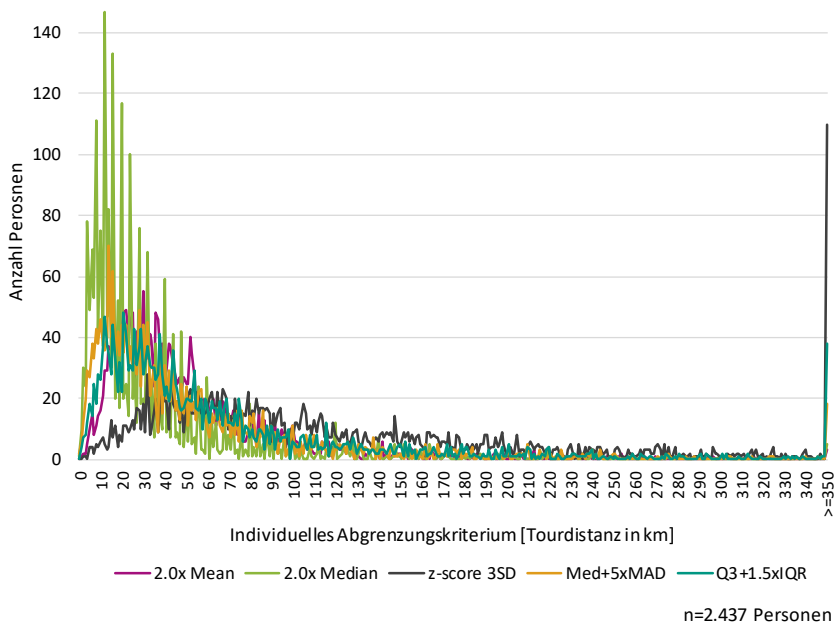


Abbildung 4-13 Verteilung der Tourdistanz als Abgrenzungskriterium der gewohnten Umgebung unterschieden nach Identifikationsmethode (Teil 2)

In Abbildung 4-13 zeigt sich, dass die Verläufe mit den höheren Faktoren weiter nach rechts verschoben sind und etwas flacher verlaufen. Lediglich die Abgrenzungskriterien aus dem  $2.0 \times \text{Median}$  liegen weiterhin vorwiegend im niedrigen Distanzbereich. Die Verläufe von  $2.0 \times \text{Mean}$ ,  $\text{Med}+5 \times \text{MAD}$  und  $Q3+1.5 \times \text{IQR}$  sind wiederum sehr ähnlich. Der Verlauf von  $z\text{-score } 3SD$  ist am flachsten und für viele Personen liegen die Abgrenzungskriterien in höheren Distanzbereichen. Auffallend ist, dass für mehr als 100 Personen der Wert des Abgrenzungskriteriums über 350 km liegt. Dies deutet darauf hin, dass  $z\text{-score } 3SD$  die individuelle gewohnte Umgebung von Personen eher überschätzt.

Im nächsten Schritt werden die Touren der Person anhand der jeweiligen individuellen Abgrenzungskriterien in Routine-Touren und Nicht-Routine-Touren außerhalb der gewohnten Umgebung eingeordnet. Übertrifft eine Tourdistanz das individuelle Abgrenzungskriterium, wird diese Tour als Nicht-Routine-Tour identifiziert.

In Tabelle 4-8 werden die identifizierten Nicht-Routine-Touren, unterschieden nach den zehn Identifikationsmethoden, miteinander verglichen. Es sind die Mittelwerte über alle Personen angegeben. Hervorzuheben ist jedoch, dass alle Werte auf individueller Ebene berechnet wurden und von Person zu Person unterschiedlich sind.

Entsprechend den niedrigeren Abgrenzungskriterien, die durch  $1.5 \times \text{Median}$  und  $2.0 \times \text{Median}$  berechnet werden, ergeben sich bei diesen Verfahren sehr hohe Anteile an Nicht-Routine-Touren mit über 20 %. Demgegenüber ergeben sich aus dem  $z\text{-score } 3SD$ -Verfahren nur 4 % Nicht-Routine-Touren und das Abgrenzungskriterium liegt im Mittel bei 126 km.

Tabelle 4-8 Kennwertvergleich der verschiedenen Identifikationsmethoden

	Identifikationsmethoden									
	1.5 x		2.0 x		1.5 x		2.0 x		z-score	
	Mean	Median	Mean	Median	Mean	Median	Mean	Median	mit 2SD	mit 3SD
Anzahl NRT	15.226	22.352	9.667	17.167	4.712	2.784	14.135	10.736	8.716	7.285
Durchschn. Abgrenzungskriterium (Tourendistanz in km)	39	27	52	36	93	126	40	55	56	68
% NRT an allen Touren	20%	29%	13%	22%	6%	4%	18%	14%	11%	9%
Durchschn. Distanz auf NRT	96	69	122	82	180	235	92	108	121	134
Durchschn. Dauer von NRT	381	313	378	328	402	425	336	348	350	358
Durchschn. Distanz auf Routine-Touren	13	13	16	14	19	21	15	16	17	18
Durchschn. Dauer von Routine-Touren	193	196	209	202	219	223	206	211	215	216
% Personen ohne NRT	1%	5%	7%	9%	12%	33%	8%	15%	14%	20%
Durchschnittliche Anzahl NRT pro Person	6,3	9,2	4,0	7,0	1,9	1,1	5,8	4,4	3,6	3,0
NRT mit Wegen zur Arbeit/Ausbildung	30%	22%	21%	21%	12%	9%	20%	18%	13%	12%
% der H -- O und O--H Touren, die NRT sind	73%	79%	69%	76%	58%	51%	73%	70%	68%	66%
NRT = Nicht-Routine-Touren										

Es sind außerdem die mittleren Eigenschaften der Routine- und Nicht-Routine-Touren gegenübergestellt. Es lassen sich große Unterschiede zwischen den zwei Arten von Touren erkennen, was die Sinnhaftigkeit der Abgrenzung unterstützt. Neben den durchschnittlichen Tourdistanzen werden auch die Tourdauern untersucht. Darin sind alle Reisezeiten und Aktivitätenzeiten einer Tour enthalten. Es wird deutlich, dass unabhängig von den Methoden, die mittlere Routine-Tour etwa 200 Minuten dauert. Bei den Nicht-Routine-Touren liegen die mittleren Dauern durchschnittlich bei mehr als 300 Minuten.

Weiterhin wird auf Personenebene untersucht, bei wie vielen Personen Nicht-Routine-Touren vorkommen. Während für  $1.5 \times \text{Mean}$  und  $1.5 \times \text{Median}$  fast jede Person Nicht-Routine-Touren im Verhalten hat, ergibt sich für  $z\text{-score } 3SD$ , dass bei etwa ein Drittel der Personen keine Touren das Abgrenzungskriterium überschreiten.

Es lässt sich erkennen, dass die Verfahren  $1.5 \times \text{Median}$  und  $2.0 \times \text{Median}$  die gewohnte Umgebung sehr klein werden lassen. Dagegen wird mit  $z\text{-score } 3SD$  die Abgrenzung erst bei sehr hohen Tourdistanzen identifiziert. Welche Touren tatsächlich innerhalb und welche außerhalb der gewohnten Umgebung liegen, ist nicht bekannt, daher kann dahingehend auch kein optimales Verfahren ausgewählt werden. Es lassen sich jedoch weitere Anhaltspunkte untersuchen, die Hinweise auf eine bessere oder schlechtere Erkennung von Nicht-Routine-Touren geben. Es kann angenommen werden, dass Touren, die Wege zur Arbeit oder zur Ausbildung enthalten, tendenziell innerhalb der gewohnten Umgebung einer Person stattfinden. Daher ist in Tabelle 4-8 ausgewertet, welcher Anteil der identifizierten Nicht-Routine-Touren Wege zu diesen Zwecken enthalten. Je kleiner dieser Anteil ist, desto besser wird das Verfahren gewertet. Während für die meisten Verfahren die Anteile bei etwa 20 bis 30 % liegen, schneiden die Verfahren  $z\text{-score } 2SD$ ,  $z\text{-score } 3SD$ ,  $Q3+1.0IQR$  und  $Q3+1.5IQR$  besser ab. Diese Verfahren enthalten mit 13 % oder weniger nur eine geringe Anzahl von Nicht-Routine-Touren mit Wegen zur Arbeit oder Ausbildung.

Als zweiter Anhaltspunkt können Touren dienen, die nicht zuhause starten und enden, sondern die Hin- oder Rückreise zu einem anderen Übernachtungsort sind (O--H- und H--O-Touren). Für diese wird überprüft, welcher Anteil als Nicht-Routine-Tour identifiziert wird. An dieser Stelle wird angenommen, dass je höher der Anteil ist, desto besser ist das Verfahren. Es ist aber darauf zu achten, dass der Anteil insgesamt ansteigt, je mehr Nicht-Routine-Touren allgemein identifiziert werden. Es lässt sich erkennen, dass *Med+3MAD* gleich viele O--H- und H--O-Touren als Nicht-Routine-Touren erkennt wie  $1.5 \times \text{Mean}$  (73%), obwohl das Verfahren insgesamt weniger Nicht-Routine-Touren ermittelt. Das bedeutet, dass *Med+3MAD* in dieser Hinsicht eine höhere Treffsicherheit hat. Gleiches gilt für den Vergleich zwischen  $Q3+1.0 \times IQR$  und  $2.0 \times \text{Mean}$ . Obwohl letztere Methode mehr Nicht-Routine-Touren insgesamt identifiziert, ist der Anteil der als Nicht-Routine-Touren erkannten O--H- und H--O-Touren gleich groß.  $Q3+1.0 \times IQR$  schneidet daher bei diesem Vergleich etwas besser ab.

Ein weiterer wichtiger Aspekt für die Auswahl ist, wie sensibel die Methoden auf die Anzahl der Touren je Person reagieren. Dies ist vor allem relevant, da statistische Lage- und Streuungsmaße, wie sie in den ausgewählten Methoden verwendet werden, bei wenigen Datenpunkten sensibel reagieren können. Aus diesem Grund werden die Methoden dahingehend verglichen, wie viele Nicht-Routine-Touren bei Personen mit sehr wenig Mobilität oder sehr viel Mobilität identifiziert werden. Es werden jeweils die 200 Personen mit den wenigsten Touren (weniger als 20 Touren) und die 200 Personen mit den meisten Touren (48 oder mehr Touren) analysiert. Abbildung 4-14 zeigt das Ergebnis dieser Sensitivitätsanalyse.

Auffallend ist, dass sich die auf dem Median basierenden Methoden am stärksten verändern, wenn nur sehr wenige oder sehr viele Touren vorliegen. Dies betrifft  $1.5 \times \text{Median}$ ,  $2.0 \times \text{Median}$ , *Med+3MAD* und *Med+5MAD*. Gerade für Personen mit sehr vielen Touren steigt der Anteil der Nicht-Routine-Touren im Vergleich deutlich.

Bei den beiden Verfahren, die auf den z-score beruhen, sieht es zunächst so aus, dass diese Verfahren nicht sensitiv auf die Anzahl der Touren reagieren. Werden die Änderungen jedoch im Verhältnis zu ihrem Niveau gesetzt, reagieren *z-score 2SD* und *z-score 3SD* am stärksten auf die Anzahl der Touren. Die Verfahren *1.5 x Mean*, *2.0 x Mean*, *Q3+1.0xIQR* und *Q3+1.5xIQR* zeigen sich am wenigsten sensitiv gegenüber der Anzahl der Touren, die zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums zur Verfügung stehen.

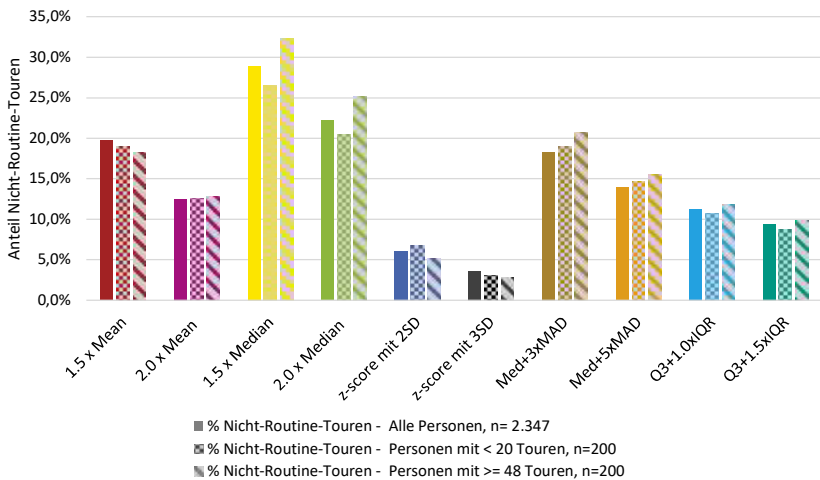


Abbildung 4-14 Sensitivitätsanalyse der Identifikationsmethoden für Personen mit sehr wenigen oder sehr vielen berichteten Touren

Abschließend wird ein Kennwert berechnet, der überprüft, wie sich die Variation im Verhalten der Personen verringert, wenn die Nicht-Routine-Touren ausgeschlossen werden. Dafür wird als Kennwert der Variationskoeffizient berechnet. Dieser stellt die normierte Varianz dar und ist definiert als

$$CV = \frac{s}{\bar{x}} \quad (4-1)$$

mit  $s$  als Standardabweichung und  $\bar{x}$  als Mittelwert. Der  $CV$  wird für jede Person individuell ermittelt und bezieht sich auf die Tourdistanzen.

Im Mittel über alle Personen beträgt der  $CV$  144,5, wenn die Art der Touren einer Person nicht unterschieden wird. Es wird nun überprüft, wie durch Ausschluss der identifizierten Nicht-Routine-Touren der  $CV$  der verbleibenden Routine-Touren sinkt. Dies muss wiederum ins Verhältnis dazu gesetzt werden, wie viele Touren insgesamt als Nicht-Routine-Touren identifiziert werden.

In Abbildung 4-15 ist für jedes der zehn Verfahren aufgetragen, wie viele Nicht-Routine-Touren identifiziert werden und welcher  $CV$  sich in den verbleibenden Routine-Touren ergibt.

Die Verfahren  $1.5 \times Mean$  und  $2.0 \times Mean$  fallen dabei aus der Reihe. Bei ihnen ist das Verhältnis zwischen dem verbleibenden  $CV$  im Vergleich zur Anzahl der Nicht-Routine-Touren schlechter als bei den anderen Verfahren. Die beiden auf dem z-score beruhenden Verfahren zeigen das beste Verhältnis zwischen Reduktion im  $CV$  und einer niedrigen Anzahl an Nicht-Routine-Touren. Das bedeutet, dass die durch  $z\text{-score } 2SD$  und  $z\text{-score } 3SD$  identifizierten Nicht-Routine-Touren eine hohe Variation im Mobilitätsverhalten der Personen ausmachen. Auch die Verfahren  $Q3+1.0 \times IQR$  und  $Q3+1.5 \times IQR$  reduzieren den  $CV$  relativ stark mit nur wenigen Nicht-Routine-Touren. Wird tatsächlich dieses Verhältnis berechnet, schneidet  $Q3+1.5 \times IQR$  etwas besser ab.



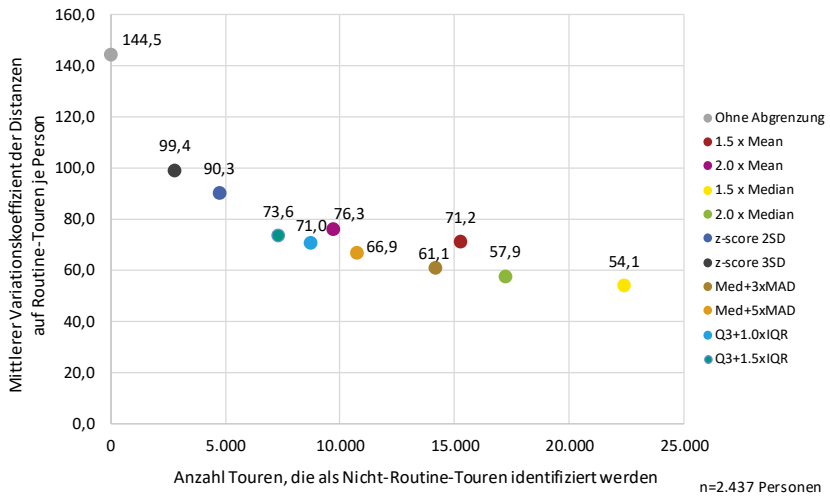


Abbildung 4-15 Gegenüberstellung der Anzahl Nicht-Routine-Touren und der Reduktion des Variationskoeffizienten in den Routine-Touren

### Bewertung und Auswahl eines Verfahrens

Um das für die Ermittlung der gewohnten Umgebung und für die Einteilung in Routine- und Nicht-Routine-Touren am besten geeignete Verfahren auszuwählen, wurden in den vorangegangenen Analysen verschiedene Aspekte und Merkmale untersucht. Daraus werden die folgenden Schlüsse gezogen:

- *1.5 x Mean* und *2.0 x Mean* werden nicht ausgewählt, da sie bei der Reduktion des *CV* eher schlecht abschneiden und anteilig weniger Hin- und Rückreisen zu anderen Übernachtungsmöglichkeiten als Nicht-Routine-Touren erkennen.
- *1.5 x Median*, *2.0 x Median* und *Med+3MAD* werden nicht gewählt, weil die Abgrenzungskriterien in sehr niedrigen Distanzbereichen liegen. Außerdem reagieren diese Methoden stark auf die Anzahl der Touren, die eine Person berichtet hat.

- *Z-score 2SD* und *z-Score 3SD* werden ebenso aufgrund ihrer Sensitivität bezüglich der berichteten Anzahl der Touren ausgeschlossen. Bei *z-score 3SD* wird zusätzlich angenommen, dass die Größe der gewohnten Umgebung überschätzt wird, da viele Personen ein Abgrenzungskriterium von 350 km oder größer haben.
- *Med+5MAD* schneidet bei den meisten Aspekten vergleichsweise gut ab, identifiziert allerdings relativ viele Touren mit Arbeits- oder Ausbildungswegen als Nicht-Routine-Touren. Es zeigt zudem ein schlechteres Verhältnis zwischen der Anzahl von Nicht-Routine-Touren und der Reduktion des *CV* im Vergleich zu den beiden verbleibenden Verfahren basierend auf dem Interquartilsabstand.
- *Q3+1.0xIQR* und *Q3+1.5xIQR* schneiden bei allen betrachteten Aspekten im Vergleich gut ab. Sie führen zu einer geringen Anzahl von Nicht-Routine-Touren mit Arbeits- oder Ausbildungswegen und sie reduzieren mit einer relativ geringen Anzahl an Nicht-Routine-Touren den verbleibenden *CV* vergleichsweise stark. Bei letzterem ist das Verfahren *Q3+1.5xIQR* etwas effizienter, weshalb die Wahl schließlich auf diese Methode fällt.

#### 4.2.5 Nachbereitung anhand der Zwecke und Dauern

Im Nachgang zur Identifizierung der Größe der gewohnten Umgebung anhand der Tourdistanzen mit dem *Q3+1.5xIQR*-Verfahren kann die Einteilung in Routine- und Nicht-Routine-Touren mithilfe des individuellen Abgrenzungskriteriums erfolgen. In diesem Abschnitt wird die Heuristik um zusätzliche Nachbereitungsschritte ergänzt. Dafür werden die Zwecke auf den Touren und die Tourdauern berücksichtigt.

### *Arbeits- und Ausbildungszwecke*

Touren, die aus einem Hin- und Rückweg zu einer Arbeits- oder Ausbildungsaktivität führen, sollen als Routine-Tour definiert werden, auch wenn die Tourdistanz das Abgrenzungskriterium überschreitet. Diese Regel wird nur auf simple Touren angewendet, d. h., wenn auf der Tour nur eine Aktivität (Arbeiten oder Ausbildung) berichtet wurde. Sind die Aktivitätenketten auf der Tour komplex, beinhaltet die Tour z. B. zusätzlich eine Freizeitaktivität, wird angenommen, dass es sich dabei um eine Nicht-Routine-Tour handeln kann.

Bei der Implementierung zeigt sich, dass die simplen Touren zu Arbeits- und Ausbildungszwecken bereits sehr gut mit dem  $Q3+1.5x/QR$ -Verfahren als Routine-Touren erkannt werden. 98 % der simplen Arbeitstouren sind bereits als Routine-Touren identifiziert, sodass nur die verbleibenden 2 % ( $n=155$ ) nachträglich ebenfalls als Routine-Touren gekennzeichnet werden müssen. Für simple Touren mit Wegen zum Zweck Ausbildung müssen knapp 3 % ( $n=44$ ) nachträglich von Nicht-Routine- zu Routine-Touren umgeschrieben werden.

### *Übernachtungen an einem anderen Ort*

Es erfolgt außerdem eine Nachbereitung der Reisen an andere Übernachtungsorte. Diese Ereignisse sind nicht in die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums eingegangen, lassen sich aber ebenso anhand des Kriteriums in Routine- und Nicht-Routine-Touren unterscheiden. In den Daten liegen die Segmente von Übernachtungsreisen getrennt vor (Hinreise, Vor-Ort-Mobilität, Rückreise). 68 % der H--O-Touren (Hinreisen) und 65 % der O--H-Touren (Rückreisen) werden mit dem Abgrenzungskriterium aus dem  $Q3+1.5x/QR$ -Verfahren als Nicht-Routine-Ereignisse identifiziert. Die Vor-Ort-Mobilität wird zum Großteil nicht als Nicht-Routine-Touren erkannt, da es sich dabei meist um kürzere Touren am Ort der Übernachtung handelt. Mit der Kenntnis darüber, ob die Hin- oder Rückreise das Abgrenzungskriterium überschreitet, können alle Segmente der Reise als Nicht-Routine-Mobilität gekennzeichnet

werden. Hierfür werden die Touren zu Reisen zusammengeführt. Dabei ist zu beachten, dass viele Reisen nicht vollständig erfasst sind, da entweder nur die Hin- oder nur die Rückreise in die Berichtswoche gefallen ist.

Sind die Touren einer Reise zusammengefasst, wird überprüft, ob mindestens eine Tour der Reise das individuelle Distanzkriterium aus dem  $Q3+1.5 \times IQR$ -Verfahren überschreitet. Ist das der Fall, werden alle anderen Segmente der Reise auch als Nicht-Routine-Touren gekennzeichnet. Liegen die Tourdistanzen aller Segmente einer Reise unterhalb des Abgrenzungskriteriums, handelt es sich um ein Ereignis innerhalb der gewohnten Umgebung. Dies kann beispielsweise eine Übernachtung bei Freunden oder Bekannten in der eigenen Stadt sein. Nach dieser Überprüfung werden 72 % der H--O-Touren und 69 % der O--H-Touren als Nicht-Routine-Ereignisse gekennzeichnet. Für die Vor-Ort-Mobilität werden 89 % der O--O-Touren als Nicht-Routine-Touren identifiziert.

Im Zuge der Aufbereitung werden Informationen zu den Übernachtungsreisen in einem eigenen Reisedatensatz zusammengestellt. Dieser ist vergleichbar mit Daten aus anderen Erhebungen zu Übernachtungsreisen, z. B. zum Reisemodul der MiD. Eine Besonderheit ist, dass mit den O--O-Touren auch Informationen zur Vor-Ort-Mobilität enthalten sind. Insgesamt liegen 505 vollständige Reisen mit Hin- und Rückreise sowie 286 unvollständige Reisen in den Daten vor, die außerhalb der gewohnten Umgebung stattfinden. Zu beachten ist, dass in der Aufbereitung und Auswahl der Stichprobe Personen mit mehr als sechs Urlaubstagen ausgeschlossen wurden. Diese Vorgabe ist ein Grund dafür, dass in den betrachteten Daten Übernachtungsreisen mit längerer Dauer nicht enthalten sind.

#### *Tourdauern*

In einem letzten Schritt werden die Tourdauern untersucht. In Abbildung 4-16 ist die Verteilung der Tourdauern von Routine- und Nicht-Routine-Touren dargestellt, die am Wohnort der Personen starten und dort enden. In der

Abbildung ist die Dauer jeweils auf- oder abgerundet auf die volle Stunde. Im Vergleich haben Nicht-Routine-Touren anteilig eher längere Tourdauern. Sehr kurze Tourdauern kommen bei Nicht-Routine-Touren kaum vor.

Eine Minstdauer als weiteres Kriterium zur Abgrenzung der Nicht-Routine-Touren kann nur schwer festgelegt werden. Im Handbuch für die Tourismusstatistik der Eurostat ist eine Mindestaufenthaltsdauer von drei Stunden als Kriterium für Zweifelsfälle angegeben (Eurostat, 2014). Allerdings sind gerade bei Touren mit dienstlichen Zwecken oder zum Holen und Bringen kurze Aktivitäten- und damit Aufenthaltsdauern am Zielort plausibel. Tagesreisen außerhalb der gewohnten Umgebung mit kürzeren Dauern als drei Stunden lassen sich auch in den Ergebnissen der Studie Tagesreisen der Deutschen finden (Harrer & Scherr, 2013). Es wird kein klares Abgrenzungskriterium für die Dauer ersichtlich und es werden an dieser Stelle keine weiteren Anpassungsschritte für die Einteilung in Routine- und Nicht-Routine-Touren eingeführt.

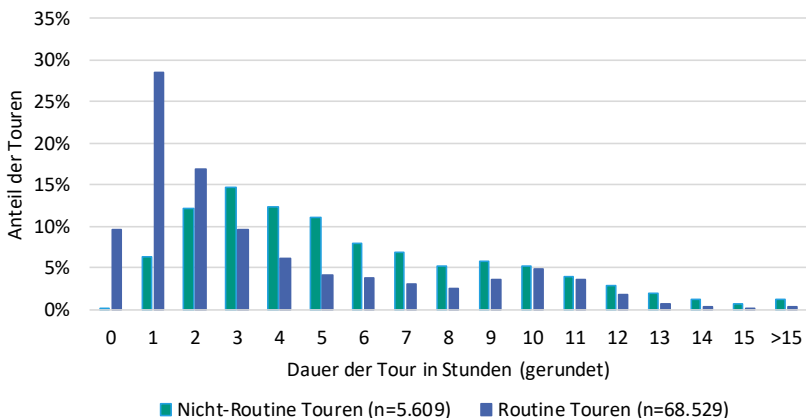


Abbildung 4-16 Verteilung der Tourdauern von Nicht-Routine- und Routine-Touren, die zuhause starten und enden

### 4.2.6 Zusammenfassung und Zwischenergebnis

In diesem Kapitel wurde die Heuristik entwickelt, wie aus dem Längsschnittverhalten von Personen, also dem individuellen Mobilitätsverhalten über mehrere Wochen, die Größe der gewohnten Umgebung approximiert werden kann. Das resultierende individuelle Abgrenzungskriterium erlaubt die Unterscheidung in Routine- und Nicht-Routine-Touren und entspricht der in dieser Arbeit entwickelten Idee zur Definition des Fernverkehrs auf individueller Ebene. Die einzelnen Schritte der Heuristik sind in Abbildung 4-17 zusammengefasst.

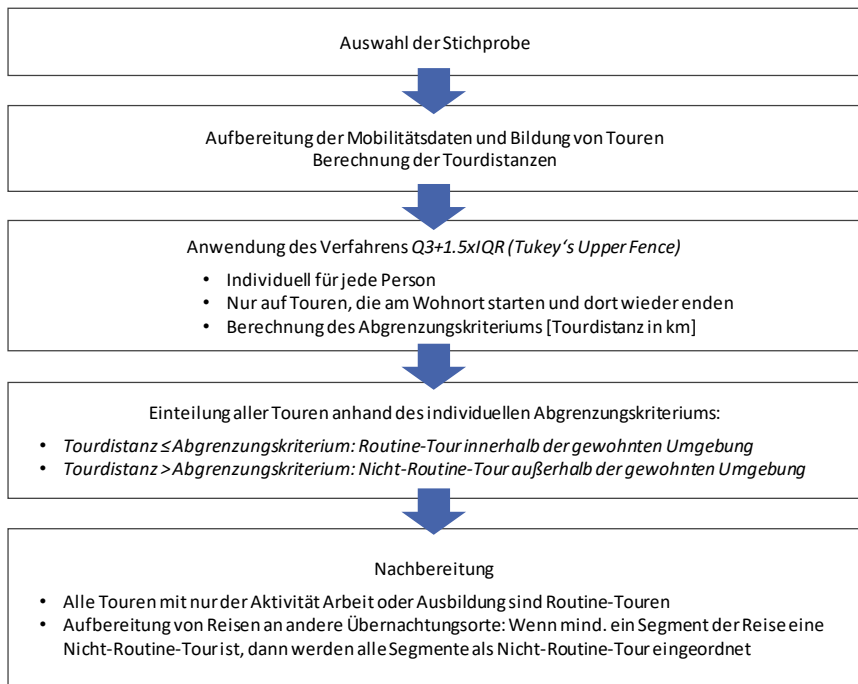


Abbildung 4-17 Zusammenfassung der entwickelten Heuristik zur Ermittlung des individuellen Abgrenzungskriteriums

Nach Durchführung aller Schritte lassen sich die Ergebnisse zu den Routine- und Nicht-Routine-Touren auswerten. Dabei ist zu beachten, dass die Auswertung ungewichtet ist und zunächst als erste Einordnung dient. Die Ergebnisse sind:

- 10 % der 77.222 untersuchten Touren sind Nicht-Routine-Touren und finden außerhalb der individuellen gewohnten Umgebung statt.
- 12 % der 175.322 Wege gehören zu Nicht-Routine-Touren.
- 44 % der Verkehrsleistung findet innerhalb der Nicht-Routine-Touren statt.
- 80 % der 2.437 Personen haben in drei Berichtswochen mindestens eine Nicht-Routine-Tour berichtet.
- Personen mit mindestens einer Tour außerhalb der gewohnten Umgebung haben im Durchschnitt 4,1 Nicht-Routine-Touren in den drei Berichtswochen.
- Nicht-Routine-Touren haben im Mittel eine Tourdistanz von 122 km und eine mittlere Tourdauer von 342 Minuten.





## 5. Einfluss der Beobachtungsdauer

Bislang erfolgte die Entwicklung des Abgrenzungsverfahrens auf Basis von Personen mit drei Berichtswochen, um einen möglichst langen Zeitraum für die Identifikation der gewohnten Umgebung zu berücksichtigen. In diesem Kapitel wird der Frage nachgegangen, welcher Beobachtungszeitraum mindestens notwendig ist, um das individuelle Abgrenzungskriterium zu bestimmen. Es soll außerdem untersucht werden, wie mit Tagen, die mit Krankheit oder Urlaub im Bericht gekennzeichnet wurden, umgegangen werden sollte. Zuvor wurde eine maximale Anzahl von Tagen mit einer Besonderheit erlaubt (maximal sechs Tage in drei Berichtswochen, s. Kapitel 4.2.1). Diese Einschränkung basiert bislang auf einer Annahme. Ziel des Kapitels ist es, den Einfluss der Beobachtungsdauer sowie der Anzahl besonderer Tage zu untersuchen. Dabei wird folgende Fragestellung beleuchtet:

*Über welchen Zeitraum müssen mindestens Informationen zum Mobilitätsverhalten vorliegen, um die gewohnte Umgebung zu bestimmen?*

### 5.1 Minimale Länge der Beobachtungsdauer

Zunächst wird untersucht, wie sich das ermittelte Abgrenzungskriterium mit der Beobachtungsdauer verändert. Für diese Analyse werden nur Personen betrachtet, die in den drei Wochen keine Besonderheiten (Tage mit Krankheit oder Urlaub) berichtet haben. Dies trifft auf 1.678 Personen zu.

Abbildung 5-1 zeigt die mittlere Größe des Abgrenzungskriteriums abhängig von der Beobachtungsdauer. Das bedeutet, für Berichtstag 1 wird der erste Berichtstag des ersten Berichtsjahres als Basis zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums mit dem  $Q3+1.5IQR$ -Verfahren verwendet, für Tag 2 die ersten beiden Tage, für Tag 3 die ersten drei Tage, usw. Dabei ist zu beachten,

dass der erste Berichtstag im MOP über alle Wochentage verteilt ist. Eine Überprüfung der Starttage für die gefilterten Personen (1.678 Personen) ergibt, dass alle Starttage vertreten, aber nicht gleichverteilt sind. Die meisten Teilnehmenden beginnen an einem Montag oder Freitag ihren Bericht und die wenigsten Teilnehmenden starten an einem Sonntag (Tabelle A-1 im Anhang).

Aus Abbildung 5-1 ist erkennbar, dass sich das Abgrenzungskriterium nach etwa neun Tagen stabilisiert und es sich für die Stichprobe bei etwa 67 km einpendelt. Die Werte für jeden Berichtstag sind zusätzlich in Tabelle A-2 im Anhang angegeben.

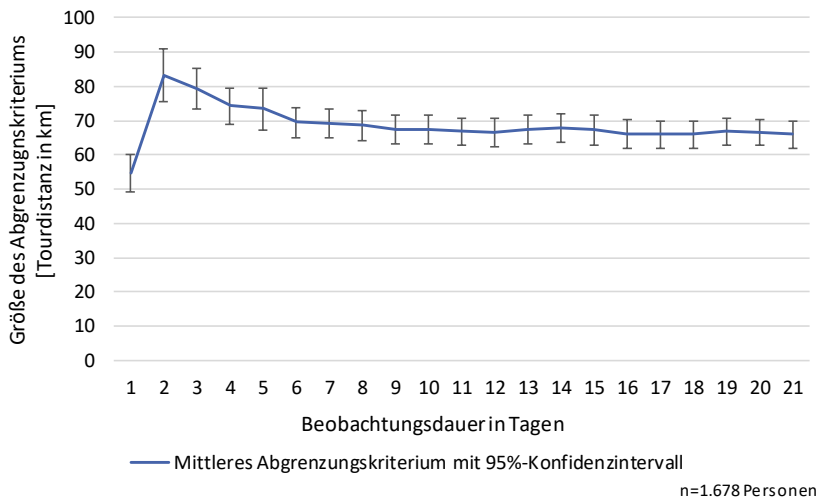


Abbildung 5-1 Größe des mittleren Abgrenzungskriteriums in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer

Abbildung 5-2 stellt dar, welcher Anteil an Nicht-Routine-Touren in Abhängigkeit von der Beobachtungsdauer identifiziert wird und auf welchen Anteil der Personen sich die Nicht-Routine-Touren verteilen.

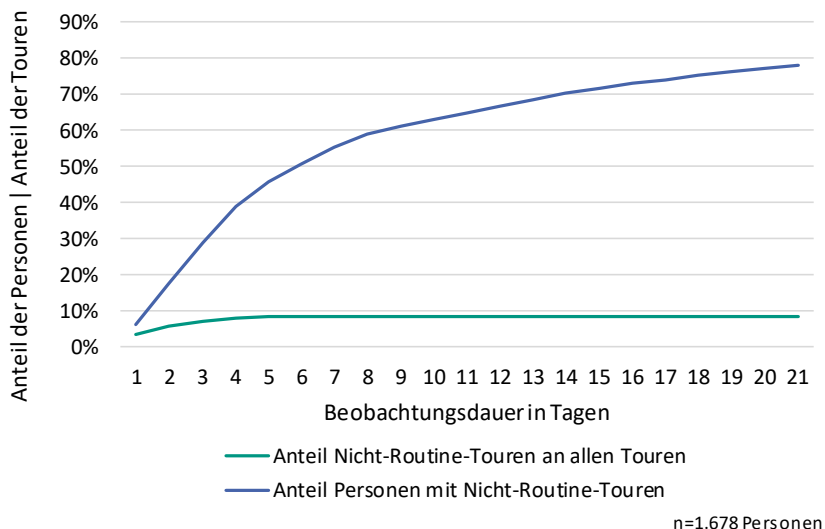


Abbildung 5-2 Anteil der Nicht-Routine-Touren und Verteilung auf Personen in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer

Dabei ist zu beachten, dass für diese Auswertung noch keine Nachbereitungsschritte (s. Kapitel 4.2.5) erfolgt sind, sondern Nicht-Routine-Touren nur anhand der Überschreitung des Abgrenzungskriteriums erkannt werden. Für etwa jede zehnte Person lässt sich erst nach zwei oder mehr Tagen ein Abgrenzungskriterium bestimmen, da die Person zu Beginn des Berichts nicht mobil war und keine Wege berichtete.

Bis zum fünften Berichtstag steigt der Anteil der Nicht-Routine-Touren an und pendelt sich ab Berichtstag 6 bis 21 zwischen 8,5 % und 8,7 % ein. Demgegen-

über nimmt der Anteil an Personen, für die mindestens eine Tour außerhalb des Abgrenzungskriteriums ermittelt wird, mit der Anzahl Tage kontinuierlich zu. Nach sieben Tagen, also einer Berichtswoche, wird für 55 % der Personen mindestens eine Nicht-Routine-Tour identifiziert, nach 14 Tagen sind es 70 % der Personen und nach 21 Tagen sind es 78 %. Eine längere Beobachtungsdauer ermöglicht daher, wie erwartet, für mehr Personen Nicht-Routine-Touren zu identifizieren. Der Verlauf der Kurve deutet darauf hin, dass der Anteil der Personen, für die Nicht-Routine-Touren erkannt werden, mit weiteren Berichtswochen weiter steigen würde.

Diese gesamthaften Auswertungen erlauben noch keinen Rückschluss darauf, ob die gewohnte Umgebung auf individueller Ebene zu einem Grenzwert konvergiert. Daher wird in einem nächsten Schritt auf Personenebene die Abweichung zwischen dem Abgrenzungskriteriums eines Tages zum Wert des Abgrenzungskriteriums des Vortages bestimmt. In Abbildung 5-3 ist das Ergebnis wiederum im Mittel über alle Personen abgebildet. Es wird unterschieden in die mittlere Differenz und die mittlere absolute Differenz.

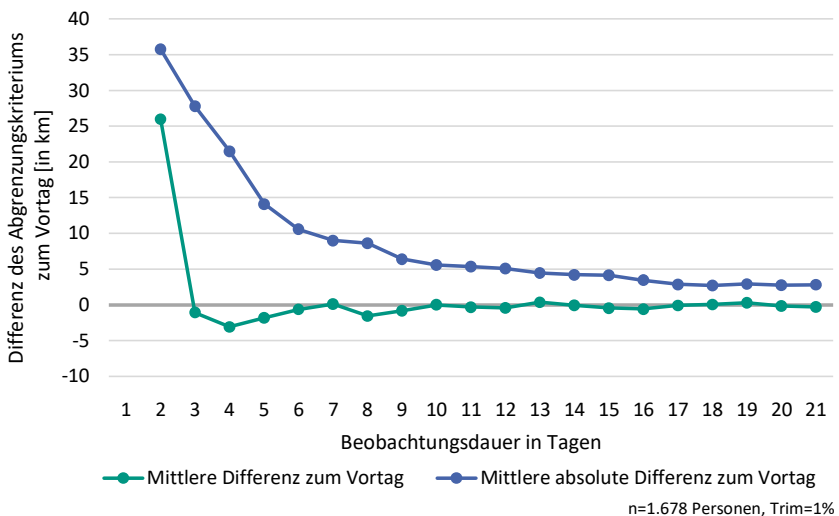


Abbildung 5-3 Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortag

In den ersten sieben Tagen verändert sich das Abgrenzungskriterium noch stark mit jedem weiteren Berichtstag. Die mittlere Differenz liegt nach sieben Tagen im Mittel über alle Personen schon nahe 0. Die absolute Differenz zeigt dagegen, dass das Abgrenzungskriterium beruhend auf sieben Tagen im Mittel noch knapp 10 km zum Wert vom Vortag abweicht. Die Abweichungen sind also in beide Richtungen (größer und kleiner im Vergleich zum Vortag) ähnlich, absolut gesehen schwanken sie allerdings noch deutlich. Ab 13 Tagen Beobachtungsdauer sind die absoluten Abweichungen zum Vortag im Mittel weniger als 5 km und ab 17 Tagen weniger als 3 km.

Auffallend ist der Knick im Verlauf bei 8 und 9 Tagen und in leichter Tendenz bei 15 Tagen. Diese stärkeren Abweichungen lassen sich vermutlich auf die Datengrundlage zurückführen. An diesen Tagen beginnen jeweils Wegetagebücher aus einem neuen Erhebungsjahr. Auch wenn einige soziodemographische Eigenschaften, z. B. Berufstätigkeit und Pkw-Besitz, kontrolliert wurden, können auch veränderte Routinen oder ein verändertes Berichtsverhalten dazu führen, dass sich die Tourdistanzen anders verteilen. Der Aufbau der Erhebungsdaten lässt keine Unterscheidung zu, ob diese stärkeren Abweichungen von Schwankungen zwischen Wochen oder zwischen Jahren kommen. Hierfür wären Daten aus längeren Längsschnitterhebungen mit mehreren Wochen notwendig, in denen die Daten kontinuierlich erfasst werden. Der Knick bei der mittleren Abweichung nach unten zeigt, dass das auf 8 Tagen beruhende Abgrenzungskriterium kleiner ist als das auf 7 Tagen beruhende. Das Abgrenzungskriterium wird also kleiner. Die absoluten Differenzen bleiben über alle Personen allerdings gleich (s. Tabelle A-3 im Anhang).

Die Auswertungen bestätigen, dass eine längere Beobachtungsdauer zu einer stabileren Identifikation des Abgrenzungskriteriums führt. Dies ist darin begründet, dass mehr Datenpunkte je Person zur Verfügung stehen und damit das  $Q3+1.5IQR$ -Verfahren belastbarer wird und jeder weitere Tag mit seinen Touren anteilig weniger Einfluss auf die Verteilung der Tourdistanzen hat. Aus den Untersuchungen lässt sich ableiten, dass nach etwa zwei Wochen die Veränderungen des Abgrenzungskriteriums nur noch gering sind.

## 5.2 Vergleich zwischen dem 2-Wochen- und dem 3-Wochen-Abgrenzungskriterium

Neben der Größe des Abgrenzungskriteriums ist auch von Interesse, wie sich die identifizierten Nicht-Routine-Touren je nach Betrachtungsdauer unterscheiden. Aus der vorangegangenen Untersuchung wurde abgeleitet, dass der Beobachtungszeitraum zwei Wochen dauern sollte, um das Abgrenzungskriterium auf individueller Ebene möglichst belastbar zu bestimmen. Da im MOP jeweils nur ganze Berichtswochen vorliegen, werden in diesem Abschnitt die Unterschiede analysiert, die sich aus den Abgrenzungskriterien basierend auf zwei Berichtswochen gegenüber drei Berichtswochen ergeben. Für diese Untersuchung werden weiterhin nur solche Personen betrachtet, die keine besonderen Tage im Verhalten berichtet haben (s. Kapitel 5.1).

Die Ergebnisse auf Basis von drei Wochen liegen bereits aus den Analysen in Abschnitt 4.2 vor. Für die Bestimmung der Ergebnisse auf Basis von zwei Wochen werden mit einer einfachen Zufallsauswahl zwei der drei Berichte je Person ausgewählt. Auf die zwei gezogenen Wochen wird das  $Q3+1.5IQR$ -Verfahren zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums angewendet. So ergibt sich für jede Person ein 2-Wochen-Abgrenzungskriterium. Das Kriterium wird wiederum für die Einteilung in Routine- und Nicht-Routine-Touren verwendet. Anschließend werden die Nachbereitungsschritte aus Kapitel 4.2.5 durchgeführt.

Abbildung 5-4 zeigt die Gegenüberstellung des 2-Wochen-Abgrenzungskriteriums und des zuvor ermittelten Abgrenzungskriteriums auf Basis von drei Wochen (3-Wochen-Abgrenzungskriterium) für jede Person.

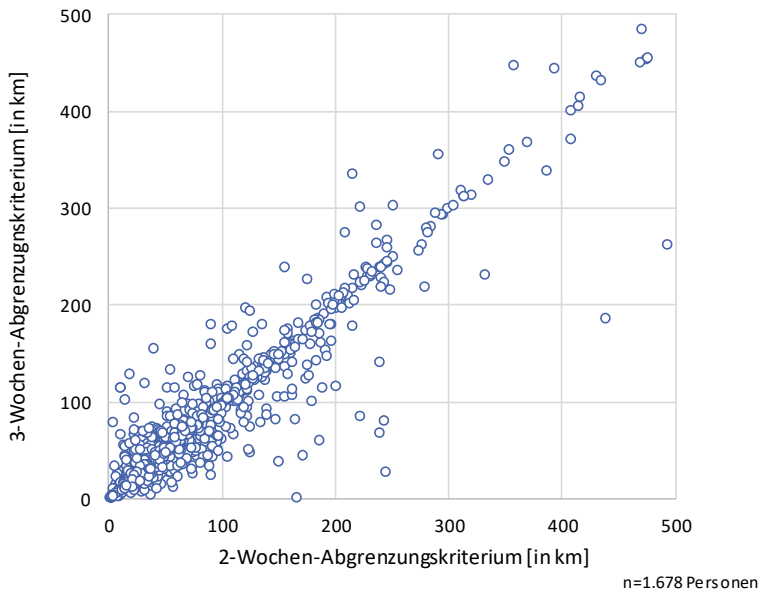


Abbildung 5-4 Gegenüberstellung des 2-Wochen- und 3-Wochen-Abgrenzungskriteriums

Für 23 % der Personen ergibt sich derselbe Wert mit beiden Ansätzen. Für diese Personen ist demnach auch die nachfolgende Einordnung der Touren identisch. Für etwas mehr als die Hälfte der Personen unterscheiden sich das 2-Wochen- und das 3-Wochen-Abgrenzungskriterium um maximal 10 %. Eine Überprüfung zeigt, dass sich die Abgrenzungskriterien zwischen den beiden Ansätzen statistisch nicht unterscheiden (Wilcoxon Signed-Rank-Test: p-Wert=0,7030).

Für den direkten Vergleich auf Touren-Ebene werden für dieselbe Person dieselben zwei Wochen gegenübergestellt, wobei einmal das Abgrenzungskriterium auf Basis von drei und einmal auf Basis von zwei Wochen angewendet wird. Dafür stehen 35.771 Touren zur Verfügung, die von den 1.678 Personen in den ausgewählten zwei Wochen berichtet wurden.

Der Vergleich in Tabelle 5-1 zeigt, dass die beiden Kriterien eine große Übereinstimmung bei der Einordnung der Touren haben. In Summe werden mit beiden Kriterien 90 % der Touren als Routine-Touren erkannt und 7,7 % als Nicht-Routine-Touren. Das bedeutet, dass für knapp 98 % der Touren kein Unterschied für die Einordnung besteht, ob das Abgrenzungskriterium auf zwei oder drei Wochen beruht.

Tabelle 5-1 Einordnung der Touren anhand der Abgrenzungskriterien auf Basis von zwei und von drei Wochen

		2-Wochen- Abgrenzungskriterium		Summe
		Routine-Tour	Nicht-Routine-Tour	
3-Wochen- Abgrenzungs- kriterium	Routine-Tour	32.196 (90,0%)	368 (1,0%)	32.564 (91,0%)
	Nicht-Routine-Tour	454 (1,3%)	2.753 (7,7%)	3.207 (9,0%)
Summe		32.650 (91,3%)	3.121 (8,7%)	35.771 (100%)



In Tabelle 5-2 sind die mittleren Eigenschaften der resultierenden Nicht-Routine-Touren gegenübergestellt. Es werden wiederum kaum Unterschiede zwischen dem 2-Wochen- und dem 3-Wochen-Abgrenzungskriterium festgestellt.

Tabelle 5-2 Vergleich der Eigenschaften der Nicht-Routinen Touren unterschieden nach Beobachtungsdauer des Abgrenzungskriteriums

Eigenschaften	3-Wochen- Abgrenzungskriterium	2-Wochen- Abgrenzungskriterium
<i>Tourenebene</i>	n=3.207 NRT	n=3.121 NRT
% NRT an allen Touren	9,0%	8,7%
% der Wege sind innerhalb NRT	10,5%	10,2%
% Verkehrsleistung innerhalb NRT	38,1%	36,9%
Durchschn. Distanz von NRT	110 km	109 km
Durchschn. Dauer von NRT	350 min	351 min
Mittlere Anzahl Wege pro NRT	2,7	2,7
<i>Personenebene</i>	n= 1.678	n= 1.678
Durchschn. Abgrenzungskriterium	66 km	67 km
% Personen ohne NRT	29,4%	28,8%
Durchschn. Anzahl NRT pro Person	1,9	1,9

NRT= Nicht-Routine-Touren; Basis sind zwei zufällig gewählte Berichtswochen;  
n= 1.678 Personen mit 35.771 Touren

Neben der Betrachtung auf Touren-Ebene können auch die Auswirkungen auf Personen-Ebene überprüft werden. In Tabelle 5-3 wird untersucht, ob eine Person je nach Abgrenzungskriterium mindestens eine Nicht-Routine-Tour in den zwei Berichtswochen zurückgelegt hat. Knapp 25 % verzeichnen mit beiden Verfahren ausschließlich Routine-Touren und verlassen ihre gewohnte Umgebung nicht. 67 % der Personen haben mit beiden Ansätzen mindestens eine Nicht-Routine-Tour. Die übrigen Personen, die weniger als 10 % ausmachen, weisen in einem Fall ausschließlich Routine-Touren auf und im anderen nicht.

Tabelle 5-3 Personen mit und ohne Nicht-Routine-Touren unterschieden nach dem 2-Wochen- und 3-Wochen-Abgrenzungskriterium

Unterscheidung in Personen mit und ohne Nicht-Routine-Touren				
		2-Wochen- Abgrenzungskriterium		Summe
		Nur Routine-Touren	≥ 1 Nicht-Routine-Touren	
3-Wochen- Abgrenzungskriterium	Nur Routine-Touren	424 (25,3%)	70 (4,1%)	494 (29,4%)
	≥ 1 Nicht-Routine-Touren	59 (3,5%)	1.125 (67,1%)	1.184 (70,6%)
Summe		483 (28,8%)	1.195 (71,2%)	1.678 (100%)

Anschließend wird die Zahl der Nicht-Routine-Touren pro Person miteinander verglichen. Für etwa 75 % der Personen wird mit beiden Abgrenzungskriterien die gleiche Anzahl an Nicht-Routine-Touren in den zwei Wochen identifiziert. Bei weiteren knapp 13 % wird nur eine Tour mehr oder weniger identifiziert. Bei den übrigen 12 % der Personen sind die Unterschiede größer, allerdings liegt die Abweichung im Mittel über alle Personen nur bei 0,05 Touren. Die Unterschiede bei der Anzahl an Nicht-Routine-Touren je Person erweisen sich als nicht signifikant (Wilcoxon Signed-Rank-Test: p-Wert=0,1545).

Insgesamt verdeutlichen die Analysen, dass das Abgrenzungskriterium auf der Grundlage von nur zwei Wochen im Vergleich zum Abgrenzungskriterium von drei Wochen ähnlich gut funktioniert und zu sehr übereinstimmenden Ergebnissen führt. Daraus wird gefolgert, dass das entwickelte Verfahren auch auf Personen angewendet werden kann, die in zwei Jahren am MOP teilgenommen haben und für die nur zwei Berichtswochen vorliegen.

## 5.3 Tage mit Besonderheiten

In diesem Abschnitt wird der Einfluss von mit den Besonderheiten „Krankheit“ und „Urlaub“ bezeichneten Tagen in den Wegetagbüchern auf das Abgrenzungskriterium und auf die Identifikation von Nicht-Routine-Touren untersucht. Hierfür wird zunächst personenübergreifend verglichen, wie sich die Ergebnisse für Personen mit und ohne Tage mit Besonderheiten unterscheiden. Daran anschließend werden auf individueller Ebene die Auswirkungen der Mobilität an solchen Tagen auf die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums analysiert.

### *Vergleich von Personen mit und ohne Besonderheiten im Bericht*

Um den Einfluss von besonderen Tagen auf die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums zu untersuchen, werden die Ergebnisse für Personen mit und ohne besondere Tage gegenübergestellt. Zu beachten ist, dass bei der Entwicklung des Bestimmungsverfahrens für das Abgrenzungskriterium bislang eine maximale Anzahl von sechs Tagen mit Besonderheiten erlaubt wurden. In Tabelle 5-4 werden die für drei Berichtswochen bestimmten Abgrenzungskriterien verglichen. Zudem ist angegeben, ob sich die Kriterien der Personen mit und ohne besondere Tage signifikant voneinander unterscheiden.

Für Personen, die mindestens einen Tag mit Besonderheit berichtet haben, wird im Mittel ein höheres Abgrenzungskriterium bestimmt. Bei der

Differenzierung, ob es sich bei diesen Besonderheiten um Krankheit oder Urlaub handelt, weisen Personen mit mindestens einem Krankheitstag keinen signifikanten Unterschied auf. Auch mit steigender Anzahl an Krankheitstagen werden keine signifikanten Unterschiede messbar.

Personen, die mindestens einen Tag mit Urlaub berichtet haben, weisen dagegen ein größeres Abgrenzungskriterium auf als Personen ohne Besonderheiten im Bericht. Dies ist allerdings nur auf den ersten Blick auf die berichteten Tage mit Urlaub zurückzuführen. In einer zusätzlichen Analyse mit Kontrolle des Berufsstatus zeigen sich keine signifikanten Unterschiede mehr. Das heißt, Tage mit Urlaub sind eher ein Indiz dafür, dass eine Person berufstätig ist und deshalb einen größeren Bewegungsradius hat. Der Zusammenhang zwischen Berufsstatus und der Größe des Abgrenzungskriteriums wird im Verlauf der Arbeit in Kapitel 7 näher untersucht.

Tabelle 5-4 Mittlere Größe der gewohnten Umgebung unterschieden nach Personen mit Urlaub oder Krankheit im Bericht

	Anzahl Personen	Mittleres Abgren- zungskrite- rium	95%-Konfidenzintervall Unter- grenze	Ober- grenze	Wilcoxon Rangsum- men-Test p-value
≥ 1 Tag mit Urlaub oder Krankheit	759	73,7	67,5	79,8	0,0195*
keine Besonderheit	1.678	65,9	62,1	69,8	
≥ 1 Tag mit Krankheit	212	64,5	56,0	73,0	0,7795
keine Besonderheit	1.678	65,9	62,1	69,8	
≥ 1 Tag mit Urlaub	498	78,7	70,2	87,2	0,0035**
keine Besonderheit	1.678	65,9	62,1	69,8	

Signifikanzniveaus: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$

Weiterhin zeigt sich, dass Nicht-Routine-Touren, die das Abgrenzungskriterium überschreiten, häufiger an Tagen mit Urlaub als an anderen Tagen auftreten (Chi-Square-Test:  $p\text{-Wert} < 0,0001$ ). Tage mit Urlaub sind demnach eher eine Besonderheit im Verhalten und sind gesondert zu betrachten. Zum Teil wurde das in der Heuristik schon berücksichtigt, indem für die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums ausschließlich H--H-Touren betrachtet wurden. Touren, die zu einem Hotel oder einer anderen Übernachtungsmöglichkeit führen oder dort Vor-Ort-Mobilität darstellen, gehen nicht in das  $Q3 + 1.5/IQR$ -Verfahren ein. Da diese Art von Touren häufiger an Tagen mit Urlaub auftreten (Tabelle A-4 im Anhang), wird damit bereits adressiert, dass die Mobilität an Urlaubstagen nicht gleichermaßen zu anderen Tagen in die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums eingeht.

#### *Einfluss von Tagen mit Besonderheiten auf individueller Ebene*

Abschließend werden noch für Personen, die besondere Tage berichteten, die Abgrenzungskriterien auf Basis aller Berichtstage und auf Basis nur der normalen Berichtstage bestimmt. Für die resultierenden Abgrenzungskriterien mit und ohne besondere Tage wird anschließend die sich ergebende Differenz auf individueller Ebene untersucht. Die Ergebnisse sind zusammengefasst wie folgt:

Die Abgrenzungskriterien, die mit und ohne die Krankheitstage berechnet sind, unterscheiden sich nicht signifikant voneinander. Auch mit steigender Anzahl der Krankheitstage werden keine Unterschiede festgestellt. Dies lässt den Rückschluss zu, dass Tage, für die im Wegetagebuch die Besonderheit Krankheit angegeben wurde, keinen Einfluss auf die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums haben. Für die Besonderheit Urlaub ergeben sich dagegen signifikante Unterschiede. Über die Personen hinweg liegt zwar die Differenz zwischen dem Abgrenzungskriterium aller Tage und dem Abgrenzungskriterium basierend nur auf normalen Tagen lediglich bei 0,136 km. Diese Unterschiede sind aber bereits bei Personen mit nur einem Urlaubstag signifikant (Wilcoxon Signed-Rank-Test:  $p\text{-Wert} < 0,0024$ ), obwohl ausschließlich H--H-Touren in die Berechnung der Abgrenzungskriterien eingehen. Daraus ergibt

sich, dass die Mobilität an Tagen mit Urlaub nicht geeignet ist, in die Bestimmung der gewohnten Umgebung einzugehen.

### 5.4 Schlussfolgerungen

Die Heuristik zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums wurde unter der Annahme entwickelt, dass ein möglichst langer Beobachtungszeitraum besser geeignet ist, um die gewohnte Umgebung zu approximieren. Aus diesem Grund wurden zunächst nur Personen berücksichtigt, für die drei Berichtswochen vorliegen. Auf dieser Grundlage erfolgte die Entwicklung des Verfahrens zur Bestimmung des Abgrenzungskriteriums. In diesem Kapitel wurde nun der Frage nachgegangen, ob auch eine kürzere Beobachtungsdauer der Mobilität eine ausreichend gute Datenbasis liefert und welchen Einfluss Tage mit den Besonderheiten Krankheit und Urlaub haben.

Die Untersuchungen zur Länge der Beobachtungsdauer zeigen, dass mit zunehmenden Tagen der Anteil der Befragten steigt, für den mindestens eine Nicht-Routine-Tour identifiziert wird. Nach zwei Berichtswochen liegt der Anteil an Personen bei knapp 70 % und steigt auf knapp 80 % nach drei Berichtswochen (s. Abbildung 5-2). Der Anteil der Nicht-Routine-Touren an allen Touren stabilisiert sich hingegen bereits nach sechs Tagen bei etwas über 8 %. Die Untersuchungen ergeben zudem, dass bereits ab etwa zwei Berichtswochen das Abgrenzungskriterium belastbar bestimmt werden kann und sich das Kriterium danach nur noch gering verändert (s. Abbildung 5-3). Dennoch ist auf den Nachteil hinzuweisen, dass mit kürzerer Beobachtungsdauer weniger Variation in den Nicht-Routine-Touren einer Person erfasst wird. Da die Wegetagebücher im MOP nur wochenweise vorliegen, wurde außerdem der direkte Vergleich des 2-Wochen- und des 3-Wochen-Abgrenzungskriteriums bezüglich der Identifikation von Nicht-Routine-Touren durchgeführt. Die Ergebnisse aus den beiden Kriterien decken sich zum Großteil. Daraus leitet sich ab, dass die Heuristik beruhend auf zwei Wochen bereits zu ähnlichen Ergebnissen führt (s. Tabelle 5-2). Damit lässt sich die Heuristik auf eine

wesentlich größere Stichprobe des MOP anwenden. Eine Aufbereitung der Daten zeigt, dass mehr als die doppelte Stichprobe zur Verfügung steht, wenn nur zwei statt drei Berichtswochen vorausgesetzt werden.

Es wurde außerdem gezeigt, dass Tage mit Krankheit keinen signifikanten Einfluss auf die Berechnung des Abgrenzungskriteriums haben, Tage mit Urlaub dagegen schon. Aus diesem Grund soll die Mobilität an Tagen, die mit der Besonderheit Urlaub berichtet wurden, nicht in die Berechnung des Abgrenzungskriteriums eingehen.

Die Heuristik wird dahingehend angepasst, dass Tage mit Krankheit nicht mehr gesondert berücksichtigt werden. Für Tage mit Urlaub wird allerdings eine Höchstzahl eingeführt. Aus den Erkenntnissen in Abbildung 5-3 und Tabelle A-3 im Anhang wird abgelesen, dass die Änderungen des Abgrenzungskriteriums zum Vortag bis weniger als zehn Tage noch vergleichsweise stark sind. Daher wird als maximale Anzahl vier Tage mit Urlaub gewählt. Die Mobilität an solchen Tagen soll nicht in die Ermittlung des Abgrenzungskriteriums eingehen und entsprechend bilden mindestens zehn unbeeinflusste Tage die Grundlage für das Abgrenzungskriterium.

Die Anpassungen an der Heuristik lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Alle Personen werden berücksichtigt, die in zwei Jahren einen Wegetagebuch abgegeben haben.
- Die Überprüfung nach Tagen mit Besonderheiten muss nur noch für die Besonderheit Urlaub erfolgen.
- Touren an Tagen mit Urlaub sollen nicht mehr in die Berechnung des Abgrenzungskriteriums eingehen.
- Als maximale Anzahl an Tagen mit Urlaub werden vier Tage gewählt, sodass mindestens die Mobilität von zehn Berichtstagen in das Abgrenzungskriterium eingeht.





## 6. Anwendung

In diesem Kapitel erfolgt die Anwendung der entwickelten Heuristik. Dabei werden die Anpassungen, die sich aus den Untersuchungen zur Beobachtungsdauer ergeben haben, einbezogen. Die Datengrundlage wird um Personen aus dem MOP erweitert, die in zwei Erhebungsjahren teilgenommen haben. Zudem erfolgt eine Gewichtung, um die Abweichungen in der Verteilung soziodemographischer Eigenschaften der Stichprobe gegenüber der offiziellen Statistik aufzuheben. Im Fokus des Kapitels steht die deskriptive Auswertung der Nicht-Routine-Touren, um der Frage nachzugehen:

*Welche Eigenschaften haben Ereignisse, die außerhalb der gewohnten Umgebung stattfinden?*

Es erfolgt eine Gegenüberstellung der Nicht-Routine-Touren und der Routine-Touren sowie die Auswertung von Übernachtungsreisen. Anschließend wird untersucht, wie Nicht-Routine-Touren und die Größe des Abgrenzungskriteriums mit verschiedenen soziodemographischen Eigenschaften in Verbindung stehen.

### 6.1 Aufbereitung der 2-Wochen-Stichprobe und Gewichtung

Für die Zusammenstellung der Stichprobe, für die zwei Berichtswochen zur Ermittlung der gewohnten Umgebung zur Verfügung stehen, werden die Befragungsdaten der relevanten Personen aus den Kohorten 2011 bis 2018 erneut berücksichtigt. Es erfolgt eine Überprüfung auf Änderungen in den gleichen Eigenschaften wie in Kapitel 4.2.1 (Berufstätigkeit, Pkw-Besitz, Umzug, Wechsel des Arbeits- oder Ausbildungsortes, ein neues Kind im Haushalt, Führerschein). Liegen Änderungen zwischen den zwei Berichtsjahren vor,

werden die Personen aus der Analyse ausgeschlossen. Für die maximale Anzahl an Tagen mit der Besonderheit Urlaub wird der zuvor bestimmte Grenzwert von vier Tagen gesetzt (s. Abschnitt 5.4).

Nach der Überprüfung dieser Vorgaben besteht die Stichprobe aus 5.711 Personen und damit 11.422 Berichtswochen. Somit stehen für die Ermittlung des Abgrenzungskriteriums auf Basis von zwei Wochen mehr als doppelt so viele Personen für die Untersuchung zur Verfügung. In Tabelle 6-1 sind die soziodemographischen Eigenschaften beschrieben und der vorherigen Stichprobe mit drei Berichtswochen und der offiziellen Statistik gegenübergestellt. Es wird deutlich, dass die 2-Wochen-Stichprobe in fast allen aufgeführten Eigenschaften näher an die Verteilung der offiziellen Statistik kommt als die 3-Wochen-Stichprobe und damit weniger selektiv ist. Die Anteile für die jüngeren Altersgruppen liegen zwar immer noch unter den Zielvorgaben, dennoch wird eine deutliche Annäherung erreicht. Insgesamt liegen je Ausprägung knapp 200 Personen oder mehr vor, die die Eigenschaften dieser Gruppen abbilden.

Im nächsten Schritt werden für die Stichprobe Gewichtungsfaktoren berechnet. Für die Gewichtung wird die Methode des Iterative Proportional Fitting (IPF) angewendet, die unter anderem auch für die MiD verwendet wird (Nobis et al., 2019). Dabei erfolgt die Bestimmung der Gewichtungsfaktoren in zwei Stufen. In der ersten Stufe wird ein Haushaltsgewicht berechnet, das die Eigenschaften aus Tabelle 6-1 auf Haushaltsebene berücksichtigt. Anschließend wird für jede Person ein Personengewicht mit Berücksichtigung der Altersgruppe und des Geschlechts bestimmt. Als Basis für die Personengewichtung dient das zuvor bestimmte Haushaltsgewicht. Dieses zweistufige Vorgehen wird unter anderem bei der US-amerikanischen National Household Travel Survey (NHTS) angewendet (Ipsos, 2022). Auch bei den deutschen Erhebungen MOP und MiD wird das Personengewicht auf Basis des zuvor ermittelten Haushaltsgewichts bestimmt (Ecke et al., 2023; Eggs et al., 2018).

Tabelle 6-1 Vergleich der soziodemographischen Eigenschaften der 2-Wochen-Stichprobe mit der offiziellen Statistik

		Stichprobe (2 Wochen)		Stichprobe (3 Wochen)		Offizielle Statistik*
		n	in %	n	in %	in %
<i>Haushalte:</i>		3.752		1.820		
Haushalts- größe	1-Personen-Haushalt	1.174	31,3%	548	30,1%	41,8%
	2-Personen-Haushalt	1.640	43,7%	860	47,3%	33,5%
	3-Personen-Haushalt	467	12,5%	212	11,6%	12,0%
	>3-Personen-Haushalt	471	12,6%	200	11,0%	12,6%
Einwohner- größen- klasse (Einwoh- nerzahl)	bis unter 5.000	510	13,6%	243	13,4%	13,0%
	5.000 bis < 20.000	941	25,1%	460	25,3%	24,8%
	20.000 bis < 50.000	675	18,0%	347	19,1%	18,2%
	50.000 bis < 100.000	335	8,9%	183	10,1%	9,2%
	100.000 bis < 500.000	594	15,8%	283	15,5%	16,3%
	500.000 und mehr	697	18,6%	304	16,7%	18,5%
<i>Personen:</i>		5.710		2.437		
Geschlecht	weiblich	2.854	50,0%	1.153	47,3%	50,9%
	männlich	2.856	50,0%	1.284	52,7%	49,1%
Alters- gruppe	10 bis 17 Jahre	353	6,2%	88	3,6%	6,9%
	18 bis 25 Jahre	198	3,5%	31	1,3%	9,5%
	26 bis 35 Jahre	345	6,0%	83	3,4%	14,1%
	36 bis 50 Jahre	1.135	19,9%	446	18,3%	21,1%
	51 bis 60 Jahre	1.374	24,1%	616	25,3%	17,8%
	61 bis 70 Jahre	1.247	21,8%	603	24,7%	13,4%
	> 70 Jahre	1.058	18,5%	570	23,4%	17,3%

\*Die Werte der offiziellen Statistik stammen aus dem Mikrozensus 2017 (Destatis, 2018).  
Aufgrund von Rundungen summieren sich die Werte nicht auf 100%.

Nach dem iterativen Gewichtungsverfahren stehen für jeden Haushalt und für jede Person Gewichtungsfaktoren zur Verfügung. Personen mit unterrepräsentierten Eigenschaften, wie zum Beispiel 18- bis 25-Jährige aus einem 1-Personen-Haushalt, erhalten dabei einen hohen Gewichtungsfaktor.

Dagegen ergibt sich für eine Person aus der Altersklasse 51 bis 60 Jahre aus einem 2-Personen-Haushalt ein niedriger Gewichtungsfaktor, da diese Eigenschaften in der vorliegenden Stichprobe gegenüber der offiziellen Statistik überrepräsentiert sind.

Für die Stichprobe erfolgt die Bestimmung des Abgrenzungskriteriums unter Berücksichtigung der in Kapitel 5.4 abgeleiteten Anpassungen an der Heuristik und die Identifikation der Nicht-Routine-Touren. Abbildung 6-1 zeigt die Verteilung des Abgrenzungskriteriums und die Summenhäufigkeit. Knapp 80 % der Personen haben ein Abgrenzungskriterium von einer Tourdistanz unter 100 km. Etwa 2 % der Personen haben ein Abgrenzungskriterium von mehr als 350 km.

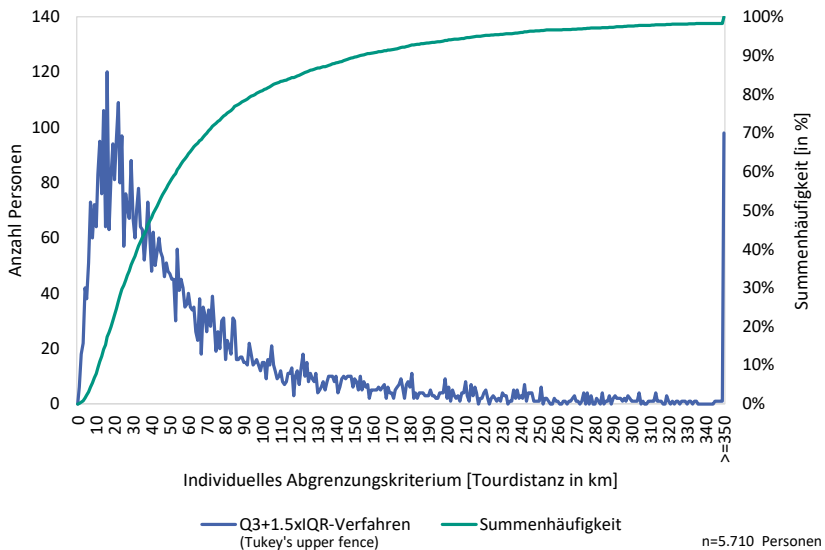


Abbildung 6-1 Verteilung des Abgrenzungskriteriums mit dem Q3+1.5IQR-Verfahren für Personen auf Basis von zwei Berichtswochen

## 6.2 Deskriptive Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden deskriptive Auswertungen vorgestellt, die einen Einblick in die Unterschiede von Routine- und Nicht-Routine-Touren geben. Es werden dabei auch Eigenschaften ausgewertet, die bislang nicht in die Heuristik eingegangen sind. Anschließend wird untersucht, wie sich das Abgrenzungskriterium und der Anteil an Nicht-Routine-Touren zwischen Ausprägungen verschiedener soziodemographischer Eigenschaften unterscheiden.

### 6.2.1 Gegenüberstellung von Routine- und Nicht-Routine-Touren

Insgesamt überschreiten 10.730 der mehr als 117.000 Touren das jeweilige individuelle Abgrenzungskriterium. Mit den weiteren Nachbereitungsschritten anhand der Wegezwecke und der Zusammenfassung der Übernachtungsreisen mit der Vor-Ort-Mobilität ergeben sich abschließend 11.714 Nicht-Routine-Touren. Nach der in dieser Arbeit entwickelten Definition zählen diese Nicht-Routine-Touren zum Fernverkehr.

In Tabelle 6-2 werden die Eigenschaften von Routine- und Nicht-Routine-Touren einander gegenübergestellt. Wie erwartet lassen sich bei den durchschnittlichen Distanzen und Dauern der Touren deutliche Unterschiede erkennen. Mit im Mittel 122 km Distanz und 6 Stunden Dauer zeichnen sich die Nicht-Routine-Touren deutlich von den Routine-Touren ab.

Die mittlere Wegeanzahl bei Nicht-Routine-Touren ist ebenfalls höher. Das bedeutet, dass auf Touren außerhalb der gewohnten Umgebung komplexere Wegeketten durchgeführt werden. Über alle Personen liegt das individuelle Abgrenzungskriterium im Durchschnitt bei einer Tourdistanz von 72 km.

Tabelle 6-2    Gegenüberstellung der Nicht-Routine-Touren und der Routine-Touren

Eigenschaften	Nicht-Routine-Touren	Routine-Touren
<i>Tourenebene</i>	n=11.714	n=105.968
% Anteil an allen Touren	9,8%	90,2%
% der Wege	11,0%	89,0%
% Verkehrsleistung	40,4%	59,6%
Durchschn. Distanz	122 km	20 km
Durchschn. Dauer	354 min	245 min
Mittlere Anzahl Wege pro Tour	2,6	2,3

<i>Personenebene</i>	n= 5.710
Durchschn. Abgrenzungskriterium	72 km
% Personen ohne NRT	31,2%
Durchschn. Anzahl NRT pro Person	2,0

NRT= Nicht-Routine-Touren; n=5.710 Personen, gewichtet

Um das Auftreten der Nicht-Routine-Touren zu beschreiben, erfolgt die Auswertung der Verteilung nach Wochentagen in Abbildung 6-2.

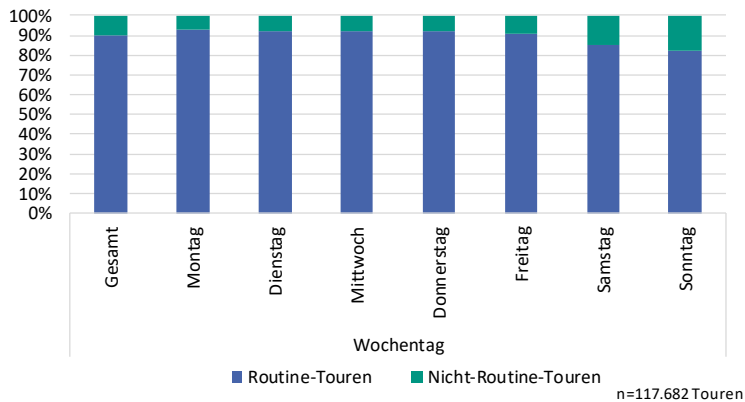


Abbildung 6-2    Anteil von Nicht-Routine-Touren nach Wochentag

Es wird erkennbar, dass Nicht-Routine-Touren ungleichmäßig über die Wochentage verteilt sind (Chi-Square: p-Wert<0,0001). Am Wochenende nimmt der Anteil der Nicht-Routine-Touren zu und erreicht den höchsten Wert mit fast 20 % am Sonntag.

In Tabelle 6-3 werden die zehn häufigsten Aktivitätensequenzen auf Nicht-Routine-Touren dargestellt und zum Vergleich in Tabelle 6-4 die Aktivitätensequenzen von Routine-Touren.

Tabelle 6-3 Häufigste Aktivitätensequenzen auf Nicht-Routine-Touren

Codierte Aktivitäten- sequenz	Aktivitätensequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
_5_7_	Freizeit - Nach Hause	2.769	23,6%
_4_7_	Besorgung/Einkauf - Nach Hause	1.305	11,1%
_7_	Nach Hause	528	4,5%
_9_	Andere Übernachtungsmöglichkeit	522	4,5%
_5_9_	Freizeit - Andere Übernachtungsmöglich- keit	442	3,8%
_6_7_	Service - Nach Hause	409	3,5%
_77_	Rundweg	405	3,5%
_5_5_7_	Freizeit- Freizeit - Nach Hause	339	2,9%
_2_7_	Dienst- /Geschäftsweg - Nach Hause	333	2,8%
_4_4_7_	Besorgung/Einkauf - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	287	2,5%
Alle weiteren Sequenzen		4.375	37,4%

Andere Übernachtungsmöglichkeit umfasst Hotel, Zweitwohnung oder Ferienwohnung;  
Touren starten zuhause oder an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit;  
Der Wegezweck „Service“ umfasst Wege zum Holen oder Bringen von Personen;  
n=11.714 Nicht-Routine-Touren

Bei beiden Arten von Touren kommen die Aktivitätensequenzen mit einer Freizeitaktivität und einer Einkaufs-/Besorgungsaktivität und anschließend dem Weg nach Hause am häufigsten vor. Bei Nicht-Routine-Touren überwiegt

allerdings die Aktivitätensequenz mit der Freizeitaktivität deutlich. An dritter und vierter Stelle folgen bei den Nicht-Routine-Touren die Ab- und Anreise zu anderen Übernachtungsmöglichkeiten. Bei Routine-Touren kommt die simple Tour mit einer Arbeitsaktivität an dritter Stelle.

Insgesamt erklären die häufigsten zehn Aktivitätensequenzen bei den Nicht-Routine-Touren nur etwa 63 % der Touren (Tabelle 6-3). Bei den Routine-Touren sind es dagegen bereits 84 % (Tabelle 6-4).

Aus einer Untersuchung von Touren mit dienstlichen oder geschäftlichen Zwecken zeigt sich, dass 5.500 Touren Wege zu solchen Zwecken enthalten. Davon wurden 22 % als Nicht-Routine-Touren identifiziert.

Tabelle 6-4 Häufigste Aktivitätensequenzen auf Routine-Touren

Codierte Aktivitätssequenz	Aktivitätensequenz	Häufigkeit	Anteil an allen Touren
_4_7_	Besorgung/Einkauf - Nach Hause	27.252	25,7%
_5_7_	Freizeit - Nach Hause	21.998	20,8%
_1_7_	Arbeit - Nach Hause	14.481	13,7%
_77_	Rundweg	8.553	8,1%
_6_7_	Service - Nach Hause	5.550	5,2%
_3_7_	Ausbildung - Nach Hause	4.294	4,1%
_4_4_7_	Besorgung/Einkauf - Besorgung/Einkauf - Nach Hause	2.580	2,4%
_1_4_7_	Arbeit - Besorgung/Einkauf – Nach Hause	2.136	2,0%
_2_7_	Dienst- /Geschäftsweg - Nach Hause	1.534	1,5%
_5_5_7_	Freizeit- Freizeit - Nach Hause	1.085	1,0%
	Alle weiteren Sequenzen	16.505	15,6%

Touren starten zuhause oder an einer anderen Übernachtungsmöglichkeit.

Der Wegezweck „Service“ umfasst Wege zum Holen oder Bringen von Personen.

N= 105.968 Routine-Touren



Nachfolgend werden die Hauptverkehrsmittel auf Nicht-Routine- und Routine-Touren einander gegenübergestellt. Abbildung 6-3 zeigt den Modal Split bezogen auf das Verkehrsaufkommen und Abbildung 6-4 bezogen auf die Verkehrsleistung.

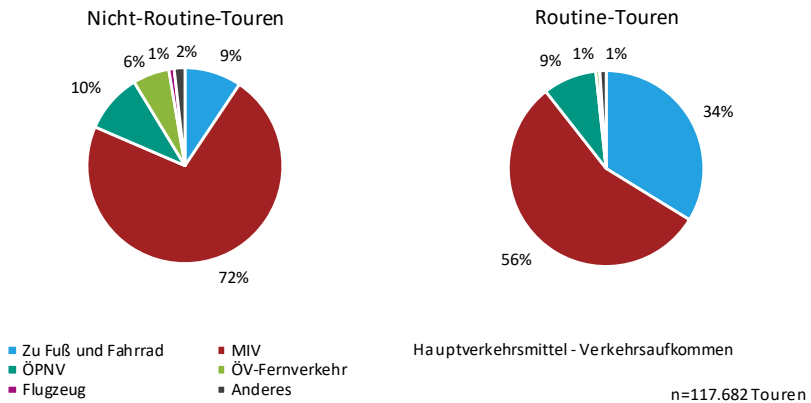


Abbildung 6-3 Hauptverkehrsmittel auf Routine- und Nicht-Routine-Touren bezogen auf das Verkehrsaufkommen

Die Anteile der Hauptverkehrsmittel auf Nicht-Routine- und Routine-Touren unterscheiden sich signifikant voneinander (Chi-Square: p-Wert<0,0001). Zu Fuß gehen und das Fahrrad spielen vor allem bei den Routine-Touren eine stärkere Rolle. Der MIV zeigt bei beiden Arten von Touren die größten Anteile. Dabei liegt der Anteil am Verkehrsaufkommen und an der Verkehrsleistung bei Nicht-Routine-Touren ähnlich, bei etwa 70 %. Bei Routine-Touren macht der MIV 56 % des Verkehrsaufkommens aus und 75 % der Verkehrsleistung. Ähnliches zeigt sich auch beim ÖPNV. Während der ÖPNV einen ähnlichen Anteil am Verkehrsaufkommen bei Routine- und Nicht-Routine-Touren hat, ist der Anteil an der Verkehrsleistung bei Routine-Touren höher. Fernverkehrszüge und Fernbusse (ÖV Fernverkehr) haben bei Routine-Touren keinen großen Anteil, jedoch wie zu erwarten bei den Nicht-Routine-Touren. Dies gilt

ebenso für das Verkehrsmittel Flugzeug. Der ÖV Fernverkehr und das Flugzeug machen auf Nicht-Routine-Touren zusammen mehr als 20 % der Verkehrsleistung in den zwei Berichtswochen aus. Dabei muss beachtet werden, dass in den MOP-Daten vor allem Reisen mit großen Entfernungen nur eingeschränkt enthalten sind. Darauf wird im Folgenden bei der Untersuchung der Übernachtungsreisen näher eingegangen.

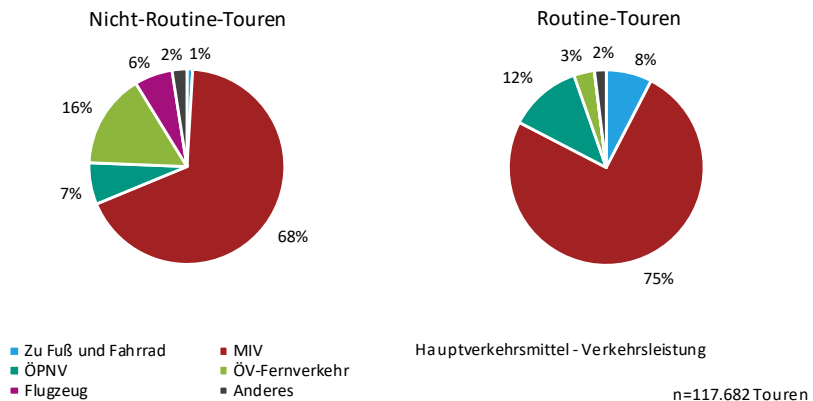


Abbildung 6-4 Hauptverkehrsmittel auf Routine- und Nicht-Routine-Touren bezogen auf die Verkehrsleistung

## 6.2.2 Übernachtungsreisen

Es sind 1.834 Reisen zu anderen Übernachtungsorten inklusive Vor-Ort-Mobilität in den Daten enthalten. Davon finden 1.228 außerhalb der gewohnten Umgebung statt. Diese verteilen sich dabei auf 996 Personen, d. h. jede Person, die solche Übernachtungsreisen unternimmt, hat im Schnitt 1,2 solcher Reisen in den zwei Berichtswochen berichtet.

Insgesamt findet etwa ein Viertel aller Nicht-Routine-Touren im Zuge von Übernachtungsreisen statt und diese erklären etwa ein Drittel der Gesamtverkehrsleistung von Nicht-Routine-Touren.

Weitere Merkmale von den Übernachtungsreisen außerhalb der gewohnten Umgebung sind zusammengefasst:

- 65 % der Reisen liegen vollständig mit Hin- und Rückreise vor, für 35 % der Reisen liegen demnach nur Teile der Gesamtreise vor.
- 8 % der Verkehrsleistung im Zuge von Übernachtungsreisen sind auf Vor-Ort-Mobilität zurückzuführen.
- Die durchschnittliche Entfernung von Übernachtungsreisen liegt bei 284 km und wenn Vor-Ort-Mobilität berichtet wird, liegt diese im Schnitt bei 77 km.
- Die durchschnittliche Dauer der vollständigen Reisen beträgt 2,7 Übernachtungen.

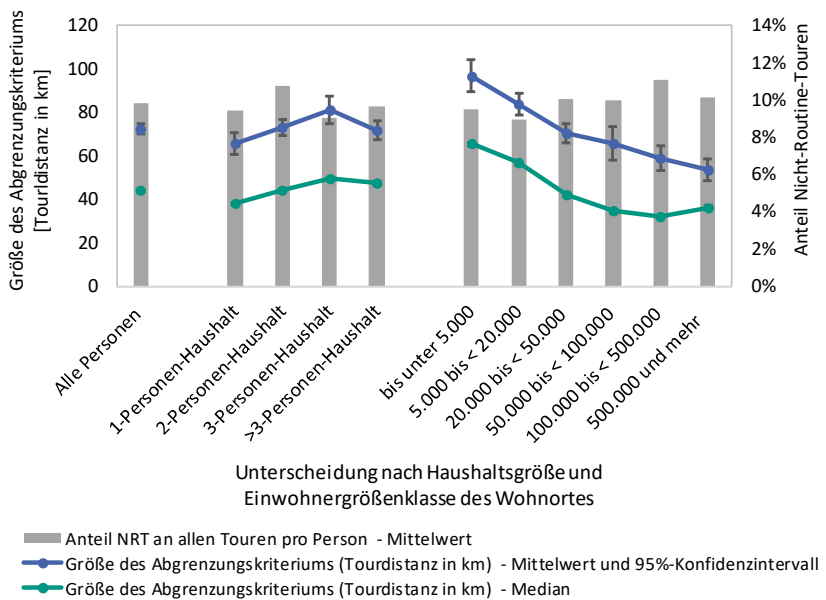
Dabei ist zu beachten, dass die Datengrundlage nicht repräsentativ ist, da beispielsweise Reisen mit besonders langer Dauer im MOP und insbesondere in der gefilterten Stichprobe aufgrund der Vorgaben zur maximalen Anzahl an Tagen mit Urlaub fehlen. Es kann angenommen werden, dass das Ausmaß der Übernachtungsreisen unterschätzt wird und Reisen mit längerer Dauer und damit tendenziell auch Reisen zu weiter entfernten Orten nicht ausreichend berücksichtigt sind. Ein Hinweis darauf gibt die durchschnittlich berichtete Entfernung (Hin- oder Rückreise). Diese ist bei den unvollständig enthaltenen Reisen im Mittel etwa 360 km und damit höher als bei den vollständig im Berichtszeitraum liegenden Reisen mit etwa 260 km. Die Aussagen und Schlüsse zu den Übernachtungsreisen sind daher als Tendenzen zu werten, aber nicht als repräsentative Ergebnisse. Dieser Aspekt wird in Kapitel 9 erneut aufgegriffen.

### 6.2.3 Soziodemographische Eigenschaften

In diesem Abschnitt werden Zusammenhänge zwischen den soziodemographischen Eigenschaften der Personen und der Größe ihres Abgrenzungskriteriums sowie der Anteil an Nicht-Routine-Touren untersucht. Für die jeweilige Ausprägung wird der Anteil Nicht-Routine-Touren sowie der Median und

der Mittelwert des Abgrenzungskriteriums angegeben. Zudem wird für das mittlere Abgrenzungskriterium das 95%-Konfidenzintervall dargestellt. Aus Tabelle 6-1 und Tabelle A-5 im Anhang können die Verteilungen der soziodemographischen Eigenschaften in der Stichprobe entnommen werden.

Zunächst erfolgt die Analyse der Eigenschaften, die auch in die Gewichtung eingegangen sind. Abbildung 6-5 zeigt die Verteilungen für die Haushaltsgröße und die Einwohnergrößenklasse im Vergleich zu allen Personen.



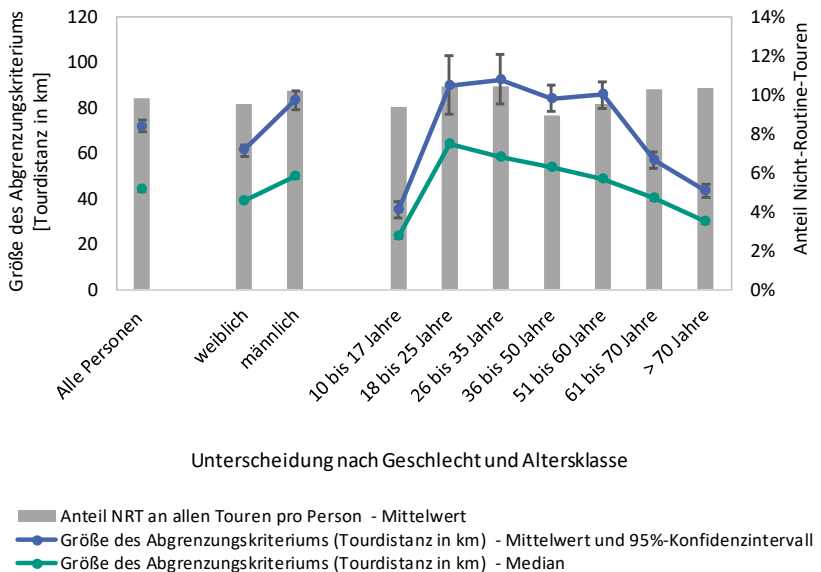
n=5.710, gewichtet

Abbildung 6-5 Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Haushaltsgröße und Einwohnergrößenklasse des Wohnorts

1-Personen-Haushalte zeigen im Mittel das kleinste Abgrenzungskriterium und 3-Personen-Haushalte das größte. Bei der Einwohnergrößenklasse ist

auffällig, dass das Abgrenzungskriterium mit der Anzahl Einwohner abnimmt. Personen in kleinen Einwohnergrößenklassen legen demnach in ihren alltäglichen Routinen längere Distanzen zurück. In der höchsten Einwohnergrößenklasse liegt das Abgrenzungskriterium dagegen wesentlich niedriger.

Für das Geschlecht zeigt sich in Abbildung 6-6, dass Männer im Mittel ein größeres Abgrenzungskriterium aufweisen als Frauen. Männer legen demnach in ihren Routinen größere Distanzen zurück. Der Anteil an Nicht-Routine-Touren liegt für Männer ebenso etwas höher (10,2 %) als für Frauen (9,5 %).



n=5.710, gewichtet

Abbildung 6-6 Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Geschlecht und Altersklasse

Für die jüngste Altersklasse im MOP wird das kleinste Abgrenzungskriterium und damit die kleinste gewohnte Umgebung bestimmt. Der Anteil an Nicht-Routine-Touren ist für diese Altersklasse aber wiederum in einer ähnlichen

Größenordnung wie für die anderen Altersklassen. Das Abgrenzungskriterium liegt für die mittleren Altersklassen am höchsten und nimmt mit höheren Altersklassen wieder ab.

Bei der Unterscheidung nach Bildungsabschluss werden starke Differenzen deutlich. Die Ergebnisse dazu sind in Abbildung 6-7 dargestellt.

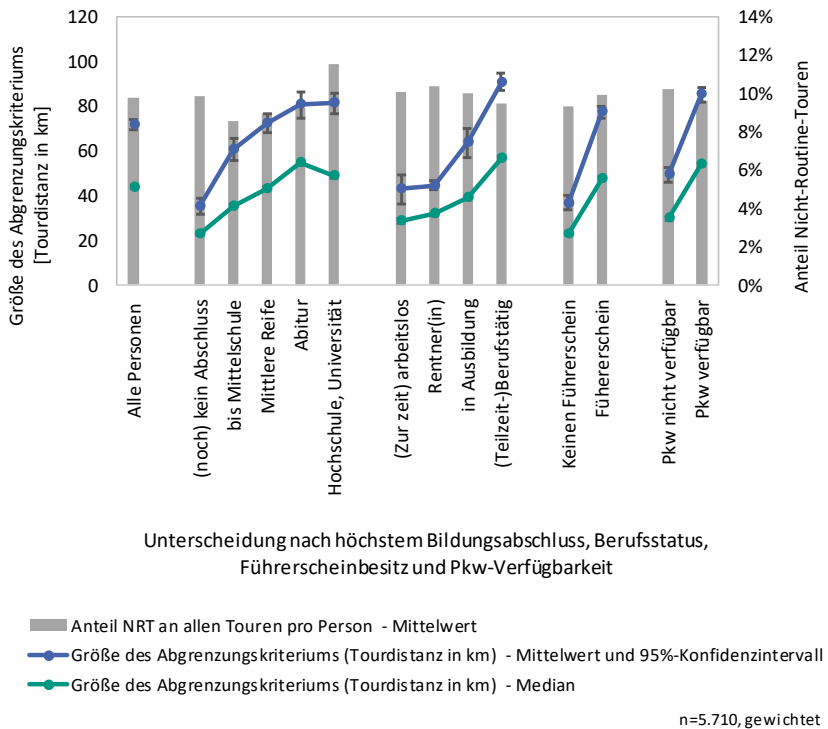


Abbildung 6-7 Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Bildungsabschluss, Berufsstatus, Führerscheinbesitz und Pkw-Verfügbarkeit

Personen ohne Abschluss haben das kleinste Abgrenzungskriterium, zeigen aber beim Anteil der Nicht-Routine-Touren den zweithöchsten Wert. Personen mit Hochschul- oder Universitätsabschluss haben sowohl im Mittel das größte Abgrenzungskriterium als auch anteilig die meisten Nicht-Routine-Touren. Weiterhin haben berufstätige Personen ein wesentlich höheres mittleres Abgrenzungskriterium als die anderen Gruppen und gleichzeitig den geringsten Anteil an Nicht-Routine-Touren.

Personen mit Führerschein und Personen, denen mindestens ein Pkw im Haushalt zur Verfügung steht, haben ebenfalls ein größeres Abgrenzungskriterium als das jeweilige Gegenüber. Beim Anteil der Nicht-Routine-Touren lassen sich aber keine großen Unterschiede erkennen.

In Abbildung 6-8 sind die Home-Office-Nutzung, der Neben-/Zweitwohnsitz und das Haushaltseinkommen ausgewertet. Da hier extremere Werte resultieren, sind die Achsen anders skaliert als in den vorherigen Abbildungen.

In der Auswertung der Home-Office-Nutzung sind nur Personen inbegriffen, die berufstätig sind. Dabei ist zu beachten, dass die Daten die Situation vor der Corona-Pandemie widerspiegeln. Etwa 20 % der Berufstätigen haben angegeben, Homeoffice häufig oder gelegentlich zu nutzen. Diese Personen weisen ein größeres Abgrenzungskriterium auf und haben anteilig mehr Nicht-Routine-Touren in ihrem Verhalten (11,3 % gegenüber 9,0 %).

Bei der Auswertung des Neben- bzw. Zweitwohnsitzes sind wiederum alle Personen berücksichtigt. 299 Personen haben einen weiteren Wohnsitz angegeben und die Auswertung zeigt, dass diese Personen einen deutlich höheren Anteil an Nicht-Routine-Touren haben. Wenn der weitere Wohnsitz außerhalb der gewohnten Umgebung des Wohnorts liegt, werden alle Touren vor Ort als Nicht-Routine-Touren erkannt. Es kann angenommen werden, dass sich um den weiteren Wohnsitz auch eine gewohnte Umgebung befindet, die bislang aber nicht erkannt wird. Daraus ergibt sich Potenzial zur Verbesserung der Heuristik, allerdings ist die Datengrundlage von zwei Berichtswochen nicht ausreichend, mehrere gewohnte Umgebungen zu ermitteln.

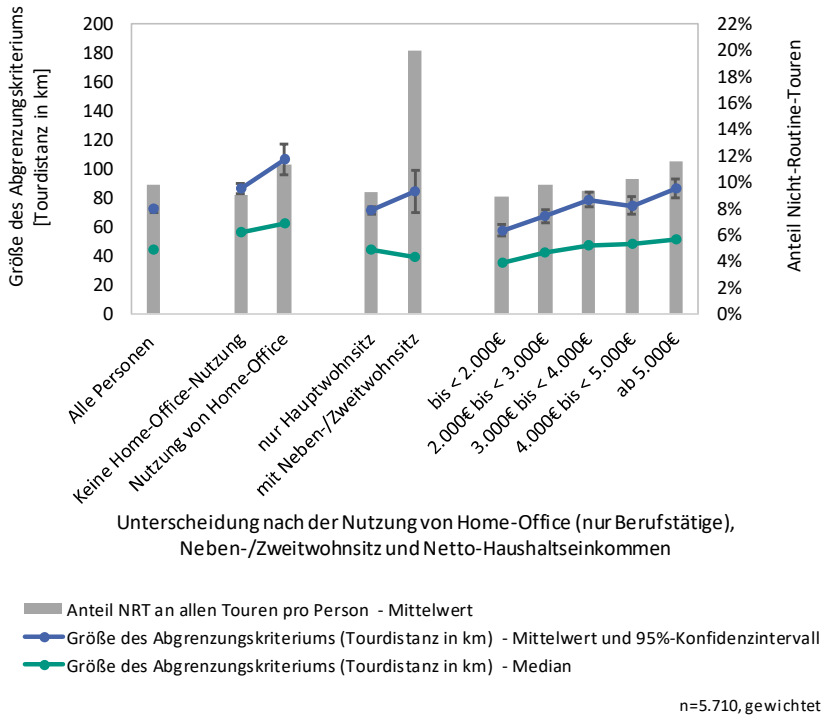


Abbildung 6-8 Anteil an Nicht-Routine-Touren (NRT) und Größe des Abgrenzungskriteriums unterschieden nach Home-Office-Nutzung, Neben-/Zweitwohnsitz und Haushaltseinkommen

Aus der Auswertung des Netto-Haushaltseinkommens wird deutlich, dass mit zunehmenden Einkommen sowohl die Größe des Abgrenzungskriteriums als auch der Anteil der Nicht-Routine-Touren tendenziell steigt. Die niedrigste Einkommensklasse legt innerhalb ihrer Routinen die geringsten Distanzen zurück und führt auch am seltensten Nicht-Routine-Touren durch.



Insgesamt sind starke Unterschiede zwischen den Ausprägungen bei der Größe des Abgrenzungskriteriums erkennbar. Der Anteil von Nicht-Routine-Touren an allen Touren schwankt im Mittel nicht so stark zwischen den Eigenschaften und liegt mit der Ausnahme des Neben-/Zweitwohnsitzes zwischen 8 und 12 %.

Es ist zu beachten, dass für fast ein Drittel der Personen keine Nicht-Routine-Tour im Verhalten identifiziert wird (s. Tabelle 6-2). Daher wird abschließend untersucht, wie sich der Anteil an Personen ohne Nicht-Routine-Touren zwischen den soziodemographischen Ausprägungen unterscheidet. Abbildung 6-9 zeigt die Ergebnisse.

Die 18- bis 25-Jährigen haben den größten Anteil an Personen, die ausschließlich Routine-Touren zurücklegen (knapp 40 %). Im Mittel hat diese Personengruppe aber keinen geringeren Anteil an Nicht-Routine-Touren (s. Abbildung 6-7). Das lässt darauf schließen, dass zwischen den jungen Erwachsenen die Spannweite des Anteils der Nicht-Routine-Touren groß ist.

Einen geringen Anteil an Personen ohne Nicht-Routine-Touren lässt sich in den höheren Altersklassen und auch bei Personen in Rente finden. Hier haben nur etwa 20 % keine Nicht-Routine-Touren in den zwei Berichtswochen.

Bei den Eigenschaften Pkw-Verfügbarkeit und Führerscheinbesitz sind kaum bzw. nur geringe Unterschiede festzustellen. Dagegen weisen ein höherer Bildungsabschluss, die Nutzung von Home-Office und ein Neben-/Zweitwohnsitz darauf hin, dass mehr Personen Nicht-Routine-Touren unternehmen. Aus den Werten der Einkommensklassen lässt sich keine Tendenz ableiten.

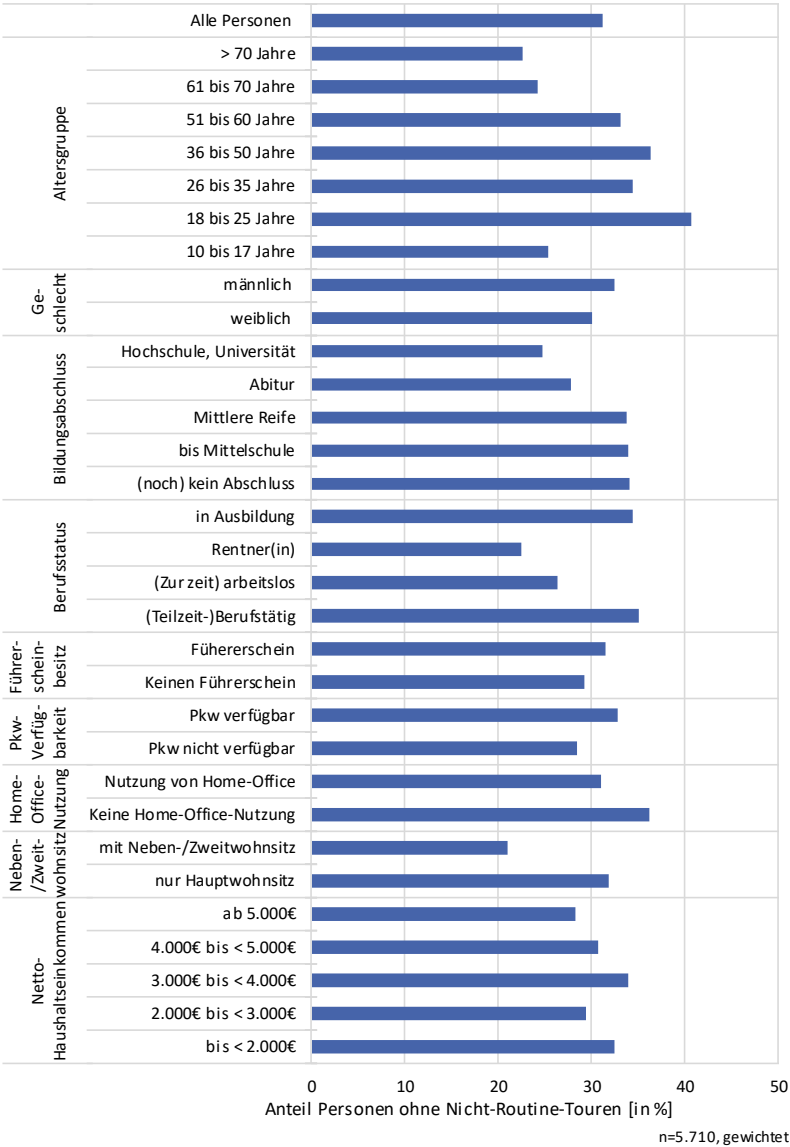


Abbildung 6-9 Anteil von Personen ohne Nicht-Routine-Touren

Aus den deskriptiven Analysen der soziodemographischen Eigenschaften wird deutlich, dass sich zwischen den Ausprägungen die identifizierten Nicht-Routine-Touren und die Größe der Abgrenzungskriterien unterscheiden. Wie bereits aus der Fernverkehrsforschung bekannt, spielen das Geschlecht, das Alter, der Berufsstatus und der Bildungsabschluss eine wesentliche Rolle bei der Nachfrage nach Fernverkehr und wie aufgezeigt auch bei den in dieser Arbeit identifizierten Nicht-Routine-Touren. Um die Zusammenhänge zwischen den Eigenschaften und dem Nicht-Routine-Verhalten noch besser zu verstehen, erfolgt im nachfolgenden Kapitel die Untersuchung mittels Regressionsmodellen.



## 7. Einflussfaktoren auf das Abgrenzungskriterium und die Nicht-Routine-Touren

Aufbauend auf den deskriptiven Auswertungen erfolgt in diesem Kapitel mithilfe von Regressionsmodellen die Untersuchung statistischer Zusammenhänge zwischen den Eigenschaften der Personen und der Größe der gewohnten Umgebung sowie der Anzahl an Nicht-Routine-Touren in den zwei Berichtswochen. Im Fokus stehen die Fragen:

*Welche Einflussfaktoren wirken auf die Größe der gewohnten Umgebung?*

*Welche Einflussfaktoren wirken auf die Anzahl der Fernverkehrsereignisse außerhalb der gewohnten Umgebung?*

Den beiden Fragen wird jeweils ein Abschnitt (7.1 und 7.2) gewidmet. In Abschnitt 7.3 erfolgt die gemeinsame Diskussion der Ergebnisse. Die Erstellung der Modelle erfolgt iterativ, indem unabhängige Variablen hinzugenommen und ausgeschlossen werden und die jeweiligen Modellgüte-Kriterien miteinander verglichen werden. Im Folgenden sind jeweils die Modelle mit den besten Gütekriterien dargestellt.

### 7.1 Modelle für die Größe des Abgrenzungskriteriums

Um die Einflussfaktoren auf die Größe der gewohnten Umgebung zu untersuchen, wird als abhängige Variable das Abgrenzungskriterium aus dem  $Q3+1.5 \times IQR$ -Verfahren verwendet (s. Abbildung 6-1). Als unabhängige Variablen gehen die soziodemographischen Eigenschaften der Personen, Variablen

zur Beschreibung der Raumstruktur ihres Wohnorts sowie Kennwerte des Mobilitätsverhaltens aus den zwei Berichtswochen ein.

### 7.1.1 Modellaufbau

In diesem Abschnitt wird die Aufbereitung des Abgrenzungskriteriums als abhängige Variable, der Aufbau des Modells und die Auswahl der unabhängigen Variablen beschrieben.

#### *Abhängige Variable*

Das Abgrenzungskriterium zeigt eine für Distanzen typische Verteilung, die in der Regel nicht der für lineare Regressionen gewünschten Normalverteilung entspricht. Alle Werte der Distanzen sind naturgemäß positiv und laufen langsam nach oben aus. Abbildung 7-1 zeigt die deutlich rechtsschiefe Verteilung des Abgrenzungskriteriums.

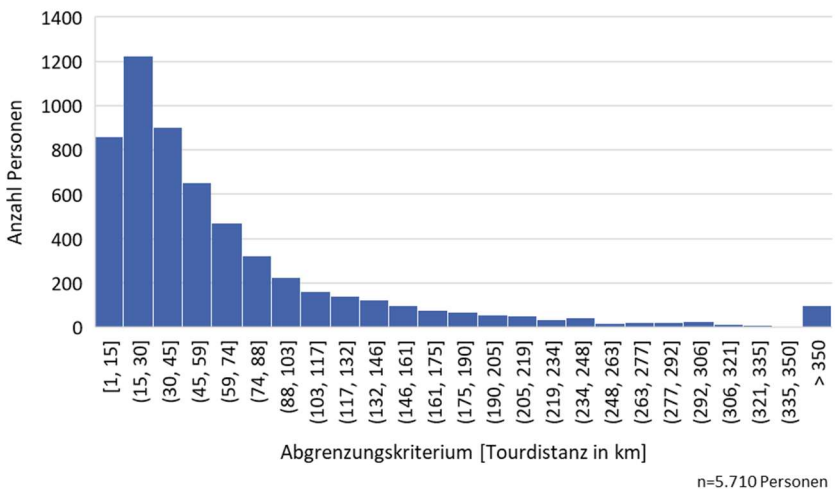


Abbildung 7-1 Histogramm des Abgrenzungskriteriums

Eine Möglichkeit auf Distanzen basierende Variablen in linearen Regressionsmodellen zu berücksichtigen, ist die Transformation der Daten. Für die Transformation wird häufig der natürliche Logarithmus verwendet (Böhen & Kuhnimhof, 2024; Kasraian et al., 2018; Nasri & Zhang, 2012). Abbildung 7-2 zeigt das Histogramm des mit dem natürlichen Logarithmus transformierten Abgrenzungskriteriums. Die transformierten Werte folgen der gewünschten Normalverteilung (Kolmogorov-Smirnov-Test: p-Wert > 0,15).

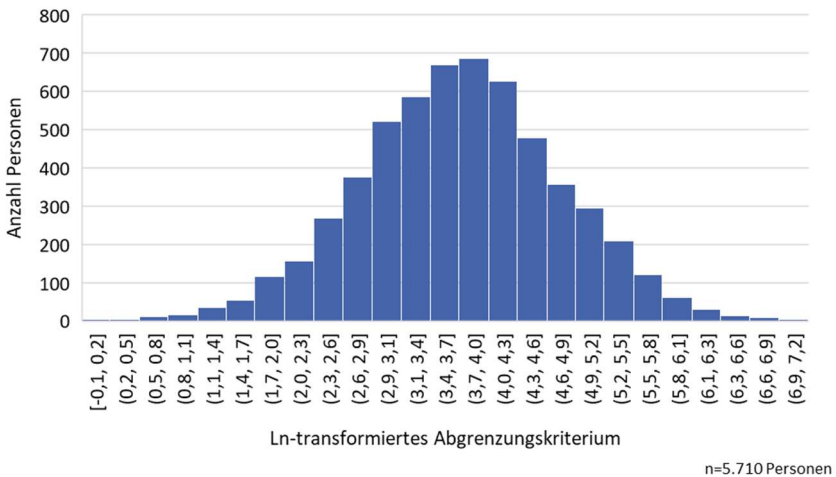


Abbildung 7-2 Histogramm des Ln-transformierten Abgrenzungskriteriums

### Modellaufbau

Auf das Ln-transformierte Abgrenzungskriterium wird anschließend ein hierarchisches lineares Modell (Mehrebenenanalyse bzw. *Multi-Level Analysis*) geschätzt. In der Literatur werden hierarchische lineare Modelle oftmals verwendet, um gemeinsame räumliche Rahmenbedingungen von Personen oder Haushalten zu berücksichtigen, beispielsweise in den Studien von Wong et al. (2016), Nasri und Zhang (2012) oder Park et al. (2018). Im Folgenden wird ein zweistufiges Modell verwendet, um den Haushaltskontext abzubilden und

die Autokorrelation innerhalb eines Haushalts zu berücksichtigen. Dabei wird dem Vorgehen von Buehler et al. (2024) gefolgt. In deren Studie wird die Berücksichtigung des Haushalts in einer eigenen Ebene damit begründet, dass Personen in einem Haushalt ähnliche Rahmenbedingungen der Mobilität teilen, beispielsweise die Verfügbarkeit eines Pkw.

Für die Untersuchung der Größe des Abgrenzungskriteriums wird die Konstante als *random intercept* modelliert. Das bedeutet, dass sich die Konstante zwischen Haushalten unterscheiden kann. Jeder Haushalt stellt dabei ein eigenes Cluster dar. Die Schätzwerte der abhängigen Variablen werden wiederum als *fixed effects* bzw. *fixed slope* modelliert und können so wie in klassischen Regressionsmodellen interpretiert werden. Diese Art von Modell wird auch als *Random Intercept Model* bezeichnet und ist damit ein *Linear Mixed Model* (LMM) (Buehler et al., 2024; Park et al., 2018). Eine detaillierte Beschreibung der *Random Intercept Models* und die Anwendung auf Log-transformierte abhängige Variablen geben Ramírez-Aldana und Naranjo (2021).

Es werden insgesamt sieben Modelle aufgebaut. Zuerst wird ein sogenanntes leeres Modell (*intercept-only model*) für alle Personen als Nullmodell geschätzt (Modell A0). Darin geht ausschließlich die Konstante ein und keine unabhängigen Variablen (Fu, 2019). Das leere Modell erlaubt den sogenannten *Intraclass Correlation Coefficient* (ICC) zu berechnen. Dieser beschreibt bei der Mehrebenenanalyse, welcher Anteil der Gesamtvarianz der abhängigen Variablen auf die Clusterzugehörigkeit zurückgeht. Das zweite Modell enthält unabhängige Variablen und untersucht den Einfluss der soziodemographischen Eigenschaften (Modell A1). Dieses wird mit einem Modell verglichen, das zusätzlich auch Beschreibungen des Mobilitätsverhaltens enthält (Modell A2). Anschließend werden diese Modelle explizit für Berufstätige geschätzt und spezifische Informationen wie die Home-Office-Nutzung und die Pendeldistanz einbezogen (Modelle B0, B1 und B2). Da sich aus den Modellen starke Einflüsse für die Einwohnergrößenklasse ergeben, werden in einem weiteren Modell zusätzliche Raumvariablen einbezogen (Modell C1).



### *Unabhängige Variablen*

Für die Auswahl der unabhängigen Variablen erfolgt die Überprüfung der Multikollinearität mithilfe des *Variance Inflation Factors* (VIF). Eine Multikollinearität liegt dann vor, wenn zwei oder mehr Variablen stark miteinander korrelieren. Üblicherweise werden Variablen ab einem VIF größer als 5 (Ramos et al., 2020) aus den Untersuchungen ausgeschlossen, aber auch Werte bis 10 sind akzeptabel (Y. Yang & Li, 2023). Aus der Berechnung des VIF in den vorliegenden Daten ergibt sich, dass die Variable Berufsstatus nur als binäre Variable betrachtet wird. Es liegt eine hohe Korrelation zwischen der Ausprägung „in Ausbildung“ und der jüngsten Altersklasse vor, die sich in hohen VIF-Werten (9,8 und 10,3) widerspiegelt. Ähnliches gilt für die Ausprägung „Rentner/in“ und der höchsten Altersklasse. Mit der binären Betrachtung der Berufstätigkeit können für alle Variablen die VIF-Werte auf 5,7 oder weniger reduziert werden. Die jeweiligen verwendeten Variablen und ihre Ausprägungen können den nachfolgenden Tabellen entnommen werden.

Für die Modelle, die Informationen zum Mobilitätsverhalten der Personen enthalten (Modelle A2 und B2), werden Indikatoren zur Beschreibung der allgemeinen Mobilitätsnachfrage, der Verkehrsmittelnutzung und der Aktivitäten bestimmt. Nach Überprüfung der VIF-Werte und iterativem Ein- und Ausschluss der Variablen, ist die Auswahl der Variablen zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens der zwei Berichtswochen wie folgt:

- Anteil an Wegen, die mit dem ÖV (im Nah- und Fernverkehr) zurückgelegt werden
- Anteil an Wegen, die mit dem MIV zurückgelegt werden
- Anteil an Wegen mit den Wegezwecken „Freizeit“ oder „Rundweg“
- Anteil der Verkehrsleistung von Wegen mit den Wegezwecken „Freizeit“ oder „Rundweg“
- Zurückgelegte Gesamtdistanz in den zwei Berichtswochen
- Gesamtzahl an Wegen in den zwei Berichtswochen

In den Modellen, in die nur Berufstätige eingehen, wird die jüngste Altersgruppe ( $< 18$  Jahre) und die älteste Gruppe ( $> 70$  Jahre) nicht betrachtet. Weitere Änderungen sind die Einbeziehung der Pendeldistanz und der Nutzung von Home-Office als binäre Variable.

Im siebten Modell, das eine Erweiterung von Modell A1 darstellt, werden zusätzliche Raumvariablen einbezogen. Diese beziehen sich darauf, ob sich innerhalb von weniger als 2 km Entfernung zum Wohnort

- Einkaufsmöglichkeiten des alltäglichen Bedarfs,
- Einkaufsmöglichkeiten für andere Dinge (z. B. Kleidung),
- Cafés oder Kneipen,
- Ausgelmöglichkeiten (z. B. Theater oder Kino) und
- Sportstätten

befinden. Diese Variablen beruhen dabei auf Antworten im MOP-Haushaltsfragebogen und geben damit die Einschätzungen der Befragten wieder.

### 7.1.2 Ergebnisse für alle Personen

Die Ergebnisse für das leere Modell A0, das Modell A1 mit soziodemographischen Eigenschaften und das Modell A2 mit zusätzlicher Einbeziehung von Indikatoren des Mobilitätsverhaltens sind in Tabelle 7-1 dargestellt. Neben den Schätzwerten und Gütekriterien ist der ICC für das Nullmodell angegeben, um den Einfluss des Haushalts im Modell zu beschreiben. Der ICC liegt bei 0,22. Das bedeutet, dass 22 % der Gesamtvarianz der abhängigen Variablen durch Unterschiede zwischen den Haushalten erklärt wird. Ab einem ICC von 0,05 wird es bereits als sinnvoll gesehen, eine Mehrebenenanalyse anzuwenden. In Modellen, die Verhalten erklären, liegt der ICC üblicherweise zwischen 0,05 und 0,25 (Gim, 2017).

Tabelle 7-1 Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium für alle Personen (Modell A0, A1 und A2)

Hierarchisches lineares Modell für die Größe des Abgrenzungskriteriums (Ln-transformiert)							
		Modell A0		Modell A1		Modell A2	
		Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert	Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert	Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert
Intercept (Konstante)		3,739	<,0001 ***	3,643	<,0001 ***	2,746	<,0001 ***
Geschlecht	weiblich			-0,380	<,0001 ***	-0,091	<,0001 ***
	10 bis 17 Jahre			0,033	0,7860	-0,139	0,1399
	18 bis 25 Jahre			0,363	<,0001 ***	0,109	0,0887
	26 bis 35 Jahre			0,190	0,0011 **	0,106	0,0248 *
Altersgruppe	36 bis 50 Jahre (Ref.)						
	51 bis 60 Jahre			-0,030	0,4505	-0,038	0,2301
	61 bis 70 Jahre			-0,057	0,2440	-0,075	0,0593
	> 70 Jahre			-0,192	0,0008 ***	-0,159	0,0006 ***
Berufstätigkeit	(Teilzeit-) Berufstätig			0,326	<,0001 ***	0,115	0,0005 ***
	Hochschule, Universität (Ref.)						
Höchster Bildungs- abschluss	bis Mittelschule			-0,090	0,0238 *	-0,052	0,1064
	Mittlere Reife			-0,068	0,0364 *	-0,048	0,0686
	Abitur			-0,064	0,1165	-0,010	0,763
	(noch) kein Abschluss			-0,350	0,0013 **	-0,210	0,0182 *
Mobilitätsein- schränkung	mobilitätseingeschränkt			-0,125	0,0027 **	-0,120	0,0004 ***
Führerschein	Führerschein			0,150	0,0062 **	/	
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte			0,372	<,0001 ***	0,164	<,0001 ***
Pkw-Verfügbarkeit	Pkw verfügbar			0,392	<,0001 ***	0,114	<,0001 ***
	1-Personen-Haushalt 2-Personen-Haushalt (Ref.)			-0,039	0,3046	0,005	0,8784
Haushaltsgröße	3-Personen-Haushalt			-0,040	0,3472	-0,021	0,5356
	>3-Personen-Haushalt			-0,083	0,0695	-0,037	0,3038
Interaktionseffekt	weiblich x ohne Kinder im Haushalt			0,202	0,0013 **	/	
	bis < 2.000€ (Ref.)						
Einkommensklasse	2.000€ bis < 3.000€			0,036	0,3733	-0,011	0,7329
	3.000€ bis < 4.000€			0,152	0,0007 ***	0,014	0,7062
	4.000€ bis < 5.000€			0,052	0,3206	-0,069	0,1018
	ab 5.000€			0,122	0,0201 *	-0,093	0,0286 *

Fortsetzung nächste Seite...

## 7 Einflussfaktoren auf das Abgrenzungskriterium und die Nicht-Routine-Touren

Fortsetzung...

	bis unter 5.000 (Ref.)				
Einwohnergrößen- klasse (Einwohner- zahl)	5.000 bis < 20.000	-0,213	<,0001 ***	-0,103	0,0033 **
	20.000 bis < 50.000	-0,397	<,0001 ***	-0,219	<,0001 ***
	50.000 bis < 100.000	-0,514	<,0001 ***	-0,254	<,0001 ***
	100.000 bis < 500.000	-0,572	<,0001 ***	-0,309	<,0001 ***
	500.000 und mehr	-0,575	<,0001 ***	-0,271	<,0001 ***
Mobilitätsnach- frage	Gesamtdistanz			0,001	<,0001 ***
	Gesamtzahl Wege			-0,005	<,0001 ***
Verkehrsmittel- nutzung	Anteil Wege mit dem ÖV			1,307	<,0001 ***
	Anteil Wege mit dem MIV			1,219	<,0001 ***
Wege zu Freizeit- zwecken	Anteil Wege			0,720	<,0001 ***
	Anteil Verkehrsleistung			-0,359	0,0001 ***
N	Personen / Haushalte	5.710 / 3.752	5.526 / 3.645	5.526 / 3.645	
ICC		0,22			
-2 Res Log Like- lihood		16.134	14.536	12.295	
AIC		16.140	14.540	12.299	
BIC		16.153	14.552	12.311	
Pseudo R-Square	zum Nullmodell		0,19	0,45	
Chi-Square	zum Nullmodell		96,68	<,0001 ***	75,20
					<,0001 ***

AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) und -2 Res Log (Residual Log-Likelihood) messen die Anpassung des Modells an die Daten und berücksichtigen dabei die Modellkomplexität und den Stichprobenumfang. Sie erlauben keine Aussage über die absolute Modellgüte, sondern dienen dem Modellvergleich. Je kleiner die Werte für die Kriterien, desto besser das Modell. Pseudo R-Square ergibt sich aus den Varianzen der Residuen und zeigt die bessere Erklärbarkeit gegenüber dem Nullmodell. Dies zeigt auch der Chi-Square-Test. Ist dieser signifikant, wird durch die Einbeziehung der abhängigen Variablen eine signifikante Verbesserung im Vergleich zum Nullmodell erreicht. Je höher die Werte von Pseudo R-Square und Chi-Square, desto besser das Modell.

Ref. = Referenzkategorie

/ = nicht enthalten, da nicht signifikant und Verbesserung der Modellgüte bei Ausschluss dieser Variable

Signifikanzlevels: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$ ;

Dass die abhängige Variable Ln-transformiert in das Modell eingeht, ist bei der Interpretation der Schätzwerte zu beachten (Morency et al., 2011). Bei kontinuierlichen Variablen kann der Schätzwert als prozentuale Änderung verstanden werden. Für die Gesamtzahl Wege mit dem Schätzwert von -0,005 in Modell A2 bedeutet das beispielsweise, dass je zusätzlichem Weg das transformierte Abgrenzungskriterium um 0,5 % abnimmt. Bei kategorischen Variablen bezieht sich der Schätzwert auf die Referenzkategorie bzw. bei binären Variablen auf das Pendant.

Der Intercept des Nullmodells liegt bei 3,739. Mit  $e^{3,739}$  kann der Wert zurück-transformiert werden und ergibt eine Konstante von 42,1 km. Damit liegt die Konstante etwa bei der täglich durchschnittlich zurückgelegte Verkehrsleistung pro Person und Tag, die in den Jahren 2011 bis 2019 zwischen 40,9 und 41,7 km lag (Ecke et al., 2020).

Aus Modell A1 ist erkennbar, dass Männer, Berufstätige und Personen mit Führerschein, ÖV-Zeitkarte und Pkw-Verfügbarkeit höhere Abgrenzungskriterien haben. Für Personen mit Mobilitätseinschränkung verringert sich dagegen das Abgrenzungskriterium signifikant. Außerdem haben jüngere Altersklassen signifikant größere Schätzwerte als die mittlere Altersgruppe zwischen 36 bis 50 Jahre. Bei den höheren Altersgruppen reduziert sich dagegen das Abgrenzungskriterium. Gegenüber dem Hochschul-/Universitätsabschluss zeigen alle anderen Abschlüsse negative Werte, mit hohem signifikantem Unterschied für Personen (noch) ohne Abschluss.

Es wurden auch Interaktionseffekte in den Modellen überprüft. Da die Haushaltsgröße keine signifikanten Unterschiede aufweist, wurde zusätzlich die Variable Kinder im Haushalt untersucht. Auch für diese zeigen sich keine signifikanten Effekte und es wird keine Verbesserung der Modellgüte erzielt. In Verbindung mit dem Geschlecht werden allerdings signifikante Effekte in Modell A1 ermittelt. Frauen, die in einem Haushalt ohne Kinder (jünger als 10 Jahre) leben, weisen ein höheres Abgrenzungskriterium auf. Für Frauen macht es demnach einen signifikanten Unterschied, ob sie mit jüngeren Kindern in einem Haushalt leben.

Für das Haushaltseinkommen ergibt sich, dass sich das mittlere Einkommen (3.000€ bis < 4.000€) am stärksten vom niedrigsten Einkommen unterscheidet. Für diese Variable wurde zusätzlich noch eine Analyse mit der Kontrolle nach Haushaltsgröße durchgeführt. Aber auch mit Berücksichtigung der Personenanzahl für die das Haushaltseinkommen zur Verfügung steht, werden keine weiteren signifikanten Effekte identifiziert.

Zuletzt ist in Modell A1 deutlich zu erkennen, dass die Einwohnergrößenklassen signifikante Schätzwerte aufweisen. Je größer der Wohnort ist, desto kleiner wird das Abgrenzungskriterium.

In Modell A2 sind zusätzlich zu den soziodemographischen Eigenschaften Merkmale des Mobilitätsverhaltens einbezogen. Anhand der Kriterien zur Modellgüte ist erkennbar, dass dieses Modell eine Verbesserung gegenüber Modell A1 ist. Die Effekte der soziodemographischen Variablen sind denen des Modells A1 sehr ähnlich, nur dass sich insgesamt die Stärke der Effekte reduziert. Die Variable Führerscheinbesitz und der Interaktionseffekt aus Geschlecht und Kindern im Haushalt sind im Modell nicht enthalten, da sie nicht signifikant sind und durch den Ausschluss die Modellgüte verbessert wird.

Alle Variablen des Mobilitätsverhaltens haben sehr hohe signifikante Einflüsse auf die Größe des Abgrenzungskriteriums. Je mehr Verkehrsleistung allgemein und je mehr Wege anteilig mit dem MIV, dem ÖV und zu Freizeit Zwecken durchgeführt werden, desto höher wird das Abgrenzungskriterium. Werden insgesamt mehr Wege durchgeführt und wird anteilig mehr Verkehrsleistung für Freizeit zwecke zurückgelegt, wird das Abgrenzungskriterium kleiner. Demnach führen wenige lange Wege zu einem größeren Abgrenzungskriterium als viele kurze.

In den Modellen wurde neben der Pkw-Verfügbarkeit auch der Pkw-Besitz im Haushalt untersucht. Im Vergleich zeigen sich stärkere Effekte für die Verfügbarkeit, die sich auf die einzelne Person bezieht und nicht auf den ganzen Haushalt. Zudem wird durch die Einbeziehung der Pkw-Verfügbarkeit eine bessere Modellgüte erzielt, weshalb diese Variable in den Modellen zur Größe des Abgrenzungskriteriums verwendet wird.

### 7.1.3 Ergebnisse für Berufstätige

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse für die spezifische Analyse der Berufstätigen beschrieben. Die Ergebnisse für das leere Modell B0, das

Modell mit soziodemographischen Eigenschaften B1 und das Modell mit zusätzlicher Einbeziehung von Indikatoren des Mobilitätsverhaltens B2 sind in Tabelle 7-2 dargestellt.

Im Nullmodell zeigt sich, dass der ICC-Wert mit 0,09 niedriger ist als zuvor. Werden also nur die Berufstätigen untersucht, wird durch den Haushalt weniger Varianz erklärt. Im Vergleich zum Nullmodell A0 für alle Personen ist außerdem hervorzuheben, dass die Konstante von Modell B0 mit 3,981 höher liegt. Mit  $e^{3,981}$  ergibt sich eine Konstante für die Berufstätigen von 53,6 km. Das Ausgangsniveau für Berufstätige liegt damit etwa 10 km höher im Vergleich zur Konstante für alle Personen.

Insgesamt zeigen sich bei den betrachteten unabhängigen Variablen für die Berufstätigen in Modell B1 weniger signifikante Schätzwerte als in den Modellen mit allen Personen. Frauen haben erneut einen negativen Schätzwert gegenüber Männern und damit ein niedrigeres Abgrenzungskriterium. Jüngere Altersgruppen haben gegenüber der mittleren Altersgruppe höhere Abgrenzungskriterien. Die Eigenschaften Führerscheinbesitz, ÖV-Zeitkartenbesitz und Pkw-Verfügbarkeit wirken positiv. Weiterhin zeigt sich ein starker Einfluss der Einwohnergrößenklassen.

Die neu hinzugefügte Variable zur Beschreibung, ob eine Person regelmäßig oder gelegentlich Home-Office nutzt, ist ebenfalls signifikant. Demnach haben Personen, die Home-Office nutzen, ein höheres Abgrenzungskriterium als Personen, die kein Home-Office nutzen.

In Modell B2 sind zusätzlich Variablen enthalten, die das Mobilitätsverhalten beschreiben. Auch hier zeigt sich, dass bei Einbeziehung des Mobilitätsverhaltens die Effekte der soziodemographischen Eigenschaften geringer werden. Eine zusätzliche Variable beschreibt, ob der Pendelweg der Person länger als 20 km ist. Das trifft auf knapp 13 % der betrachteten Personen zu. Der Schätzwert zeigt, dass Personen mit einem Pendelweg von mehr als 20 km ein deutlich höheres Abgrenzungskriterium haben. Die Interaktion zwischen Home-Office-Nutzung und Pendelweglänge ist nicht signifikant.

Tabelle 7-2 Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium für Berufstätige (Modell B0, B1 und B2)

Hierarchisches lineares Modell für die Größe des Abgrenzungskriteriums (Ln-transformiert)							
		Modell B0		Modell B1		Modell B2	
		Koeffi- zient (β)	p-Wert	Koeffi- zient (β)	p-Wert	Koeffi- zient (β)	p-Wert
Intercept (Konst.)		3,981	<,0001 ***	3,555	<,0001 ***	2,568	<,0001 ***
Geschlecht	weiblich			-0,391	<,0001 ***	-0,092	0,0003 ***
	18 bis 25 Jahre			0,372	0,0373 *	-0,033	0,7903
Altersgruppe	26 bis 35 Jahre			0,204	0,003 **	0,080	0,087
	36 bis 50 Jahre (Ref.)						
	51 bis 60 Jahre			0,008	0,8641	-0,012	0,6899
	61 bis 70 Jahre			-0,077	0,243	-0,100	0,0244 *
Höchster Bildungs- abschluss	Hochschule, Universität (Ref.)						
	bis Mittelschule			-0,068	0,2952	-0,026	0,5691
	Mittlere Reife			-0,074	0,1234	-0,034	0,2992
	Abitur			-0,072	0,212	-0,031	0,4335
	(noch) kein Abschluss			-0,531	0,1945	-0,027	0,9209
Mobilitätsein- schränkung	mobilitätseingeschränkt			0,018	0,8408	-0,040	0,5093
Führerschein	Führerschein			0,375	0,0016 **	0,089	0,2764
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte			0,555	<,0001 ***	0,178	0,0012 **
Pkw-Verfügbarkeit	Pkw verfügbar			0,541	<,0001 ***	0,088	0,0206 *
	1-Personen-Haushalt			-0,010	0,8673	-0,019	0,6479
	2-Personen-Haushalt (Ref.)						
Haushaltsgröße	3-Personen-Haushalt			-0,023	0,6667	-0,052	0,1628
	>3-Personen-Haushalt			-0,039	0,4849	-0,060	0,1123
	Interaktionseffekt	weiblich x ohne Kinder im Haushalt			0,117	0,1855	/
Einkommensklasse	bis < 2.000€ (Ref.)						
	2.000€ bis < 3.000€			0,001	0,9925	-0,043	0,3443
	3.000€ bis < 4.000€			0,030	0,6733	-0,020	0,6792
	4.000€ bis < 5.000€			-0,028	0,7176	-0,088	0,1008
	ab 5.000€			0,071	0,3683	-0,113	0,0366 *
Einwohnergrößen- klasse (Einwohner- zahl)	bis unter 5.000 (Ref.)						
	5.000 bis < 20.000			-0,091	0,1375	0,028	0,5001
	20.000 bis < 50.000			-0,262	<,0001 ***	-0,108	0,0189 *
	50.000 bis < 100.000			-0,448	<,0001 ***	-0,144	0,0099 **
	100.000 bis < 500.000			-0,581	<,0001 ***	-0,166	0,0006 ***
	500.000 und mehr			-0,583	<,0001 ***	-0,117	0,0198 *

Fortsetzung nächste Seite...



Fortsetzung...

Home-Office	gelegentlich oder regelmäßig		0,211	<,0001 ***	0,090	0,0142 *
Mobilitätsnachfrage	Gesamtdistanz				0,001	<,0001 ***
	Gesamtzahl Wege				0,000	0,7059
Verkehrsmittel-nutzung	Anteil Wege mit dem ÖV				1,048	<,0001 ***
	Anteil Wege mit dem MIV				1,038	<,0001 ***
Wege zu Freizeit-zwecken	Anteil Wege				0,990	<,0001 ***
	Anteil Verkehrsleistung				-0,761	<,0001 ***
Pendelweg	Pendelweg > 20 km				0,821	<,0001 ***
Interaktionseffekt	Home-Office x Pendelweg > 20 km				-0,035	0,6294
N	Personen / Haushalte	2.529 / 2.003	2.455 / 1.946		2.839 / 2.156	
ICC		0,09				
-2 Res Log Likelihood		7.127	6.553		5.866	
AIC		7.131	6.557		5.870	
BIC		7.142	6.568		5.881	
Pseudo R-Square	zum Nullmodell		0,17		0,56	
Chi-Square	zum Nullmodell		5,30	0,0213 *	7,27	0,007 **

AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) und -2 Res Log (Residual Log-Likelihood) messen die Anpassung des Modells an die Daten und berücksichtigen dabei die Modellkomplexität und den Stichprobenumfang. Sie erlauben keine Aussage über die absolute Modellgüte, sondern dienen dem Modellvergleich. Je kleiner die Werte für die Kriterien, desto besser das Modell. Pseudo R-Square ergibt sich aus den Varianzen der Residuen und zeigt die bessere Erklärbarkeit gegenüber dem Nullmodell. Dies zeigt auch der Chi-Square-Test. Ist dieser signifikant, wird durch die Einbeziehung der abhängigen Variablen eine signifikante Verbesserung im Vergleich zum Nullmodell erreicht. Je höher die Werte von Pseudo R-Square und Chi-Square, desto besser das Modell.

Ref. = Referenzkategorie

/ = nicht enthalten, da nicht signifikant und Verbesserung der Modellgüte bei Ausschluss dieser Variable

Signifikanzlevels: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$ ;

Die weiteren Effekte der Eigenschaften des Mobilitätsverhaltens in Modell B2 sind denen von Modell A2 sehr ähnlich. Lediglich die Gesamtzahl der Wege zeigt für die Berufstätigen keinen signifikanten Einfluss für die Schätzung des Abgrenzungskriteriums im Vergleich zum Modell mit allen Personen.

### 7.1.4 Ergebnisse für erweiterte Raumvariablen

In einem weiteren Modell werden weitere Raumvariablen einbezogen, da sich in allen vorangegangenen Modellen ein signifikanter Einfluss der Einwohnergrößenklasse auf die Größe des Abgrenzungskriteriums gezeigt hat. Das Nullmodell C0 entspricht dem Modell A0, da es erneut alle Personen einbezieht. In die Schätzung des Modells C1 gehen neben den soziodemographischen Eigenschaften auch Beschreibungen der näheren Umgebung des Wohnortes ein. Die Modellergebnisse sind in Tabelle 7-3 dargestellt. Ein Modell mit zusätzlicher Einbeziehung der Indikatoren des Mobilitätsverhaltens wird nicht beschrieben, da sich in diesem alle erweiterten Raumvariablen nicht mehr signifikant zeigen.

Die Ergebnisse des Modells C1 zeigen, dass Sportstätten oder Cafés und Kneipen innerhalb von 2 km um den Wohnort keinen signifikanten Einfluss auf das Abgrenzungskriterium haben. Eine Überprüfung zeigt, dass diese Raumvariablen sich kaum zwischen den Einwohnergrößenklassen unterscheiden. Einkaufs- und Ausgehmöglichkeiten sind dagegen bei größerer Einwohnergrößenklasse häufiger im näheren Umfeld des Wohnorts und sind auch im Modell C1 ein signifikanter Einflussfaktor. Gibt es Einkaufsgelegenheiten und Ausgehmöglichkeiten (z. B. Theater oder Kino) in der näheren Umgebung des Wohnorts, wird das Abgrenzungskriterium kleiner. Die alltäglichen Wege spielen sich dann in einem kleineren Radius um den Wohnort ab.

Die Diskussion der Ergebnisse erfolgt gemeinsam mit den nachfolgenden Ergebnissen zur Anzahl der Nicht-Routine-Touren in Abschnitt 7.3.

Tabelle 7-3 Modellergebnisse der hierarchischen linearen Regressionsmodelle für das Abgrenzungskriterium - weitere Raumvariablen (Modell C0 und C1)

Hierarchisches lineares Modell auf die Größe des Abgrenzungskriteriums (Ln-transformiert)					
		Modell C0 (Modell A0)		Modell C1	
		Koeffizient ( $\beta$ )	p-Wert	Koeffizient ( $\beta$ )	p-Wert
Intercept (Konstante)		3,739	<,0001 ***	3,780	<,0001 ***
Geschlecht	weiblich			-0,376	<,0001 ***
	10 bis 17 Jahre			0,024	0,8424
	18 bis 25 Jahre			0,355	<,0001 ***
	26 bis 35 Jahre			0,186	0,0013 **
Altersgruppe	36 bis 50 Jahre (Ref.)				
	51 bis 60 Jahre			-0,039	0,3279
	61 bis 70 Jahre			-0,068	0,1624
	> 70 Jahre			-0,195	0,0006 ***
Berufstätigkeit	(Teilzeit-) Berufstätig			0,332	<,0001 ***
	Hochschule, Universität (Ref.)				
Höchster Bildungsabschluss	bis Mittelschule			-0,109	0,0059 **
	Mittlere Reife			-0,081	0,0117 *
	Abitur			-0,073	0,0746
	(noch) kein Abschluss			-0,367	0,0007 ***
Mobilitätseinschränkung	mobilitätseingeschränkt			-0,140	0,0007 ***
Führerschein	Führerschein			0,147	0,007 **
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte			0,373	<,0001 ***
Pkw-Verfügbarkeit	Pkw verfügbar			0,366	<,0001 ***
	1-Personen-Haushalt			-0,027	0,4763
Haushaltsgröße	2-Personen-Haushalt (Ref.)				
	3-Personen-Haushalt			-0,057	0,1806
	>3-Personen-Haushalt			-0,094	0,0375 *
Interaktionseffekt	weiblich x ohne Kinder im Haushalt			0,199	0,0014 **
	bis < 2.000€ (Ref.)				
	2.000€ bis < 3.000€			0,034	0,394
Einkommensklasse	3.000€ bis < 4.000€			0,144	0,0011 **
	4.000€ bis < 5.000€			0,037	0,4742
	ab 5.000€			0,114	0,0279 *
	bis unter 5.000 (Ref.)				
Einwohnergrößenklasse (Einwohnerzahl)	5.000 bis < 20.000			-0,152	0,0005 ***
	20.000 bis < 50.000			-0,297	<,0001 ***
	50.000 bis < 100.000			-0,427	<,0001 ***
	100.000 bis < 500.000			-0,486	<,0001 ***
	500.000 und mehr			-0,476	<,0001 ***

Fortsetzung nächste Seite...

...Fortsetzung

	Einkaufen des alltäglichen Bedarfs		-0,092	0,0119 *
Umfeld des Wohnorts (innerhalb von 2 km)	Einkaufen für andere Dinge		-0,079	0,0219 *
	Cafés und Kneipen		-0,029	0,3791
	Ausgelmöglichkeiten		-0,140	0,0004 ***
	Sportstätten		-0,049	0,0969
N	Personen / Haushalte	5.710 / 3.752	5.526 / 3.645	
ICC		0,22		
-2 Res Log Likelihood		16.134	14.481	
AIC		16.140	14.485	
BIC		16.153	14.497	
Pseudo R-Square	zum Nullmodell		0,18	
Chi-Square	zum Nullmodell		84,50	<,0001 ***

AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) und -2 Res Log (Residual Log-Likelihood) messen die Anpassung des Modells an die Daten und berücksichtigen dabei die Modellkomplexität und den Stichprobenumfang. Sie erlauben keine Aussage über die absolute Modellgüte, sondern dienen dem Modellvergleich. Je kleiner die Werte für die Kriterien, desto besser das Modell. Pseudo R-Square ergibt sich aus den Varianzen der Residuen und zeigt die bessere Erklärbarkeit gegenüber dem Nullmodell. Dies zeigt auch der Chi-Square-Test. Ist dieser signifikant, wird durch die Einbeziehung der abhängigen Variablen eine signifikante Verbesserung im Vergleich zum Nullmodell erreicht. Je höher die Werte von Pseudo R-Square und Chi-Square, desto besser das Modell.

Ref. = Referenzkategorie

Signifikanzlevels: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$ ;

## 7.2 Modelle für die Anzahl der Nicht-Routine-Touren

In diesem Abschnitt erfolgt die Untersuchung der Einflussfaktoren auf die Anzahl der Nicht-Routine-Touren. Es werden Eigenschaften der Personen und ihres Wohnorts sowie Indikatoren des Mobilitätsverhaltens gesucht, die in Zusammenhang mit mehr oder weniger Nicht-Routine-Touren in den zwei Berichtswochen der Personen stehen.

### 7.2.1 Modellaufbau

Abbildung 7-3 zeigt die Verteilung der Anzahl der Nicht-Routine-Touren je Person, die als abhängige Variable in den Modellaufbau eingeht. Die Variable entspricht dabei einer Zahl an Ereignissen, die in den zwei Berichtswochen

hochgezählt wird. Daher kommen für die Modellschätzung nur solche Methoden infrage, die für Zähldaten geeignet sind.

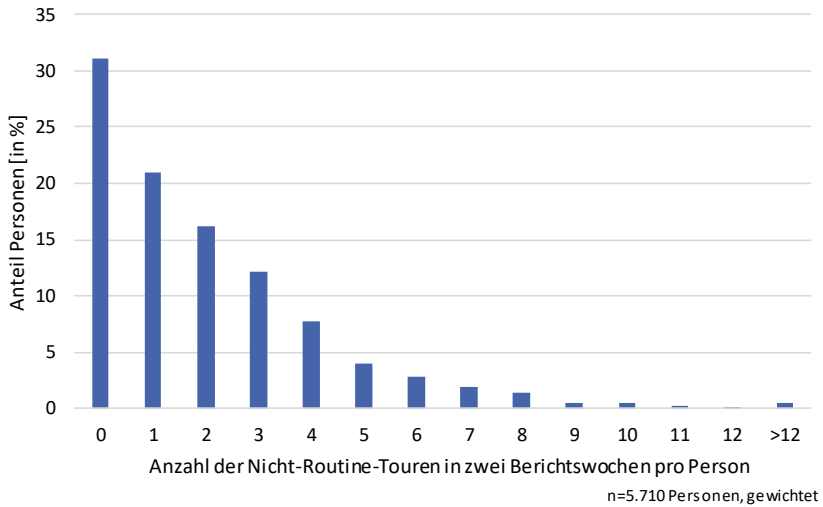


Abbildung 7-3 Verteilung der Anzahl von Nicht-Routine-Touren in zwei Berichtswochen

Meist werden für Zähldaten Poisson-Regressionen geschätzt, in die als abhängige Variablen diskrete, positive Werte eingehen können (Jiao et al., 2020; Mwale et al., 2022). Eine Einschränkung für die Anwendung von Poisson-Regressionen ist das Vorliegen einer sogenannten Überdispersion. Das ist der Fall, wenn die vorliegende Varianz größer ist als der Erwartungswert (Fávero et al., 2021; Park et al., 2018). Liegt eine besonders hohe Anzahl an Null-Werten in den Daten vor, kann eine sogenannte *zero-inflated* Poisson-Regression angewendet werden. Dabei wird innerhalb des Modells mit einer *zero-inflated*-Komponente das Eintreten eines Ereignisses binär geschätzt und anschließend die Häufigkeit des Eintretens mit einer Poisson-Regression abgebildet. Eine weitere Modell-Alternative zur Schätzung von Zähldaten ist die negative binomiale Regression (Mwale et al., 2022). Diese ist auch bei

Überdispersion in den Daten geeignet. Liegen wiederum besonders viele Null-Werte in den Daten vor, kann eine *zero-inflated* negative binomiale Regression (ZINB) zur Anwendung kommen. Eine detaillierte Übersicht über die Modelle geben Fávero et al. (2021).

Bei Überprüfung der vorliegenden Verteilung der Anzahl von Nicht-Routine-Touren in den zwei Berichtswochen wird eine Überdispersion festgestellt. Die Varianz ist größer als der Erwartungswert. Aus diesem Grund eignet sich weder eine Poisson-Regression noch eine *zero-inflated* Poisson-Regression. Die Schätzung erfolgt demnach auf Basis einer negativen binomialen Regression. In den vorliegenden Daten ist keine starke Tendenz zu erhöhten Null-Werten erkennbar (Abbildung 7-3). Es werden dennoch zum Vergleich klassische negative binomiale Modelle und solche mit *zero-inflated*-Komponente berechnet. Es zeigt sich, dass die *zero-inflated*-Komponenten nicht signifikant sind und wenig Beitrag zur Erklärung der Null-Werte leisten. Daraus leitet sich ab, dass die Null-Werte nicht systematisch vorliegen. Aus diesem Grund werden klassische negative binomiale Schätzungen durchgeführt und die Ergebnisse nachfolgend beschrieben. Für die Auswahl der Modelle werden neben den Signifikanzen die Gütekriterien *Akaike Information Criterion* (AIC) und *Bayesian Information Criterion* (BIC) einbezogen, die bei Modellvergleichen auf eine bessere Güte hinweisen, wenn die Werte kleiner sind.

Als unabhängige Variablen gehen dieselben soziodemographischen Eigenschaften und Raumvariablen ein wie in die Modelle für die Größe des Abgrenzungskriteriums (s. Kapitel 7.1.1). Ergänzend dazu geht das Abgrenzungskriterium selbst als unabhängige Variable ein und als weitere Variable wird der Neben-/Zweitwohnsitz ergänzt. Die Indikatoren zur Beschreibung des Mobilitätsverhaltens werden angepasst, indem sie auf Basis nur der Routine-Touren der Personen berechnet werden. Die Gesamtzahl der Wege und die Gesamtdistanz werden nicht einbezogen, da sie abhängig von der Anzahl der Nicht-Routine-Touren sind.

### 7.2.2 Ergebnisse für alle Personen

Die Ergebnisse des Nullmodells ohne Einbeziehung unabhängiger Variablen (Modell D0), des Modells mit soziodemographischen Eigenschaften (Modell D1) und des Modells mit zusätzlichen Informationen zum Mobilitätsverhalten (Modell D2) sind in Tabelle 7-4 aufgeführt.

Die Schätzwerte der unabhängigen Variablen lassen sich so interpretieren, dass sich mit jeder weiteren Einheit der Logarithmus des Zählwerts um den entsprechenden Wert ändert. Bei kategorischen Variablen bezieht sich die Änderung auf die Referenzkategorie. So bedeutet beispielsweise in Modell D1 der Schätzwert -0,249 für mobilitätseingeschränkte Personen, dass diese etwa 22 % weniger Nicht-Routine-Touren unternehmen als Personen ohne Mobilitätseinschränkung, da  $e^{-0,249} = 0,78$ . Der Parameter  $\alpha$  gibt an, wie stark die negative Binomialverteilung von der Poisson-Verteilung abweicht. Ein größerer  $\alpha$ -Wert weist auf stärkere Überdispersion hin.

Aus den Ergebnissen des Modells D1 lässt sich erkennen, dass Frauen signifikant weniger Nicht-Routine-Touren unternehmen als Männer und die mittlere Altersgruppe weniger als die Altersgruppen der 25- bis 36-Jährigen und der 61- bis 70-Jährigen. Personen mit Universitäts- oder Hochschulabschluss haben signifikant mehr Nicht-Routine-Touren als Personen mit anderen Bildungsabschlüssen. Pkw-Besitz und höhere Einkommen wirken positiv auf die Anzahl Nicht-Routine-Touren. Außerdem erklärt ein Neben-/Zweitwohnsitz eine höhere Anzahl an Nicht-Routine-Touren. Personen in Haushalten mit drei Personen haben weniger Nicht-Routine-Touren als Personen aus 2-Personen-Haushalten. Dies ist allerdings nicht auf Kinder im Haushalt zurückzuführen, da diese Variable sich bei einer zusätzlichen Überprüfung nicht signifikant zeigt.

Bei den Einwohnergrößenklassen ist nur signifikant, ob eine Person in der höchsten Kategorie wohnt. Ist dies der Fall, werden weniger Nicht-Routine-Touren unternommen. Ebenso wird mit steigendem Abgrenzungskriterium die Anzahl von Nicht-Routine-Touren kleiner.

Tabelle 7-4 Modellergebnisse der negativen binomialen Regressionsmodelle für die Anzahl Nicht-Routine-Touren für alle Personen (Modelle D0, D1 und D2)

Negative binomiale Modellschätzung für die Anzahl Nicht-Routine-Touren							
		Modell D0		Modell D1		Modell D2	
		Koeffi- zient (β)	p-Wert	Koeffi- zient (β)	p-Wert	Koeffi- zient (β)	p-Wert
Intercept (Konstante)		0,719	<,0001 ***	1,006	<,0001 ***	1,054	<,0001 ***
Geschlecht	weiblich			-0,114	<,0001 ***	-0,108	<,0001 ***
	10 bis 17 Jahre			-0,223	0,0745	-0,284	0,023 *
	18 bis 25 Jahre			0,090	0,2783	0,067	0,4116
	26 bis 35 Jahre			0,161	0,0116 *	0,133	0,0348 *
Altersgruppe	36 bis 50 Jahre (Ref.)						
	51 bis 60 Jahre			0,085	0,0539	0,066	0,1286
	61 bis 70 Jahre			0,136	0,0041 **	0,088	0,0654
	> 70 Jahre			0,047	0,3551	-0,024	0,6331
Berufstätigkeit	(Teilzeit-) Berufstätig			/		/	
	Hochschule, Universität (Ref.)						
	bis Mittelschule			-0,292	<,0001 ***	-0,272	<,0001 ***
Höchster Bildungs- abschluss	Mittlere Reife			-0,162	<,0001 ***	-0,140	<,0001 ***
	Abitur			-0,109	0,0163 *	-0,103	0,022 *
	(noch) kein Abschluss			-0,180	0,1391	-0,176	0,1461
Mobilitätsein- schränkung	mobilitätseingeschränkt			-0,249	<,0001 ***	-0,225	<,0001 ***
Führerschein	Führerschein			/		/	
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte			-0,088	0,0313 *	/	
Pkw-Besitz	Mind. 1 Pkw im Haus- halt			0,169	0,0016 **	0,297	<,0001 ***
	1-Personen-Haushalt			-0,037	0,3795	-0,029	0,4865
	2-Personen-Haushalt (Ref.)						
	3-Personen-Haushalt			-0,114	0,009 **	-0,093	0,0316 *
	>3-Personen-Haushalt			-0,019	0,6721	-0,009	0,847
	bis < 2.000€ (Ref.)						
	2.000€ bis < 3.000€			0,076	0,0824		
Einkommensklasse	3.000€ bis < 4.000€			0,086	0,0725	0,094	0,0309 *
	4.000€ bis < 5.000€			0,204	0,0002 ***	0,119	0,0117 *
	ab 5.000€			0,304	<,0001 ***	0,230	<,0001 ***

Fortsetzung nächste Seite...



Fortsetzung...

	bis unter 5.000 (Ref.)				
	5.000 bis < 20.000	-0,028	0,5296	-0,055	0,2183
Einwohnergrößen- klasse (Einwohner- zahl)	20.000 bis < 50.000	-0,036	0,4556	-0,063	0,1861
	50.000 bis < 100.000	-0,055	0,337	-0,091	0,1093
	100.000 bis < 500.000	-0,036	0,4732	-0,062	0,2135
	500.000 und mehr	-0,156	0,0026 **	-0,180	0,0005 ***
Neben-/Zweit- wohnsitz	Neben-/Zweitwohnsitz	0,645	<,0001 ***	0,637	<,0001 ***
Abgrenzungskrite- rium	Individuelle Tourdistanz	-0,007	<,0001 ***	-0,006	<,0001 ***
Verkehrsmittel- nutzung auf Rou- tine-Touren	Anteil Wege mit dem ÖV			-0,631	<,0001 ***
	Anteil Wege mit dem MIV			-0,436	<,0001 ***
Wege zu Freizeit- zwecken auf Rou- tine-Touren	Anteil Wege			/	
	Anteil Verkehrsleistung			0,464	<,0001 ***
$\alpha$		0,727	<,0001 ***	0,457	<,0001 ***
N	Personen	5.526	5.526	5.526	
Log Likelihood		-10.626	-10.078	-10.008	
AIC		21.256	20.216	20.080	
BIC		21.270	20.415	20.292	
Pseudo R-Square	zum Nullmodell		0,05	0,06	

AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) und Log Likelihood messen die Anpassung des Modells an die Daten und berücksichtigen dabei die Modellkomplexität und den Stichprobenumfang. Sie erlauben keine Aussage über die absolute Modellgüte, sondern dienen dem Modellvergleich. Je kleiner die Werte für die AIC und BIC, desto besser das Modell. Für den Log Likelihood gilt, dass ein Wert näher an 0 an besseres Modell anzeigt. Pseudo R-Square ergibt sich aus den Log Likelihood und zeigt die bessere Erklärbarkeit gegenüber dem Nullmodell. Je höher die Werte von Pseudo R-Square, desto besser das Modell.

Ref. = Referenzkategorie

/ = nicht enthalten, da nicht signifikant und Verbesserung der Modellgüte bei Ausschluss dieser Variablen

Signifikanzlevels: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$ ;

Bei Berücksichtigung der Indikatoren des Mobilitätsverhaltens in Modell D2 ist erkennbar, dass die Wirkung der soziodemographischen Eigenschaften geringer wird. Die Eigenschaften Geschlecht, Bildungsabschluss, Pkw-Besitz, Einkommensklasse, Neben-/Zweitwohnsitz und das Abgrenzungskriterium bleiben weiterhin hoch signifikant. Zusätzlich haben Personen mit einem größeren Anteil an Wegen, die mit dem ÖV oder dem MIV im Alltag zurückgelegt werden, weniger Nicht-Routine-Touren. Wird mehr Verkehrsleistung im Alltag für Freizeit zurückgelegt, wirkt sich das positiv auf die Anzahl der Nicht-Routine-Touren aus. Es ist demnach keine Kompensation zwischen der

Wahrnehmung von Freizeitaktivitäten innerhalb der gewohnten Umgebung und der Durchführung von Nicht-Routine-Touren außerhalb der gewohnten Umgebung erkennbar.

### 7.2.3 Ergebnisse für Berufstätige

Die Variable Berufstätigkeit zeigte keine Verbesserung der Erklärbarkeit in den Modellen D1 und D2 und ist deshalb dort nicht enthalten. Dennoch wird für Berufstätige untersucht, ob eine gelegentliche oder regelmäßige Nutzung von Home-Office und die Pendeldistanz in Zusammenhang mit der Anzahl der Nicht-Routine-Touren gebracht werden können. Tabelle 7-5 zeigt die Ergebnisse der Modelle E0 bis E2.

Die Variablen Mobilitätseinschränkung, Führerscheinbesitz und Besitz einer ÖV-Zeitkarte sind nicht signifikant und führen zu keiner Verbesserung der Modelle. Aus diesem Grund sind sie nicht in den Schätzungen enthalten.

In Modell E1 zeigt sich, dass neben dem Geschlecht, dem Bildungsabschluss, dem Pkw-Besitz, der Einkommensklasse, der höchsten Einwohnergrößenklasse, dem Neben-/Zweitwohnsitz und der Größe des Abgrenzungskriteriums auch die Home-Office-Nutzung einen signifikanten Einfluss auf die Anzahl von Nicht-Routine-Touren hat. Nutzen Personen Home-Office, legen sie mehr Nicht-Routine-Touren zurück.

Bei zusätzlicher Einbeziehung des Mobilitätsverhaltens in Modell E2 zeigt sich, dass Personen mit einem Pendelweg von mehr als 20 km weniger Nicht-Routine-Touren durchführen. In Kombination mit der Home-Office-Nutzung ergibt sich allerdings ein signifikant positiver Schätzwert, d. h. Personen mit langem Pendelweg, die auch Home-Office nutzen, haben signifikant mehr Nicht-Routine-Touren.

Tabelle 7-5 Modellergebnisse der negativen binomialen Regressionsmodelle für die Anzahl Nicht-Routine-Touren von Berufstätigen (Modelle E0, E1 und E2)

Negative binomiale Modellschätzung für die Anzahl Nicht-Routine-Touren von Berufstätigen							
		Modell E0		Modell E1		Modell E2	
		Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert	Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert	Koeffi- zient ( $\beta$ )	p-Wert
Intercept (Konstante)		0,644	<,0001 ***	1.210	<.0001 ***	1.334	<.0001 ***
Geschlecht	weiblich			-0.184	<.0001 ***	-0.174	<.0001 ***
	18 bis 25 Jahre			0.214	0.3064	0.289	0.1678
	26 bis 35 Jahre			0.175	0.0285 *	0.168	0.034 *
Altersgruppe	36 bis 50 Jahre (Ref.)						
	51 bis 60 Jahre			0.055	0.2986	0.047	0.3664
	61 bis 70 Jahre			0.082	0.2764	0.101	0.1771
	Hochschule, Universität (Ref.)						
Höchster Bildungs- abschluss	bis Mittelschule			-0.378	<.0001 ***	-0.359	<.0001 ***
	Mittlere Reife			-0.215	0.0001 ***	-0.200	0.0003 ***
	Abitur			-0.072	0.2769	-0.061	0.3517
	(noch) kein Abschluss			-0.471	0.3303	-0.600	0.211
Mobilitätsein- schränkung	mobilitätseingeschränkt			/		/	
Führerschein	Führerschein			/		/	
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte			/		/	
Pkw-Besitz	Mind. 1 Pkw im Haus- halt			0.173	0.0035 **	0.137	0.1884
	1-Personen-Haushalt			-0.085	0.2343	-0.057	0.4272
	2-Personen-Haushalt						
Haushaltsgröße	(Ref.)						
	3-Personen-Haushalt			-0.097	0.1135	-0.069	0.2557
	>3-Personen-Haushalt			-0.073	0.2324	-0.048	0.4344
Einkommensklasse	bis < 2.000€ (Ref.)						
	2.000€ bis < 3.000€			0.180	0.0223 *	0.164	0.0367 *
	3.000€ bis < 4.000€			0.126	0.1359	0.122	0.1461
	4.000€ bis < 5.000€			0.254	0.0054 **	0.245	0.0069 **
	ab 5.000€			0.305	0.0009 ***	0.310	0.0007 ***
Einwohnergrößen- klasse (Einwohner- zahl)	bis unter 5.000 (Ref.)						
	5.000 bis < 20.000			-0.072	0.3078	-0.108	0.1283
	20.000 bis < 50.000			-0.073	0.3359	-0.097	0.1995
	50.000 bis < 100.000			-0.096	0.2989	-0.153	0.0947
	100.000 bis < 500.000			-0.085	0.2793	-0.143	0.0699
	500.000 und mehr			-0.367	<.0001 ***	-0.361	<.0001 ***

Fortsetzung nächste Seite...

## 7 Einflussfaktoren auf das Abgrenzungskriterium und die Nicht-Routine-Touren

Fortsetzung...

Neben-/Zweitwohnsitz	Neben-/Zweitwohnsitz	0.427	<.0001 ***	0.452	<.0001 ***
Home-Office	gelegentlich oder regelmäßig	0.173	0.0033 **	0.034	0.6059
Abgrenzungskriterium	Individuelle Tourdistanz	-0.008	<.0001 ***	-0.006	<.0001 ***
Verkehrsmittelnutzung auf Routine-Touren	Anteil Wege mit dem ÖV			-0.619	<.0001 ***
	Anteil Wege mit dem MIV			-0.398	<.0001 ***
Wege zu Freizeit-zwecken auf Routine-Touren	Anteil Wege			/	
	Anteil Verkehrsleistung			0.261	0.233
Pendelweg	Pendelweg > 20 km			-0.354	<.0001 ***
Interaktionseffekt	Home-Office x Pendelweg > 20 km			0.491	0.0001 ***
$\alpha$		0,891	<,0001 ***	0,535	<,0001 ***
N	Personen	2.455		2.455	2.455
Log Likelihood		4.589		-4.324	-4.283
AIC		9.181		8.701	8.629
BIC		9.193		8.852	8.815
Pseudo R-Square	zum Nullmodell			0,06	0,07

AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Information Criterion) und Log Likelihood messen die Anpassung des Modells an die Daten und berücksichtigen dabei die Modellkomplexität und den Stichprobenumfang. Sie erlauben keine Aussage über die absolute Modellgüte, sondern dienen dem Modellvergleich. Je kleiner die Werte für die AIC und BIC, desto besser das Modell. Für den Log Likelihood gilt, dass ein Wert näher an 0 an besseres Modell anzeigt. Pseudo R-Square ergibt sich aus den Log Likelihood und zeigt die bessere Erklärbarkeit gegenüber dem Nullmodell. Je höher die Werte von Pseudo R-Square, desto besser das Modell.

Ref. = Referenzkategorie

/ = nicht enthalten, da nicht signifikant und Verbesserung der Modellgüte bei Ausschluss dieser Variablen

Signifikanzlevels: \*  $p < 0,05$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$ ;

Größere Anteile von Wegen mit dem MIV und dem ÖV auf Routine-Touren stehen mit weniger Nicht-Routine-Touren im Zusammenhang. Für den Einfluss der Wege und der Verkehrsleistung zu Freizeitzielen im Alltag werden keine signifikanten Werte für Berufstätige ermittelt. Es muss darauf hingewiesen werden, dass mit Einbeziehung der soziodemographischen Eigenschaften und der Indikatoren des Mobilitätsverhaltens die Modellgüte kaum verbessert werden kann.

#### 7.2.4 Ergebnisse für erweiterte Raumvariablen

Es wurde ebenso ein Modell mit Einbeziehung der erweiterten Raumvariablen geschätzt. Allerdings konnte dadurch die Modellgüte nicht verbessert werden und es zeigt sich allein die Variable zu den Ausagemöglichkeiten nahezu signifikant ( $p$ -Wert= 0,0595). Es zeigt sich damit die Tendenz, dass Personen mit Ausagemöglichkeiten innerhalb von 2 km Entfernung zu ihrem Wohnort mehr Nicht-Routine-Touren zurücklegen. Da durch die Hinzunahme der Raumvariablen keine zusätzlichen Erkenntnisse gegenüber Modell D1 gewonnen werden, wird auf die Darstellung der Ergebnistabelle verzichtet.

### 7.3 Diskussion

Die beschriebenen Modelle zeigen, dass sich signifikante Einflussfaktoren auf die Größe des Abgrenzungskriteriums und die Anzahl der Nicht-Routine-Touren ermitteln lassen. Allgemein ist zu beachten, dass die Modelle die abhängigen Variablen nur zu einem Teil erklären. Die Hinzunahme der unabhängigen Variablen hilft, die abhängige Variable besser zu verstehen und wichtige Einflussfaktoren zu identifizieren. Allerdings bleibt oftmals ein Großteil der Varianz im Mobilitätsverhalten unerklärt und Modellkriterien weisen nur auf eine geringe Güte hin (Schönfelder & Axhausen, 2003). Vor allem bei den Modellen zur Anzahl der Nicht-Routine-Touren trägt die Hinzunahme der unabhängigen Variablen nur geringfügig zur Verbesserung der Modellgüte bei. Die Schätzwerte der Modelle werden daher nicht im Sinne einer Vorhersage verwendet, sondern um die Richtung der Einflüsse zu bestimmen (positiv und negativ) und um signifikante Einflüsse und Unterschiede aufzudecken.

Das entwickelte Abgrenzungskriterium ist ein Indikator, der den alltäglichen Radius um den Wohnort einer Person auf Grundlage ihrer Routinen im Alltag widerspiegelt. Aus diesem Grund werden im Folgenden die Schlussfolgerungen nicht nur auf die Größe des Abgrenzungskriteriums, sondern allgemein auf die damit repräsentierte Größe der gewohnten Umgebung bezogen. Für

die identifizierten Nicht-Routine-Touren gilt, dass diese durch die Überschreitung des Abgrenzungskriteriums bzw. durch das Stattfinden außerhalb der gewohnten Umgebung, der neu entwickelten Fernverkehrsdefinition entsprechen. Dementsprechend werden die Ergebnisse zu den Nicht-Routine-Touren im Folgenden allgemein auf das Fernverkehrsverhalten der Personen bezogen.

In Tabelle 7-6 ist gegenübergestellt, wie sich verschiedene soziodemographische Eigenschaften auf die Größe der gewohnten Umgebung und auf die Anzahl von Fernverkehrereignissen auswirken. Es wird jeweils beschrieben, ob die Wirkungen signifikant positiv oder negativ sind, oder ob keine signifikanten Einflüsse ermittelt wurden. Diese Übersicht ist eine Zusammenfassung aller zuvor beschriebenen Modelle (Tabelle 7-1 bis Tabelle 7-5).

### *Geschlecht, Bildungsabschluss und Mobilitätseinschränkungen*

Die meisten der Eigenschaften haben sowohl auf die Größe der gewohnten Umgebung als auch auf die Anzahl von Fernverkehrereignissen eine gleichgerichtete Wirkung. So weisen Frauen, Personen mit einem niedrigeren Bildungsabschluss als dem Abitur und Personen mit Mobilitätseinschränkung sowohl eine kleinere gewohnte Umgebung als auch weniger Fernverkehrereignisse auf. Damit decken sich die Ergebnisse mit Erkenntnissen früherer Studien, da für Personen mit Mobilitätseinschränkungen gezeigt wurde, dass sie insgesamt kürzere Distanzen zurücklegen (Park et al., 2023). Der Einfluss des Geschlechts und des Bildungsabschlusses auf die Fernverkehrsnachfrage stimmt ebenso mit der Literatur überein (u. a. Holz-Rau & Sicks, 2013; Reichert & Holz-Rau, 2015).

### *Alter*

Für die Altersgruppen ergibt sich kein eindeutiges Bild. Die 18- bis 35-Jährigen haben eine größere und Personen älter als 70 Jahre eine kleinere gewohnte Umgebung als die mittlere Altersgruppe. Personen der Altersgruppe von 61 bis 70 Jahre zeigen eine höhere Fernverkehrsaktivität als die mittlere Altersgruppe, ebenso die 26- bis 35-Jährigen.

Tabelle 7-6 Übersicht der Wirkungen der soziodemographischen Eigenschaften

Eigenschaft	Ausprägung	Wirkung auf die	
		Größe der gewohn- ten Umgebung (Abgrenzungskrite- rium)	Anzahl Fernver- kehrsereignisse (Anzahl Nicht-Rou- tine-Touren)
Geschlecht	weiblich	–	–
Altersgruppe	10 bis 17 Jahre	~	–
	18 bis 25 Jahre	+	~
	26 bis 35 Jahre	+	+
	36 bis 50 Jahre (Ref.)		
	51 bis 60 Jahre	~	~
	61 bis 70 Jahre	~	+
	> 70 Jahre	–	~
	Hochschule, Universität (Ref.)		
Höchster Bildungsab- schluss	bis Mittelschule	–	–
	Mittlere Reife	–	–
	Abitur	~	–
	(noch) kein Abschluss	–	~
Berufstätigkeit	(Teilzeit-) Berufstätig	+	/
Mobilitätseinschrän- kung	mobilitätseingeschränkt	–	–
Führerschein	Führerschein	+	/
ÖV-Zeitkarte	Zeitkarte	+	–
Pkw-Verfügbarkeit	Pkw verfügbar	+	/
Pkw-Besitz	Mind. 1 Pkw im Haushalt	/	+
	1-Personen-Haushalt	~	~
	2-Personen-Haushalt (Ref.)		
	3-Personen-Haushalt	~	–
Haushaltsgröße	>3-Personen-Haushalt	–	~
Interaktionseffekt	weiblich x	+	/
	ohne Kinder im Haushalt		

Fortsetzung nächste Seite...

...Fortsetzung

	bis < 2.000€ (Ref.)		
	2.000€ bis < 3.000€	~	+
Einkommensklasse	3.000€ bis < 4.000€	+	+
	4.000€ bis < 5.000€	~	+
	ab 5.000€	+	+
	bis unter 5.000 (Ref.)		
Einwohnergrößen-	5.000 bis < 20.000	-	~
klasse	20.000 bis < 50.000	-	~
(Einwohnerzahl)	50.000 bis < 100.000	-	~
	100.000 bis < 500.000	-	~
	500.000 und mehr	-	-
Home-Office-	gelegentlich oder regelmäßig	+	+
Nutzung			
Neben-/Zweitwohn-	Neben-/Zweitwohnsitz	/	+
sitz			
Abgrenzungskriterium	Individuelle Tourdistanz	/	-

+ = signifikant positive Wirkung; - = signifikant negative Wirkung; ~ = nicht signifikant;

/ = nicht in den Modellen enthalten;

Ref. = Referenzkategorie

### Führerschein, ÖV-Zeitkarte, Pkw-Besitz und Pkw-Verfügbarkeit

Für die Größe der gewohnten Umgebung wird ermittelt, dass diese mit Besitz eines Führerscheins, einer ÖV-Zeitkarte und dem Zugriff auf einen Pkw zunimmt. Die Personen haben damit mehr Mobilitätsoptionen und können in ihrem Alltag weitere Wege zurücklegen. Der Besitz einer ÖV-Zeitkarte ist die einzige soziodemographische Eigenschaft, die verschiedene Vorzeichen für die beiden betrachteten abhängigen Variablen hat. Dies ist ein Hinweis dafür, dass sich eine ÖV-Zeitkarte vor allem für jene Personen lohnt, die in ihrem Alltag weite Wege (mit dem ÖV) zurücklegen. Diese Personen sind dann jedoch in den zwei Beobachtungswochen weniger im Fernverkehr aktiv.

Es ist außerdem auffällig, dass für die Größe der gewohnten Umgebung die Pkw-Verfügbarkeit signifikant ist, für die Anzahl der Fernverkehrsereignisse dagegen der Pkw-Besitz. Es wurden jeweils beide Variablen in den Modellen getestet, aber jeweils nur die eine zeigte Signifikanz. Die Frage nach der Pkw-Verfügbarkeit im MOP-Fragebogen bezieht sich auf die Verfügbarkeit für die befragte Person. Die gewohnte Umgebung, die sich aus den Routinen ergibt,



hängt damit von dieser Verfügbarkeit ab. Fernverkehr stellt dagegen die Ausnahme dar. Für diesen ist es relevanter, ob überhaupt ein Pkw im Haushalt vorhanden ist.

#### *Haushaltsgröße und Kinder*

Für größere Haushalte mit mehr als drei Personen wird die gewohnte Umgebung kleiner und Personen aus 3-Personen-Haushalten sind weniger im Fernverkehr unterwegs als Personen aus 2-Personen-Haushalten. Beide Effekte konnten jeweils nicht mit Kindern jünger als 10 Jahre im Haushalt in Verbindung gebracht werden, da diese Eigenschaft in keinem der Modelle signifikant wurde. Damit werden Ergebnisse anderer Studien (u. a. Dargay & Clark, 2012) nicht bestätigt. Lediglich der Interaktionseffekt zusammen mit dem Geschlecht stiftet einen Erklärungsbeitrag für die gewohnte Umgebung. Wenn keine Kinder jünger als 10 Jahre im Haushalt leben, haben Frauen eine signifikant größere gewohnte Umgebung. Die Verantwortung für ein Kind hat damit einen deutlichen Einfluss auf den alltäglichen Radius von Frauen. Mattioli et al. (2021) identifiziert eine geringere Anzahl an Flugreisen für Frauen, die Verantwortung für ein Kind haben. Die Bedeutung eines Kindes für die Mobilität von Frauen wird damit sowohl für den Alltags- als auch für den Fernverkehr deutlich.

#### *Einkommen*

Für das Einkommen wird übereinstimmend mit der Literatur ein starker Einfluss auf die Anzahl der Fernverkehrsereignisse festgestellt (u. a. Reichert & Holz-Rau, 2015; Schulz et al., 2024). Je höher das Einkommen ist, desto mehr Fernverkehrsaktivitäten unternehmen die Personen. Für die Größe der gewohnten Umgebung wird diese Tendenz teilweise identifiziert. Zwei der betrachteten Einkommensklassen haben eine signifikant größere gewohnte Umgebung als die niedrigste Einkommensklasse. Damit wirkt das Einkommen positiv auf die Mobilitätsnachfrage sowohl im Alltags- als auch im Fernverkehr.

### *Neben-/Zweitwohnsitz*

Wie erwartet führt ein Neben-/Zweitwohnsitz zu einer höheren Fernverkehrsaktivität. Dieses Ergebnis deckt sich mit der Literatur (u. a. Große et al., 2019). Es wurde bereits in den deskriptiven Auswertungen gezeigt, dass Personen mit Neben-/Zweitwohnsitz unverhältnismäßig viel im Fernverkehr unterwegs sind (s. Abbildung 6-8), da ihre Mobilität vor Ort außerhalb der gewohnten Umgebung des Erstwohnsitzes stattfindet und daher als Fernverkehr identifiziert wird. Das Verfahren zur Abgrenzung der gewohnten Umgebung sollte für Personen mit Neben-/Zweitwohnsitz angepasst werden und um eine weitere gewohnte Umgebung ergänzt werden. Die Datengrundlage, um multilokale gewohnte Umgebungen zu identifizieren, ist mit den wenigen Berichtswochen im MOP allerdings nicht gegeben. Zudem sind keine weiteren Informationen zum zweiten Wohnort bekannt, wie beispielsweise die Lage oder Entfernung zum ersten Wohnsitz, die wichtig für die Untersuchung multilokalen Lebens sind (Dittrich-Wesbuer et al., 2015). Die Berücksichtigung von Multilokalität wird als weiterer Forschungsbedarf identifiziert, da der Anteil an Personen mit multilokalem Leben nicht zu vernachlässigen ist und als Teil spätmoderner Lebensweisen gilt (Dittrich-Wesbuer & Plöger, 2013). Im Jahr 2013 hatten in Deutschland knapp 5 % der Haushalte einen zweiten Wohnsitz (Dittrich-Wesbuer et al., 2015).

### *Berufstätigkeit, Pendelweglänge und Home-Office*

Die Berufstätigkeit geht mit einer größeren gewohnten Umgebung einher. Für die Untersuchung der Anzahl von Fernverkehrseignissen wurde die Berufstätigkeit dagegen nicht betrachtet, da sie zu keiner Modellverbesserung führte. Es wird vermutet, dass die signifikanten Variablen Bildungsabschluss und Einkommensklasse den Erklärungsbeitrag der Berufstätigkeit bereits abbilden.

Für die Nutzung von Home-Office zeigt sich sowohl eine größere gewohnte Umgebung als auch eine höhere Fernverkehrsaktivität (Tabelle 7-6). In Verbindung mit einer Pendelweglänge von mehr als 20 km wird dieser Effekt nochmals verstärkt. Dies zeigt Tabelle 7-7. Der positive Zusammenhang zwischen der Nutzung von Home-Office und längeren Pendelwegen ist bereits

bekannt (Böhen & Kuhnimhof, 2024). In der verwendeten Definition von Fernverkehr sind Pendelwege allerdings nur für die gewohnte Umgebung relevant und sind explizit als Fernverkehrsereignis ausgeschlossen. Die Möglichkeit Home-Office zu nutzen, ist bestimmten Berufsgruppen und oftmals nur hochgebildeten Fach- und Führungskräften vorenthalten (Reiffer et al., 2023). Das kann wiederum eine Erklärung für die höhere Zahl von Fernverkehrsereignissen in Verbindung mit der Nutzung von Home-Office sein.

Tabelle 7-7 Übersicht der Wirkungen des Mobilitätsverhaltens und weiterer Raumvariablen

Eigenschaft	Ausprägung	Wirkung auf die	
		Größe der gewohn- ten Umgebung (Ab- grenzungskriterium)	Anzahl Fernver- kehrsereignisse (An- zahl Nicht-Routine- Touren)
<i>Mobilitätsverhalten bezogen auf die ...</i>		<i>Gesamtmobilität</i>	<i>Routine-Touren</i>
Mobilitätsnachfrage	Gesamtdistanz	+	/
	Gesamtzahl Wege	–	/
Verkehrsmittelnutzung	Anteil Wege mit dem ÖV	+	–
	Anteil Wege mit dem MIV	+	–
Wege zu Freizeit Zwecken	Anteil Wege	+	/
	Anteil Verkehrsleistung	–	+
Pendelweg	Pendelweg > 20 km	+	–
Interaktionseffekt	Home-Office x Pendelweg > 20 km	~	+
	<i>Weitere Raumvariablen</i>		
Umgebung des Wohnorts (innerhalb von 2 km)	Einkaufen des alltäglichen Bedarfs	–	/
	Einkaufen für andere Dinge	–	/
	Cafés und Kneipen	/	/
	Ausgelmöglichkeiten	–	/
	Sportstätten	/	/

+ = signifikant positive Wirkung; – = signifikant negative Wirkung; ~ = nicht signifikant;

/ = nicht in den Modellen enthalten;

Ref. = Referenzkategorie

### *Einwohnergrößenklasse und weitere Raumvariablen*

Die Einwohnergrößenklasse spielt als Einflussfaktor für die Anzahl der Fernverkehrsereignisse nur eine geringe Rolle. Lediglich die größte Einwohnergrößenklasse hebt sich ab und weist eine geringere Anzahl an Fernverkehrsereignissen in den zwei Berichtswochen auf (Tabelle 7-6). Dies steht entgegen den Erkenntnissen der Literatur (u. a. Holz-Rau & Sicks, 2013). Allerdings wurde in Studien gezeigt, dass differenziertere Beschreibungen, wie z. B. die Bevölkerungsdichte, besser geeignet sind, um die Zusammenhänge zwischen der Raumstruktur und dem Fernverkehrsverhalten zu untersuchen (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Scheffler & Heinen, 2024). So lassen sich auch in verschiedenen Gebieten innerhalb einer Stadt Unterschiede erkennen (Czepkiewicz et al., 2020; Czepkiewicz, Ottelin, et al., 2018). Im MOP liegen keine detaillierteren Informationen zum Wohnort der Personen vor. Von den Befragten wird lediglich angegeben, ob bestimmte Angebote, wie Supermärkte oder Ausgahmöglichkeiten, in der näheren Umgebung ( $< 2$  km) vorhanden sind. Diese Variablen sind für die Anzahl von Fernverkehrsereignissen wie in Abschnitt 7.2.4 beschrieben allerdings nicht signifikant. Es sind keine tiefergehenden Untersuchungen zwischen dem Fernverkehrsverhalten und der Raumstruktur möglich.

Ein weiterer Grund, der für die abweichenden Ergebnisse spricht, ist das Fehlen von längeren Urlaubs- und Flugreisen in den untersuchten Daten. Während die bekannten Studien vorwiegend eine erhöhte Nachfrage von Flugreisen und längeren Urlaubsreisen für die urban lebende Bevölkerung identifiziert (Czepkiewicz, Heinonen, et al., 2018; Ottelin et al., 2014), wird in den verwendeten MOP-Daten eine strukturelle Untererfassung genau solcher Reisen vermutet. Dies ist zum einen in der Filterung der Stichprobe begründet, zum anderen aber auch im Design des MOPs (s. Abschnitt 3.1.1 und Abschnitt 6.2.2).

Für die Größe der gewohnten Umgebung entsprechen die Ergebnisse für die Einwohnergrößenklasse in Tabelle 7-6 den Erwartungen. Die Größe der gewohnten Umgebung nimmt mit zunehmender Einwohnergrößenklasse ab. Wohnen Personen ländlicher, legen sie für ihre alltäglichen Wege weitere Entfernungen zurück und es ergibt sich ein größerer Alltagsbereich. Dies spiegelt

sich auch in den erweiterten Raumvariablen wider (Tabelle 7-7). Gibt es Einkaufsmöglichkeiten und Ausgahmöglichkeiten in der Nähe des Wohnorts, ist der Radius der gewohnten Umgebung kleiner.

### *Mobilitätsverhalten*

In Tabelle 7-7 sind weitere Indikatoren des Mobilitätsverhaltens mit ihren Wirkungen aufgeführt. Eine höhere Gesamtdistanz in den zwei Berichtswochen führt wie erwartet zu einer größeren gewohnten Umgebung. Mehr zurückgelegte Wege haben dagegen einen negativen Effekt. Es stehen also eher weniger weite Wege als viele kurze Wege mit der Größe der gewohnten Umgebung im Zusammenhang. Bei der Betrachtung der Verkehrsmittel wird deutlich, dass bei größeren Anteilen von Wegen mit dem ÖV und dem MIV die gewohnte Umgebung größer wird. Mit diesen Verkehrsmitteln können auch im Alltag in gleicher Zeit weitere Distanzen zurückgelegt werden als beispielsweise mit dem Fahrrad oder zu Fuß. Personen, die im Alltag viel mit dem MIV oder ÖV unterwegs sind, unternehmen wiederum weniger Fernverkehrsergebnisse. Dabei wirken die Einflüsse von MIV und ÖV jeweils gleich.

Werden anteilig viele Wege zu Freizeitzielen zurückgelegt, wird die gewohnte Umgebung größer. Für den Anteil an der Verkehrsleistung ist die Wirkung entgegengesetzt. Das bedeutet, dass die Größe der gewohnten Umgebung sich nicht vorrangig aus langen Wegen zu Freizeitaktivitäten ergibt, sondern durch die Verkehrsleistung zu anderen Aktivitäten. Dieses Ergebnis wird davon bestärkt, dass lange Pendelwege zu einer größeren gewohnten Umgebung führen. Für die Anzahl der Fernverkehrsergebnisse ist wiederum ein positiver Zusammenhang mit dem Anteil der Verkehrsleistung zu Freizeitzielen auf Routine-Touren erkennbar. Es ist also kein Hinweis auf eine Kompensation feststellbar, dass mehr Verkehrsleistung zu Freizeitzielen im Alltag zu weniger Fernverkehr führt.

Es ist insgesamt hervorzuheben, dass signifikante Zusammenhänge zwischen dem Mobilitätsverhalten im Alltag und dem Fernverkehr aufgedeckt werden und die Ergebnisse bestätigen, dass diese zwei Segmente der Mobilität miteinander in Beziehung stehen und nicht losgelöst voneinander zu betrachten sind.

### *Aktionsräume*

Die approximierte individuelle gewohnte Umgebung in dieser Arbeit folgt der Idee von individuellen Aktionsräumen, die in Studien auch für die Untersuchung von sozialer Ausgrenzung genutzt werden (Kamruzzaman et al., 2016; Schönfelder & Axhausen, 2003). Die abgeleiteten Ergebnisse zur Größe der gewohnten Umgebung weisen Übereinstimmungen mit den Ergebnissen dieser Studien auf. Vor allem Frauen, ältere Personen und Personen mit schlechterer Mobilitätsausstattung, wie beispielsweise ein fehlender Zugang zu einem Pkw, haben kleinere Aktionsräume und sind eher von sozialer Ausgrenzung betroffen (Kamruzzaman et al., 2016; Lucas et al., 2016). Diese Eigenschaften zeigen auch für die Größe der gewohnten Umgebung negative Effekte. Dass dies auch auf niedrige Einkommen zutrifft, kann nur teilweise bestätigt werden. Die Effekte von niedrigen Einkommen sind für die Größe der gewohnten Umgebung weniger deutlich als für die Anzahl der Fernverkehrsereignisse. Die fehlende oder eingeschränkte Möglichkeit, Fernverkehr zu unternehmen, kann jedoch auch einen Aspekt von sozialer Ausgrenzung darstellen.

### *Folgerungen*

Die gewonnenen Erkenntnisse zu den Einflussfaktoren und den Wirkungsrichtungen der einzelnen Eigenschaften leisten einen Beitrag, um das Mobilitätsverhalten in seiner Gesamtheit besser zu verstehen.

Die neu entwickelte Definition des Fernverkehrs anhand der individuellen gewohnten Umgebung führt zu weitgehend übereinstimmenden Erkenntnissen mit der Literatur, die auf anderen Fernverkehrsdefinitionen beruht. Vielfältige Einflussfaktoren der Personen, ihres Wohnorts und ihres Mobilitätsverhaltens werden mit der individuellen Nachfrage im Fernverkehr in Verbindung gebracht. Die Ergebnisse bestätigen, dass die Berücksichtigung der Alltagsmobilität einen Erklärungsbeitrag für das Verhalten im Fernverkehr liefert. Es kann zudem bestimmt werden, wie die Einflussfaktoren auf die Größe der gewohnten Umgebung und damit den Bereich der alltäglichen Routinen wirken. Es wurden Eigenschaften identifiziert, die jeweils eine höhere oder niedrigere Nachfrage sowohl im Alltags- als auch im Fernverkehr erklären. Andere

Einflussfaktoren, wie z. B. die Pendelweglänge, wirken dagegen auf den Bewegungsradius im Alltag und auf die Anzahl der Fernverkehrsereignisse in den zwei Berichtswochen entgegengesetzt.

Das Wissen über die Einflussfaktoren und die Wirkungsrichtungen kann helfen, Maßnahmen zur Beeinflussung des Mobilitätsverhaltens abzuleiten. Durch die identifizierten Wirkungsrichtungen lassen sich die Auswirkungen von Maßnahmen auf den Alltagsbereich und den Fernverkehr besser nachvollziehen. Ein umfassendes Verständnis des gesamten Mobilitätsverhaltens ermöglicht es zudem, mögliche Rebound-Effekte von Maßnahmen besser zu identifizieren und abzuschätzen.





## 8. Bewertung der Daten, des Ansatzes und der Methode

Die Übereinstimmung zwischen der in dieser Arbeit ermittelten Ergebnisse und der Literatur zum Fernverkehr wird als Bestätigung für den entwickelten Ansatz gesehen. Demnach ist die Identifikation eines individuellen Abgrenzungskriteriums auf Basis des Längsschnittverhaltens einer Person über mehrere Wochen für die Abgrenzung und Untersuchung des Fernverkehrs geeignet. Das entwickelte Abgrenzungskriterium der gewohnten Umgebung liegt für die meisten Personen näher am Alltag oder in niedrigeren Distanzbereichen (Mittelwert von 72 km Tourdistanz) im Vergleich zu den Definitionen anderer Studien, die sich auf weitere Wegedistanzen (oftmals 100 km einfache Wegstrecke) oder Übernachtungsreisen beziehen (s. Abschnitt 2.5). Obwohl im MOP keine explizite Erfassung von Fernverkehrsreisen erfolgt, werden in Summe übereinstimmende Zusammenhänge aufgedeckt.

Die Ermittlung der gewohnten Umgebung auf Basis der Routinen von Personen braucht Längsschnittinformationen, die es auf deutschlandweiter Ebene bislang nur im MOP gibt. Das MOP liefert daher die am besten geeigneten Daten, um den gewählten Ansatz umzusetzen. Neben den Vorteilen ergeben sich jedoch auch Einschränkungen aus den verwendeten Daten und der entwickelten Methode. Diese wurden an den entsprechenden Stellen in der Arbeit bereits erläutert und werden im Folgenden erneut kurz zusammengefasst.

Das MOP erhebt durch seinen Fokus auf den Alltagsverkehr keine weiten und langen Reisen. Es wird das Territorialprinzip verfolgt, dass auf die Erhebung der Mobilität der deutschen Bevölkerung im Inland ausgelegt ist. Erfasste Wege werden im Wegedatensatz auf eine maximale Distanz von 1.000 km gekürzt (Ecke et al., 2023), sodass beispielsweise weit entfernte Flugreisen in

den Daten des MOP nur abgeschnitten vorliegen. Zudem ist das Erhebungsdesign auf die Erfassung des Alltagsverkehrs ausgelegt. Die Erhebungszeiträume wurden so gelegt, dass Teilnehmende bundesweit außerhalb der Schulferien berichteten. Da die Rekrutierung von Teilnehmenden für Befragungen ohnehin herausfordernd ist (Eggs et al., 2018), wird angenommen, dass Personen während ihres Urlaubs nicht oder mit schlechterer Berichtsqualität an der Befragung teilnehmen. Möglicherweise verschieben sie ihren Bericht auf einen Zeitpunkt, bei dem sie aus ihrer Sicht wieder ihre Mobilität im Alltag berichten. Die für die Identifikation der gewohnten Umgebung durchgeführte Filterung einer maximalen Anzahl an Urlaubstagen verschärft diesen Aspekt der Untererfassung von Urlaubsreisen nochmals. Dies sind alles Umstände, die bei der Interpretation der Ergebnisse zu beachten sind und eine Verallgemeinerung erschweren. Um zu quantifizieren, wie groß die Untererfassung ist, erfolgt im nachfolgenden Kapitel 9 eine Einordnung der Ergebnisse in die Gesamtnachfrage.

Im MOP werden keine Informationen zu besuchten Orten erfasst, weshalb die Mobilität der Personen nur anhand von Eigenschaften der berichteten Wege beschrieben wird. Viele bekannte Methoden, um Aktionsräume von Personen zu bestimmen, lassen sich nicht anwenden (s. Abschnitt 4.1.3). Das entwickelte Abgrenzungskriterium ist damit keine tatsächliche Beschreibung der gewohnten Umgebung, sondern ein Indikator, der den von Routinen geprägten alltäglichen Bewegungsradius der Personen approximiert. Auch wenn die gewohnte Umgebung geographisch nicht beschrieben wird, ergibt sich daraus gleichzeitig ein Vorteil für zukünftige Anwendungen. Da keine Informationen zu besuchten Orten für das Verfahren notwendig sind, lässt es sich leicht auf andere Längsschnittdaten übertragen, auch wenn diese anonymisiert sind und aufgesuchte Orte nicht oder nur sehr ungenau erhoben werden. Insgesamt wird dem entwickelten Ansatz ein großes Potenzial für die Übertragung auf andere Räume, Länder und Kulturen zugeschrieben. Die Ermittlung des Abgrenzungskriteriums erfolgt datenbasiert und benötigt keine Vorkenntnisse oder vorherige Annahmen, über z. B. Mindestentfernungen.

Das individuelle Abgrenzungskriterium beruht auf einem Verfahren, das zur Identifikation von Ausreißern dient. Damit werden die Ausreißer im Mobilitätsverhalten auf individueller Ebene als Fernverkehr identifiziert. Letztlich wird das Konzept der gewohnten Umgebung aus der Tourismusforschung auf Verkehrsverhaltensdaten übertragen. Pendeln zum Arbeitsplatz, auch das über weite Entfernungen, wird in diesem Ansatz nicht als Fernverkehr identifiziert. Im Sinne einer Mindestdistanz, die am häufigsten als Kriterium zur Abgrenzung von Fernverkehr verwendet wird, beruht das neu entwickelte Abgrenzungskriterium ebenso auf einer Distanz. Im Gegensatz zu allen anderen bekannten Studien ist diese aber für jede Person individuell.

Durch die entwickelte Methode ist es möglich, sich mit dem Fernverkehr zu befassen, der nahe zur Alltagsmobilität liegt. Gerade dieser Fernverkehr ist besonders schwer in Befragungen zu erfassen und wird aufgrund der üblicherweise verwendeten Definitionen nicht betrachtet oder dem Alltag zugeschrieben. Diese Ereignisse sind dennoch außergewöhnliche Ereignisse im Verhalten von Personen. Die Besonderheiten des Fernverkehrs, wie beispielsweise andere Entscheidungsparameter im unbekannten Raum (s. Abschnitt 2.2 und 4.1.3), gelten damit auch für den direkt an die Alltagsmobilität angrenzenden Fernverkehr. Darüber hinaus wurden übereinstimmende Ergebnisse mit der Literatur zu Aktionsräumen ermittelt. Somit eignet sich das entwickelte Verfahren nicht nur, um Fernverkehr zu identifizieren, sondern auch um alltägliche Aktionsräume zu untersuchen.

Der gewählte Ansatz setzt die einzelne Person und ihr individuelles Verhalten in den Fokus. Es wird nicht ‚von außen‘ bestimmt, was Fernverkehr für Personen sein könnte. Aus der Untersuchung der benötigten Beobachtungsdauer (Kapitel 5) wird deutlich, dass sich das Abgrenzungskriterium ab etwa zwei Wochen Beobachtungszeitraum stabilisiert. Es wäre jedoch von Interesse, eine noch längere Längsschnittbetrachtung durchzuführen, da so beispielsweise auch monatlich wiederkehrende Ereignisse erkannt würden. Gleichzeitig könnte eine größere Variation im Fernverkehrsverhalten der Personen untersucht werden. Darüber hinaus können Effekte aus der Betrachtung von

Berichtswochen verschiedener Jahre im MOP trotz der Überprüfung auf gleiche Rahmenbedingungen in dieser Arbeit nicht ausgeschlossen werden. Eine kontinuierliche Erhebung der Mobilität der Gesamtbevölkerung über einen längeren Zeitraum ähnlich wie bei den Studien Mobilität.Leben für München und MOBIS für die Schweiz (Loder et al., 2023; Molloy et al., 2023) wäre vielversprechend, um diese Effekte zu untersuchen bzw. zu überwinden.

Die Nutzung der MOP-Daten eignete sich vor allem aufgrund der enthaltenen Informationen zum Mobilitätsverhalten der Befragten über mehrere Wochen, die in keiner anderen deutschlandweiten Datenquelle vorliegen. Zudem enthält das MOP eine Vielzahl an soziodemographischen Informationen, die in den Auswertungen als relevante Einflussfaktoren identifiziert wurden. Zusätzliches Potenzial wird in der Einbeziehung weiterer raumstruktureller Informationen zum Wohnort gesehen, die über die Einteilung in Einwohnergrößenklassen hinausgehen. Ebenso kann die Erfassung von Informationen zu multilokalen Lebensstilen helfen, das Mobilitätsverhalten der Personen besser zu verstehen. Um das entwickelte Verfahren so zu erweitern, dass mehrere gewohnte Umgebungen an verschiedenen Wohnsitzen erkannt werden, ist eine ausreichende Erfassung des Mobilitätsverhaltens an den jeweiligen Orten notwendig. Abschließend wird darauf hingewiesen, dass psychologische Merkmale wie Einstellungen und Normen wichtige Erklärungsvariablen für das Fernverkehrsverhalten sind (s. Abschnitt 2.3). Jedoch fehlen im MOP entsprechende Informationen, um dies zu untersuchen. Die Einbeziehung psychologischer Merkmale wird als vielversprechend und notwendig für ein tiefergehendes Verständnis des Fernverkehrsverhaltens angesehen. Umfassende Kenntnisse über die Einflussfaktoren sind nicht zuletzt von besonderer Bedeutung, um Maßnahmen zur Beeinflussung des Verhaltens zu entwickeln und die Wirkungen dieser abzuschätzen.

## 9. Einordnung in die Gesamtnachfrage

Dieses Kapitel widmet sich der Einordnung der ermittelten Ergebnisse in die Gesamtnachfrage. Dafür wird das Fusionsmodell als Vergleichsdatenquelle herangezogen, da es die gesamte Personenverkehrsnachfrage der deutschen Bevölkerung über ein Jahr enthält und zudem mit den Eckwerten der Verkehrsstatistik übereinstimmt. Durch den Vergleich mit dem Fusionsmodell wird folgender Fragestellung nachgegangen:

*Wie ist die auf Basis der gewohnten Umgebung ermittelte Fernverkehrsnachfrage in den Gesamtkontext einzuordnen?*

Zuvor wurden die Gründe herausgearbeitet, weshalb im MOP und im ermittelten Fernverkehrsverhalten auf Basis der zwei Berichtswochen in dieser Arbeit vor allem längere und weiter entfernte Reisen strukturell fehlen. Der identifizierte Fernverkehr für die betrachtete Stichprobe (s. Kapitel 6) wird daher den Ergebnissen des Fusionsmodells gegenübergestellt, um das Ausmaß der Abweichungen zu ermitteln. Das Fusionsmodell bildet die gesamte Personenverkehrsnachfrage der deutschen Bevölkerung ab und basiert sowohl auf dem Stichtags- als auch auf dem Reisemodul der MiD. Für eine detaillierte Beschreibung des Fusionsmodells wird auf den Abschnitt 3.3.2 und die Projektberichte verwiesen (Magdolen, Chlond, et al., 2022; Schulz et al., 2020).

Für den Abgleich in Tabelle 9-1 werden verschiedene Definitionen von Fernverkehr angewendet, um aufzuzeigen, welche Auswirkungen die Definitionen jeweils haben. Für jede Datenquelle und Definition wird der Anteil des Fernverkehrs am Aufkommen und an der Verkehrsleistung ausgewertet. Zusätzlich wird die mittlere Wegedistanz der Fernverkehrswege angegeben.

Tabelle 9-1 Einordnung in die Gesamtnachfrage und Unterscheidung von Fernverkehrsdefinitionen

Datenquelle	Fernverkehrsdefinition	Anteil Verkehrsaufkommen [% Wege]	Anteil Verkehrsleistung [% km]	Mittlere Wegedistanz im Fernverkehr [km]
Stichprobe* n=266.936 Wege	Außerhalb gewohnter Umgebung	11%	40%	48
	≥100 km Wegedistanz	2%	28%	242
	Übernachtungsreisen	4%	20%	67
	Übernachtungsreisen außerhalb der gewohnten Umgebung	3%	18%	82
	...und ohne Vor-Ort-Mobilität	2%	17%	136
Fusionsmodell* n=994.975 Wege	Reiseverkehr	8%	51%	106
	≥100 km Wegedistanz (Langstreckenmobilität)	2%	46%	442
	Übernachtungsreisen	1%	35%	737
MOP Gesamt (Wegedateien 2011 bis 2019) n=547.226 Wege	≥100 km Wegedistanz	2%	32%	239
	MiD Stichtagsmodul (2017) n=960.619 Wege	2%	33%	238

\*Werte der eigenen Stichprobe und des Fusionsmodells sind gewichtet.  
Die Ergebnisse beruhen auf eigenen Auswertungen. Für eine Erläuterung des Fusionsmodells s. Kapitel 3.3.2, Schulz et al. (2020) und Magdolen et al. (2022).  
Die Vor-Ort-Mobilität wird nur bei Übernachtungsreisen identifiziert.

Auf die in dieser Arbeit genutzten Daten werden fünf verschiedene Definitionen angewendet. Zunächst erfolgt die Definition des Fernverkehrs anhand der gewohnten Umgebung. Wie bereits in den Ergebnissen in Abschnitt 6.2 beschrieben, fallen unter diese Definition 11 % der Wege und 40 % der Verkehrsleistung. Die mittlere Wegedistanz des so definierten Fernverkehrs

beträgt 48 km. Zum Vergleich werden die Werte für Wege mit  $\geq 100$  km Wegedistanz und für Übernachtungsreisen angegeben. Dabei werden Übernachtungsreisen außerhalb der gewohnten Umgebung separat aufgeführt. Zudem sind die Eckwerte für Übernachtungsreisen außerhalb der gewohnten Umgebung ohne Vor-Ort-Mobilität angegeben.

Für den Abgleich mit dem Fusionsmodell können zum einen die Werte der Stichprobe mit der Definition „Außerhalb der gewohnten Umgebung“ mit den Werten für „Reiseverkehr“ des Fusionsmodells verwendet werden. Zum anderen dienen die Werte für „ $\geq 100$  km Wegedistanz“ aus beiden Ansätzen zum Vergleich. Für ersteres zeigt sich, dass sich der Reiseverkehr im Fusionsmodell aus etwas weniger Ereignissen, aber mehr Verkehrsleistung zusammensetzt. Dies bestätigt die Vermutung, dass in den Berichtswochen der eigenen Stichprobe auf Basis der MOP-Daten weiter entfernte Reisen fehlen. Bei Wegen mit einer Mindestentfernung von 100 km zeigt sich ein sehr ähnliches Bild. Beide Datenquellen beinhalten 2 % der Wege mit dieser Mindestentfernung, aber im Fusionsmodell machen diese 46 % der Verkehrsleistung aus. In den betrachteten MOP-Daten der in dieser Arbeit untersuchten Stichprobe sind es nur 28 %. Bei der mittleren Wegedistanz zeigen sich ebenso deutliche Unterschiede mit etwa 440 km gegenüber knapp 240 km Distanz.

Um Unterschiede aus den jeweiligen Erhebungsdesigns zu beurteilen, werden zudem auch die ursprünglichen Wegedatensätze aus dem MOP und aus dem Stichtagsmodul der MiD ausgewertet. Der Vergleich zeigt eine sehr große Übereinstimmung in der Erfassung von Wegen mit mindestens 100 km Distanz. Beide Erhebungen enthalten 2 % solcher Wege, die 32 % bzw. 33 % der Verkehrsleistung ausmachen und im Mittel knapp unter 240 km lang sind. Das MOP und das Stichtagsmodul der MiD erfassen Wege mit  $\geq 100$  km Wegedistanz demnach trotz der unterschiedlichen Erhebungsdesigns in gleichem Maße.

Bezüglich der Übernachtungsreisen zeigen sich deutliche Unterschiede zwischen den Ergebnissen des Fusionsmodells und den in dieser Arbeit

identifizierten Urlaubsreisen außerhalb der gewohnten Umgebung. Der Anteil der Verkehrsleistung ist im Fusionsmodell etwa doppelt so hoch. Die Ursache für die starken Unterschiede können sowohl im entwickelten Vorgehen auf Basis der MOP-Daten als auch im Erhebungsdesign des MiD Reisemoduls liegen. Die Untererfassung von längeren Urlaubsreisen in den untersuchten MOP-Daten wurde bereits auf die Filterung der Stichprobe und die begrenzte Beobachtungsdauer zurückgeführt. Aus Sicht der Übernachtungsreisen des Reisemoduls, die in das Fusionsmodell eingehen, wird ein Erhebungseffekt vermutet. Die retrospektive Erfassung und die Begrenzung auf den Bericht von maximal drei zurückliegenden Reisen können dazu führen, dass die Befragten eher besonders außergewöhnliche Reisen mit weiten Entfernungen berichten. Erinnerungsverluste spielen eine Rolle und längere und weite Ereignisse können besser in der Retrospektive wiedergegeben werden (Schulz et al., 2024). Im Fusionsmodell wird zwar durch die Hochrechnung das Verkehrsaufkommen und die Verkehrsleistung an die offizielle Statistik angepasst und damit korrigiert, auf Ebene der einzelnen berichteten Reisen ist jedoch eine zu hohe Erfassung von Ereignissen mit weiten Entfernungen anzunehmen. Diese Annahme wird durch eine zusätzliche Auswertung des Reisemoduls bestätigt, da sich für die erfassten Übernachtungsreisen eine mittlere Wegedistanz von knapp 1.100 km ergibt, die wesentlich höher liegt als die vergleichbaren Werte aus Tabelle 9-1.

Das Fusionsmodell erlaubt es, den Anteil des Fernverkehrs an der gesamten Verkehrsnachfrage der deutschen Bevölkerung auszuweisen. Es ermöglicht allerdings keine Auswertungen der Mobilität im Längsschnitt auf individueller Ebene. Die in dieser Arbeit untersuchten MOP-Daten erlauben dagegen die Untersuchung des Längsschnittverhaltens von Personen im Alltags- und Fernverkehr, zeigen aber eine Untererfassung bestimmter Reisen und sind damit nicht konsistent zur Gesamtnachfrage. Eine Kombination aus beiden Ansätzen wäre daher wünschenswert, wobei eine Vorgehensweise hierfür auf einer Datenfusion beruhen könnte. Geeignet wäre, die Daten des MOP mit den Daten des MiD Reisemoduls zu kombinieren. Ziel wäre dabei, die Fusionierung auf individueller Ebene durchzuführen, also eine konkrete Zuordnung von



Reisen zu Personen. So könnte weiterhin das Verhalten auf individueller Ebene im Fokus stehen und die Wechselwirkungen zwischen dem Alltags- und Fernverkehr untersucht werden. Aufgrund der Heterogenität im Fernverkehr und der Vielzahl an Einflussfaktoren wird eine hohe Komplexität bei einer solchen Datenfusion erwartet. Die Entwicklung eines Verfahrens, das Personen auf individueller Ebene Reisen aus einer anderen Datenquelle bestmöglich zuordnet, wird daher als weiterer Forschungsbedarf identifiziert. An dieser Stelle wird auf die Vielzahl an Quellen verwiesen, die einzelne Informationen zum Fernverkehr oder zur Gesamtmobilität enthalten (s. Kapitel 3). Diese können sowohl bei einer Datenfusion als auch bei einer anschließenden Hochrechnung, angelehnt an das Fusionsmodell, einbezogen werden.

Abseits einer Datenfusion würde eine Erfassung der Mobilität im Längsschnitt über längere Zeiträume ermöglichen, die gesamthafte Mobilität zu erheben, Übernachtungsreisen zuverlässiger zu erfassen und die gewohnte Umgebung der Personen belastbarer zu ermitteln. Vielversprechend hierfür sind Erhebungen auf Basis von Tracking-Methoden. Auch hier wird Forschungsbedarf in der Ausgestaltung neuer Ansätze zur gemeinsamen Erfassung des Alltags- und Fernverkehrs gesehen.



## 10. Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit leistet einen Beitrag für ein besseres Verständnis der Rolle des Fernverkehrs im individuellen Mobilitätsverhalten. Trotz der hohen Relevanz sowohl unter dem Aspekt der Klimawirkungen des Verkehrs als auch in Bezug auf die soziale Ungleichheit in der Verteilung der Nachfrage in der Bevölkerung, ist der Fernverkehr im Vergleich zum Alltagsverkehr bislang untererforscht. Ein wesentlicher Grund hierfür liegt in den Schwierigkeiten bei der Erfassung und Beschreibung von Fernverkehr. Dies zeigt sich unter anderem darin, dass es keine umfassende Datenquelle zum Fernverkehrsverhalten gibt, insbesondere nicht für die gemeinsame Untersuchung von Alltags- und Fernverkehr. Eine wesentliche Herausforderung neben der Seltenheit und Unregelmäßigkeit des Fernverkehrs im individuellen Verhalten ist das Fehlen einer einheitlichen Definition. Die üblicherweise verwendeten Kriterien der Fernverkehrsdefinitionen beziehen sich auf alle Personen in gleichem Maße, obwohl Fernverkehr aufgrund des individuellen Mobilitätsverhaltens für jede Person etwas anderes bedeutet.

Abgeleitet aus der Definition von Tourismus, die sich auf die gewohnte Umgebung von Personen bezieht, wurde in dieser Arbeit ein Konzept entwickelt, das den Fernverkehr auf individueller Ebene vom Alltagsverkehr abgrenzt. Auf Basis von mehreren Wochen Wegetagebuch wurde das Mobilitätsverhalten untersucht und ein Abgrenzungskriterium ermittelt, das die Größe des individuellen Alltagsbereichs und damit der gewohnten Umgebung beschreibt. Da keine Informationen zu aufgesuchten Orten bekannt sind, wird die Mobilität der Personen nur durch die Eigenschaften ihrer berichteten Wege beschrieben. Das entwickelte Abgrenzungskriterium ist daher als Approximation der individuellen gewohnten Umgebung in einem Kennwert zu verstehen. Das Verfahren benötigt ausschließlich Informationen zum Mobilitätsverhalten im Längsschnitt und ist daher sehr gut für die Übertragbarkeit

auf andere Datenquellen geeignet. Es bedarf keine weiteren Informationen zu den Personen und es müssen keine Schwellenwerte festgelegt werden.

Das Abgrenzungskriterium erlaubt im Übergangsbereich zwischen dem eindeutigen Alltagsverkehr und dem eindeutigen Fernverkehr zu unterscheiden, ob es sich um alltägliche oder um außergewöhnliche Ereignisse handelt. Dieser Übergangsbereich wird mit existierenden Abgrenzungen bislang meist nicht untersucht und stattdessen dem Alltagsverkehr zugeordnet. Der entwickelte Ansatz passt sich spezifischer an die berichtete Mobilität von Personen an, stellt das individuelle Verhalten in den Vordergrund und erkennt Fernverkehrsereignisse als direkte Ergänzung des Alltagsverkehrs.

Die Mobilität, die außerhalb des Abgrenzungskriteriums und damit der gewohnten Umgebung führt, wird als Fernverkehr identifiziert. Eine Gegenüberstellung der alltäglichen Mobilität und der Mobilität außerhalb der gewohnten Umgebung zeigt deutliche Unterschiede im Verkehrsaufkommen, der Verkehrsleistung, der Dauer und der genutzten Verkehrsmittel. Es werden 11 % der Wege als Fernverkehr identifiziert, die knapp 40 % der Verkehrsleistung verursachen.

Die Untersuchungen der Einflussfaktoren auf die ermittelten Fernverkehrsereignisse überschneiden sich mit den Erkenntnissen anderer Studien zum Fernverkehr. Gleiches gilt für die Einflussfaktoren auf die Größe der gewohnten Umgebung, die mit bestehenden Erkenntnissen zu Aktionsräumen übereinstimmen. Einige Faktoren wirken auf eine größere gewohnte Umgebung und gleichzeitig auf eine höhere Fernverkehrsaktivität. Ebenso gibt es Faktoren, die sowohl eine kleinere gewohnte Umgebung als auch weniger Fernverkehrsereignisse erklären. Darüber hinaus werden Einflussfaktoren identifiziert, die auf die beiden Aspekte unterschiedlich wirken. Festgestellte Zusammenhänge zwischen der Alltagsmobilität und der Anzahl der Fernverkehrsereignisse verdeutlichen den Bedarf, Fernverkehr als Ergänzung des Alltagsverkehrs zu betrachten und nicht als eigenen, losgelösten Teil der Gesamtmobilität.

Bei der Einordnung in die Gesamtnachfrage zeigt sich, dass in den verwendeten Daten unter anderem aufgrund der begrenzten Beobachtungsdauer bestimmte Fernverkehrereignisse unterrepräsentiert sind. Diese lassen sich am ehesten als weit entfernte Reisen längerer Dauer beschreiben. Daher sollten Ansätze zur Verschneidung mehrerer bestehender Datenquellen entwickelt und geprüft werden. Mithilfe einer Datenfusion könnten fehlende Informationen, beispielsweise zu längeren Reisen, den Längsschnittdaten des MOPs hinzugefügt werden. Dabei ist die Zuordnung auf Personenebene wichtig, damit weiterhin die Wechselwirkungen im individuellen Verhalten untersucht werden können.

Für die Verbesserung der entwickelten Methode wird die Berücksichtigung multilokaler Lebensstile als weiterer Forschungsbedarf identifiziert. Es ist im Verfahren zu berücksichtigen, dass Personen mehrere, nicht zusammenhängende gewohnte Umgebungen haben können. Bislang ist die Datenlage beschränkt und es besteht der Bedarf einer stärkeren Berücksichtigung von multilokalen Lebensstilen in zukünftigen Erhebungen.

Weiterhin sind neue Datenquellen zu erschließen. Aus der Untersuchung zur Beobachtungsdauer ergibt sich, dass sich ab etwa zwei Berichtswochen das Abgrenzungskriterium stabilisiert. Zukünftige Anwendungen sollten längere Zeiträume betrachten und untersuchen, wie sich die Methode in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer verändert. Zudem würden mit der längeren Dauer der Erhebung Fernverkehrereignisse wahrscheinlicher erfasst werden. Damit ließe sich nicht nur die Variation im alltäglichen Verhalten, sondern auch im Fernverkehr auf individueller Ebene untersuchen. Hierfür sind neue Erhebungskonzepte zu entwickeln, die beispielsweise auf Tracking-Methoden beruhen.

Die Ergebnisse zeigen, dass manche Einflussfaktoren sowohl mit einer kleineren gewohnten Umgebung als auch mit einer geringeren Anzahl von Fernverkehrereignissen in Verbindungen stehen. Dies trifft unter anderem auf Frauen zu. Zukünftige Forschung sollte daher untersuchen, ob diese

Zusammenhänge in einer bewussten Entscheidung begründet sind, durch strukturelle Benachteiligung entstehen oder andere Gründe haben. Hierfür sind beispielsweise Einflussfaktoren der Psychologie wie Normen und Einstellungen sowie Informationen zum Lebensstil der Personen zu erheben und in die Untersuchung einzubeziehen.

Insgesamt wurde mit dieser Arbeit bestätigt, dass das Fernverkehrsverhalten in Beziehung zum Alltagsverkehr steht und von vielfältigen Faktoren beeinflusst ist. Um den Fernverkehr zu verstehen sind umfangreiche soziodemographische, raumstrukturelle, psychologische und die Alltagsmobilität beschreibende Informationen erforderlich. Das Fernverkehrsverhalten ist dabei integriert mit dem Alltagsverhalten zu betrachten. Nur mit einem umfassenden Verständnis können gezielte Maßnahmen zur Verhaltensbeeinflussung entwickelt und deren Wirkungen bewertet werden.

# Literaturverzeichnis

- Aamaas, B., Borken-Kleefeld, J., & Peters, G. P. (2013). The climate impact of travel behavior: A German case study with illustrative mitigation options. *Environmental Science & Policy*, 33, 273–282.  
<https://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.06.009>
- Alcock, I., White, M. P., Taylor, T., Coldwell, D. F., Gribble, M. O., Evans, K. L., Corner, A., Vardoulakis, S., & Fleming, L. E. (2017). ‘Green’ on the ground but not in the air: Pro-environmental attitudes are related to household behaviours but not discretionary air travel. *Global Environmental Change*, 42, 136–147.  
<https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.11.005>
- Árnadóttir, Á., Czepkiewicz, M., & Heinonen, J. (2019). The Geographical Distribution and Correlates of Pro-Environmental Attitudes and Behaviors in an Urban Region. *Energies*, 12(8), 1540.  
<https://doi.org/10.3390/en12081540>
- Árnadóttir, Á., Czepkiewicz, M., & Heinonen, J. (2021). Climate change concern and the desire to travel: How do I justify my flights? *Travel Behaviour and Society*, 24, 282–290.  
<https://doi.org/10.1016/j.tbs.2021.05.002>
- Aultman-Hall, L., Harvey, C., LaMondia, J. J., & Ritter, C. (2015). Design and Response Quality in a One-Year Longitudinal Survey of Overnight and Long-Distance Travel. *Transportation Research Procedia*, 11, 136–153.  
<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.12.012>
- Axhausen, K. W., Madre, J.-L., Polak, J. W., & Toint, Ph. L. (Hrsg.). (2003). *Capturing long-distance travel* (Bd. 3). Research Studies Press.
- Axhausen, K. W., & Youssefzadeh, M. (2003). MEST survey work. In K. W. Axhausen, J.-L. Madre, J. W. Polak, & Ph. L. Toint (Hrsg.), *Capturing long-distance travel* (Bd. 3, S. 85–108). Research Studies Press.
- Axhausen, K. W., Zimmermann, A., Schönfelder, S., Rindsfuser, G., & Haupt, T. (2002). Observing the rhythms of daily life: A six-week travel diary. *Transportation*, 29, 95–124. <https://doi.org/10.1023/A:1014247822322>

- Bäumer, M., Hautzinger, H., Pfeiffer, M., Stock, W., Lenz, B., Kuhnimhof, T., & Köhler, K. (2017a). *Fahrleistungserhebung 2014—Inländerfahrleistung*. Fachverlag NW in der Carl Schünemann Verlag GmbH.
- Bäumer, M., Hautzinger, H., Pfeiffer, M., Stock, W., Lenz, B., Kuhnimhof, T., & Köhler, K. (2017b). *Fahrleistungserhebung 2014—Inlandsfahrleistung und Unfallrisiko*. Fachverlag NW in der Carl Schünemann Verlag GmbH.
- Becken, S. (2007). Tourists' Perception of International Air Travel's Impact on the Global Climate and Potential Climate Change Policies. *Journal of Sustainable Tourism*, 15(4), 351–368. <https://doi.org/10.2167/jost710.0>
- Böhler, S., Grischkat, S., Haustein, S., & Hunecke, M. (2006). Encouraging environmentally sustainable holiday travel. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 40(8), 652–670. <https://doi.org/10.1016/j.tr.2005.12.006>
- Böhlen, C., & Kuhnimhof, T. (2024). Working from home and commuter travel in germany – panel data analysis of long-term effects. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 190, 104257. <https://doi.org/10.1016/j.tr.2024.104257>
- Bricka, S., & Sabina, E. (2012). Evaluation of Key Design Elements of Long-Distance Survey of Front Range Travel Counts. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2285(1), 110–118. <https://doi.org/10.3141/2285-13>
- Bruderer Enzler, H. (2017). Air travel for private purposes. An analysis of airport access, income and environmental concern in Switzerland. *Journal of Transport Geography*, 61, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.03.014>
- Büchs, M., & Mattioli, G. (2021). Trends in air travel inequality in the UK: From the few to the many? *Travel Behaviour and Society*, 25, 92–101. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2021.05.008>
- Buehler, R., Pucher, J., Wittwer, R., & Gerike, R. (2024). Travel Behavior of Older Adults in the USA, 2001-2017. *Travel Behaviour and Society*, 36, 100783. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2024.100783>
- Buliung, R. N., Roorda, M. J., & Rummel, T. K. (2008). Exploring spatial variety in patterns of activity-travel behaviour: Initial results from the Toronto Travel-Activity Panel Survey (TTAPS). *Transportation*, 35(6), 697–722. <https://doi.org/10.1007/s11116-008-9178-4>



- Bundesamt für Statistik / Bundesamt für Raumentwicklung. (2023). *Mobilitätsverhalten der Bevölkerung. Ergebnisse des Mikrozensus Mobilität und Verkehr 2021*.
- Bwambale, A., Choudhury, C. F., & Hess, S. (2019). Modelling trip generation using mobile phone data: A latent demographics approach. *Journal of Transport Geography*, 76, 276–286.  
<https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.08.020>
- Cagney, K. A., York Cornwell, E., Goldman, A. W., & Cai, L. (2020). Urban Mobility and Activity Space. *Annual Review of Sociology*, 46(1), 623–648.  
<https://doi.org/10.1146/annurev-soc-121919-054848>
- Cats, O. (2024). Identifying human mobility patterns using smart card data. *Transport Reviews*, 44(1), 213–243.  
<https://doi.org/10.1080/01441647.2023.2251688>
- Chen, Y.-C., & Dobra, A. (2020). Measuring human activity spaces from GPS data with density ranking and summary curves. *The Annals of Applied Statistics*, 14(1). <https://doi.org/10.1214/19-AOAS1311>
- Chikodili, N. B., Abdulmalik, M. D., Abisoye, O. A., & Bashir, S. A. (2021). Outlier Detection in Multivariate Time Series Data Using a Fusion of K-Medoid, Standardized Euclidean Distance and Z-Score. In S. Misra & B. Muhammad-Bello (Hrsg.), *Information and Communication Technology and Applications* (Bd. 1350, S. 259–271). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-69143-1\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-69143-1_21)
- Chlond, B., Ecke, L., Magdolen, M., Vallée, J., & Vortisch, P. (2024). The German Mobility Panel: – Lessons Learned from a Longitudinal Travel Behavior Survey over 30 Years. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*.  
<https://doi.org/10.1177/03611981241252782>
- Chlond, B., Weiss, C., Heilig, M., & Vortisch, P. (2014). Hybrid Modeling Approach of Car Uses in Germany on Basis of Empirical Data with Different Granularities. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2412, 67–74.  
<https://doi.org/10.3141/2412-08>
- Christensen, L. (2016). Environmental Impact of Long Distance Travel. *Transportation Research Procedia*, 14, 850–859.  
<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.05.033>

- Christensen, L. (2018). Considerations on a survey method to collect long distance travel data when only asking about the two latest journeys. *Transportation Research Procedia*, 32, 553–562. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.10.024>
- Clark, B., Chatterjee, K., & Melia, S. (2016). Changes to commute mode: The role of life events, spatial context and environmental attitude. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 89, 89–105. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.05.005>
- Clark, B., Chatterjee, K., Melia, S., Knies, G., & Laurie, H. (2014). Life Events and Travel Behavior: Exploring the Interrelationship Using UK Household Longitudinal Study Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2413(1), 54–64. <https://doi.org/10.3141/2413-06>
- Cot, C., Cacciapaglia, G., & Sannino, F. (2021). Mining Google and Apple mobility data: Temporal anatomy for COVID-19 social distancing. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-83441-4>
- Czepkiewicz, M., Heinonen, J., Næss, P., & Stefansdóttir, H. (2020). Who travels more, and why? A mixed-method study of urban dwellers' leisure travel. *Travel Behaviour and Society*, 19, 67–81. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2019.12.001>
- Czepkiewicz, M., Heinonen, J., & Ottelin, J. (2018). Why do urbanites travel more than do others? A review of associations between urban form and long-distance leisure travel. *Environmental Research Letters*, 13(7). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aac9d2>
- Czepkiewicz, M., Ottelin, J., Ala-Mantila, S., Heinonen, J., Hasanzadeh, K., & Kyttä, M. (2018). Urban structural and socioeconomic effects on local, national and international travel patterns and greenhouse gas emissions of young adults. *Journal of Transport Geography*, 68, 130–141. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2018.02.008>
- Dargay, J. M., & Clark, S. (2012). The determinants of long distance travel in Great Britain. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46(3), 576–587. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2011.11.016>

- Davis, A. W., McBride, E. C., Janowicz, K., Zhu, R., & Goulias, K. G. (2018). Tour-Based Path Analysis of Long-Distance Non-Commute Travel Behavior in California. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2672(49), 1–11.  
<https://doi.org/10.1177/0361198118778926>
- De Vos, J., Hopkins, D., Hickman, R., & Schwanen, T. (2024). Tackling the academic air travel dependency. An analysis of the (in)consistency between academics' travel behaviour and their attitudes. *Global Environmental Change*, 88, 102908.  
<https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2024.102908>
- Destatis. (2018). *Mikrozensus 2017—Qualitätsbericht*. Statistisches Bundesamt.  
[https://www.destatis.de/DE/Methoden/Qualitaet/Qualitaetsberichte/Bevoelkerung/mikrozensus-2017.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.destatis.de/DE/Methoden/Qualitaet/Qualitaetsberichte/Bevoelkerung/mikrozensus-2017.pdf?__blob=publicationFile)
- Destatis. (2024). *Statistik über die touristische Nachfrage*. Statistisches Bundesamt. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Gastgewerbe-Tourismus/tourismus-reiseverhalten.html>
- Dijst, M. (1999). Two-earner families and their action spaces: A case study of two dutch communities. *GeoJournal*, 48(3), 195–206.
- Dittrich-Wesbuer, A., Kramer, C., Duchêne-Lacroix, C., & Rumpolt, P. (2015). Multi-Local Living Arrangements: Approaches to Quantification in German Language Official Statistics and Surveys. *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*, 106(4), 409–424.  
<https://doi.org/10.1111/tesg.12160>
- Dittrich-Wesbuer, A., & Plöger, J. (2013). Multilokalität und Transnationalität – Neue Herausforderungen für Stadtentwicklung und Stadtpolitik. *Raumforschung und Raumordnung | Spatial Research and Planning*, 71(3). <https://doi.org/10.1007/s13147-013-0237-8>
- DLR, & DIW. (2020). *Verkehr in Zahlen 2020/2021* (49). Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrttechnik e.V. - Institut für Verkehrsforschung, Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung Berlin e.V.
- DLR, & DIW. (2024). *Verkehr in Zahlen 2023/2024* (52). Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrttechnik e.V. - Institut für Verkehrsforschung, Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung Berlin e.V.

- Dowds, J., Aultman-Hall, L., & LaMondia, J. J. (2020). Comparing alternative methods of collecting self-assessed overnight long-distance travel frequencies. *Travel Behaviour and Society*, 19, 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2019.12.004>
- Dütschke, E., Engel, L., Theis, A., & Hanss, D. (2022). Car driving, air travel or more sustainable transport? Socio-psychological factors in everyday mobility and long-distance leisure travel. *Travel Behaviour and Society*, 28, 115–127. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2022.03.002>
- dwif e.V. (2024). *Tagesreisenmonitor—Endlich belastbare Daten zum Tagestourismus*. [https://www.dwif.de/images/Produkte/Marktforschung/dwif\\_Tagesreisenmonitor\\_Flyer.pdf](https://www.dwif.de/images/Produkte/Marktforschung/dwif_Tagesreisenmonitor_Flyer.pdf)
- Ecke, L., Chlond, B., Magdolen, M., & Vortisch, P. (2020). *Deutsches Mobilitätspanel (MOP)—Wissenschaftliche Begleitung und Auswertungen, Bericht 2019/2020: Alltagsmobilität und Fahrleistung*. Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000126557>
- Ecke, L., Vallée, J., Chlond, B., & Vortisch, P. (2023). *Deutsches Mobilitätspanel (MOP) – Wissenschaftliche Begleitung und Auswertungen Bericht 2022/2023: Alltagsmobilität und Fahrleistung*. Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000164704>
- Eggs, J., Follmer, R., Gruschwitz, D., Nobis, C., Bäumer, M., & Pfeiffer, M. (2018). *Mobilität in Deutschland – MiD Methodenbericht*. Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministers für Verkehr und digitale Infrastruktur (FE-Nr. 70.904/15).
- Eisenmann, C. (2019). *Mikroskopische Abbildung von Pkw-Nutzungsprofilen im Längsschnitt*. KIT Scientific Publishing. <https://doi.org/10.5445/KSP/1000085555>
- Eisenmann, C., Nobis, C., Kolarova, V., Lenz, B., & Winkler, C. (2021). Transport mode use during the COVID-19 lockdown period in Germany: The car became more important, public transport lost ground. *Transport Policy*, 103, 60–67. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.01.012>
- European Commission. (2016). *Flash Eurobarometer 432—Preferences of Europeans towards tourism*. <https://europa.eu/eurobarometer/api/deliverable/download/file?deliverableId=54207>

- Eurostat. (2014). *Methodological manual for tourism statistics: Version 3*. (Bd. 2014). Publications Office.
- Eurostat, & European Union. (2013). *Methodological manual for tourism statistics* (Version 2.1). <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/ks-gq-14-013>
- Fávero, L. P., de Freitas Souza, R., Belfiore, P., Corrêa, H. L., & Haddad, M. F. C. (2021). Count Data Regression Analysis: Concepts, Overdispersion Detection, Zero-inflation Identification, and Applications with R. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 26(1). <https://doi.org/10.7275/44NN-CJ68>
- Flughafenverband ADV. (2018). *Airport Travel Survey 2018—Zahlen, Fakten, Trends*.
- Frei, A., & Axhausen, K. W. (2007). *Size and structure of social network geographies*. ETH Zurich. <https://doi.org/10.3929/ETHZ-A-005562753>
- Frei, A., Kuhnimhof, T., & Axhausen, K. W. (2009). *Long distance travel in Europe today: Experiences with a new survey*. <https://doi.org/10.3929/ETHZ-A-005864266>
- Frick, R., & Grimm, B. (2014). *Langstreckenmobilität—Aktuelle Trends und Zukunftsperspektiven*. [https://www.ifmo.de/files/publications\\_content/2014/ifmo\\_2014\\_Langstreckenmobilitaet\\_de.pdf](https://www.ifmo.de/files/publications_content/2014/ifmo_2014_Langstreckenmobilitaet_de.pdf)
- Fu, X. (2019). Travel mode choice on multiday traveling occasions: A multilevel and mixed-effects approach. *Transportmetrica A: Transport Science*, 15(2), 1175–1194. <https://doi.org/10.1080/23249935.2019.1570384>
- FUR. (2023). *Reiseanalyse 2023—Erste ausgewählte Ergebnisse der 53. Reiseanalyse*. Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.
- FUR/DITF/NIT. (2021). *Ausgewählte Ergebnisse der RA Business 2021 zur Zukunft der Geschäftsreise*. Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.; Deutsches Institut für Tourismusforschung; NIT Institut für Tourismus- und Bäderforschung in Nordeuropa GmbH.
- Gatzert, N., Knorre, S., Müller-Peters, H., Wagner, F., & Jost, T. (2023). *Big Data in der Mobilität: Akteure, Geschäftsmodelle und Nutzenpotenziale für die Welt von morgen*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-40511-3>

- Gerike, R., & Schulz, A. (2018). Workshop Synthesis: Surveys on long-distance travel and other rare events. *Transportation Research Procedia*, 32, 535–541. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2018.10.032>
- Gim, T.-H. (2017). Full Random Coefficients Multilevel Modeling of the Relationship between Land Use and Trip Time on Weekdays and Weekends. *Sustainability*, 9(10), 1824. <https://doi.org/10.3390/su9101824>
- Golledge, R. G., & Stimson, R. J. (1996). *Spatial behaviour—A geographic perspective*. Guilford Press.
- Gössling, S., Lohmann, M., Grimm, B., & Scott, D. (2017). Leisure travel distribution patterns of Germans: Insights for climate policy. *Case Studies on Transport Policy*, 5(4), 596–603. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2017.10.001>
- Gössling, S., & Lyle, C. (2021). Transition policies for climatically sustainable aviation. *Transport Reviews*, 41(5), 643–658. <https://doi.org/10.1080/01441647.2021.1938284>
- Goulias, K. G., Davis, A. W., & McBride, E. C. (2018). *Long Distance Travel and Destination Attractiveness*. University of California, Institute of Transportation Studies. <https://doi.org/10.7922/G2X34VN3>
- Green, A., Hogarth, T., & Shackleton, R. (1999). Longer distance commuting as a substitute for migration in Britain: A review of trends, issues and implications. *International Journal of Population Geography*, 5, 49–67.
- Große, J., Fertner, C., & Carstensen, T. A. (2019). Compensatory leisure travel? The role of urban structure and lifestyle in weekend and holiday trips in Greater Copenhagen. *Case Studies on Transport Policy*, 7(1), 108–117. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2018.12.004>
- Gutiérrez, A., Domènech, A., Zaragoza, B., & Miravet, D. (2020). Profiling tourists' use of public transport through smart travel card data. *Journal of Transport Geography*, 88, 102820. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102820>
- Hanson, S. (1980). Spatial Diversification and Multipurpose Travel: Implications for Choice Theory. *Geographical Analysis*, 12(3), 245–257. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1980.tb00034.x>
- Hanson, S., & Huff, O. J. (1988). Systematic variability in repetitious travel. *Transportation*, 15(1–2), 111–135. <https://doi.org/10.1007/BF00167983>

- Harrer, B., & Scherr, S. (2013). *Tagesreisen der Deutschen* (Schriftenreihe Nr. 55). Deutsches Wirtschaftswissenschaftliches Institut für Fremdenverkehr e.V. (dwif e.V.).
- Harvey, C., Aultman-Hall, L., LaMondia, J., Sullivan, J., Greene, E., & Ritter, C. (2015). *Conducting a Longitudinal Survey of Overnight Travel: Methods and Preliminary Findings* (TRC Report, Nummern 15–003).
- Haupt, T., Zimmermann, A., Kübel, A., Beckmann, K. J., Rindfüser, G., Wehmeier, T., Beckmann, J., Düsterwald, M., Axhausen, K. W., Schönfelder, S., König, A., Schlich, R., Simma, A., & Fraschini, E. (2001). *Mobidrive—Dynamik und Routinen im Verkehrsverhalten: Pilotstudie Rhythmik*. ETH Zurich. <https://doi.org/10.3929/ETHZ-B-000023650>
- Henzlik, M., Lange, M., Hölting, P., Lambrecht, M., Frey, K., Calvet, W., Schmied, M., Dziekan, K., & Dross, M. (2024). *Klimaschutzinstrumente im Verkehr—Bausteine für einen klimagerechten Verkehr* (Umweltbundesamt, Hrsg.).
- Hilgert, T. (2019). *Erstellung von Wochenaktivitätenplänen für Verkehrsnachfragemodelle*. KIT Scientific Publishing. <https://doi.org/10.5445/KSP/1000097893>
- Holden, E., & Linnerud, K. (2011). Troublesome Leisure Travel: The Contradictions of Three Sustainable Transport Policies. *Urban Studies*, 48(14), 3087–3106. <https://doi.org/10.1177/0042098010396234>
- Holden, E., & Norland, I. T. (2005). Three Challenges for the Compact City as a Sustainable Urban Form: Household Consumption of Energy and Transport in Eight Residential Areas in the Greater Oslo Region. *Urban Studies*, 42(12), 2145–2166. <https://doi.org/10.1080/00420980500332064>
- Holz-Rau, C., Scheiner, J., & Sicks, K. (2014). Travel Distances in Daily Travel and Long-Distance Travel: What Role is Played by Urban Form? *Environment and Planning A*, 46(2), 488–507. <https://doi.org/10.1068/a4640>
- Holz-Rau, C., & Sicks, K. (2013). Stadt der kurzen Wege und der weiten Reisen. *Raumforschung und Raumordnung | Spatial Research and Planning*, 71(1). <https://doi.org/10.1007/s13147-012-0205-8>
- Hubert, J. P., & Potier, F. (2003). What is known? In K. W. Axhausen, J.-L. Madre, J. W. Polak, & Ph. L. Toint (Hrsg.), *Capturing long-distance travel* (Bd. 3, S. 45–70). Research Studies Press.

- Huff, J. O., & Hanson, S. (1986). Repetition and Variability in Urban Travel. *Geographical Analysis*, 18(2), 97–114. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1986.tb00085.x>
- Hunecke, M. (2015). *Mobilitätsverhalten verstehen und verändern: Psychologische Beiträge zur interdisziplinären Mobilitätsforschung*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-08825-5>
- Hunecke, M., Haustein, S., Grischkat, S., & Böhler, S. (2007). Psychological, sociodemographic, and infrastructural factors as determinants of ecological impact caused by mobility behavior. *Journal of Environmental Psychology*, 27(4), 277–292. <https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2007.08.001>
- IATA. (2023). *Air Passenger Market Analysis*. International Air Transport Association. <https://www.iata.org/en/iata-repository/publications/economic-reports/air-passenger-market-analysis-april-2023/>
- Ipsos. (2022). *NHTS NextGen Study—2022 NHTS Address-Based Sample Weighting Plan*.
- Islind, A. S., Óskarsdóttir, M., & Steingrímisdóttir, H. (2020). *Changes in mobility patterns in Europe during the COVID-19 pandemic: Novel insights using open source data*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2008.10505>
- Janzen, M., Vanhoof, M., Smoreda, Z., & Axhausen, K. W. (2018). Closer to the total? Long-distance travel of French mobile phone users. *Travel Behaviour and Society*, 11, 31–42. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2017.12.001>
- Jiao, J., Bischak, C., & Hyden, S. (2020). The impact of shared mobility on trip generation behavior in the US: Findings from the 2017 National Household Travel Survey. *Travel Behaviour and Society*, 19, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2019.11.001>
- Jones, P., & Clarke, M. (1988). The significance and measurement of variability in travel behaviour. *Transportation*, 15(1–2), 65–87. <https://doi.org/10.1007/BF00167981>



- Kamruzzaman, Md., Yigitcanlar, T., Yang, J., & Mohamed, M. (2016). Measures of Transport-Related Social Exclusion: A Critical Review of the Literature. *Sustainability*, 8(7), 696. <https://doi.org/10.3390/su8070696>
- Kannan, K. S., Manoj, K., & Arumugam, S. (2015). Labeling Methods for Identifying Outliers. *International Journal of Statistics and Systems*, 10(2), 231–238.
- Kasraian, D., Maat, K., & Van Wee, B. (2018). Urban developments and daily travel distances: Fixed, random and hybrid effects models using a Dutch pseudo-panel over three decades. *Journal of Transport Geography*, 72, 228–236. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2018.09.006>
- Kolarova, V., Eisenmann, C., Nobis, C., Winkler, C., & Lenz, B. (2021). Analysing the impact of the COVID-19 outbreak on everyday travel behaviour in Germany and potential implications for future travel patterns. *European Transport Research Review*, 13(1), 27. <https://doi.org/10.1186/s12544-021-00486-2>
- Kramer, C. (2020). Multilokales Leben von Studierenden in Karlsruhe. In R. Danielzyk, A. Dittrich-Wesbuer, N. Hilti, & C. Toppel (Hrsg.), *Multilokale Lebensführungen und räumliche Entwicklungen: Ein Kompendium*. ARL - Akademie für Raumentwicklung in der Leibniz-Gemeinschaft.
- Kuhnimhof, T. (2007). *Längsschnittmodellierung der Verkehrsnachfrage zur Abbildung multimodalen Verhaltens*. Universität Karlsruhe.
- Kuhnimhof, T., Collet, R., Armoogum, J., & Madre, J.-L. (2009). Generating Internationally Comparable Figures on Long-Distance Travel for Europe. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2105(1), 18–27. <https://doi.org/10.3141/2105-03>
- LaMondia, J., Aultman-Hall, L., & Greene, E. (2014). Long-Distance Work and Leisure Travel Frequencies: Ordered Probit Analysis Across Non-Distance-Based Definitions. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2413, 1–12.
- LaMondia, J., Snell, T., & Bhat, C. R. (2010). Traveler Behavior and Values Analysis in the Context of Vacation Destination and Travel Mode Choices. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2156(1), 140–149. <https://doi.org/10.3141/2156-16>

- Lanzendorf, M. (2010). Key Events and Their Effect on Mobility Biographies: The Case of Childbirth. *International Journal of Sustainable Transportation*, 4(5), 272–292. <https://doi.org/10.1080/15568310903145188>
- Larsson, J., Elofsson, A., Sterner, T., & Åkerman, J. (2019). International and national climate policies for aviation: A review. *Climate Policy*, 19(6), 787–799. <https://doi.org/10.1080/14693062.2018.1562871>
- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P., & Licata, L. (2013). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of Experimental Social Psychology*, 49(4), 764–766. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2013.03.013>
- Li, J., Kim, C., & Sang, S. (2018). Exploring impacts of land use characteristics in residential neighborhood and activity space on non-work travel behaviors. *Journal of Transport Geography*, 70, 141–147. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2018.06.001>
- Li, R., Kockelman, K. M., & Lee, J. (2022). Reducing Greenhouse Gas Emissions from Long-Distance Business Travel: How Far Can We Go? *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2676(1), 472–486. <https://doi.org/10.1177/03611981211036682>
- Lipps, O. (2001). *Modellierung der individuellen Verhaltensvariationen bei der Verkehrsentstehung*. Universität Karlsruhe.
- Llorca, C., Winkler, C., Mocanu, T., & Moeckel, R. (2019). Long-distance and daily travel demand: Integration of various travel markets and modelling approaches. *Procedia Computer Science*, 151, 788–793. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.04.107>
- Loder, A., Cantner, F., Adenaw, L., Nachtigall, N., Ziegler, D., Gotzler, F., Siewert, M. B., Wurster, S., Goerg, S., Lienkamp, M., & Bogenberger, K. (2024). Observing Germany's nationwide public transport fare policy experiment "9-Euro-Ticket" – Empirical findings from a panel study. *Case Studies on Transport Policy*, 15, 101148. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2024.101148>
- Loder, A., Cantner, F., Dahmen, V., & Bogenberger, K. (2023). *The Mobilität.Leben Study: A Year-Long Mobility-Tracking Panel*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2308.04973>

- Lucas, K., Bates, J., Moore, J., & Carrasco, J. A. (2016). Modelling the relationship between travel behaviours and social disadvantage. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 85, 157–173. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.01.008>
- Magdolen, M., Bönisch, L., Chlond, B., & Vortisch, P. (2021). Long-Distance Travel as an Extension of Everyday Life: Understanding Distinct Traveler Types. *Transportation Research Board*. TRB 100th Annual Meeting.
- Magdolen, M., Chlond, B., Schulz, A., Nobis, C., Jödden, C., Sauer, A., Führer, M., & Frick, R. (2022). *Handlungsoptionen für eine ökologische Gestaltung der Langstreckenmobilität im Personen- und Güterverkehr*. Umweltbundesamt.
- Magdolen, M., Chlond, B., & Vortisch, P. (2024). The Many Definitions of Long-Distance Travel – a Discussion. *Transportation Research Board*. TRB 103rd Annual Meeting.
- Magdolen, M., Ecke, L., Hilgert, T., Chlond, B., & Vortisch, P. (2020). Identification of Non-Routine Tours in Everyday Travel Behavior. *Transportation Research Board*. TRB 99th Annual Meeting. <https://doi.org/10.5445/IR/1000105265>
- Magdolen, M., von Behren, S., Burger, L., & Chlond, B. (2021). Mobility Styles and Car Ownership—Potentials for a Sustainable Urban Transport. *Sustainability*, 13(5), 2968. <https://doi.org/10.3390/su13052968>
- Magdolen, M., von Behren, S., Chlond, B., Hunecke, M., & Vortisch, P. (2019). Combining attitudes and travel behavior—A comparison of urban mobility types identified in Shanghai, Berlin and San Francisco. In *Transportation Research Board (Hrsg.), TRB 98th Annual Meeting Compendium of Papers*. <https://doi.org/10.5445/IR/1000093783>
- Magdolen, M., von Behren, S., Chlond, B., & Vortisch, P. (2020). Traveling Long-Distance with Bad Conscience? Discrepancies Between Everyday and Long-Distance Travel of Urbanites. *Transportation Research Board*. TRB 99th Annual Meeting.
- Magdolen, M., von Behren, S., Chlond, B., & Vortisch, P. (2022). Long-distance travel in tension with everyday mobility of urbanites – A classification of leisure travellers. *Travel Behaviour and Society*, 26, 290–300. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2021.10.010>

- Magdolen, M., & Vortisch, P. (2024). *Non-routine travel in multi-day trip diary data*. 26th Euro Working Group on Transportation Meeting (EWGT 2024) - Zur Veröffentlichung eingereicht.
- Malichová, E., Cornet, Y., & Hudák, M. (2022). Travellers' use and perception of travel time in long-distance trips in Europe. *Travel Behaviour and Society*, 27, 95–106. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2021.12.003>
- Mallig, N. (2019). *Modellierung der Stabilität bei der Verkehrsmittelwahl in einem mikroskopischen Verkehrsnachfragemodell*. <https://doi.org/10.5445/IR/1000091993>
- Mallig, N., & Vortisch, P. (2017). Measuring Stability of Mode Choice Behavior. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2664(1), 1–10. <https://doi.org/10.3141/2664-01>
- Manz, W. (2005). *Mikroskopische längsschnittorientierte Abbildung des Personenfernverkehrs*. Universität Karlsruhe.
- Mattioli, G. (2023). *Long-distance travel*. Préparer la transition mobiliataire. <https://forumviesmobiles.org/en/dictionary/15897/long-distance-travel>
- Mattioli, G., & Adeel, M. (2021). Long-Distance Travel. In *International Encyclopedia of Transportation* (S. 272–277). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102671-7.10695-5>
- Mattioli, G., Büchs, M., & Scheiner, J. (2023). Who flies but never drives? Highlighting diversity among high emitters for passenger transport in England. *Energy Research & Social Science*, 99, 103057. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2023.103057>
- Mattioli, G., Morton, C., & Scheiner, J. (2021). Air Travel and Urbanity: The Role of Migration, Social Networks, Airport Accessibility, and 'Rebound'. *Urban Planning*, 6(2), 232–245. <https://doi.org/10.17645/up.v6i2.3983>
- McKenzie, B. (2013). *Out-of-State and Long Commutes: 2011* (ACS-20; American Community Survey Reports). United States Census Bureau; U.S. Department of Commerce.
- Millonig, A., Maierbrugger, G., & Favry, E. (2010). Classifying trip characteristics for describing routine and non-routine trip patterns. In *13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2010.5625222>

- Moeckel, R., Fussell, R., & Donnelly, R. (2015). Mode choice modeling for long-distance travel. *Transportation Letters*, 7(1), 35–46. <https://doi.org/10.1179/1942787514Y.0000000031>
- Molloy, J., Castro, A., Götschi, T., Schoeman, B., Tchervenkov, C., Tomic, U., Hintermann, B., & Axhausen, K. W. (2023). The MOBIS dataset: A large GPS dataset of mobility behaviour in Switzerland. *Transportation*, 50(5), 1983–2007. <https://doi.org/10.1007/s11116-022-10299-4>
- Moncayo-Unda, M. G., Van Droogenbroeck, M., Saadi, I., & Cools, M. (2022). An anonymised longitudinal GPS location dataset to understand changes in activity-travel behaviour between pre- and post-COVID periods. *Data in Brief*, 45, 108776. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2022.108776>
- Morency, C., Paez, A., Roorda, M. J., Mercado, R., & Farber, S. (2011). Distance traveled in three Canadian cities: Spatial analysis from the perspective of vulnerable population segments. *Journal of Transport Geography*, 19(1), 39–50. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2009.09.013>
- Mwale, M., Luke, R., & Pisa, N. (2022). Factors that affect travel behaviour in developing cities: A methodological review. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 16, 100683. <https://doi.org/10.1016/j.trip.2022.100683>
- Nasri, A., & Zhang, L. (2012). Impact of Metropolitan-Level Built Environment on Travel Behavior. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2323(1), 75–79. <https://doi.org/10.3141/2323-09>
- Niklas, U., Magdolen, M., von Behren, S., & Vortisch, P. (2021). Identifying Trip Purposes on Trip Level for Vehicle Sensor Data. *Transportation Research Board*. TRB 100th Annual Meeting.
- Niklas, U., von Behren, S., Eisenmann, C., Chlond, B., & Vortisch, P. (2019). Premium factor – Analyzing usage of premium cars compared to conventional cars. *Research in Transportation Business & Management*, 33, 100456. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2020.100456>
- Nobis, C., & Kuhnimhof, T. (2018). *Mobilität in Deutschland – MiD Ergebnisbericht* (FE-Nr. 70.904/15). Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministers für Verkehr und digitale Infrastruktur.

- Nobis, C., Kuhnimhof, T., Follmer, R., & Bäumer, M. (2019). *Mobilität in Deutschland—Zeitreihenbericht 2002—2008—2017*.
- Okmi, M., Por, L. Y., Ang, T. F., & Ku, C. S. (2023). Mobile Phone Data: A Survey of Techniques, Features, and Applications. *Sensors*, 23(2), 908. <https://doi.org/10.3390/s23020908>
- Ory, D. T., & Mokhtarian, P. L. (2005). *The Impact of Telecommuting on the Commute Time, Distance, and Speed of State of California Workers*. UC Davis: Institute of Transportation Studies. <https://escholarship.org/uc/item/1fz1b5nz>
- Ottelin, J., Heinonen, J., & Junnila, S. (2014). Greenhouse gas emissions from flying can offset the gain from reduced driving in dense urban areas. *Journal of Transport Geography*, 41, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2014.08.004>
- Pappalardo, L., Manley, E., Sekara, V., & Alessandretti, L. (2023). Future directions in human mobility science. *Nature Computational Science*, 3(7), 588–600. <https://doi.org/10.1038/s43588-023-00469-4>
- Park, K., Esfahani, H. N., Novack, V. L., Sheen, J., Hadayeghi, H., Song, Z., & Christensen, K. (2023). Impacts of disability on daily travel behaviour: A systematic review. *Transport Reviews*, 43(2), 178–203. <https://doi.org/10.1080/01441647.2022.2060371>
- Park, K., Ewing, R., Scheer, B. C., & Tian, G. (2018). The impacts of built environment characteristics of rail station areas on household travel behavior. *Cities*, 74, 277–283. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2017.12.015>
- Pas, E. I., & Koppelman, F. S. (1986). An examination of the determinants of day-to-day variability in individuals' urban travel behavior. *Transportation*, 13(2), 183–200. <https://doi.org/10.1007/BF00165547>
- PTV Logistics GmbH (Hrsg.). (2024). *PTV Validate Deutschland—Release R2023\_V1.0 Datenbeschreibung*. [https://www.ptvlogistics.com/de/ptv\\_validate\\_deutschland\\_r\\_\\_\\_\\_v\\_d b.pdf?inline](https://www.ptvlogistics.com/de/ptv_validate_deutschland_r____v_d b.pdf?inline)
- Puhe, M. (2023). *Stabilität und Variabilität mobilitätsbezogener Alltagshandlungen – eine qualitative soziale Netzwerkanalyse*. KIT Scientific Publishing. <https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000161171>

- Pukhova, A., Moreno, A. T., Llorca, C., Huang, W.-C., & Moeckel, R. (2021). Agent-Based Simulation of Long-Distance Travel: Strategies to Reduce CO2 Emissions from Passenger Aviation. *Urban Planning*, 6(2). <https://doi.org/10.17645/up.v6i2.4021>
- Ramírez-Aldana, R., & Naranjo, L. (2021). Random intercept and linear mixed models including heteroscedasticity in a logarithmic scale: Correction terms and prediction in the original scale. *PLOS ONE*, 16(4), e0249910. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0249910>
- Ramos, É. M. S., Bergstad, C. J., & Nässén, J. (2020). Understanding daily car use: Driving habits, motives, attitudes, and norms across trip purposes. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 68, 306–315. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.11.013>
- Reichert, A., & Holz-Rau, C. (2015). Mode use in long-distance travel. *Journal of Transport and Land Use*, 8. <https://doi.org/10.5198/jtlu.2015.576>
- Reichert, A., Holz-Rau, C., & Scheiner, J. (2016). GHG emissions in daily travel and long-distance travel in Germany – Social and spatial correlates. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 49, 25–43. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.08.029>
- Reiffer, A., Magdolen, M., Ecke, L., & Vortisch, P. (2023). Effects of COVID-19 on Telework and Commuting Behavior: Evidence from 3 Years of Panel Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2677(4), 478–493. <https://doi.org/10.1177/03611981221089938>
- Rich, J., & Mabit, S. L. (2012). A Long-Distance Travel Demand Model for Europe. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 12(1). <https://doi.org/10.18757/EJTIR.2012.12.1.2946>
- Rousseeuw, P. J., & Hubert, M. (2011). Robust statistics for outlier detection. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1), 73–79. <https://doi.org/10.1002/widm.2>
- Scheffler, T., & Heinen, E. (2024). Impact of Settlement Size and Regional Density on the Frequency of Different Holiday Types. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2678(9), 37–49. <https://doi.org/10.1177/03611981231224747>

- Scheiner, J. (2020). Telekommunikation: Bedeutung von Virtualisierung und Digitalisierung für die Multilokalität. In R. Danielzyk, A. Dittrich-Wesbuer, N. Hilti, & C. Toppel (Hrsg.), *Multilokale Lebensführungen und räumliche Entwicklungen: Ein Kompendium*. ARL - Akademie für Raumentwicklung in der Leibniz-Gemeinschaft.
- Schlich, R., & Axhausen, K. W. (2003). Habitual travel behaviour: Evidence from a six-week travel diary. *Transportation*, 30(1), 13–36. <https://doi.org/10.1023/A:1021230507071>
- Schlich, R., König, A., & Axhausen, K. W. (2000). *Stabilität und Variabilität im Verkehrsverhalten*. ETH Zurich. <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000314468>
- Schönfelder, S., & Axhausen, K. W. (2003). Activity spaces: Measures of social exclusion? *Transport Policy*, 10(4), 273–286. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2003.07.002>
- Schrader, R., Lohmann, M., Sonntag, U., Drews, H.-P., & Boll, D. (2016). *Methodenbeschreibung Reiseanalyse 2016*. FUR Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.
- Schulz, A., Chlond, B., Magdolen, M., Kuhnimhof, T., Nobis, C., Bergk, F., Kämper, C., Knörr, W., Kräck, J., Jödden, C., Sauer, A., Führer, M., & Frick, R. (2020). *Klimawirksame Emissionen des deutschen Reiseverkehrs*. Umweltbundesamt.
- Schulz, A., Magdolen, M., Chlond, B., Kuhnimhof, T., & Köhler, K. (2024). Identifying and understanding long-distance travel demand by combining official transport statistics and survey data. *Transportation Research Procedia*, 76, 458–469. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2023.12.068>
- Shimizu, Y. (2021). Multiple Desirable Methods in Outlier Detection of Univariate Data With R Source Codes. *Frontiers in Psychology*, 12, 819854. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.819854>
- Streit, T., Allier, C.-E., Weiss, C., Chlond, B., & Vortisch, P. (2015). Changes in Variability and Flexibility of Individual Travel in Germany. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2496(1), 10–19. <https://doi.org/10.3141/2496-02>



- Sun, L., Chen, X., He, Z., & Miranda-Moreno, L. F. (2023). Routine Pattern Discovery and Anomaly Detection in Individual Travel Behavior. *Networks and Spatial Economics*, 23(2), 407–428. <https://doi.org/10.1007/s11067-021-09542-9>
- Tukey, J. W. (1992). *Exploratory data analysis*. Addison-Wesley.
- United States Department of Transportation. (1995). *1995 American Travel Survey: Long Distance Leisure Travel in The United States*. Bureau of Transportation Statistics. <https://doi.org/10.21949/1501423>
- United States Department of Transportation. (2006). *America on the Go... Findings from the National Household Travel Survey*. Research and Innovative Technology Administration; Bureau of Transportation Statistics.
- UNWTO. (2007). *Understanding Tourism: Basic Glossary*. World Tourism Organization. [https://webunwto.s3-eu-west-1.amazonaws.com/2019-08/glossary\\_EN.pdf](https://webunwto.s3-eu-west-1.amazonaws.com/2019-08/glossary_EN.pdf)
- Vallée, J., Ecke, L., Chlond, B., & Vortisch, P. (2022). *Deutsches Mobilitätspanel (MOP) – Wissenschaftliche Begleitung und Auswertungen Bericht 2021/2022: Alltagsmobilität und Fahrleistung*. Karlsruher Institut für Technologie (KIT). <https://doi.org/10.5445/IR/1000154338>
- Van Goeverden, K., Van Arem, B., & Van Nes, R. (2016). Volume and GHG emissions of long-distance travelling by Western Europeans. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 45, 28–47. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2015.08.009>
- VDR. (2019). *VDR Business Travel Report 2019* (17. Aufl.). Verband Deutsches Reisemanagement e.V. <https://www.vdr-service.de/fileadmin/services-leistungen/fachmedien/geschaeftsreiseanalyse/VDR-Business-Travel-Report-2019.pdf>
- von Behren, S. (2021). *Mobilitätsskelett – Integrativer Ansatz zur mehrdimensionalen Betrachtung von urbaner Mobilität*. KIT Scientific Publishing. <https://doi.org/10.5445/IR/1000139263>
- von Behren, S., Bönisch, L., Vallée, J., & Vortisch, P. (2021). Classifying Car Owners in Latent Psychographic Profiles. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*. <https://doi.org/10.1177/0361198121994839>

- von Behren, S., Chlond, B., & Vortisch, P. (2022). Exploring the role of individuals' attitudes in the use of on-demand mobility services for commuting – A case study in eight Chinese cities. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 11(2), 229–242.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijtst.2021.03.008>
- von Behren, S., Minster, C., Magdolen, M., Chlond, B., Hunecke, M., & Vortisch, P. (2018). Bringing travel behavior and attitudes together: An integrated survey approach for clustering urban mobility types. In Transportation Research Board (Hrsg.), *TRB 97th Annual Meeting Compendium of Papers*.
- von Behren, S., Puhe, M., & Magdolen, M. (2023). Social aspects of long-distance travel—A study of two survey designs. In International Steering Committee for Travel Survey Conferences (Hrsg.), *12th International Conference on Transport Survey Methods*.
- Wadud, Z., Adeel, M., & Anable, J. (2024). Understanding the large role of long-distance travel in carbon emissions from passenger travel. *Nature Energy*. <https://doi.org/10.1038/s41560-024-01561-3>
- Weiss, C., Chlond, B., Knörr, W., Kämper, C., Bergk, F., & Vortisch, P. (2017). Modellierung von Nutzungsprofilen und resultierenden Umweltwirkungen der deutschen Pkw-Flotte über ein Jahr. *Straßenverkehrstechnik*, 8, 523–532.
- Winkler, C., & Mocanu, T. (2017). Methodology and Application of a German National Passenger Transport Model for Future Transport Scenarios. In *European Transport Conference*. <https://elib.dlr.de/117999/>
- Winkler, C., & Mocanu, T. (2020). Impact of political measures on passenger and freight transport demand in Germany. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 87, 102476.  
<https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102476>
- Wong, I. A., Fong, L. H. N., & Law, R. (2016). A Longitudinal Multilevel Model of Tourist Outbound Travel Behavior and the Dual-Cycle Model. *Journal of Travel Research*, 55(7), 957–970.  
<https://doi.org/10.1177/0047287515601239>

- Wulfhorst, G., & Hunecke, M. (2000). Modellkonzept und empirische Untersuchung zum Zusammenhang von Lebensstil, Standortwahl und Verkehrsnachfrage. In K. J. Beckmann (Hrsg.), *Tagungsband zum 1. Aachener Kolloquium „Mobilität und Stadt“: AMUS 2000* (Bd. 69, S. 157–170). Institut für Stadtbauwesen, RWTH.
- Yang, J., Rahardja, S., & Fränti, P. (2019). Outlier detection: How to threshold outlier scores? *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing*, 1–6. <https://doi.org/10.1145/3371425.3371427>
- Yang, Y., & Li, N. (2023). Research on Residents' Travel Behavior Based on Multiple Logistic Regression Model. *IEEE Access*, 11, 74759–74767. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3297497>
- Yin, L., Wang, Q., Shaw, S.-L., Fang, Z., Hu, J., Tao, Y., & Wang, W. (2015). Re-Identification Risk versus Data Utility for Aggregated Mobility Research Using Mobile Phone Location Data. *PLOS ONE*, 10(10), e0140589. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0140589>
- Zijlstra, W. P., Van Der Ark, L. A., & Sijtsma, K. (2007). Outlier Detection in Test and Questionnaire Data. *Multivariate Behavioral Research*, 42(3), 531–555. <https://doi.org/10.1080/00273170701384340>
- Zumkeller, D., Manz, W., Last, J., & Chlond, B. (2005). *Die intermodale Vernetzung von Personenverkehrsmitteln unter Berücksichtigung der Nutzerbedürfnisse (INVERMO)—Schlussbericht*. Institut für Verkehrswesen, Universität Karlsruhe.



# Anhang

Tabelle A-1 Verteilung der Starttage je Berichtsjahr

Anteil Personen mit diesem Starttag [%]	Bericht 1	Bericht 2	Bericht 3
Montag	15,55	15,08	14,24
Dienstag	14,66	14,18	14,06
Mittwoch	14,24	14,24	14,24
Donnerstag	13,59	13,53	14,00
Freitag	15,91	16,03	16,57
Samstag	14,48	15,08	15,02
Sonntag	11,56	11,86	11,86
Summe	100	100	100
Chi-Quadrat			
$\chi^2$	14,50	12,65	13,81
df	6	6	6
Signif.	*	*	*

Signifikanzniveau: \*  $p < 0,05$ ;  $n = 1.678$

Tabelle A-2 Mittlere Größe des Abgrenzungskriteriums in Abhängigkeit der Beobachtungsdauer

Abgrenzungskriterium [km] bestimmt für	Mittelwert	Median	95%-Konfidenzintervall für den Mittelwert	
			Unter- grenze	Ober- grenze
Berichtstag 1	54,8	24,6	49,3	60,3
Berichtstag 2	83,2	40,3	75,7	90,8
Berichtstag 3	79,3	42,0	73,4	85,3
Berichtstag 4	74,4	39,6	69,1	79,7
Berichtstag 5	73,4	40,2	67,2	79,6
Berichtstag 6	69,4	41,5	65,1	73,8
Berichtstag 7	69,3	41,0	65,0	73,5
Berichtstag 8	68,6	41,0	64,2	73,0
Berichtstag 9	67,5	40,7	63,4	71,5
Berichtstag 10	67,4	41,0	63,3	71,5
Berichtstag 11	66,8	41,4	62,8	70,9
Berichtstag 12	66,7	41,4	62,6	70,8
Berichtstag 13	67,5	42,0	63,3	71,7
Berichtstag 14	67,9	42,0	63,6	72,1
Berichtstag 15	67,2	41,0	63,0	71,5
Berichtstag 16	66,1	41,0	62,1	70,1
Berichtstag 17	65,9	40,7	62,0	69,9
Berichtstag 18	66,1	40,9	62,1	70,0
Berichtstag 19	66,9	41,0	62,9	70,9
Berichtstag 20	66,5	42,1	62,6	70,4
Berichtstag 21	65,9	41,3	62,1	69,8

n=1.678 Personen

Tabelle A-3 Mittlere Differenz und mittlere absolute Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortrag

	Mittlere Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortrag			Mittlere absolute Differenz des Abgrenzungskriteriums zum Vortrag		
	95%-Konfidenzintervall für den Mittelwert			95%-Konfidenzintervall für den Mittelwert		
	Mittelwert	Untergrenze	Obergrenze	Mittelwert	Untergrenze	Obergrenze
Berichtstag 1	-	-	-	-	-	-
Berichtstag 2	25,97	22,09	29,85	35,75	31,75	39,74
Berichtstag 3	-1,07	-4,30	2,15	27,79	24,30	31,28
Berichtstag 4	-3,08	-5,51	-0,65	21,49	18,94	24,04
Berichtstag 5	-1,82	-3,42	-0,22	14,10	12,09	16,11
Berichtstag 6	-0,63	-2,02	0,75	10,57	9,07	12,08
Berichtstag 7	0,09	-0,95	1,14	8,99	7,88	10,10
Berichtstag 8	-1,57	-2,59	-0,55	8,63	7,51	9,75
Berichtstag 9	-0,83	-1,56	-0,10	6,39	5,52	7,27
Berichtstag 10	0,00	-0,65	0,66	5,57	4,88	6,27
Berichtstag 11	-0,32	-0,98	0,34	5,35	4,67	6,03
Berichtstag 12	-0,43	-1,03	0,18	5,08	4,42	5,74
Berichtstag 13	0,36	-0,19	0,90	4,46	3,90	5,01
Berichtstag 14	-0,06	-0,56	0,44	4,21	3,66	4,75
Berichtstag 15	-0,45	-0,95	0,05	4,13	3,58	4,68
Berichtstag 16	-0,59	-1,01	-0,17	3,45	3,02	3,88
Berichtstag 17	-0,08	-0,42	0,26	2,85	2,48	3,23
Berichtstag 18	0,05	-0,28	0,39	2,70	2,35	3,05
Berichtstag 19	0,28	-0,10	0,67	2,92	2,50	3,33
Berichtstag 20	-0,15	-0,48	0,19	2,75	2,38	3,12
Berichtstag 21	-0,29	-0,62	0,04	2,81	2,45	3,16

n=1.678 Personen

Tabelle A-4 Start und Ende von Touren unterschieden nach Tagen mit und ohne Urlaub

Anzahl der Touren				
Start und Ende der Tour	Tag ohne Urlaub		Tag mit Urlaub	Summe
H--H	73.203		935	74.138
H--O	681		274	955
O--H	593		197	790
O--O	653		545	1198
H	109		32	141
Summe	75.239		1.983	77.222
Chi-Square	$\chi^2$	df	Signif.	Cramer's V
	13741,34	4	***	0,422

Start und Ende: H= Zuhause, O=Hotel oder eine andere Übernachtungsmöglichkeit  
 Cramer's V beschreibt den Grad des Zusammenhangs und liegt zwischen 0 und 1.

\*\*\* p<0.0001



Tabelle A-5 Verteilung der soziodemographischen Eigenschaften in der Stichprobe

Eigenschaften	Ausprägungen	n	in %
Alle Personen		5.710	100
Bildungsabschluss	(noch) kein Abschluss	339	6,0
	bis Mittelschule	964	17,1
	Mittlere Reife	1.689	30,0
	Abitur	732	13,0
	Hochschule, Universität	1.912	33,9
Berufsstatus	(Zurzeit) arbeitslos	242	4,2
	Rentner(in)	1.936	33,9
	in Ausbildung	564	9,9
	(Teilzeit-)Berufstätig	2.966	52,0
Führerscheinbesitz	Keinen Führerschein	698	12,2
	Führerschein	5.012	87,8
Pkw-Verfügbarkeit	Pkw nicht verfügbar	1.991	34,9
	Pkw verfügbar	3.719	65,1
Home-Office-Nutzung (nur Berufstätige)	Keine Home-Office-Nutzung	2.317	78,1
	Nutzung von Home-Office	649	21,9
Neben-/Zweitwohnsitz	nur Hauptwohnsitz	5.411	94,8
	mit Neben-/Zweitwohnsitz	299	5,2
Netto-Haushaltseinkommen	bis < 2.000€	1.189	21,2
	2.000€ bis < 3.000€	1.350	24,1
	3.000€ bis < 4.000€	1.346	24,0
	4.000€ bis < 5.000€	774	13,8
	ab 5.000€	941	16,8

Aufgrund von Rundungen summieren sich die Werte nicht auf 100%.  
Es können Missings (fehlende Angaben) in den Daten vorliegen.