TECHNISCHE UNIVERSITÄT DRESDEN

*"Welche Einflussfaktoren eignen sich für die Typisierung von Radfahrer*innen mittels GPS-Daten? Ein Ansatz zur Kalibrierung von Self-Selected-Samples"*

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktoringenieur

(Dr.-Ing.)

Sven Lißner

Verteidigt am 14.01.2022

Betreuer: Prof. Dr.-Ing Udo J. Becker

Zweitbetreuerin: Prof.-Dr.-Ing. Martina Lohmeier

Autorenreferat

Für eine zielgerichtete Radverkehrsplanung sind Analysedaten notwendig, die aber in vielen Kommunen kaum verfügbar sind. GPS - Daten von Radfahrer*innen können diese Datenlücke schließen. Bestehende Datensätze und Forschungsansätze bleiben bisher den Nachweis der Repräsentativität für die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen im jeweiligen Untersuchungsgebiet schuldig. Oft wird dies zudem als Schwachpunkt bisheriger Arbeiten thematisiert.

Um die Frage der Repräsentativität von GPS – Datensätzen für den deutschen Raum zu untersuchen, wird in der vorliegenden Arbeit das Radverkehrsverhalten von Radfahrer*innen im Raum Dresden analysiert. Grundlage der Analyse ist ein im Rahmen des Forschungsprojektes „RadVerS“ erhobener GPS-Datensatz von 200 Proband*innen, der 5.300 Einzelwege im Untersuchungsgebiet der Stadt Dresden enthält und Einblicke in deren Radverkehrsverhalten erlaubt. Die erhobenen Daten wurden mit unterschiedlichen Verfahren aufbereitet, so wurden beispielsweise Fahrten mit anderen Verkehrsmodi entfernt und Fahrten in einzelne Wege aufgeteilt. Anschließend wurden die Wegedaten mit Daten aus dem Verkehrsnetz des Untersuchungsgebietes angereichert und statistisch ausgewertet. Der Einfluss einzelner Fahrverhaltensparameter wurde dabei sowohl deskriptiv als auch mittels eines generalisierten linearen Modells ausgewertet.

Das Ergebnis der Untersuchungen zeigt, dass folgende Attribute Einfluss auf das Radverkehrsverhalten aufweisen und somit maßgeblich die Diskussion über die Repräsentativität von GPS Daten für die Radverkehrsplanung bestimmen sollten. Dabei offenbaren sich Unterscheide zum Vorgehen bei Haushaltsbefragungen:

- Alter: Es ist sicherzustellen, dass in der Stichprobe insbesondere sehr junge (< 30 Jahre) und ältere (>65 Jahre) Nutzer*innen entsprechend enthalten sind. Die Altersklassen zwischen 30 und 65 können dagegen zusammengefasst werden und sind i. d. R. ausreichend repräsentiert.
- Geschlecht: Diejenigen weiblichen Teilnehmerinnen, welche in Smartphone-basierten Stichproben enthalten sind, bewegen sich auf dem Fahrrad mit langsameren Geschwindigkeiten als männliche Probanden. Zudem beschleunigen sie weniger stark und ihre zurückgelegten Entfernungen sind kürzer als die der männlichen Probanden.
- Wegezweck: Die in smartphone-basierten Stichproben enthaltenen Arbeitswege sind tendenziell länger als Einkaufs- und Freizeitwege
- Die auf Arbeitswegen gefahrenen Geschwindigkeiten sind zudem höher als bei den übrigen Wegezwecken

Oben aufgeführte Parameter haben nur einen geringen und nicht signifikanten Einfluss auf die Infrastrukturnutzung durch Radfahrer*innen. So konnten nur geringe Unterschiede bei der Wahl der Infrastruktur zwischen Geschlechtern, unterschiedlichen Altersklassen und Radfahrtypen festgestellt werden.

Darüber hinaus lässt sich feststellen, dass nach erfolgter Datenaufbereitung die Wegeweitenverteilung und der Tagesgang der Radfahrten im Wesentlichen kongruent zu den Ergebnissen von Haushaltsbefragungen wie beispielsweise Mobilität in Städten (SrV) sind.

Nach *Francke* (2020) existieren vier unterschiedliche Radverkehrstypen, die sich hinsichtlich Fahrverhalten, Motivation und Nutzungsgewohnheiten unterscheiden. So ist der „Ambitionierte Radfahrer" eher als „Sportler" einzustufen, der unregelmäßig große Entfernungen meist schnell zurücklegt, während der „Passionierte Radfahrer" ein „Alltagsfahrer" ist, der sich selbst sehr stark mit dem Verkehrsmittel Fahrrad identifiziert. Im Gegensatz zum „Pragmatischen Radfahrer", der das Fahrrad im Wesentlichen aus Zeit und Kostengründen im Alltag nutzt, eine starke Identifikation aber vermissen lässt. Der „Funktionelle Radfahrer" hingegen weist die geringste Nutzungsfrequenz auf und verwendet das Fahrrad vornehmlich als Freizeitverkehrsmittel. *(Francke A. et al. 2020*)

Zwischen diesen vier Typen konnte die vorliegende Arbeit nur geringe Unterschiede bezüglich des Fahrverhaltens feststellen:

- Keine Unterschiede zwischen den Typen „Funktioneller Radfahrender", „Passionierter Radfahrender" und „Pragmatischer Radfahrender"
- Signifikante Unterschiede für die Variablen Reisezeit und Wegeweite der vorgenannten Typen zum Typen „Ambitionierter Radfahrender"
- Der Typ der „Funktionellen" Radfahrer*innen wies in der vorliegenden Arbeit entgegen der Erwartung eine vergleichsweise hohe Nutzungsfrequenz und Wegeweiten auf.

Die untersuchten Variablen Geschwindigkeiten, Beschleunigungen, Nutzungsfrequenz und Wegeweiten werden hingegen signifikant durch Alter, Geschlecht und Wegezweck beeinflusst. Einzig für die Variable Umwegfaktor konnte kein signifikanter Einfluss der vorgenannten Prädiktoren nachgewiesen werden. In der Untersuchung zeigten sich die folgenden Ergebnisse:

1. Nach der Aufbereitung der verwendeten GPS-Rohdaten konnten Wegeweitenverteilungen wie in Haushaltsbefragungen aufgezeigt werden. Die gewählte Art der Datenaufbereitung ist also technisch geeignet vergleichbare Ergebnisdaten zu erzeugen.
2. Weibliche Personen fahren und beschleunigen etwas langsamer bzw. weniger stark als männliche Probanden.
3. Die Wegelängen der weiblichen Personen sind etwas kürzer als die der männlichen Probanden.

4. Fahrer*innen der Altersklasse 16-29 Jahre fahren und beschleunigen stärker als alle übrigen Altersklassen.
5. Im Altersbereich zwischen 30 und 64 Jahren konnten keine signifikanten Unterschiede für Geschwindigkeit und Beschleunigung zwischen den einzelnen Altersklassen festgestellt werden.
6. Die Verringerung der Geschwindigkeiten und Beschleunigungen der Fahrer*innen ab 65 Jahren gegenüber allen anderen Altersklassen ist signifikant.
7. Arbeitswege sind länger als die Wege bei den Wegezwecken Freizeit und Einkaufen
8. Arbeitswege werden darüber hinaus auch mit einer signifikant höheren Geschwindigkeit und Beschleunigung absolviert.
9. Es konnte kein signifikanter Einfluss von Radfahrtyp, Alter und Geschlecht auf die Häufigkeit der Nutzung bestimmter Radverkehrsinfrastruktur nachgewiesen werden.

Die vorliegende Arbeit konnte dazu beitragen, den Repräsentativitätsbegriff für GPS-Datensätze von Radfahrer*innen zu schärfen und liefert damit wichtige Hinweise für die Zusammensetzung künftiger Planungsdatensätze. Eine Stärke der Untersuchung liegt in der erstmaligen Erhebung und Auswertung von GPS-Daten älterer Radfahrer und deren Kontextualisierung gegenüber anderen Altersklassen. Die resultierenden Erkenntnisse erlauben eine Gewichtung bzw. Filterung von Datensätzen, die nicht auf einer zufallsbasierten Stichprobe fußen.

Eine kritische Reflexion der Ergebnisse und Methoden zeigt, dass die Qualität der statistischen Analyse mit einem umfangreicheren Testdatensatz und dem Einbezug der Routenwahlentscheidungen der Radfahrer*innen weiter verbessert werden kann.

Insgesamt lassen sich folgende Schlussfolgerungen ziehen: GPS-Datensätze sollten im Idealfall bereits bevölkerungsrepräsentativ erhoben werden. Ist dies nicht möglich, ist eine Gewichtung der Proband*innen bzw. deren Fahrten anhand der Merkmale, Alter, Geschlecht und Wegezweck unumgänglich. Dabei sollte vor allem auf eine ausreichende Anzahl an Proband*innen in den Altersklassen 16-29 und älter als 65 Jahre geachtet werden. Diese unterscheiden sich stark voneinander und den übrigen Altersklassen, wohingegen die Altersklassen zwischen 30 und 64 Jahren als weitestgehend homogen gelten können. Weiterhin ist auf eine ausgeglichene Verteilung der Geschlechter zu achten, da sich das Radverkehrsverhalten von Frauen signifikant von dem männlichen unterscheidet. In der Konsequenz ist eine Radverkehrsplanung anzustreben, die allen Radfahrer*innen gerecht wird.

Executive Summary

Analysis data is necessary for bicycle planning, but is hardly available in many municipalities. GPS data of cyclists can close this data gap. Existing data sets and research approaches have so far failed to provide evidence of representativeness for the population of cyclists in the respective study area. Moreover, this is often discussed as a weak point of previous work.

In order to examine the question of the representativeness of GPS data sets for the German region, the present study analyses the cycling behaviour of cyclists in the Dresden area. The basis of the analysis is a GPS data set of 200 test persons collected within the framework of the research project "RadVerS", which contains 5,300 individual routes in the study area of the city of Dresden and allows insights into their cycling behaviour. The collected data was processed with different methods, e.g. trips with other traffic modes were removed and trips were divided into individual routes. The route data was then enriched with data from the traffic network of the study area and statistically analysed. The influence of individual behavioural parameters was evaluated both descriptively and by means of a generalised linear model.

The results of the investigations show that the following attributes have an influence on cycling behaviour and should therefore determine the discussion about the representativeness of GPS data for cycling planning. Differences to the approach of household surveys become apparent:

- Age: It must be ensured that the sample includes in particular very young (< 30 years) and older (>65 years) users accordingly. On the other hand, the age groups between 30 and 65 can be combined and are usually sufficiently represented.
- Gender: The female participants included in smartphone-based samples move at slower speeds on the bicycle. They also accelerate less than the cyclists. Their distances covered are also shorter than those of male participants.
- Purpose of journeys: The journeys to work included in smartphone-based samples tend to be longer than shopping and leisure journeys. Cycling speeds on work trips are also higher than for the other trip purposes.

The abovementioned parameters have only a minor and non-significant influence on infrastructure use by cyclists. Only minor differences in the choice of infrastructure between genders, different age groups and types of cyclists were found.

Furthermore, it can be stated that after the GPS raw data has been processed, the route-width distribution and the daily pattern of cycling trips are essentially congruent with the results of household surveys such as Mobility in Cities (SrV).

According to *Francke* (2020), there are four different types of cyclists, which differ in terms of riding behaviour, motivation and usage habits. The "Ambitious Cyclist", for example, is

more of a "sportsman" who covers long distances irregularly, usually rather fast, while the "Passionate Cyclist" is an "everyday cyclist" who identifies very strongly with the bicycle as a means of transport. This is in contrast to the "Pragmatic Cyclist", who uses the bicycle in everyday life mainly for time and cost reasons, but lacks a strong identification. The functional cyclist, on the other hand, has the lowest frequency of use and uses the bicycle primarily as a leisure mode of transport. (Francke A. et al. 2020)

Between these four types, the present study was only able to identify minor differences with regard to cycling behaviour:

- No differences between the types "Functional cyclist", "Passionate cyclist" and "Pragmatic cyclist".
- Significant differences for the variables travel time and distance of the aforementioned types to the type "Ambitious cyclist".
- Contrary to expectations, the type of "functional" cyclist in the present study showed a comparatively high frequency of use and distance travelled.

The variables examined - speeds, accelerations, frequency of use and distances travelled - are, however, significantly influenced by age, gender and purpose of travel. Only for the variable "detour factor" could no significant influence of the aforementioned predictors be proven. The study showed the following results:

1. After processing the raw GPS data used, it was possible to show route distributions similar to those in household surveys. The chosen method of data processing is therefore technically suitable for generating comparable results.
2. Females drive and accelerate somewhat slower or less strongly than male subjects
3. The distances travelled by females are slightly shorter than those travelled by males.
4. Riders in the 16-29 age group ride and accelerate more than all other age groups.
5. In the age range between 30 and 64 years, no significant differences in speed and acceleration between the age groups could be found.
6. The reduction in speed and acceleration of drivers aged 65 and over compared to all other age groups is significant.
7. Journeys to work are longer than journeys for leisure and shopping.
8. Journeys to work are also made at a significantly higher speed and acceleration.
9. No significant influence of cycling type, age and gender on the frequency of use of specific cycling infrastructure could be demonstrated.

The present work could contribute to sharpening the concept of representativeness for GPS data sets of cyclists and thus provides important information for the composition of future planning data sets. A strength of the study lies in the first-time collection and analysis of GPS data of older cyclists and their contextualisation in relation to other age

groups. The resulting findings allow a weighting or filtering of data sets that are not based on a random sample.

A critical reflection of the results and methods shows that the quality of the statistical analysis can be further improved with a more extensive test data set and the inclusion of the cyclists' route choice decisions.

Overall, the following conclusions can be drawn: GPS data sets should ideally already be representative of the population. If this is not possible, a weighting of the test persons or their journeys according to the characteristics, age, gender and trip purpose is unavoidable. Particular attention should be paid to a sufficient number of respondents in the age groups 16-29 and older than 65. These differ greatly from each other and from the other age groups, whereas the age groups between 30 and 64 can be considered largely homogeneous. Furthermore, attention should be paid to a balanced gender distribution, as the cycling behaviour of women differs significantly from that of men. As a consequence, bicycle planning should be aimed for all cyclists.

Bibliographischer Nachweis

Lißner, Sven

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades Dr.-Ing.

„Welchen Einfluss haben Alter, Geschlecht und Radfahrtyp auf das Fahrverhalten? Ein Ansatz zur Einordnung von Self-Selected-Samples im Rahmen von GPS-gestützter Datenerhebung“

Technische Universität Dresden

Fakultät Verkehrswissenschaften „Friedrich List“

Institut für Verkehrsplanung und Straßenverkehr

Professur für Verkehrsökologie

170 Textseiten – 56 Abbildungen – 67 Tabellen – 21 Formeln – 11 Anhänge – 177 Einträge im Literaturverzeichnis

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung ... 1
1.1 Hintergrund ... 3
1.2 Aufgabenstellung ... 5
1.3 Vorgehen ... 6
1.4 Herausforderungen und Grenzen der gewählten Methodik ... 7
2. Grundlagen ... 10
2.1 Radverkehr in Deutschland ... 11
2.2 Kennwerte des Radverkehrs ... 13
2.3 Planungsdaten und Analysemethoden im Radverkehr ... 18
2.3.1 Werkzeuge in der (Rad-)Verkehrsplanung ... 20
2.3.2 Netzmodelle und GPS-Daten ... 21
2.4 Crowdsourcing als neuer Ansatz in der Verkehrsplanung ... 23
2.5 Big Data ... 26
2.6 GPS als Erhebungswerkzeug ... 27
2.6.1 Begriffserklärung ... 27
2.6.2 Funktionsweise ... 28
2.6.3 Genauigkeit ... 29
2.6.4 Grenzen der Verwendung von GPS-Daten ... 31
2.7 Zusammenfassung ... 31
3. Forschungsstand ... 33
3.1 Methodik der Literaturrecherche Definition von Schlagworten, Recherchedatenbanken ... 34
3.2 Crowdsourcing und GPS-Datennutzung in der Verkehrswissenschaft ... 35
3.3 Quantitative (GPS)-Studien zum Radverkehrsverhalten ... 40
3.4 Zusammenfassung ... 52
4. Methodik ... 55
4.1 Vorbereitung der Datenerhebung ... 57
4.2 Datenerhebung ... 58
4.2.1 Durchführung der Feldstudie ... 58

4.3 Die Datenübertragung ... 67
4.4 Datenschutz ... 68
4.5 Parameterauswahl ... 69
4.6 Datenverarbeitung ... 70
4.6.1 Aufbereitung der Rohdaten ... 71
4.6.2 Validierung der Datenverarbeitung ... 90
4.7 Berechnung der Kennziffern für die Wegestatistik ... 99
4.8 Zusammenfassung ... 99
5. Ergebnisse ... 101
5.1 Allgemeine Kennzahlen ... 101
5.1.1 Wegeanzahl ... 102
5.1.2 Teilnahmestatistik ... 103
5.1.3 Witterungsbedingungen ... 108
5.2 Deskriptive Statistik ... 109
5.2.1 Wegehäufigkeiten ... 110
5.2.2 Verteilung der Tageskilometer ... 111
5.2.3 Geschwindigkeitsverteilungen ... 113
5.2.4 Beschleunigungsverhalten ... 119
5.2.5 Wahl der Radverkehrsinfrastruktur ... 124
5.3 Inferenzstatistik ... 128
5.3.1 Test auf Normalverteilung: ... 128
5.3.2 Auswahl der statistischen Tests ... 129
5.3.3 Einfluss der Gruppenvariable „Radfahrtyp“ ... 130
5.3.4 Einfluss der Gruppenvariable „Alter“ ... 131
5.3.5 Einfluss der Gruppenvariable „Geschlecht“ ... 132
5.3.6 Einfluss der Gruppenvariable Wegezweck ... 132
5.3.7 Modellrechnung ... 133
5.4 Ergebnisse der Vergleichsstichprobe ... 144
5.5 Zusammenfassung der wesentlichen Ergebnisse ... 149
6. Diskussion ... 152
6.1 Zusammenfassung und Interpretation der zentralen Ergebnisse ... 152
6.2 Stärken und Schwächen der Arbeit ... 158

6.2.1 Stichprobenzusammensetzung und Durchführung 158
6.2.2 Datenverarbeitung 160
6.2.3 Datenauswertung 161
6.3 Grenzen der Methodik 162
6.4 Zusammenfassung 165
7. Fazit und Ausblick 168
Danksagung 170
Literaturverzeichnis 171
Anhang 184
A.1 Ergebnis der Literaturrecherche 1
A.2 Erhebungshandbuch für Proband*innen 1
A.3 Datenschutzerklärung 1
A.4 Grafische Analyse der Normalverteilung der untersuchten Parameter 1
A.5 Teststatistiken zur Berechnung der Effektgrößen 1
A.6 Einordnung der beobachteten Effektstärken 1
A.7 Modellkennwerte Geschwindigkeit 1
A.8 Modellkennwerte Fahrthäufigkeit 5
A.9 Modellkennwerte Fahrtweite 1
A.10 Modellkennwerte positive Beschleunigung 1
A.11 Modellkennwerte Bremsbeschleunigung 1

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Schaubild über den schematischen Ablauf der Arbeit 7
Abbildung 2: Verkehrsmittelwahl in Deutschland, wegebezogener Modal Split 12
Abbildung 3: Bezugssystem der Fahrtvektoren eines Fahrrades 14
Abbildung 4: Schematische Darstellung der Komplexität von Knotenpunkten 22
Abbildung 5: Positionsbestimmung mit 3 Satelliten 29
Abbildung 6: Übersicht über die Einordnung potenzieller Forschungsliteratur 33
Abbildung 7: Ablaufdiagramm der Untersuchungsmethode 56
Abbildung 8: Radverkehrsanteil in Dresden nach SrV 2018 62
Abbildung 9: Modal Split in Dresden nach Ortsamtsbereichen nach SrV 2018 62
Abbildung 10: Modal Split in Dresden nach Altersgruppen nach SrV 2013 63
Abbildung 11: Screendesigns und Grundfunktionalitäten der App 66
Abbildung 12: Schema der Datenverarbeitung im Projekt 68
Abbildung 13: Exemplarische Tabellenstruktur für die Aufbereitung von GPS-Daten 70
Abbildung 14: Beispielhafte Heat-Map der unbearbeiteten Daten 72
Abbildung 15: schematischer Ablauf der Datenaufbereitung 73
Abbildung 16: Mittlere Geschwindigkeiten unterschiedlicher Verkehrsmittel 80
Abbildung 17: Entscheidungsbaum der Verkehrsmittelerkennung 82
Abbildung 18 Puffer des ESKN-Netzes mit OSM-Kanten 88
Abbildung 19 Füllen der Lücken mit den restlichen OSM-Kanten 88
Abbildung 20: Desktopoberfläche von QGIS mit dem verwendeten Python Plug-In 92
Abbildung 21: Anteil korrekt erkannter Fahrten nach der Datenaufbereitung 92
Abbildung 22: Verteilung der Smartphonehersteller unter den Proband*innen 95
Abbildung 23: Absolute und relative Anzahl an Fahrten unter 5 Minuten nach Gerät 96
Abbildung 24: Flussschema der Erhebungs und Datenverarbeitungsmethodik 100
Abbildung 25: Bereinigte Heat-Map der Daten der Dresdner Proband*innen 101
Abbildung 26: Wegeweitenverteilung der Hauptstichprobe 102
Abbildung 27: Wochengang der Alltagsfahrten, Hauptstichprobe 103
Abbildung 28: Altersverteilung der Proband*innen während der Feldstudie 104
Abbildung 29: Altersverteilung der Radfahrer*innen nach SrV 2018 105
Abbildung 30: Verteilung der Proband*innen auf Radfahrtypen 106
Abbildung 31: Verteilung der während der Feldphase genutzten Smartphones 107
Abbildung 32: Zusagen und erfolgte Teilnahmen nach Erhebungswelle 107
Abbildung 33: Witterungsverhältnisse während der Feldphase 108
Abbildung 34: Radverkehrsaufkommen der Stichprobe im Erhebungszeitraum 109
Abbildung 35: Häufigkeit der Fahrradnutzung je Radfahrtyp über alle Wegezwecke 110
Abbildung 36: Häufigkeit der Fahrradnutzung je Typ und Wegezweck 111
Abbildung 37: Mittlere tägliche Wegelänge über alle Wegezwecke 112
Abbildung 38: Mittlere Tageskilometer nach Wegezweck und Typ 113
Abbildung 39: Mittlere Geschwindigkeiten der unterschiedlichen Radfahrtypen 114

Abbildung 40: Mittlere Geschwindigkeit je Geschlecht, Hauptstichprobe 115
Abbildung 41: Geschwindigkeiten nach Geschlecht und Typ 116
Abbildung 42: Mittlere Geschwindigkeiten nach Altersklasse, Hauptstichprobe 117
Abbildung 43: Mittlere Mediangeschwindigkeit nach Typ je Altersgruppe, HSP 118
Abbildung 44: Mediangeschwindigkeiten je Typ nach Wegezweck, HSP 119
Abbildung 45: Mittleres 0,95-Perzentil der Beschleunigung je Typ, HSP..... 120
Abbildung 46: Mittlere Beschleunigungsperzentile je Geschlecht, HSP 121
Abbildung 47: Beschleunigungsperzentile nach Altersgruppen, HSP 122
Abbildung 48: 95%-Perzentil der Beschleunigung je Typ nach Alter, HSP 123
Abbildung 49: 95%-Perzentil der Beschleunigung je Typ und Wegezweck, HSP..... 123
Abbildung 50: Anteil der genutzten Radverkehrsinfrastruktur an Gesamtwegelänge ... 125
Abbildung 51: Mittlerer Anteil genutzter Infrastruktur nach Wegezweck..... 126
Abbildung 52: Mittlerer Anteil genutzter Infrastruktur nach Alter, HSP..... 127
Abbildung 53: Verteilung der Radfahrer*innen nach Alter und Geschlecht, VSP 144
Abbildung 54: Verteilung der Radfahrer*innen nach Typ und Geschlecht, VSP 145
Abbildung 55: Anteil Fahrradnutzung nach Typ und Wegezweck: VSP 146
Abbildung 56: Mittleres 0.85-Perzentil der Geschwindigkeit nach Alter und Typ, VSP ... 148

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zusammenfassung der Vor- und Nachteile von GPS-Datenerhebung 9
Tabelle 2: Dimensionen möglicher GPS Fehler 31
Tabelle 3: Schlagworte für die Literatursuche in Datenbanken 34
Tabelle 4: Aufgezeichnete Sensordaten Smartphone-App RadVerS..... 67
Tabelle 5: Berechnete Fahrverhaltensparameter nach Art..... 69
Tabelle 6: Grenzwerte für die Moduserkennung..... 83
Tabelle 7: Bezeichnung der jeweiligen Radverkehrselemente 86
Tabelle 8: Ausgabeparameter nach dem Map-Matching 89
Tabelle 9: Merkmalskombinationen für die Datenvorverarbeitung 93
Tabelle 10: Beispiel Datenvalidierungsschema für aufgezeichnete Fahrten 93
Tabelle 11: Ergebnisse des Tests auf Normalverteilungen, Konfidenzintervall 95%..... 128
Tabelle 12: Ergebnisse des Tests auf Normalverteilungen, Konfidenzintervall 95%..... 129
Tabelle 13: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Gruppenvariable Radfahrtyp... 130
Tabelle 14: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Gruppenvariable Altersklasse . 131
Tabelle 15: Kennwerte des Mann-Whitney-U-Tests für die Variable Geschlecht..... 132
Tabelle 16: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Variable Altersklasse..... 132
Tabelle 17: Paarweiser Vergleich Radfahrtypen, Variable Nutzungshäufigkeit..... 135
Tabelle 18: Paarweiser Vergleich Altersgruppen, Variable Nutzungshäufigkeit 136
Tabelle 19: Paarweiser Vergleich Wegezwecke, Variable Fahrtweite..... 137
Tabelle 20: Paarweiser Vergleich Altersklassen, Variable Fahrtweite 138
Tabelle 21: Paarweiser Vergleich , abhängige Variable v85 139
Tabelle 22: Paarweiser Vergleich Wegezwecke, abhängige Variable Acc95.pos 140
Tabelle 23: Paarweiser Vergleich Alter, abhängige Variable Acc95.pos 142
Tabelle 24: Paarweiser Vergleich, abhängige Variable Acc95.neg..... 143
Tabelle 25: Zusammenfassung der Einflussvariablen und deren Stärke..... 149

1. Einleitung

Um das Ziel der Klimaneutralität bis 2050 zu erreichen, muss auch der Verkehrssektor in der Bundesrepublik einen deutlichen Beitrag leisten (BMU, 2016). Daher ist eine Verkehrswende hin zu nachhaltigerer Mobilität ein zentrales gesellschaftliches Entwicklungsziel. Integraler Bestandteil nachhaltiger Mobilität ist dabei der Radverkehr (Buehler und Pucher, 2011), der als Teil der aktiven Mobilität nahezu CO_2-neutral stattfindet (UBA, 2020). Notwendig für eine Steigerung der Radverkehrsleistung und dem damit verbundenen Wechsel im Verkehrsmittelwahlverhalten, ist eine bedarfsgerechte Radverkehrsinfrastruktur (Bundesministerium für Verkehr Bau und Stadtentwicklung (BMVBS), 2012). Diese ist in den meisten deutschen Städten aber zumindest aus Nutzersicht nicht vorhanden. So erreichen Städte mit mehr als 500.00 Einwohnern lediglich die Schulnote ausreichend (4,1) in der Bewertung durch Radfahrende im Zuge des Fahrradklimatest des ADFC (Böhmer, 2018). Ein zentrales Ziel der zukünftigen Förderbestrebungen leitet daher der Verkehrsclub Deutschland (VCD) in seiner Zielsetzung ab:

> *Mehr Menschen sollen angstfrei Rad fahren und öfter auf den eigenen PKW verzichten* (VCD, ohne Datum).

Obwohl die Investitionen in den Radverkehr aktuell stark ansteigen, ist das Budget nicht mit dem für den motorisierten Individualverkehr (MIV) oder den öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV) zu vergleichen (Bruns *u. a.*, 2018). Darüber hinaus lässt sich trotz steigender Investitionen eine wenig zufriedenstellende Datenlage als Basis für zukünftige Planungen konstatieren (Huber, Lißner und Francke, 2019). Einer Umfrage unter Radverkehrsbeauftragten zur Folge hat mehr als die Hälfte aller Deutschen Kommunen über 100.000 Einwohner keine automatische Dauerzählstelle für den Radverkehr zur Verfügung (Francke und Lissner, 2017). Diese vergleichsweise einfachen Instrumente verraten dem Planer zwar nur wenig über die Verteilung des Radverkehrs im städtischen Verkehrsnetz, geben aber einen Aufschluss über den zeitlichen Verlauf des Radverkehrsaufkommens an einem Ort. Eine Alternative bieten Kurzzeitzählungen, die jedoch zumeist kostenintensiv sind, weshalb eine Reihe an Städten diese nur in geringem Maße einsetzt oder ganz darauf verzichtet (Francke und Lissner, 2017; von Harten, Lißner und Huber, 2021).

(Dauer-)Zählstellen liefern allerdings keine Daten zu Wegelängen, Quellen, Zielen von Fahrten oder soziographischen Daten der Radfahrer*innen. Einige der vorgenannten Daten sind durch Stated-Preference Experimente, wie Befragungen, vergleichsweise einfach zu erheben, aber gerade die Routenwahl und die zurückgelegte Strecke oder die räumliche Verteilung von Radfahrer*innen in einer Stadt können auf diesem Weg nur mit sehr großem Aufwand erfasst werden.

Zusammengefasst ist also zu konstatieren, dass über den zeitlichen und räumlichen Verlauf von Radfahrten im Straßennetz bisher vielerorts keine zufriedenstellenden Daten vorliegen und auch die existierenden Methoden in der Anwendung noch wenig verbreitet sind. Eine valide Datenlage ist jedoch nicht nur für die Planung von Radverkehrsinfrastruktur notwendig, sondern auch für deren Evaluation (Umweltbundesamt, 2015).

Da die Erhebung flächendeckender Radverkehrsdaten mittels etablierter Methoden wie Verkehrszählungen mit hohem zeitlichem und finanziellem Aufwand verbunden ist, liegt es nahe neue Ansätze, wie beispielsweise Crowdsourcing, für die Datengewinnung heranzuziehen. Hierbei wird die Datenerhebung an eine interessierte Nutzergruppe übertragen und der Verkehrsplaner oder Verkehrswissenschaftler ist anschließend für die Datenaufbereitung und Datenauswertung verantwortlich.

Die Abdeckung der dafür benötigten digitalen Endgeräte in der Bevölkerung ist dabei in der Bundesrepublik als sehr gut einzuschätzen. Die Anzahl der Smartphone-Nutzer in Deutschland betrug im Februar des Jahres 2018 57 Millionen Menschen, das entspricht 81% der Deutschen über 14 Jahren[1]. Neben einer hohen technologischen Ausrüstung der Bevölkerung, die eine Aufzeichnung gefahrener Wege grundsätzlich erlaubt, ist auch der Trend zum Self-Monitoring ein Wachstumstreiber für die Erfassung von Verkehrsdatensätzen auf GPS-Basis (Piwek, Joinson und Morvan, 2015). Hierfür sorgen im Radverkehrsbereich seit Jahren Tracking-, Navigations- und Sport- Apps wie Strava, Komoot oder Endomondo, mit denen die Nutzer ihre Radfahrten aufzeichnen sowie navigieren können und Kilometerzahlen, Geschwindigkeiten, Höhenmeter und verbrannte Kalorien zurückgespielt bekommen. Hinzu kommen noch radspezifische Navigationsapps wie beispielsweise die Bike-Citizens-App. Sämtliche der genannten Apps weisen hohe Nutzerzahlen auf. Einige der genannten Anbieter erkennen bereits die Potenziale der gesammelten Nutzerdaten für die Raum- und Verkehrsplanung. So bringen die Formate Strava-Metro und Bike-Citizens-Analytics die Wege der Radfahrer*innen in Onlineportalen auf den Bildschirm der Radverkehrsplaner in Deutschland und der ganzen Welt. Eine Validierung und Kalibrierung dieser Daten findet jedoch zumeist nur ungenügend statt.

Das Potenzial neuer Datenerhebungsformen wurde in den letzten Jahren von Wissenschaft und Wirtschaft erkannt. Es liegt nun an der Wissenschaft die Einordnung der Daten und Werkzeuge in den verkehrswissenschaftlichen und repräsentativen Kontext herbeizuführen.

[1] Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e.V.

1.1 Hintergrund

Die Entwicklung und Validierung von Schemata zur Erhebung, Aufbereitung und Visualisierung von GPS-Massendaten kann potenziell die bisherigen Schwachpunkte in der Datenlage im Radverkehr beheben, beziehungsweise anteilig dazu beitragen. Ein zentraler Punkt ist dabei der Umgang mit der Datenerhebung und –Aufbereitung. Nahezu alle bisher bekannten Datenbasen haben zwei Merkmale gemein: Sie weisen eine vergleichsweise hohe Anzahl an Teilnehmern auf und sie besitzen mutmaßlich einen hohen Stichprobenfehler durch eine erfolgte Selbstselektion der Probanden bzw. durch bestehende Rahmenfehler (El-Geneidy, Krizek und Iacono, 2007; Reddy *u. a.*, 2010; Hood, Sall und Charlton, 2011). Von Selbstselektion spricht man, wenn die Stichprobenziehung willkürlich und nicht zufällig erfolgt. Zumeist werden die genannten Apps von Männern mittleren Alters mit höherem Bildungsniveau verwendet, die sehr häufig Fahrrad fahren, also ein hohes Interesse am Thema aufweisen (Casello und Usyukov, 2014; Segadilha und Sanches, 2014a; Strauss und Miranda-Moreno, 2017; Rupi, Poliziani und Schweizer, 2019). Frauen, Ältere und Kinder hingegen fehlen meist oder sind im Verhältnis zum relativen Anteil an der fahrradfahrenden Gesamtbevölkerung stark unterrepräsentiert. Dies ist ein bekanntes Phänomen bei der Nutzung von Big-Data und Crowd-Sourcing-Ansätzen, da diese auf die freiwillige Unterstützung interessierter Nutzergruppen setzen. Auch Nutzer ohne Smartphone sind von dieser Form der Erhebung ausgeschlossen (Rahmenfehler).

*Es gilt daher zu quantifizieren, wie groß die Abweichungen zum Durchschnitt der Grundgesamtheit aller Radfahrer*innen ist.*

Dabei fehlt es aktuell jedoch an einer geeigneten Methode, um die Belastbarkeit von (GPS-) Datensätzen einzuschätzen und diese ggf. anschließend zu kalibrieren, um deren Zuverlässigkeit zu erhöhen. Ein vergleichbares Vorgehen wird bei der Auswertung von Zufallsstichproben von Stated-Choice Experimenten gewählt. Hierbei wird bei systematischen Antwortausfällen (Unit-Nonresponse) die entstandene Verzerrung im Nachgang korrigiert (Hulliger, 2016), allerdings sind die zu erwartenden Antworten bzw. Verhaltensgruppen bekannt und können aufgrund soziodemografischer bzw. statistischer Kennzahlen kalibriert werden. Für das Radverkehrsverhalten im Rahmen von GPS-Stichproben gestaltet sich die Definition repräsentativen Verhaltens, bzw. einer repräsentativen Zusammensetzung bisher als schwierig. Im Zuge der Nutzung von Crowdsourced-Daten erschwert zudem häufig das Fehlen von Routeninformationen bzw. die aus Datenschutzgründen fehlende Zuordnung von Personendaten die Einordnung und Kalibrierung der Stichproben.

Als Praxisbeispiele wurden eingangs die Angebote von BikeCitizens[2] oder Strava[3] genannt. Beide Unternehmen eint das Angebot gewerblicher Planungsdaten für den Radverkehr an Kommunen. In beiden Fällen ist die Datenaufbereitung ein Betriebsgeheimnis und wenig transparent für den späteren Nutzer der Daten. Hinzu kommt, dass beide eine potenziell nicht repräsentative Nutzergruppe aufweisen. Gerade die Datensätze der Firma Strava sind forschungsseitig gut beschrieben und weisen einen starken Sample-Bias zu überdurchschnittlich versierten männlichen Fahrern auf (Cintia, Pappalardo und Pedreschi, 2013; Jestico, Nelson und Winters, 2016; Watkins *u. a.*, 2016; Sun und Mobasheri, 2017; Lißner, Francke und Becker, 2018; Livingston, McArthur und Hong, 2020).

Erstellte Produkte wie Heatmaps, Geschwindigkeitskarten oder Verkehrsmengenkarten sind damit möglicherweise durch ein, gegenüber der Grundgesamtheit der Radfahrer*innen einer Stadt, stark verändertes Radverkehrsverhalten beeinflusst. Durch den Einfluss bestimmter Sportwettbewerbe oder regelmäßiger Trainingsstrecken können zudem nicht-alltägliche Wege in den Visualisierungen stark überrepräsentiert werden. Gleiches gilt natürlich auch für aus den Daten entstehende Verkehrsmengenkarten. In der online frei zugänglichen Visualisierung der Firma Strava[4] sind daher immer wieder starke Konzentrationen von Radfahrer*innen auf Gebiete mit Erholungsfunktion, wie bspw. Wälder zu erkennen. Die visualisierten Verkehrsmengen entsprechen oftmals in Relation denen vielbefahrener Hauptverkehrsstraßen im Stadtgebiet und sind damit mit großer Sicherheit datenseitig überrepräsentiert, zumindest insofern der Untersuchungs- und Planungsfokus auf Alltagsfahrten liegt.

Es gilt also zwei Probleme zu lösen. Wenn der Nutzer nicht in Datensätzen vertreten sein kann, müssen der aufgezeichnete Weg und das implizite Verkehrsverhalten die zentralen Bewertungsgrößen sein. Es muss also eine Brücke von Nutzern zu deren zurückgelegten Wegen geschlagen werden. Weisen bestimmte Nutzergruppen eindeutig identifizierbares Verhalten bzw. signifikant unterschiedliche, beschreibende Parameter der Radfahrt auf ihren täglichen Wegen auf, dann ist es im Umkehrschluss wohl auch möglich, diesen Wegen eine wahrscheinliche Nutzergruppe zuzuordnen. Dafür gilt es unter anderem zu klären, ob unterschiedliche Nutzergruppen überhaupt ein signifikant unterschiedliches Radfahrverhalten an den Tag legen und wenn ja, ob dieses sich zwischen oder innerhalb verschiedener Wegezwecke unterscheidet oder ob das Problem der Selbstselektion von Stichproben an dieser Stelle eine vernachlässigbare Rolle spielt.

---

[2] Deutsch-Österreichisches Softwareunternehmen mit Fokus auf Fahrradnavigation und Datenauswertung. (https://www.bikecitizens.net)

[3] Amerikanischer Sport-App Provider, der Daten für die Radverkehrsplanung bereitstellt (https://metro.strava.com/)

[4] (https://www.strava.com/heatmap)

Um diese Problemstellungen aufzulösen, ist es von zentraler Bedeutung, zunächst einen Datensatz zu schaffen, der sich über die eingangs genannten Stichprobenfehler hinwegsetzt. Dafür ist es wichtig, bei der Rekrutierung der Probanden auf eine möglichst bevölkerungsrepräsentative Zusammensetzung zu achten. Der entstandene Datensatz kann anschließend mit bestehenden, selbstselektierten Datensätzen verglichen werden, um etwaige Unterschiede zu erkennen und zu quantifizieren. Daraus ergeben sich für die vorliegende Arbeit die im anschließenden Kapitel aufgestellten Forschungsfragen.

1.2 Aufgabenstellung

Vor dem beschreibenden Hintergrund widmet sich die vorliegende Arbeit der folgenden Aufgabenstellung:

Auf Basis einer repräsentativen Stichprobe von Radfahrer*innen soll deren realisiertes Radverkehrsverhalten analysiert werden. Die Alltagswege von vier in einer Onlineumfrage identifizierte Typen von Radfahrer*innen werden auf signifikante Unterschiede hin untersucht.

Die übergeordnete Forschungsfrage lautet dabei:

*„Welche Kriterien hinsichtlich einer Nutzerverteilung muss eine als repräsentativ geltende Stichprobe von GPS-Daten von Radfahrer*innen aufweisen"*

Sie gibt den Rahmen vor für die nötigen vertieften Analysen zur Auswahl der Referenzstichprobe. Folgende Frage ist zunächst zu klären:

Frage 1: „Wie kann ein repräsentativer Datensatz definiert werden und wie wählt man eine Stichprobe dementsprechend aus?"

*Hypothese 1A: Es gibt unterschiedliche Typen von Radfahrer*innen, die sich hinsichtlich ihrer Fahrgewohnheiten und Motivationen stark unterscheiden.*

*Hypothese 1B: Das Fahrverhalten einer homogenen Stichprobe hebt sich stark von dem der Grundgesamtheit der Radfahrer*innen einer Stadt ab.*

Weiterhin soll untersucht werden, welche GPS-Wegeparameter geeignet sind, Radfahrten umfangreich zu beschreiben:

Frage 2: „Welche GPS-Wegeparameter sind geeignet, sowohl die Referenzstichprobe, als auch einen im durch Selbstselektion beeinflusst erhobenen Datensatz zu beschreiben?"

Hypothese 2A: Fahrweiten und Durchschnittsgeschwindigkeiten unterscheiden sich nach Wegezwecken.

Hypothese 2B: Das Radfahrverhalten und vor allem Geschwindigkeiten und Beschleunigungen unterscheiden sich zwischen den Radfahrtypen maßgeblich.

Sind die Analyseparameter definiert, stellt sich bei signifikanten Unterschieden zwischen den Radfahrer*innen-Typen die Frage nach einer Clusterung von Wegen anhand dieser Parameter und einem Vergleich mit einer unbeeinflussten Stichprobe, wie beispielsweise den Daten aus der Kampagne STADTRADELN. Sollten keine signifikanten Unterschiede zwischen den Typen auftreten und somit eine Clusterung von Wegen analog zu Typen nicht möglich sein, ist eine vertiefende Datenanalyse auf Ebene der Soziodemografika der Nutzer notwendig.

Hierbei ist die folgende These zu überprüfen:

Hypothese 3A: Geschwindigkeiten, Beschleunigungen und Wegeweiten unterscheiden sich für unterschiedliche Altersgruppen und Geschlechter signifikant.

Damit sind im Zuge der Arbeit insgesamt folgende Fragen zu beantworten:

1. *Wie muss die Stichprobe der Untersuchung zusammengesetzt sein, damit sie als repräsentativ für alle Radfahrer*innen des Untersuchungsgebiets gilt?*
2. *Sind unterschiedlichen Typen von Radfahrer*innen signifikant unterschiedliche Fahrverhalten nachzuweisen?*
3. *Welche Parameter können aus GPS-Daten extrahiert werden und sind sie geeignet Radfahrverhalten in möglichst vielen unterschiedlichen Datensätzen zu beschreiben?*
4. *Unterscheiden sich diese Parameter zwischen Radfahrtypen, oder anderen Parametern, wie Alter, Geschlecht und Wegezweck maßgeblich?*

1.3 Vorgehen

Das Vorgehen orientiert sich an den Inhalten des Forschungsprojekts „RadVerS“ welches im Rahmen des Nationalen Radverkehrsplanes (NRVP 2020) durchgeführt wurde. Zunächst wird eine bundesweite Onlineumfrage unter Radfahrer*innen durchgeführt, um unterschiedliche Radfahrtypen zu identifizieren. Im weiteren Verlauf der Arbeit werden die identifizierten Typen, um weitere Auswahlparameter wie Alter und Geschlecht ergänzt, für eine Felduntersuchung unter Nutzung einer Smartphoneapplikation ausgewählt. Die erhobenen Daten werden anschließend aufbereitet und statistisch ausgewertet. Anhand der statistischen Auswertung werden Möglichkeiten zur Kalibrierung von vergleichbaren Stichproben entwickelt und Implikationen für die Radverkehrsplanung postuliert (vgl. Abbildung 1).

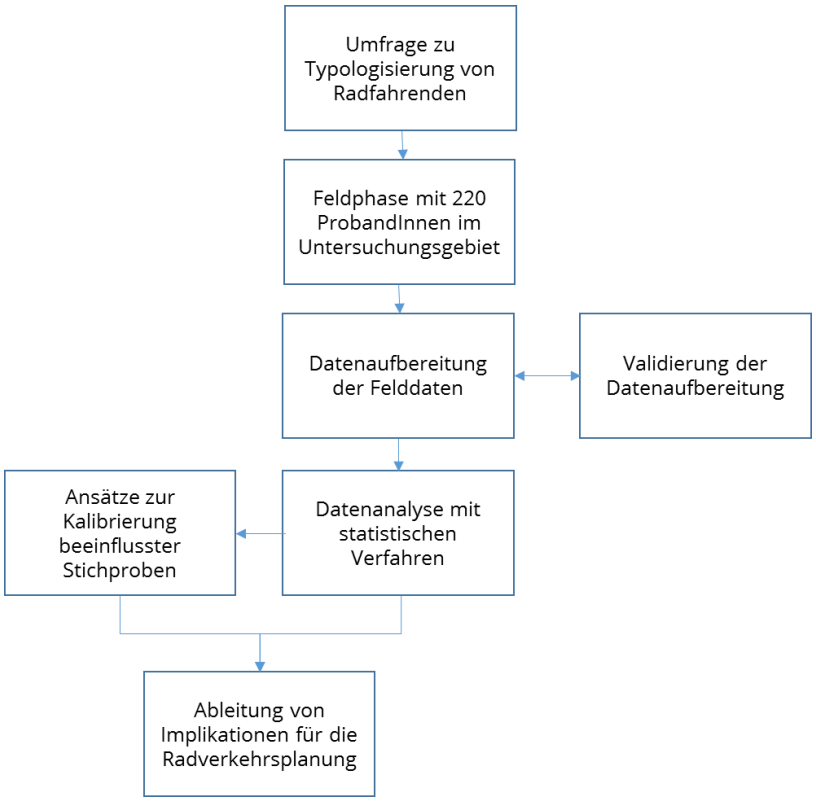


Abbildung 1: Schaubild über den schematischen Ablauf der Arbeit

1.4 Herausforderungen und Grenzen der gewählten Methodik

Die angestrebten Datenaufbereitungen und multivariaten Analyseverfahren arbeiten mit Smartphonedaten. Dazu wird auf den GPS-Sensor des Smartphones zurückgegriffen. Dies bedingt die Verfügbarkeit eines geeigneten Endgerätes bei den teilnehmenden Proband*innen. In einer labornahen Studie (wie vorliegend) kann die Referenzstichprobe durch den Einsatz von Leihgeräten und dezidierten Schulungen beispielsweise bei älteren Probanden verdichtet werden. Dieses Verfahren entfällt für eine willkürliche Vergleichsstichprobe. Es ist also bei nahezu allen quantitativen Stichproben mit einer anderen Zusammensetzung zu rechnen. Eine direkte Vergleichbarkeit ist so nur in seltenen Fällen gegeben.

Das Verfahren bezieht sich explizit auf die Analyse des Verhaltens interessierter Radfahrender. Proband*innen die bisher das Fahrrad nicht für ihre täglichen Wege nutzen, bleiben im gewählten Untersuchungsansatz systematisch unter- bzw. nicht erfasst. Dies ist eine Herausforderung, die in allen vergleichbaren Studien auftritt (vgl. bspw. Harvey und Krizek, 2007; Flügel *et al.*, 2017; Ton, Duives, *et al.*, 2017; Ghanayim and Bekhor, 2018). Vor allem bei Routenwahlmodellen, die auf Fahrdaten beruhen, gilt zumeist, obwohl nicht explizit geäußert, die These eines existierenden Erfahrungsvorsprungs. Ein von allen untersuchten Radfahrern als geeignet angenommenes Setting ist im Umkehrschluss auch geeignet, von Nichtradfahrenden als ausreichend wahrgenommen zu werden. Verglei-

chende Analysen der Bedürfnisse von Nichtradfahrenden mit jenen von erfahrenen Radfahrern, sind als ein zukünftiger Forschungsbedarf zu benennen. Explizit nicht Teil der Untersuchung sind darüber hinaus die Nutzer von Fahrrädern mit elektrischer Unterstützung, da diese mögliche Unterscheidungsmerkmale, die auf den körperlichen Voraussetzungen der Radfahrer*innen basieren, negieren.

Durch das persönliche Interesse der Proband*Innen und eine soziale Erwünschtheit von Radfahrten sind darüber hinaus im Rahmen der Studie Verzerrungen zu erwarten. So können beispielsweise Wegehäufigkeiten deutlich über dem üblichen Niveau liegen. Dieses Phänomen lässt sich final jedoch nur durch unbemerktes Beobachten der Proband*innen vermeiden, welches bei derartigen Stichprobenumfängen nur schwer zu realisieren ist.

Auf technischer Seite ist die Bandbreite unterschiedlicher Smartphones in der Testgruppe vorab schwer abzuschätzen. Schwankungen in Genauigkeit, Abtastrate und auch ein Ausfall bei der Datenerhebung sind daher anzunehmen. Die Datenaufbereitung benötigt eine kontinuierliche und möglichst zeitlich dichte Datenaufzeichnung. Ältere Datensätze mit einer deutlich geringeren Aufzeichnungsfrequenz als 1Hz sind mutmaßlich nicht vergleichbar und können zu deutlich abweichenden Ergebnissen führen (bspw. Harvey und Krizek, 2007).

Weiterhin ist bei der Analyse einer Trajektorie die als „Ground-Truth“ bekannte tatsächliche Fahrtstrecke in der Regel unbekannt. Bei der Datenvalidierung und Auswertung sind also immer auch die Interpretation des Analysierenden beziehungsweise die verwendeten Techniken und Algorithmen als Fehlergrößen einzubeziehen. Weiterhin genügt die Genauigkeit der GPS-Sensoren aktuell noch nicht dem Anspruch, die Nutzung des Querschnitts im Verkehrsraum mit abzubilden. Ob ein Radweg oder der Gehweg genutzt wurde, kann bisher allenfalls anhand von Indizien abgeschätzt werden. Die Wahl des Anlagentyps muss daher in dieser Studie annahmebasiert erfolgen.

Räumliche Unterschiede zwischen verschiedenen Untersuchungsgebieten werden ebenfalls nicht betrachtet. Die vorliegende Arbeit analysiert das Fahrverhalten unterschiedlicher Nutzergruppen prototypisch für das Untersuchungsgebiet der Stadt Dresden. Um ungünstige Witterungsbedingungen auszuschließen, findet die Untersuchung in den Sommermonaten außerhalb der Schulferien statt. Vergleichsstichproben sollten also im gleichen Zeitraum stattfinden. Verhaltensänderungen im Jahresverlauf sind nicht abbildbar.

Obwohl die Nutzung von GPS in der Datenerhebung eine Reihe von Vorteilen mit sich bringt, sind auch systematische Nachteile vorhanden. Beide sind in der nachfolgenden Tabelle dargestellt.

Tabelle 1: Zusammenfassung der Vor- und Nachteile von GPS-Datenerhebung als Methode

Vorteile	***Nachteile***
Durch Nutzung der GPS-Technik bedingt	
• Große Datensätze möglich • Einfache Datenerhebung • Einfache Datenverarbeitung • Etabliertes Datenformat • Hohe Verbreitung von Erhebungsgeräten in der Bevölkerung • Preisgünstig • Flächendeckende Analysen möglich • Prinzipiell räumlich übertragbar	• Heterogene Erhebung durch unterschiedliche Smartphones • Dadurch Qualitätsunterschiede im Erhebungsdatensatz • Genauigkeit auf 7,5m limitiert • Damit Wahl von Verkehrsanlagen nicht zweifelsfrei abbildbar • Wahre Fahrttrajektorie unbekannt • Wahrer Nutzer unbekannt
Durch das Erhebungsdesign bedingt	
• Relativ kontrolliertes Erhebungsdesign • Keine Verzerrung durch eBikes • Zeitlich in der Radfahrsaison • Stadt Dresden als UG ist bekannt und den Radverkehr betreffend gut erforscht	• Keine Nichtradfahrer • Keine Aussagen über eBikes möglich • Jahreszeitliche Schwankungen nicht abbildbar • Übertragbarkeit auf andere Städte nicht final gesichert.

2. Grundlagen

Das folgende Kapitel soll einen Überblick über die für das Verständnis der Arbeit notwendigen Grundlagen geben. Kurz angerissen werden dabei zunächst die Förderkulisse und die planerischen bzw. forschungsseitigen Anforderungen als Zielgrößen einer möglichen Datenerhebung. Anschließend werden technische Voraussetzungen für die Nutzung von Crowdsourced-Daten wie die GPS-Technik, verwendete Netzmodelle oder der Crowdsourcingbegriff näher beleuchtet.

Bevor sich die vorliegende Arbeit den Möglichkeiten und Grenzen digitaler Radverkehrsdaten widmet, lohnt ein Blick in die Planungspraxis mit der Leitfrage: Woraus ergibt sich ein steigender Datenbedarf für den Radverkehr eigentlich konkret? Die Empfehlungen für Radverkehrsanlagen (ERA 2012) bezeichnen die Radverkehrsplanung als Angebotsplanung. Dementsprechend könnte eine Kommune nach einer Analyse des bestehenden Netzes das Infrastrukturangebot auch ohne vertiefte Kenntnis der bisherigen Radverkehrsnachfrage verbessern. Vergleichbar ist das in den Niederlanden vorherrschende Planungsprinzip, welches der Vize Bürgermeister von Utrecht Lot van Hooijdink als „[..] if we build it, people will use it“ beschreibt (Schuetze, 2017; S.1). Nun sind die Niederlande mit ihrer jahrelangen Tradition der Radverkehrsförderung nicht automatisch die perfekte Blaupause für ambitionierte Nachahmer. Vielmehr ist auf dem langen Weg zu einer derartigen (Rad-) und Planungskultur ein möglichst intelligenter Mitteleinsatz von Nöten.

Als Gründe für eine vertiefte Datenanalyse werden durch Praktiker folglich häufig die Priorisierung von Baumaßnahmen und die Evaluation derselben als Teil eines umfassenden Planungsprozesses genannt und auch unter Einsatz von GPS-Daten adressiert (Rybarczyk und Wu, 2010; Heesch und Langdon, 2016; Pritchard, Bucher und Frøyen, 2019). Nachfrageorientierte Fahrdaten können außerdem über die Qualität des Verkehrsablaufs und mögliche Netzlücken Aufschluss geben. Kennt man als Planer Stellen mit besonders hohem Leidensdruck aufgrund niedriger Reisegeschwindigkeiten oder bestehender Netzlücken, die man aufgrund von Quelle Ziel Beziehungen und den resultierenden Routen analysiert hat, kann eine städtische Verwaltung bestehende Herausforderungen gezielt in einer logischen Reihenfolge abarbeiten.

Der Mitteleinsatz der Kommunen wird jedoch nicht ausschließlich durch diese selbst erbracht, sondern oftmals auch durch staatliche Förderkulissen, auf die im Folgenden kurz eingegangen werden soll.

2.1 Radverkehr in Deutschland

Deutschland zählt weltweit und innerhalb der EU zu jenen Ländern, die eine nationale Strategie zur Radverkehrsförderung erarbeitet haben. Seit Januar 2013 gilt der Nationale Radverkehrsplan 2020 (NRVP 2020) mit dem Titel: „Den Radverkehr gemeinsam entwickeln", der sich aktuell in der Fortschreibung bis ins Jahr 2030 befindet. Der Nationale Radverkehrsplan ist als strategisches Grundsatzdokument des Bundes für die Radverkehrspolitik zu verstehen und beinhaltet die Leitlinien für die Radverkehrsförderung der kommenden Jahre. Hierbei sind diverse verkehrspolitische Herausforderungen wie zum Beispiel die Förderung des Radverkehrs im ländlichen Raum, Kapazitätsprobleme in urbanen Ballungsräumen oder der zunehmende Anteil elektrisch unterstützter Fahrräder explizit als Handlungsfelder benannt. Eine Auswahl der Leitziele für den NRVP 3.0 lautet *„Lückenloser Radverkehr in Deutschland", "Vision Zero im Radverkehr"* welches das Ziel von Null Verkehrstoten mit Radverkehrsbeteiligung beschreibt, oder *„Radverkehr wird intelligent, smart und vernetzt"*[5].

Die Radverkehrsförderung, auch innerhalb des NRVP, bezieht sich allerdings nicht ausschließlich auf die Zuständigkeitsbereiche des Bundes, also Bundesstraßen oder Bundeswasserstraßen, sondern bezieht explizit Bundesländer, kommunale Akteure und Verbände, Unternehmen und Bürgerinnen und Bürger mit ein. Für die Durchführung von Förder- und Forschungsprojekten sind allerdings Analysedaten notwendig, denn nur so können bspw. Bauprojekte evaluiert oder zielführend geplant werden.

Trotz einer breiten Palette an Fördermaßnahmen, unter anderem durch den NRVP oder das Forschungsprogramm *Klimaschutz durch Radverkehr*[6], hat sich laut der Studie „Mobilität in Deutschland" (MiD) aus dem Jahr 2017 der Radverkehrsanteil in den vergangenen Jahren nur marginal erhöht (vgl. Abbildung 2). Vor allem in Großstädten herrscht ein Zuwachs bei den Anteilen der zurückgelegten Wege. In Metropolen bzw. Großstädten stieg der Radverkehrsanteile an den täglichen Wegen von 9 % (2002) auf 15 % (2017) (Nobis, 2019). Zu einem ähnlichen Ergebnis kommt auch die Haushaltsbefragung „Mobilität in Städten (SrV)" der TU Dresden, wie ein Vergleich von Gerike *et al.*, (2020) und Ahrens *et al.*, (2015) zeigt. Die Entwicklung im ländlichen Raum stagniert jedoch (für Mittelstädte) oder ist sogar rückläufig (kleinstädtischer/dörflicher Raum). Ein positiver Trend konnte in den letzten Jahren bei der täglichen Radverkehrsleistung verzeichnet werden. Diese stieg von 82 Mio. km pro Tag (2002) auf 112 Mio. km pro Tag (2017), während die Anzahl der Wege sich im gleichen Zeitraum von 25 Mio. pro Tag auf 28 Mio. Wege pro Tag erhöhte. Verkehrsleistungsbezogen ist damit ein Zuwachs um 37% zu verzeichnen. Die mittlere Wegelänge wird für den Radverkehr im MiD mit 3,8 km angegeben, wobei herkömmliche Fahr-

[5] Einzusehen unter: https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Dossier/Radverkehr/topthema-02.html
[6] https://www.klimaschutz.de/radverkehr

räder mit 3,7 km deutlich geringere Entfernungen zurücklegen als Pedelecs (6,8 km). Betrachtet man die räumliche Verteilung der Radverkehrsanteile am Verkehrsaufkommen, offenbaren sich große Unterschiede. Während in Bremen als Spitzenreiter im Jahr 2017 21 % aller Wege mit dem Rad zurückgelegt wurden, waren es beim Schlusslicht Saarland nur 3 %. (Nobis, 2019)

Geringen Zuwächsen im Radverkehr stehen steigende Motorisierungsgrade der Haushalte gegenüber. So wurde 2018 die Grenze von mehr als einem Fahrzeug pro Haushalt erstmals überschritten. Vor allem außerhalb großer Städte ist die Ausstattungsrate mit einem eigenen Kfz mit über 90% der Haushalte sehr hoch. Innerhalb des Pkw-Bestands haben SUV`s, Geländewagen und Vans ihren Bestand im Vergleich zu 2008 auf nun 20% Flottenanteil verdoppelt. Es werden also aktuell nicht nur mehr Fahrzeuge auf deutschen Straßen, diese werden zudem auch größer und schwerer. Im Gegensatz dazu hat sich der durchschnittliche Besetzungsgrad der Pkw kaum verändert und liegt bei ca. 1,5 Personen pro Fahrzeug (infas, 2018). Die Entwicklung hin zu mehr, schwereren und größeren Pkw zeigt deutlich, dass dem Radverkehr in der Planung ein noch höherer Stellenwert eingeräumt werden muss, will die Bundesrepublik ihre Klima- und Energieziele erreichen.

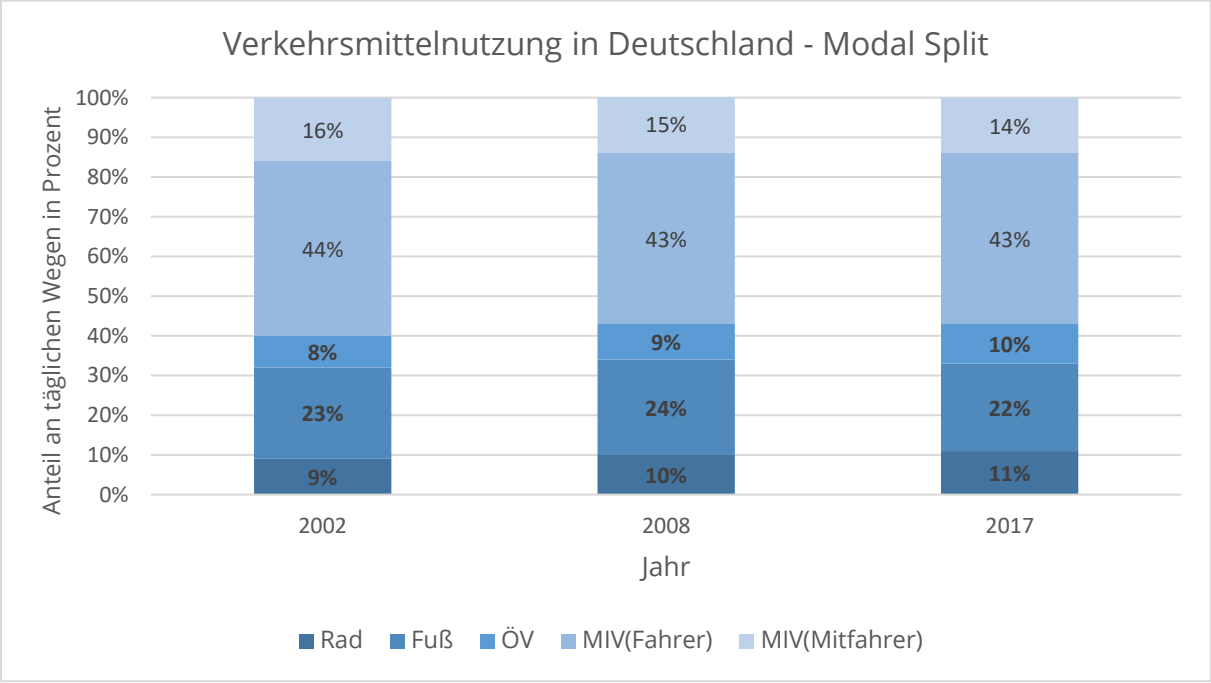


Abbildung 2: Verkehrsmittelwahl in Deutschland, wegebezogener Modal Split (eigene Darstellung nach MiD, 2018)

Vor allem Strecken bis 5 km bieten sich für einen Umstieg auf das Fahrrad an (UBA, 2020). Durch die aktuell steigende Marktdurchdringung mit elektrisch unterstützten Fahrrädern ist davon auszugehen, dass diese Streckenlänge in Zukunft deutlich steigt. Laut MiD 2017 finden ca. 90% aller Fahrradfahrten im Bereich bis 5 km Wegelänge statt. Im gleichen Entfernungsbereich werden auch 40% der Pkw-Fahrten realisiert (Umweltbundesamt, 2013). Vor allem das Verlagern dieser Fahrten auf das Fahrrad oder den Umweltverbund ist ein

vorrangiges Ziel der Radverkehrsförderung in der Bundesrepublik. In der Zieldefinition des NRVP 2020 wird auf Basis einer Fachwerkstatt für das Jahr 2020 ein bundesweiter Radverkehrsanteil von 15% für möglich gehalten (Bundesministerium für Verkehr Bau und Stadtentwicklung (BMVBS), 2012) – nach Stand MiD 2017 erscheint dies aktuell als ein zu optimistisches Szenario. Der avisierte Zielwert wurde aktuellen Umfrageergebnissen zufolge mit 11% deutlich verfehlt (vgl. Abbildung 2).

Eine große Zahl deutscher Städte hat den zusätzlichen Förderbedarf erkannt und legt ihrerseits Radverkehrskonzepte mit ehrgeizigen Zielen vor. Anders als der Nationale Radverkehrsplan, der lediglich den groben Rahmen vorgibt und einzelne, nicht investive Maßnahmen fördert, sind diese Konzepte meist mit einer klaren Zieldefinition ausgestattet und mit einem Maßnahmenpaket untersetzt. Als Beispiele können die Radverkehrskonzepte der Städte Freiburg, Münster oder Dresden gelten (Freiburg, 2012; Stadt Münster, 2016; Dresden, 2017). Basis für diese Konzepte ist jedoch ein umfassender, integrierter verkehrsplanerischer Prozess.

2.2 Kennwerte des Radverkehrs

Radverkehr wird in der Bundesrepublik und damit verbunden auch in der Forschungslandschaft durch unterschiedliche Kennwerte beschrieben. Im vorangegangenen Kapitel wurden bereits einige quantitative Parameter genannt. Im nun folgenden Abschnitt sollen weitere Größen zur Beschreibung von Radfahrten bzw. Radverkehrsverhalten folgen. Dies geschieht verstärkt vor dem Hintergrund einer Nutzung von GPS-Daten als Erhebungsinstrument.

Die nutzbaren Parameter zur Beschreibung einer Fahrt mit dem Fahrrad sind eng an die Erhebungsmethodik gekoppelt. So kann in qualitativen Erhebungsmethoden sehr genau nach dem Empfinden von Einzelpersonen in unterschiedlichen Situationen gefragt werden. Es kann also beispielsweise das subjektive Sicherheitsempfinden in einer bestimmten Fahrsituation sehr genau beschrieben werden.

Quantitative Methoden zur Beschreibung werden in der Regel dann angewandt, wenn die Datensatzgröße oder das Erhebungsdesign eine qualitative Befragung nicht zulassen. In der vorliegenden Arbeit soll sich bei der Beschreibung der Datensätze der vorhandenen Parameter aus GPS und Sensordaten von Smartphones bedient werden. Diese liefern im wesentlichen Daten zur Bewegung des Radfahrer*innen im Raum und ihrer zeitlichen Veränderungen und können um weitere Parameter wie den Wegezweck der Fahrt ergänzt werden. Im folgenden Abschnitt werden relevante und verfügbare Parameter für eine Datenauswertung identifiziert.

Grundsätzlich erscheint es sinnvoll, Untersuchungsparameter zum einen dem System Mensch-Fahrrad und zum anderen dem System Radfahrer-Umgebung zuzuordnen. Die

Geoverortung der GPS-Daten macht diese Trennung bzw. die Anreicherung mit Umgebungsdaten möglich. Betrachtet man das Geschehen aus Sicht des Radfahrers, dann kann diese Unterteilung als subjektbasiert (Radfahrer und Fahrrad) bzw. objektbasiert (gebaute Umgebung) durchgeführt werden. Ersteres beantwortet die Frage: „*Wie wird Fahrrad gefahren?*“, die zweite Kategorie liefert Antworten über das „*Wo(rauf)?*“.

a) Geschwindigkeiten und Beschleunigungen

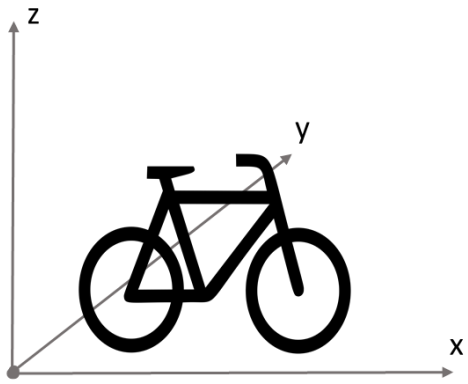


Abbildung 3: Bezugssystem der Fahrtvektoren eines Fahrrades

Radfahren lässt sich als translatorische Bewegung beschreiben. Dabei muss eine Fahrt über ihre gesamte Länge als ungleichmäßig beschleunigte, nicht-geradlinige Bewegung betrachtet werden, deren Richtungsvektoren sich abhängig von der Trajektorie ständig ändern (Abbildung 3). Vereinfachend werden Bewegungen in Richtung der Z-Achse (Höhenprofil) für die meisten Analysen nicht berücksichtigt, da diese oftmals sehr ungenau sind und eine umfangreiche Aufbereitung der Daten nach sich ziehen (vgl. Abs. 2.6). Folglich kann der Geschwindigkeitsverlauf vereinfacht durch das Geschwindigkeits-Zeit-Gesetz als zweidimensionales mathematisches Problem beschrieben werden:

$$v = v_0 + \int_0^t a \, \mathrm{d}t \tag{1}$$

Da GPS-Koordinaten in der Regel sekündlich aufgezeichnet werden, kann die Integration näherungsweise durch ein numerisches Verfahren kleiner Polygone beschrieben werden. Betrachtet wird an dieser Stelle nur die Änderung von Ort und Zeit. Vereinfachend wird davon ausgegangen, dass innerhalb des betrachteten Zeitintervalls (üblicherweise t = 1s) eine gleichförmige geradlinige Bewegung vorliegt, da Änderungen der Bewegung in der

Regel über mehrere Sekunden erfolgen. Diese Form der Berechnung führt näherungsweise zu einer sekundenfeinen Berechnung von Momentangeschwindigkeiten nach Gleichung 2.

$$v = \frac{\mathrm{d}s}{\mathrm{d}t} \quad \text{bzw.} \quad v = \frac{s_2 - s_1}{t_2 - t_1} \tag{2}$$

Aus diesen wiederum lässt sich die Momentanbeschleunigung nach Gleichung 3 ableiten.

$$a = \frac{\mathrm{d}v}{\mathrm{d}t} \quad \text{bzw.} \quad a = \frac{v_2 - v_1}{t_2 - t_1} \tag{3}$$

Vereinfacht werden können die Gleichungen (2) und (3) theoretisch durch die Tatsache, dass Werte beispielsweise bei GPS-Daten regulär sekündlich vorliegen. Damit ist der Nenner in der Regel eins und entfällt somit. Weil aber in Einzelfällen aufgrund von GPS-Fehlern auch größere Zeitabstände möglich sind, sollte während der Datenaufbereitung auf diese Vereinfachung verzichtet werden. Für klassische Beobachtungen ist diese Art der vereinfachten Berechnung schwieriger umzusetzen, da die Datenpunkte und zurückgelegten Strecken für Zeitintervalle erst gemessen werden müssen.

Die Verläufe der Momentangeschwindigkeiten und –Beschleunigungen geben ein umfangreiches Bild des Fahrverhaltens wieder. So kann identifiziert werden, ob es sich um eher gemächliche Fahrten, schnellere Fahrten oder sehr unstete Fahrten mit hohen Beschleunigungsspitzen handelt. Darüber können sowohl die Perzentile der Geschwindigkeit und Beschleunigung Aufschluss geben, als auch deren Anteil an der Strecke. Die Verwendung von Perzentilen empfiehlt sich vor allem um Ausreißer, die durch GPS-Fehler entstehen können, (vgl. Kapitel 2.6) adäquat zu behandeln.

Geschwindigkeitsperzentile werden darüber hinaus auch für die Bemessung von verkehrstechnischen Anlagen und für die Qualität des Verkehrsablaufs verwendet (FGSV, 2015). Beschleunigungsperzentile können Informationen über die Intensität eines Beschleunigungs- oder Bremsvorgangs liefern und damit auch über den Grad der Erfahrung bzw. der Fahrradbeherrschung des Probanden. Auch für die Erkennung von E-Bikes kann eine Auswertung von Beschleunigungsprofilen sinnvolle Aussagen liefern.

b) Wegezweck

Neben den translatorischen Beschreibungen ist eine Fahrt mit dem Fahrrad im Sinne der Verkehrswissenschaften auch immer durch einen Wegezweck gekennzeichnet. Dieser leitet sich aus der Aktivität am Zielort ab (Schnabel und Lohse, 1997). Nur in seltenen Fällen, ist die Fahrt an sich als Ziel zu sehen. In der Regel ist dies bei reinen Sport- und Trainingsfahrten der Fall und führt zu Rundfahrten vom Wohnort zum Wohnort. Erste Voruntersuchungen zeigten, dass der Wegezweck Einfluss auf die Fahrparameter der Proband*innen hat. So wurden bspw. Arbeitswege signifikant schneller zurückgelegt, als Freizeitwege (von Harten, 2017). Zudem zeigen eine Vielzahl von Studien mit einem höheren Anteil an Freizeitwegen deutliche Abweichungen zu den Ergebnissen von Haushaltsbefragungen (u.a. Jestico, Nelson and Winters, 2016; Sun and Mobasheri, 2017; Livingston, McArthur and Hong, 2020).

c) Wegeweiten

Die Verteilung von Wegeweiten gibt Aufschluss über die körperlichen Fähigkeiten und die Art der Verkehrsmittelnutzung. Auch in der im Zuge des Projekts „RadVerS“ durchgeführten Onlinebefragung (vgl. **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.**) wurden deutliche Unterschiede der Wegeweiten zwischen den vier unterschiedlichen Radfahrertypen berichtet (A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019). Es ist zudem davon auszugehen, dass auch Alter und Geschlecht und der Wegezweck einen Einfluss auf Wegeweiten haben. Sauber aufbereitete Wegeweiten lassen sich zudem mit den berichteten Wegeweiten aus Haushaltsbefragungen vergleichen und bieten damit zusätzlich das Potenzial, als Zeiger für die Qualität eines Datensatzes zu fungieren. Die im MiD berichteten Tagestrecken betragen dabei unabhängig von der Raumstruktur 9-10 km und sind im Wochenverlauf mit Ausnahme des Wochenendes relativ konstant (8,3-9,4 km), während vor allem am Sonntag mit durchschnittlich 12,4 km ein deutlicher Anstieg zu verzeichnen ist. (Nobis, 2019)

d) Wegedauer

Neben der Fahrtweite im Zuge eines Weges lässt sich dieser durch die benötige Dauer beschreiben. Dabei haben beispielsweise Topografie, Warte- bzw. Unterbrechungszeiten und auch die Oberflächenqualitäten der genutzten Anlagen oder die körperlichen Voraussetzungen der Radfahrer*innen Einfluss auf die Wegedauer. Das Verhältnis von Wegeweite und Wegedauer bzw. Reisezeit ergibt die durchschnittliche Reisegeschwindigkeit und somit bspw. innerorts einen Indikator dafür, wie viele Unterbrechungen während der Fahrt vorlagen. Die Wegedauer kann damit zum einen als Index für die körperlichen Fähigkeiten der Proband*innen gesehen werden, zum anderen als Zeiger für die Qualität der gebauten Infrastruktur und Signalisierung.

e) Direktheit

Die Direktheit von Radwegen kann einerseits Auskunft über den motivationalen Hintergrund des Radfahrer*innen geben, andererseits Aufschluss über die Qualität der Infrastruktur oder etwaige Netzlücken. Sportfahrten sind beispielsweise häufig durch extrem hohe Umwegfaktoren gekennzeichnet, da Quelle und Ziel einer Fahrt häufig der gleiche Ort sind. Vereinfachend kann die Direktheit einer Route mit dem Umwegfaktor im Vergleich zur Luftlinie gemessen werden. Diese Vereinfachung ist per se kritisch einzuschätzen, da beispielsweise natürliche Barrieren wie Flüsse gerade bei kurzen Wegen einen hohen Umwegfaktor generieren können.

f) Anlagennutzung

Neben den Parametern für Weite, Geschwindigkeit und Dauer sind für die Verkehrsplanung vor allem die genutzten Infrastrukturelemente während eines Weges interessant. Potenziell ist mit Unterschieden zwischen den verschiedenen Radfahrtypen oder Altersklassen zu rechnen. So kann beispielsweise eine eher vorsichtige oder unsichere Radfahrerin eine Route mit separat geführten Radverkehrsanlagen einer Führung im Mischverkehr vorziehen. Ein quantitatives Erhebungsdesign stößt hier allerdings an seine Grenzen – es kann zwar mit einer gewissen Unsicherheit die Nutzung von Infrastruktur nachgewiesen werden, aber nicht, ob sich die Radfahrer*innen dabei auch sicher gefühlt haben. Möglicherweise wurde auch einfach die weniger unsichere Route bevorzugt.

g) Wegehäufigkeit

Neben den unter den Spiegelpunkten a) bis f) genannten qualitativen Wegeparametern ist auch die Wegehäufigkeit potenziell ein Indiz für eine bestimmte Art von Radverkehrsverhalten. Die Wegehäufigkeit bzw. die Häufigkeit der Radnutzung ist sowohl abhängig von der Raumstruktur – so nutzen Menschen in Metropolen oder Großstädten das Fahrrad häufiger als dies in kleinstädtischen oder ländlichen Räumen der Fall ist – als auch vom Alter. Während im Altersbereich zwischen 10 und 19 Jahren die Radnutzung, wohl auch da kein eigener Pkw verfügbar, am höchsten ist, sinkt diese mit zunehmendem Alter (Nobis, 2019). Auch der Radfahrtyp hat einen Einfluss auf die Nutzungshäufigkeit. So kamen *Francke et al.* zu dem Ergebnis, dass bestimmte Typen eine deutlich niedrigere Nutzungshäufigkeit als andere aufweisen (Francke *u. a.*, 2020). Letztlich gibt die Nutzungshäufigkeit damit auch an, wie ein aus einer Vielzahl von Nutzern und Trajektorien bestehender Datensatz anhand von Parametern (bspw. Alter, Geschlecht, Radfahrtyp) gewichtet werden muss, um als repräsentativ zu gelten.

h) Sicherheit

Neben den, die Nutzung als solche beschreibenden Parametern, ist auch die objektive Sicherheit und das subjektive Sicherheitsempfinden ein Kennwert für die Qualität und

Ausprägung von Radverkehr in einem Untersuchungsgebiet. Erstere wird durch die polizeiliche Unfallstatistik beschrieben und kann über den statistischen Unfallatlas[7] abgerufen werden. Die subjektive Sicherheit kann durch Beteiligungsportale wie bspw. RADAr![8] des Klima-Bündnis e.V. oder durch Befragungen, wie den Fahrradklima-Test des ADFC[9] quantifiziert werden. Sicherheitsaspekte unter der Verwendung von Smartphones als Erhebungsinstrument wurden bspw. im Projekt „GefahrenstelleRAD“[10] im Zuge der Förderrichtlinie mFUND thematisiert. Jedoch scheitert ein verlässlicher Ansatz bisher zumeist an der Seltenheit und damit einer zuverlässigen Einordnung sicherheitskritischer Fahrtmuster bzw. Ereignisse.

Die unter Punkt a) bis g) beschriebenen Parameter beschreiben Radfahrten, bzw. das Verhalten von Radfahrer*innen während diesen direkt und werden im Folgenden als Fahrverhaltensparameter subsummiert.

2.3 Planungsdaten und Analysemethoden im Radverkehr

Die städtischen Radverkehrskonzepte werden oftmals durch Ingenieurbüros mit entsprechender Expertise nach dem Prinzip der klassischen Verkehrsplanung erstellt. Darin wird ein politisch und gesellschaftlich als unerwünscht definierter Zustand durch planerische und bauliche Eingriffe korrigiert, um einen gewünschten Zustand herbeizuführen. Grundlage dafür sind die drei Schritte Analyse, Prognose und Therapie. In der Analyse wird das bestehende Verkehrssystem einer genauen Betrachtung und Bestandsaufnahme unterzogen, während bei der Prognose Maßnahmenwirkungen gegeneinander abgewogen werden. Anschließend folgt mit der baulichen Umsetzung der Vorzugsmaßnahme die Therapie des unerwünschten Zustandes (Schnabel und Lohse, 1997).

Für die Verkehrsplanung im Allgemeinen und die Radverkehrsplanung im Speziellen werden die maßgebenden Grundsätze durch die Richtlinien der Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen festgelegt. Dies umfasst unter anderem die folgenden Punkte:

- Netzplanung (Richtlinie für integrierte Netzgestaltung – kurz RiN)
- Planung von Stadtstraßen (Richtlinie für die Anlage von Stadtstraßen – kurz RASt)
- Ausführung von Netzelementen (Empfehlungen für Radverkehrsanlagen – kurz ERA)
- Regelung an Knotenpunkten (Richtlinie für Lichtsignalanlagen – kurz RiLSA)

[7] https://www.destatis.de/DE/Service/Statistik-Visualisiert/unfall-atlas.html
[8] https://www.radar-online.net/home
[9] https://fahrradklima-test.adfc.de/
[10] https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/DG/mfund-projekte/gefahrenstellen-fuer-radfahrer-in-navigationsanwendungen.html

Grundlegend für die Bemessung der Netzelemente oder deren Ausstattung sind die Analysedaten aus der Praxis, bzw. Prognosedaten eines zu erwartenden Radverkehrsaufkommens (FGSV, 2015). Gleiches gilt für die den Planungsprozess abschließende Evaluation der gebauten Maßnahmen. Hierfür ist eine Datenerhebung in den meisten Fällen unabdingbar. Geregelt wird diese beispielsweise durch die Empfehlungen für Verkehrserhebungen (EVE,(FGSV, 2012b)). Die darin beschriebenen Methoden zur Beobachtung, Zählung, Messung oder Befragung sind bislang auch für Erhebungen im Radverkehr maßgebend. Diese sind jedoch durch weitere technische Möglichkeiten zu ergänzen. Aktuell befindet sich die Handreichung „Quantifizierung von Radverkehr" in der Erarbeitung durch einen FGSV Arbeitskreis.

Neben der Bearbeitung des Erhebungsauftrages durch Fachleute ist es vor allem durch die wachsende Verbreitung von Smartphones in den vergangenen Jahren heute möglich, Teile von Erhebungen an eine größere Gruppe interessierter und technisch versierter Laien auszulagern. Man spricht in diesem Fall von Crowdsourcing. Partiell wird dieses Verfahren in der Verkehrsforschung und Planung bereits genutzt – beispielsweise bei der Erzeugung von Floating Car Data durch Taxibetriebe in der Stadt Dresden (Körner, 2011). Auch die Anzeige der aktuellen Verkehrslage bei Google Maps basiert auf dem Prinzip des Crowdsourcing – die Bewegungsdaten von Smartphones mit Android Betriebssystem werden hinsichtlich ihrer Reisezeiten auf Abschnitten ausgewertet (Kumarage, 2018).

Löst man sich aus Gründen der Priorisierung oder Evaluation von Maßnahmen vom Paradigma der Radverkehrsplanung als reiner Angebotsplanung, wie es in der gegenwärtigen Form der „Empfehlungen für Radverkehrsanlagen" postuliert wird (ERA(FGSV, 2010)) und bezieht die Verkehrsnachfrage in die Angebotserstellung mit ein, dann ist der Datenbedarf zumeist deutlich höher als das vorhandene Datenangebot. Hier können die neuartigen Ansätze zur Datengewinnung, wie bspw. das in Kapitel 2.4 beschriebene Crowdsourcing als eine Spezialform der Bürgerpartizipation, ansetzen. Aktuell werden existierende Datenlücken in Analyseverfahren in der verkehrsplanerischen Praxis vielmals durch Kurzzeitzählungen geschlossen, die einen hohen finanziellen und personellen Aufwand bedeuten (Brandenburg, 2017; Niedersächsisches Ministerium für Wirtschaft, Arbeit, 2018).

*Die Nutzung von Crowdsourcing Daten steht im Gegensatz zur bisherigen Praxis der punktuellen (Rad-)Verkehrsdatenerhebung. So stehen aktuell in den meisten Kommunen bundesweit nur wenige automatische Dauerzählstellen an meist exponierten Netzelementen zur Verfügung. Ein genaues Abbild des Radverkehrs kann so kaum erzeugt werden. Der Einbezug der Radfahrer*innen in den Erhebungsprozess kann hier Abhilfe schaffen.*

2.3.1 Werkzeuge in der (Rad-)Verkehrsplanung

Im Hinblick auf die Planung und die dafür benötigten Werkzeuge muss zwischen verschiedenen Ebenen unterschieden werden. Dabei ist die Ebene der Datenerhebung zu beachten: Hier ist nach den „Empfehlungen für Verkehrserhebungen“ zwischen den unterschiedlichen Werkzeugen Zählung, Befragung und Beobachtung zu unterschieden. Zählungen können dabei sowohl an einem Querschnitt, als auch an Knotenpunkten oder im Sinne von Durchgangsverkehren im gesamten Netz (bzw. zwischen Kordonpunkten) stattfinden. Befragungen unterschieden sich vor allem anhand des Befragungsortes, so kann bspw. im Verkehrsnetz, am Aktivitätsort oder im Haushalt befragt werden. Beobachtungen hingegen finden ausschließlich im Verkehrsraum und in dessen näherem Umfeld statt. (FGSV, 2012a)

Anhand der vorgestellten Erhebungsmethoden wird klar, dass neue, auf Crowdsourcing basierende GPS-Datensätze dieser Nomenklatur nur bedingt folgen, da sie sowohl Werte für den Querschnitt, als auch auf Netzebene liefern und auch die implizite Interpretation bezüglich bestimmter Verhaltensweisen (bspw. Ausweichen oder Rot-Fahrten) ermöglichen. Ein Ansatz, der auf der Datensammlung durch Freiwillige fußt, ist also immer auch eine Kombination verschiedener initial definierter Werkzeuge, da der/die Freiwillige sowohl gezählt werden kann, als auch Verhaltensdaten wie in einer Befragung preisgibt und damit indirekt beobachtet werden kann.

Neben der Datenerhebung ist auch die Datenverarbeitung ein zentraler Bestandteil des planerischen Werkzeugkoffers. Diese findet, für kleinere Datenmengen, zumeist in Tabellenkalkulationsprogrammen wie Microsoft (MS) Excel oder mit relationalen Datenbanken mit grafischer Oberfläche, wie MS Access, statt. Problematisch ist hierbei das zugrundeliegende dateibasierende Verfahren, welches Mehrfachzugriffe nicht erlaubt. Gleichzeitig ist diese Form der Datenverarbeitung nur bedingt geeignet große Datenmengen zu bewältigen. Hierfür sind modernere Datenbankenformate wie PostgreSQL, SQL oder MongoDB notwendig. Erstere erlaubt über den Aufsatz PostGIS die Verbindung der Datenbank mit weitverbreiteten Geoinformationssystemen (GIS) wie QGIS oder ArcGIS und bringt außerdem eine Reihe von Befehlen und Aufsätzen für die Verarbeitung von umfangreichen räumlichen Daten mit.

Der nächste Schritt nach der initialen Datenverarbeitung ist deren weitere Anpassung und Darstellung in Desktop- oder WebGIS-Anwendungen. In diesem Zuge können erhobene Daten mit Modellen des (lokalen) Straßennetzes verschnitten werden. Dafür können Verkehrsplaner*innen auf städtische Straßennetze, wie beispielsweise das erweiterte Straßenknotennetz (ESKN) der Stadt Dresden, oder frei zugängliche Netzgraphen wie bspw. OpenStreetMap (OSM) zurückgreifen. Dieser Schritt ist für punktuell erhobene Zählungen vergleichsweise trivial und je nach Art der Zählgeräte auch über Schnittstellen möglich. Für die Nutzung von Bewegungstrajektorien, wie sie bei GPS-Daten vorliegen, ist aller-

dings ein weiterer Zwischenschritt notwendig, damit Fahrtinformationen mit den bestehenden Netzen verschnitten werden können - das sogenannte Map-Matching. Dieser Schritt kann nur in seltenen Fällen durch Ingenieurbüros oder Verwaltungen erfolgen, da er eher in der Domäne der Informatik verortet ist und dementsprechendes Fachwissen erfordert.

Es bleibt zu konstatieren, dass aktuell häufig genutzte verkehrsplanerische Werkzeuge den Anforderungen großer Datenmengen nur bedingt gewachsen sind. Ein Umdenken in der Datenverarbeitung und Nutzung ist daher unumgänglich, um auf Crowdsourcing basierende, große Datenmengen zu nutzen.

2.3.2 Netzmodelle und GPS-Daten

In der aktuellen Verkehrsplanung wird durch Verwaltungen und Ingenieurbüros, wie in Abschnitt 2.3.1 erwähnt, häufig auf digitale Modelle des Straßennetzes zurückgegriffen. Diese bestehen nach Graphentheorie aus Knoten (Nodes) und verbindende Kanten (Edges). Beispiele für Netzgraphen sind die Netze von OpenStreetMap, Google oder kommunale Straßennetze, die über Geoinformationssysteme (GIS) digitalisiert wurden (Bernstein und Kornhauser, 1996; Greenfeld, 2002). Sie sind eine wichtige Grundlage für die Nutzung und Einordnung von (Rad-)Verkehrsmassendaten.

Der Vorteil dieser Netzmodelle besteht in der eindeutigen Referenzierbarkeit ihrer Elemente über einen Primärschlüssel. Aufgrund der geografischen Verortung der Elemente lassen sich darüber hinaus Sekundärdaten mit dem verwendeten Netz kombinieren und ermöglichen so detaillierte Auswertungen. Dies gilt auch für die Verbindung mit erhobenen Radfahrten, bspw. im Sinne von (Rad-)Verkehrsmengen oder Geschwindigkeiten. Für eine Zuordnung dieser Fahrten, bzw. deren GPS-Punkten, zu einem Netzgraphen werden unterschiedliche Map-Matching Algorithmen verwendet, die im Wesentlichen die Datenpunkte einer Trajektorie auf das jeweilige Netzelement des Verkehrsnetzes projizieren.

Die Knoten-Kanten-Modelle eines Straßennetzes können in unterschiedlichen Detaillierungsgraden vorliegen und sind die Basis der digitalen Verortung von (Rad-)Fahrten. Auf der höchsten Abstraktionsebene besteht ein vierarmiger Knotenpunkt aus lediglich neun Elementen, nämlich fünf Netzknoten und den dazwischenliegenden vier Kanten. Geht man nun davon aus, dass die Richtungsfahrbahnen getrennt digitalisiert sind, hat derselbe Knotenpunkt schon 24 Elemente. Ergänzt man die Richtungsfahrbahnen noch um Fuß- und Radwegeinfrastruktur, wächst die Elementzahl auf 84 an (vgl. Abbildung 4).

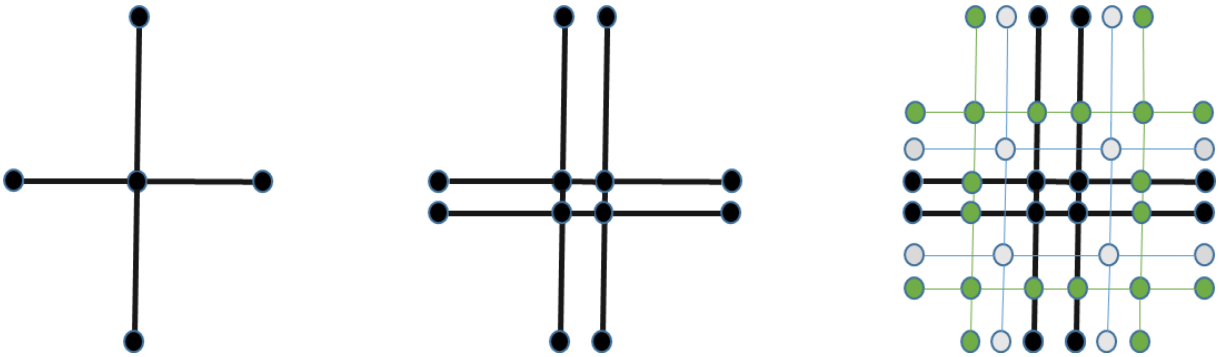


Abbildung 4: Schematische Darstellung der Komplexität von Knotenpunkten [eigene Darstellung]

Bedenkt man die bereits angesprochene Ungenauigkeit der GPS-Datenpunkte, so ist ohne Zweifel ein weniger komplexes Netz einem komplexeren vorzuziehen, wenn es um die korrekte Zuordnung eines Datenpunktes innerhalb einer Trajektorie zu einem Netzknoten (Point-to-point-Matching) oder zu einer Kante (Point-to-curve-Matching) geht. Andernfalls ist von einer deutlichen Ungenauigkeit, bzw. Scheingenauigkeit der Zuordnung auszugehen. Technisch wird das Map-Matching meist mit frei verfügbaren Programmen wie der Open-Source-Routing-Machine (ORSM) oder Graphhopper realisiert.

Beiden genannten ist gemein, dass die Punkte im Zuge einer sinnvollen Route zwischen einem Start- und einem Zielpunkt, unter Beachtung der reell vorhandenen Bewegungspunkte zugeordnet werden. Dafür werden komplexe Algorithmen wie der Hidden-Markov-Algorithmus verwendet, die die Adjazenz von Kanten auf einer wahrscheinlichen Route einbezieht (Newson und Krumm, 2009; Bierlaire, Chen und Newman, 2013). Verschiedene Konfigurationseinstellungen innerhalb der Routing-Algorithmen regeln dabei die Befahrbarkeit unterschiedlicher Elemente durch verschiedene Verkehrsmodi. So werden im Modus „Radverkehr“ beispielsweise keine Punkte auf Autobahnen projiziert und umgekehrt im Modus „Car“ keine Punkte auf Gehwege. Jedoch bietet es sich an, für den Modus Radverkehr sowohl Radwege als auch Fußwege und Kfz-Verkehrsflächen für das Routing zuzulassen, da diese in der Realität auch von Radfahrer*innen genutzt werden. Im Vergleich zum Kfz-Verkehr, der nur über das bestehende Straßennetz geroutet wird, steigt die Komplexität der Aufgabe damit deutlich. Es muss also davon ausgegangen werden, dass die auf den Netzgraph projizierte Trajektorie lediglich ein wahrscheinliches, nicht aber zwingend das korrekte Abbild der wirklich realisierten Fahrt ist. *Lindemann* konnte in diesem Zusammenhang unter Verwendung verschiedener Algorithmen eine Genauigkeit von bis zu 75% korrekt gematchter Punkte für Pendlerfahrten und bis zu 95% korrekt zugeordneter Wegepunkte für Freizeitfahrten ermitteln (Lindemann, 2019). Die Ergebnisse zeigen vor allem die Problematik einer höheren Netzdichte und damit verbundener Fehler im städtischen Raum auf.

Die Zuordnung von Radfahrten zu Netzelementen ist vor allem für die Analyse der Nutzung von Verkehrsanlagen von zentraler Bedeutung und im Radverkehr durch die Vielzahl an

Freiheitsgraden zusätzlich erschwert. (Rad-)Verkehrsplanerische Daten sind daher vor dem Hintergrund eines relevanten Zuordnungsfehlers vor allem im Innenstadtbereich eingehend zu überprüfen. Trotzdem sind Map-Matching-Verfahren grundsätzlich geeignet, (Radverkehrs-)Massendaten auf ein Analysenetz zu projizieren.

2.4 Crowdsourcing als neuer Ansatz in der Verkehrsplanung

Crowdsourcing ist als neuer Ansatz in den letzten Jahren vermehrt in der Forschungslandschaft publiziert wurden. Die Zusammenarbeit Vieler ist dabei auf unterschiedliche Weise möglich und letztlich in der Verkehrsforschung unterschiedlich einsetzbar. Die Potenziale der Anwendung des Ansatzes liegen auf der Hand: Die Datenerhebung in der Verkehrsplanung ist in der Regel kostspielig und zumeist mit Interpretationsgrenzen verbunden. So geben Befragungsdaten meist nur die Art der Verkehrsmittelnutzung und überschlägige Entfernungen der realisierten Wege von einer Stichprobe an einem Stichtag wieder. Zählungen stellen zwar die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen dar, jedoch nur bezogen auf den Zählstandort. Befahrungen erlauben Einsicht in die Erfahrung der Radfahrer*innen, jedoch meist beschränkt auf nur wenige Erhebende und laufen damit tendenziell immer auch Gefahr, ein subjektives Meinungsbild zu liefern.

Die Auslagerung der Datenerhebung an eine Vielzahl von Nutzer*innen kann jedoch die Vorteile der unterschiedlichen Methoden, aufgrund der Menge an freiwilligen Proband*innen, miteinander kombinieren und somit ein vollständigeres Abbild des Verkehrsablaufs in einem Verkehrsnetz erzeugen. Diese neue Methode wurde vor allem durch die fortschreitende Technisierung der Haushalte durch Smartphones und Computer in den vergangenen Jahren befördert. So hatten im Jahr 2019 82% aller Deutschen über 14 Jahre Zugang zu einem internetfähigen Smartphone (VuMA, 2020). Diese Entwicklung erfüllte somit die wichtigste Bedingung für das im folgenden Abschnitt beschriebene Prinzip des Crowdsourcing.

- Es muss sich als klare Frage oder ein Bedürfnis adressieren lassen,
- es muss potenziell durch eine breite Menge an Menschen bedienbar sein
- und man braucht eine Plattform, um zu kommunizieren.

Der Grundgedanke hinter dem Prinzip Crowdsourcing ist die Nutzung des Potenzials der Masse. Diese wird zwar nie die Leistung eines absoluten Fachmanns auf dem jeweiligen Gebiet erbringen können, aber viele, ggf. auch neue, Ansätze für die Problemlösung liefern (Howe, 2006). Die Zusammenarbeit in einer Crowd kann unterschiedlich umgesetzt werden und ist abhängig von der gestellten Aufgabe und dem Bewusstsein der Teilhabe.

Crowdsourcing kann definitorisch in explizite Ansätze – der Nutzer weiß was er tut – und implizite Ansätze – dem Nutzer ist das nicht sofort bewusst – unterschieden werden. Diese können nach der jeweiligen Arbeitsaufgabe weiter unterteilt werden. Bei expliziten Ansätzen muss der Nutzer, in Kenntnis seiner Rolle, zumeist rekrutiert werden. Dies ist in vielen

Fällen mit einer finanziellen oder ideellen Belohnung verbunden. Diese Systeme stehen für sich selbst, verbunden mit einem klaren Nutzenhintergrund. Beispiele für explizites Crowdsourcing sind Nutzerbewertungen bei Amazon, das Teilen von Inhalten bei Youtube oder das Schaffen eines Netzwerkes bei LinkedIn oder Facebook. Weitere Beispiele betreffen das konkrete Erschaffen von Artefakten wie beispielsweise Software, wie es bei Open Source Produkten (bspw. Linux) der Fall ist, beziehungsweise das Teilen von Fachwissen in Artikeln bei Wikipedia. Implizite Ansätze sind hingegen meist in anderen Themen versteckt, so werden Nutzer eines Onlinespieles bspw. zum Aufbau einer Community animiert, die später zielgerichtetes Marketing ermöglicht. Implizites Crowdsourcing kann auch innerhalb anderer Systeme implementiert sein. So können Kaufempfehlungen wie „andere Nutzer kauften auch" auf Online-Marktplätzen durch die unbewusste Auswertung des Kaufverhaltens aller Nutzer erstellt werden (Doan, Ramakrishnan und Halevy, 2011).

Ein Beispiel für implizites Crowdsourcing aus der Radverkehrsplanung ist der amerikanische Sport-Applikations (App) Dienstleister Strava. Die Nutzer*innen zeichnen ihre Fahrten mit dem Fahrrad oder andere Sportaktivitäten auf und sind sich nicht bewusst, dass diese Daten später in anonymisierter Form der Verkehrsplanung zur Verfügung gestellt werden. Diese Art der Datennutzung wurde schon in mehreren Forschungsprojekten untersucht (Jestico, Nelson und Winters, 2016; Sun und Mobasheri, 2017; Boss *u. a.*, 2018; Lee und Sener, 2019). Ein weiteres Beispiel ist die bereits erwähnte Verkehrslageanzeige von Google bzw. die Navigation über Google Maps. Hier werden Nutzerdaten, namentlich die des GPS-Empfängers von Android Smartphones, genutzt, um Reisezeiten zu bestimmen und auf deren Basis eine bessere, weil schnellere, Route anzubieten.

Interessant ist dabei das Potenzial der wachsenden Weisheit der Masse – es erscheint möglich, dass Nutzer in Portalen wie Strava online auch die Routen anderer Nutzer sehen und ggf. als Routenalternative ausprobieren. Ebenso wahrscheinlich ist es, dass ein Nutzer, der einmal aufgrund zu dichten Verkehrs durch die Google Navigation auf einem anderen Weg gelenkt wurde, sich diesen merkt und ab sofort als Routenwahlalternative nutzt. Hier sorgt die zunehmende Vernetzung über eine Plattform also auch auf Nutzerebene für einen Informationsgewinn.

Ein Beispiel für explizites Crowdsourcing im Bereich der Verkehrswissenschaften stellt die Plattform OpenStreetMap als freiwilliges Geoinformationsportal dar. Darüber hinaus können die Übergänge zwischen explizitem und implizitem Crowdsourcing verschwimmen, wenn Daten aus sozialen Medien zu anderen Zwecken, bspw. für die Erhaltung öffentlicher Sicherheit durch Verwaltungen genutzt werden (Witanto, Lim und Atiquzzaman, 2018).

Auch in der Partizipation während eines Planungsprozesses wird Crowdsourcing als sinnvoll angesehen (Clarke und Steele, 2011). Vor allem der einfache Zugang über das Internet

kann bestehende Hemmnisse für die Bürgerteilhabe abbauen. Im Zuge einer online gestützten Beteiligung wird zum einen der formelle Diskussionsrahmen einer Anhörung aufgebrochen und zeitlich deutlich erweitert, zum anderen können die Bürger*innen, anders als in Gesprächen von Angesicht zu Angesicht, ihre Anonymität wahren. Einschränkungen des Crowdsourcing-Ansatzes sind in der Natur der Individuen zu finden. Zum einen sind diese durch den sogenannten „Digital Divide" beschränkt – nur Menschen mit Zugang zum Internet können auch die für Crowdsourcing notwendigen Plattformen bedienen. Das sind in Deutschland zwar theoretisch 93% aller Haushalte[11], jedoch muss dies nicht bedeuten, dass dieser auch im nötigen Umfang genutzt wird. Gleiches gilt für die Nutzung mobiler Endgeräte wie Smartphones (Brabham, 2009). Eine Studie über das Online-Wahlverhalten in Estland lässt jedoch auch im hohen Alter eine Gewöhnung an online Partizipation vermuten (Vassil *u. a.*, 2016).

Neben dem Einfluss der technischen Befähigung ist, abhängig vom Kontext der zu lösenden Aufgabe, auch von einem starken Einfluss des persönlichen Interesses auszugehen. Bestimmte Nutzergruppen haben ein größeres Interesse an der Lösung bestimmter Problemstellungen als andere (Aitamurto, Landemore und Saldivar Galli, 2017). Dies ist insbesondere vor dem Hintergrund einer stetig wachsenden Radentscheid-Bewegung ein interessanter Gedanke. Das Interesse einer Gruppe an der Problemlösung „Verbesserung der Radinfrastruktur" ist also zweifelsohne vorhanden. Allerdings muss sich hier auch die Frage gestellt werden: Kann, ein sehr großes Interesse vorausgesetzt, ein Partizipationsansatz auch an einer zu engagierten Nutzergruppe scheitern?

Im Zuge der Behandlung lokaler Problemstellungen ist bei Beteiligungsverfahren auch auf die Gewichtung lokaler Stimmen, vor jenen Ortsfremder, zu achten. Während der Ortsansässige ein reelles Interesse am Rückbau oder einem dimensionsgleichen Umbau einer Straße hat, kann der nur auf Transit Angewiesene diese Entwicklung natürlich verhindern wollen. Das Beispiel illustriert den klassischen Konflikt zwischen Betroffenheit und Nutzen in der Raum- und Verkehrsplanung. Eine Lösung hierfür wären Geo-Verifizierungssysteme bei der Anmeldung auf einer Beteiligungsplattform oder eine nach Betroffenheit (Nähe) gewichtete Stimmabgabe (Brabham, 2009). Diese Problematik kann bei Beteiligungskampagnen im Radverkehr, wie beispielsweise dem Stadtradeln, durch die Anmeldung für nur eine Teilnehmerkommune gelöst werden, um hohe Anteile von reinen Freizeitfahrten bspw. durch Urlauber*innen zu vermeiden.

*Zusammengefasst lässt sich konstatieren, dass der Crowdsourcing Ansatz sowohl eine interessierte, technikaffine Nutzergruppe benötigt, als auch eine gemeinsame Zielstellung. Sieht man den Ausbau von Radverkehrsnetzen oder die Erhöhung der Sicherheit von Radfahrer*innen als solche an, wird im Kontext der Raum und Verkehrsplanung nur noch eine gemeinsame Plattform (App) und eine leistungsfähige Datenauswertung benötigt (Server-Backend) um die*

[11] Laut Statista.de (https://de.statista.com/statistik/daten/studie/153257/umfrage/haushalte-mit-internetzugang-in-deutschland-seit-2002/) aufgerufen am 21.09.2018

Daten der Crowd für Planungszwecke nutzen zu können. Die Ergebnisse sollten jedoch aufgrund einer Vielzahl möglicher Verzerrungen stets kritisch analysiert werden.

2.5 Big Data

Die Erhebung von Daten durch eine Crowd sorgt meist für einen rasch anwachsenden Datenbestand. Beobachtungen (von Stülpnagel und Krukar, 2018), Abstandsmessungen (Lehmann *u. a.*, 2018) oder Fahrdaten (Lißner und Huber, 2020) können dabei schnell Datenmengen von mehreren Terrabyte anhäufen, die bisher etablierte Verfahren (vgl. Kapitel 2.2) überfordern. Solche Datenmengen nennt man Big-Data. Die Besonderheiten dieser großen Datensätze werden im Folgenden erläutert.

Eine tatsächliche Arbeitsdefinition von Big-Data gestaltet sich schwierig. Die am häufigsten genutzte Begrifflichkeit hebt auf `3V's` ab: Volume (Größe), Velocity (Geschwindigkeit der Datenerzeugung oder Sammlung) und Variety (Vielfalt der Informationen) (Laney 2011). Der Begriff Big Data bezeichnet also Datenmengen, die aufgrund ihres Umfangs, ihrer Komplexität oder Schnelllebigkeit ungeeignet für eine manuelle Analyse oder eine Analyse mit herkömmlichen Methoden der Datenverarbeitung sind. Big Data beinhaltet dabei das Versprechen, neue Aspekte sozialer Prozesse zu beleuchten, die bisher unterrepräsentiert oder nur wenig erklärt waren. Viele im Verkehrskontext genutzte Daten sind zwar unter dem Aspekt des Datenvolumens im Bereich der Massendaten einzuordnen, strenggenommen aber nicht unter den übrigen Aspekten. Ein Beispiel dafür sind GPS- oder Beschleunigungsdaten von vielen Nutzern einer Applikation, die in Frequenzbereichen von 1-200 Hz aufgezeichnet werden. Diese weisen notwendigerweise bei ausreichender Dauer und Nutzerzahl ein sehr hohes Volumen auf, nicht aber eine hohe Komplexität (Romanillos *u. a.*, 2016).

Beispielsweise sind allein die Beschleunigungssensordaten eines Smartphones in fünf Minuten für die Aufzeichnung von 60.000 Datenzeilen verantwortlich. Diese beinhalten aber meist nur wenige Spalten mit einfachen Variablentypen. Allerdings sind die klassischen Instrumente der Verkehrsplanung wie Tabellenkalkulationsprogramme oder einfache Datenbanken trotz allem kaum in der Lage, derartige Daten von tausenden Nutzern zu verarbeiten.

Massendaten im verkehrsplanerischen Kontext können neben Mobilfunk- und GPS-Daten auch solche aus Sensoren in Smartphones oder Fahrzeugen sein. Gerade im Bereich des autonomen Fahrens sind hier zukünftig große Datenmengen zu erwarten. Auch das Forschungsprojekt MOVEBIS der TU Dresden konnte im Zuge der Datenerhebung für die Radverkehrskampagne Stadtradeln im Jahr 2020 mehr als 19 Terrabyte Bewegungsdaten von

über 200.000 Nutzern sammeln und ist somit mindestens an der Grenze zu Big-Data anzusiedeln[12].

Während die Erhebung der Daten aufgrund verteilter Sensoren zumeist relativ aufwandsarm gestaltet werden kann, stellt die zeitgleiche Entgegennahme dieser Daten die genutzte Serverinfrastruktur vor die Herausforderung einer enormen Skalierbarkeit. In der Regel erfordert dies verteilte Systeme auf einer Cloud-Infrastruktur (Weißbach, 2018).

*Crowdsourcing kann und wird in den kommenden Jahren im Bereich der Verkehrswissenschaften und –Planung einen hohen Stellenwert einnehmen, da die benötigten Daten durch Bürger*innen bereits jetzt erhoben werden und ein großes Potenzial für die Forschung und Planung aufweisen. Es gilt nun die Datenverarbeitung auf ein ausreichendes Level anzuheben und die Repräsentativität dieser Daten sicherzustellen. Dafür sind Ansätze notwendig, die Datenmengen im Bereich von Big-Data sicher und ausfallfrei verarbeiten können.*

2.6 GPS als Erhebungswerkzeug

Wie in den vorangegangenen Abschnitten 2.3 bis 2.5 beschrieben, ist die Nutzung von GPS-Daten auch in der Verkehrsplanung und Forschung in den vergangenen Jahren ein häufig diskutiertes Thema. Auch in der vorliegenden Arbeit wird auf GPS-Daten von Radfahrer*innen zurückgegriffen. Der folgende Abschnitt liefert daher neben einer kurzen Begriffserklärung auch einen Überblick über die Funktionsweise der Datenerhebung und damit verbundene Grenzen und Limitierungen.

2.6.1 Begriffserklärung

Das Global-Positioning-System (GPS) ist ein weltweiter Satellitenpositionsdienst (Global Navigation Satellite System, kurz GNSS). GNSS ist dabei ein Sammelbegriff für die Verwendung aktueller und zukünftiger satellitengestützte Navigationssysteme. Beispiele sind:

- NAVSTAR[13] GPS (USA)
- GLONASS (Russische Förderation)
- Galileo (Europa)
- Beideou (Volksrepublik China)

Das NAVSTAR GPS der USA ist das älteste und funktionalste Geopositionssystem. Anfang der 1970er Jahre wurde das System für die militärische Nutzung entwickelt. Im Jahr 1995 wurden die Daten mit einer künstlichen Unschärfe („Selective Availability“) behaftet für die Öffentlichkeit freigegeben. Die damalige Genauigkeit von ca. 100 m war jedoch für die meisten Nutzungen ungeeignet. Nach der Abschaltung der künstlichen Ungenauigkeit im Jahr 2000 wurde seine Verwendung für die Nutzung vielfältiger Aufgaben im zivilen Sektor

[12] https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Artikel/DG/mfund-projekte/verbesserung-der-fahrradinfrastruktur-movebis.html
[13] NAVSTAR = Navigation System with Time and Range

geöffnet, da sich die Genauigkeit auf circa 13 m[14] erhöhte. Aktuell beträgt die Genauigkeit in 95% der Fälle 7,5m (Department Of Defense, 2008; Zogg, 2011)(Zogg, 2011)(Zogg, 2011).

Neben dem amerikanischen System existieren noch vergleichbare Systeme in der Volksrepublik China mit aktuell 15 Satelliten sowie das russische System Glonass mit aktuell 23 Satelliten. Seit 2016 befindet sich zudem das europäische System Galileo im Aufbau. Bisher sind 18 der geplanten 30 Satelliten im Umlauf. Galileo wird anders als die übrigen Dienste ausschließlich zivil betrieben. Zukünftig sollen mit Galileo Genauigkeiten von bis zu 1m möglich sein. Diese Genauigkeit böte für die Verkehrsforschung deutlich größere Möglichkeiten als die existierenden Systeme, da man bspw. die genutzte Verkehrsanlage der Proband*innen erkennen kann. Limitiert wird das System aktuell noch durch die Anzahl der verfügbaren Empfänger. So sind aktuell nur wenige mobile Endgeräte in der Lage Galileo-Daten zu empfangen (ESA, 2020).

2.6.2 Funktionsweise

Die Funktionsweise der Satellitennavigation basiert auf den drei verwendeten Segmenten:

- Das Raumsegment umfasst die Satelliten auf sechs Umlaufbahnen um die Erde. Für einen regulären Empfang sind vier Satelliten nötig. Damit diese von jedem Punkt der Erde zu jeder Zeit für einen Empfänger sichtbar sind, sind im Falle von GPS 24 Satelliten notwendig. Da auch immer einige Satelliten gewartet oder repositioniert werden müssen, ist zumeist eine höhere Anzahl (ca. 30) an Satelliten im Orbit (Zogg, 2011).
- Zudem gibt es ein weltweites Netz aus Kontrollstationen – das Kontrollsegment. Diese überwachen vor allem die Funktion und Transmissionen der Satelliten.
- Das Nutzersegment beschreibt den Empfänger im Sinne unterschiedlicher Endgeräte wie beispielsweise Smartphones oder Präzisionsempfänger (dGPS) beispielsweise an Fertigern im Straßenbau.

[14] Genauigkeit bezieht sich im Regelfall auf den doppelten circular error propable (95%), wobei der einfache CEP die Abweichung der Hälfte der Messwerte von der tatsächlichen Position beschreibt.

Die Position des Endgerätes wird über die unterschiedlichen Laufzeiten der von den Satelliten ausgesendeten Signaldaten berechnet. Diese Datenpakete beinhalten Informationen zu Kennung, Position, Systemzeit, zu Satellitenbahndaten (Almanach und Ephemeriden) und zum Zustand des Satelliten (Zogg, 2011). Aus diesen Daten ergibt sich für jede Laufzeit eine Kugelfläche um den Satelliten mit den möglichen Positionen des Empfängers. Aus der Überschneidung der Kugelflächen von drei Satelliten lässt sich die Anzahl möglicher Standorte auf zwei reduzieren, wobei ein Standort außerhalb der Erdoberfläche liegt. Dieses Verfahren der Positionsbestimmung nennt man Trilateration (Siehe Abbildung 5). Da die Empfangsgeräte (bspw. Smartphones) zumeist deutlich ungenauere Uhren verbaut haben als die Atomuhren der Satelliten, ist ein Uhrzeitabgleich nur über einen weiteren Satelliten möglich. Dieser sorgt für eine Synchronisation der GPS-Systemzeit mit der Uhrzeit des Empfängers, somit kann die Signallaufzeit vom Raumsegment zum Nutzersegment korrekt berechnet werden (Strang *u. a.*, 2008).

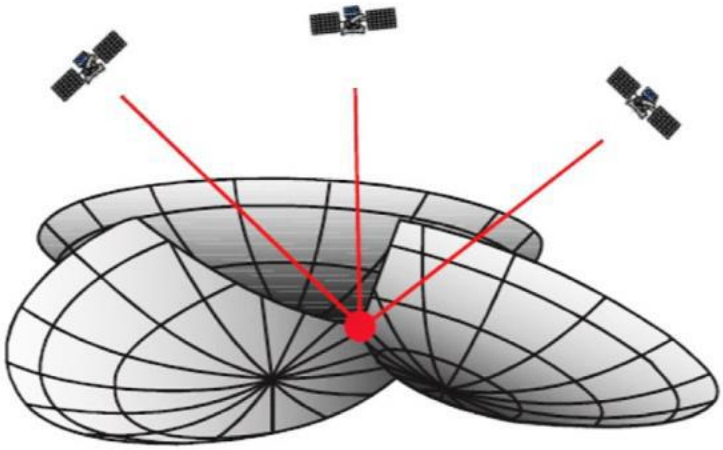


Abbildung 5: Positionsbestimmung mit 3 Satelliten [Strang et. al, 2008])

2.6.3 Genauigkeit

Bedingt durch die drei Segmente der GNSS können auch die auftretenden Fehler in unterschiedliche Kategorien eingeordnet werden. Grundsätzlich gilt: durch eine Veränderung der Signallaufzeiten eines oder mehrerer Satelliten zum Empfänger resultieren teilweise große räumliche Abweichungen zwischen dem reellen Standpunkt des Empfängers und dem detektierten Standpunkt. Dabei kann zwischen Quell- und Verarbeitungsfehlern unterschieden werden. Verarbeitungsfehler entstehen vor allem durch die Datenübertragung und ihre Aufbereitung und Verwendung durch den Datennutzer. Verarbeitungsfehler sind also per se durch den sorgsamen Umgang mit den Daten zu minimieren. Quellfehler können in drei Kategorien unterschieden werden. Neben den Nutzer-Streckenfehlern sind dabei noch die Signalausbreitungsfehler und die Empfängerfehler zu beachten.

Die Nutzer-Streckenfehler umfassen Ungenauigkeiten bei den Satellitenpositionen und -Uhren, welche durch natürliche Phänomene wie die Gravitationskraft hervorgerufen werden. So können die sehr präzisen Bahnen der Satelliten durch die Gravitationskraft von

Mond und Sonne leichten Schwankungen unterliegen. Dies kann zu einer leichten Schwankung zwischen der realen Position und der in den Ephemeriden angegebenen Position führen (Bauer, 2017). Auch die verwendeten, hochgenauen Atomuhren der Satelliten unterliegen dadurch leichten, regelmäßigen und unregelmäßigen Fehlern.

Die Signalausbreitungsfehler beschreiben alle Fehler während der Signaltransmission zum Empfänger. Der Weg der übermittelten Signale kann durch die Atmosphäre und Störeinflüsse auf der Erdoberfläche beeinflusst werden. In den unterschiedlichen Schichten der Atmosphäre, vor allem aber der Ionosphäre, wird das Satellitensignal durch die verschiedenen Grade der Ionisation der unterschiedlichen Schichten abgelenkt. Diesen Effekt bezeichnet man als Dispersion. In den folgenden Schichten, der Stratos- und Troposphäre erfolgt die Signalbeeinflussung durch Gasmoleküle, die die Signalausbreitung bremsen. Ist das Signal an der Erdoberfläche angelangt, sind Mehrwegeffekte auf dem letzten Wegeabschnitt zum Empfänger zu beachten. Diese beschreiben den Effekt, dass das Signal nicht auf direktem Wege zum Empfänger gelangt, sondern durch Gebäude oder die vorhandene Topographie gebrochen oder gebeugt wird. Signale können dabei den Empfänger sowohl auf dem direkten, als auch auf dem gebrochenen Wege erreichen, was eine Signalüberlagerung zur Folge hat (Bauer, 2017).

Die dritte und letzte Gruppe möglicher GPS-Fehler umfasst diejenigen, die an den Empfangsgeräten auftreten. Hier kann beispielsweise die Hardware durch interne Prozesse das Signal beeinflussen. Zu nennen sind das Messrauschen, welches auf zufälligen Schwankungen basiert und Hardwareverzögerungen mit systematischem Charakter (Bauer, 2017).

Die genannten Fehler können additiv auftreten und in Summe eine Ungenauigkeit von 7,5 bis 10 m ergeben (vgl. Tabelle 2). Sollten wenige Satelliten zur Verfügung stehen, oder diese in einem ungünstigen Winkel zum Horizont stehen, können sich die genannten Fehlereinflüsse noch deutlich erhöhen. So geht auch die Satellitengeometrie, also die Lage der Satelliten zueinander als Faktor in die Fehlerberechnung ein. Man spricht hier innerhalb der unterschiedlichen Dimensionen vom *Dilusion of Precision* – Wert (DOP). Ein kleinerer Winkel zwischen zwei Satelliten entspricht hierbei einem größerem DOP Wert, da die Fläche für den Positionsfehler größer ist (Kaplan und Hegarty, 2017).

Tabelle 2: Dimensionen möglicher GPS Fehler (eigene Darstellung nach Zogg, 2011 und Arnold und Zandbergen, 2011)

Ursache	***Betrag***	
Nutzer-Streckenfehler		1-2 m
Signalausbreitung	Ionosphäre (2-Frequenz)	cm-dm
	1-Frequenz	5m
	Troposphäre	0,5 m
	Mehrwegausbreitung	1 m
Empfänger	Rauschen	0,5m
	Instrumentelle Verzögerungen	dm-m

Die angegebenen Fehler resultieren in einem in der Literatur verschieden quantifizierten Gesamtfehler. Die für die Verkehrsforschung relevante horizontale Abweichung in 95% aller Fälle wird mit < 9 m (Zogg, 2011) beziehungsweise für den städtischen Raum mit 10-15 m angegeben (Arnold und Zandbergen, 2011). Ein wesentlich niedrigerer Wert findet sich mit 5-10 m gesamter horizontaler Abweichung bei MacGoughan (MacGougan, O'Keefe und Klukas, 2010).

2.6.4 Grenzen der Verwendung von GPS-Daten

Resultierend aus dem vorangegangenen Abschnitt können somit Grenzen der Anwendung im verkehrsplanerischen Kontext formuliert werden. So ist es wohl möglich die Trajektorie eines Fahrzeuges oder eines Fußgängers aus den GPS-Daten abzulesen. Eine Nutzung bestimmter Infrastrukturelemente, wie beispielsweise Fahrspuren im MIV, oder von Radverkehrsanlagen hingegen lässt sich nur in Einzelfällen mit Sicherheit bestimmen. Abhilfe schafft hier die Möglichkeit des Map-Matchings (vgl. Absatz 2.3.2).

2.7 Zusammenfassung

Der Radverkehrsanteil in Deutschland soll in den nächsten Jahren weiterhin wachsen. Gleichzeitig wird die Radverkehrsförderung in der Bundesrepublik aktuell überwiegend als Angebotsförderung verstanden. Jedoch benötigt man sowohl für die Evaluation eines geschaffenen Angebotes, als auch für die Schließung von Netzlücken oder der Priorisierung von Baumaßnahmen Daten zur Radverkehrsnachfrage. Diese können aktuell nur durch die sporadisch vorhandenen automatischen Dauerzählstellen und fragmentierte Kurzzeitzählungen in wenigen Kommunen punktuell für Analysen zur Verfügung gestellt werden. Gleichzeitig sind diese Analysen meist sehr zeitaufwändig, da Daten erhoben werden müssen oder vorhandene Daten in neuem Kontext interpretiert.

Die arrivierten Verkehrsplanerischen Methoden und Ansätze werden im Radverkehrsplanerischen Kontext nicht den (gesellschaftlichen) Förderzielen gerecht und nutzen die sich durch die zunehmende Digitalisierung bietenden Möglichkeiten aktuell nur in begrenztem Umfang. Neue Wege von nahezu barrierefreier Bürgerbeteiligung im Zuge von Crowdsourcing-Ansätzen

ermöglicht die mittlerweile fast flächendeckend vorhandene GPS-Technologie. Die Datenerhebung ist durch die sehr gute Ausstattung der Bevölkerung mit Smartphones in europäischen, amerikanischen und asiatischen Städten gesichert. Die Datenverarbeitung stellt allerdings eine neue Herausforderung für die klassischen Ingenieursdisziplinen dar und benötigt die interdisziplinäre Zusammenarbeit mit der Informatik. Diese Zusammenarbeit birgt das Potenzial große Mengen an Bewegungsdaten für die Verkehrsplanung und Forschung aufzuarbeiten und zu nutzen. Die Genauigkeit der GPS-Daten stellt für Anwendungsfälle, die auf sehr präzise Verortung angewiesen sind, allerdings noch eine Herausforderung dar.

3. Forschungsstand

Dieses Kapitel widmet sich dem nationalen und internationalen Stand der Forschung im Bereich GPS-Datennutzung in der Verkehrswissenschaft. Zunächst werden generelle Arbeiten zur Nutzung von Crowdsourcing Daten analysiert, um anschließend die unterschiedlichen Methoden der qualitativen und quantitativen Radverkehrsforschung zu untersuchen. Im Zuge der Analyse quantitativer Ansätze werden auch klassische Stated-Preference Arbeiten untersucht, um diese in den Kontext neuerer Methoden einzuordnen.

Die betrachtete Thematik ist vielschichtig, dementsprechend kann eine Literaturrecherche nicht ausschließlich in Richtung von GPS-Datenerhebung im Radverkehr durchgeführt werden, obgleich allein der Literaturbestand in diesem Bereich sehr umfangreich ist. Weitere zu betrachtende Themen sind breiter gefasste Arbeiten zu Erfahrungen mit dem Thema Crowdsourcing, bspw. im Verkehrsbereich sowie Studien zum Thema Radverkehrsverhalten im Generellen. Diese können noch in Befragungen (also Stated-Preference Untersuchungen) und die Nutzung von Fahrdaten (Revealed Preference Untersuchungen) aufgeteilt werden.

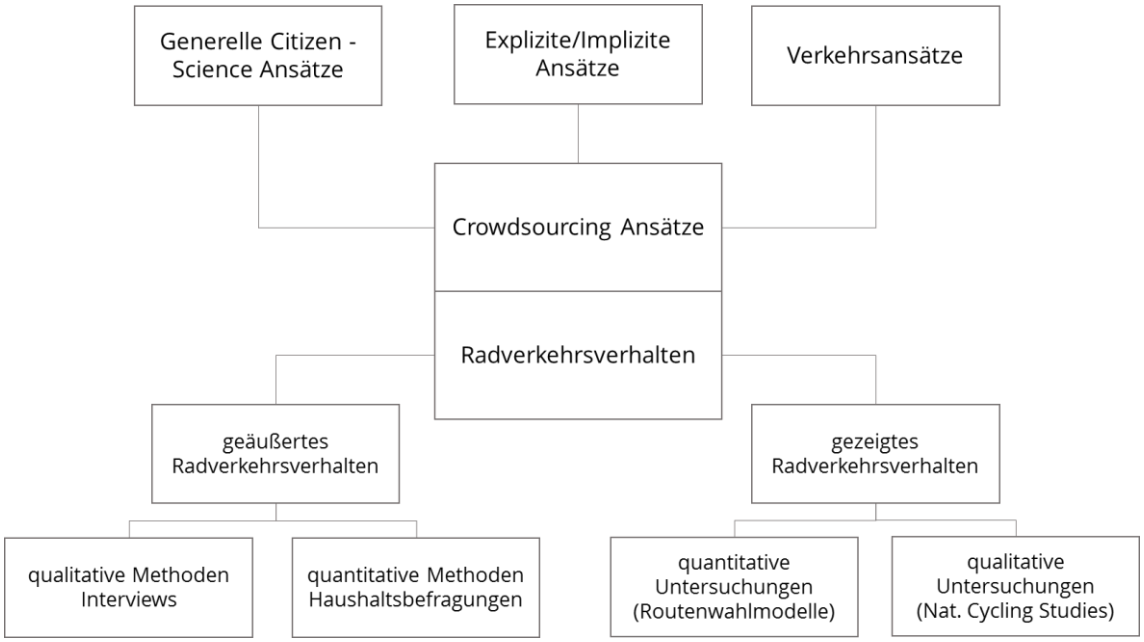


Abbildung 6: Übersicht über die Einordnung potenzieller Forschungsliteratur

Literatur zum Verkehrsverhalten im Zuge der Nutzung anderer Verkehrsarten wird nicht explizit in die Literaturrecherche einbezogen, aber nach dem Schneeballprinzip teilweise mit ausgewertet.

3.1 Methodik der Literaturrecherche Definition von Schlagworten, Recherchedatenbanken

Abgeleitet aus der Fragestellung und dem Schema nach Abbildung 6 ergeben sich die in Tabelle 3 folgende Schlagworte für die Suche in Literaturdatenbanken. Diese wurden zunächst einzeln, bei zu hoher Trefferzahl dann in Kombination, genutzt und gegebenenfalls zusätzlich um Schlagworte ergänzt. Eine Zusammenfassung der Literaturrecherche findet sich im Anhang A1.

Tabelle 3: Schlagworte für die Literatursuche in Datenbanken

Deutsch	***Englisch***
Crowdsourcing	Crowd sourcing
Mobilität	mobility
Verkehr	transportation, traffic
Radfahren	cycling
Fahrrad	bicycle
Radfahrer + Typologie	cyclists + typologie
Radfahrer + Befragung	cyclist + survey
GPS	GPS

Als Recherchedatenbank wurde hauptsächlich die Datenbank Science Direct genutzt, die ein breites Spektrum an Ingenieur- und sozialwissenschaftlichen Themen bietet, sowie alle Zeitschriften des Elsevier-Verlags enthält. Die Rechercheverknüpfung für mehrere Suchbegriffe erfolgt mittels einer UND Verknüpfung. Das macht eine weitere Einschränkung durch verwendete Schlagworte möglich. Genutzt wurden die Suchbereiche Engineering, Computer Science, Social Science, Psycology und Environmental Science.

Nachdem die oberflächliche Suche mit dem Suchbegriff „Crowdsourcing“ mehr als 11.700 Treffer erbrachte, wurde der Suchbegriff anschließend durch die Verknüpfung „Mobility“ (4.747), „bicycle“ (1.083) sowie „cycling“&“GPS“ (553) und „bicycle“&“GPS“ (167) ergänzt. Die nun gefundene Auswahl konnte als ausreichend spezifisch und überschaubar für eine Recherche betrachtet werden. Mögliche Recherchelücken wurden mit den Schlagworten „bicycle“&“GPS“ abgedeckt, welche nochmals 1.802 Treffer erbrachten.

Als Alternative wurde anschließend noch die Datenbank „*Academic Search Complete*“ von EbscoHost verwendet. Hier ist eine strikte boolean Verknüpfung von Schlagwörtern möglich. Es konnte dabei zwischen UND, ODER und NOT ausgewählt werden. Als nachgeordnete Suchalternative wurden zudem nur diejenigen Treffer in die Suchstatistik aufgenommen, die aus der vorherigen Suche noch nicht bekannt waren.

Neben der systematischen Suche in den genannten Literaturdatenbanken, wurde weiterführende Literatur, so noch unbekannt, auch aus den Literaturlisten der gesichteten Artikel übernommen. Dieses Vorgehen nach dem Schneeballprinzip führte zu einer ganzen Reihe weiterer Treffer. Auch Literaturempfehlungen von Kollegen und Experten wurden berücksichtigt.

Der Analyse der Forschungsliteratur liegen abschließend 89 Studien zugrunde, von denen zunächst Exzerpte erstellt wurden. Die wichtigsten dieser Studien werden in den folgenden Absätzen kurz vorgestellt.

3.2 Crowdsourcing und GPS-Datennutzung in der Verkehrswissenschaft

Schelewsky, Bock und *Januschkat* fassten 2014 in „Smartphones unterstützen die Mobilitätsforschung" für den deutschsprachigen Raum erstmals Potenziale und Chancen von einer smartphone-gestützten Datenerhebung zusammen. Hervorgehoben wird vor allem die Bedeutung alternativer Formen der Mobilitätserhebung vor dem Hintergrund zunehmend differenzierterer Nutzungsmuster mit unterschiedlichen Mobilitätsangeboten und der daraus folgenden Intermodalität. Hier können klassische Erhebungsmethoden, die vorwiegend auf erinnertem Verhalten basieren, nur selten die erforderlichen Details für die Abbildung einer Änderung der Mobilitätsgewohnheiten liefern. Die ex-post Rekonstruktion von Wegen führt, neben Rundungen bei Zeiten und Wegelängen, nicht selten zum Vergessen einzelner oder dem Verschmelzen mehrerer Etappen. Dieses als Underreporting bekannte Phänomen wird auch schon in früheren Studien beschrieben (Stinson und Bhat, 2003; Axhausen und Schüssler, 2008). Moderne Informations- und Kommunikationsmethoden können hier Abhilfe schaffen.

Vor allem die gute Abdeckung im Bevölkerungsquerschnitt und das tägliche mit sich führen in Verbindung mit einer vielfältigen Sensorik, macht das Smartphone zu einem idealen Erhebungsinstrument für Mobilitätsverhalten. *Schelewsky* macht allerdings auch darauf aufmerksam, dass dies nur für die Prämisse gilt, dass Position von Smartphone und Besitzer identisch sind (Schelewsky *et al.*, 2014; s.7). Weiterhin weist er darauf hin, dass eine Verkehrsmittelerkennung einfach möglich ist. Dies ist anhand heuristischer Daten wie Geoinformation und der internen Sensorik der Geräte möglich. Diese Kurzzusammenfassung beschreibt ein in den letzten Jahren wachsendes Feld in der Verkehrsforschung. Die massenweise Verbreitung von Informationstechnik erlaubt die Einbeziehung breiter Bereiche von Verkehrsteilnehmern in die Erhebung von Verkehrsverhalten.

Eine Grundvoraussetzung für die Nutzung von Informationstechnik besteht, wie bereits im vorangegangenen Kapitel erwähnt, in deren Verbreitung und Ausstattung. Die serienmäßige Ausstattung von Mobilgeräten mit GPS wurde mit Einführung des ersten iPhones

im Jahr 2007 etabliert und markierte auch den beginnenden Durchbruch eines neuen Forschungsfeldes in der Verkehrsforschung (Apple, 2007). Auch nach 2007 wurde noch eine Zeit lang auf die GPS-Datenerhebung mit Smartphones verzichtet. Gründe dafür waren technische Restriktionen und mangelnde Nutzerabdeckung, auch resultierend aus dem noch vergleichsweise hohen Preis der Apple Geräte.

In der Mobilitätsforschung wurden GPS-Daten vor allem zur Unterstützung von Wegetagebüchern genutzt. Dabei musste anfangs oftmals der Wegezweck, oder die Quelle beziehungsweise das Ziel des Weges händisch ergänzt werden. Ein passiver Ansatz dafür wird jedoch in der Literatur als besser erachtet. Gerade für die Forschung ist es aus Akzeptanzgründen und dem Streben nach möglichst unverfälschten Verhaltensdaten wichtig, möglichst ohne Interaktion mit dem Probanden Wegezwecke und Verkehrsmittel zu erkennen. Dies stützt auch das Prinzip einer breiten und niedrigschwelligen Nutzbarkeit durch eine Gruppe freiwilliger Probandinnen. (Axhausen *u. a.*, 2004; Wolf, Guensler und Bachman, 2007; Schüssler und Axhausen, 2008; Stopher *u. a.*, 2008; Bricka *u. a.*, 2009) Der passive Ansatz der Wegeerkennung birgt darüber hinaus den Vorteil, dass sich unterschiedliche Verkehrsmittel anhand der Charakteristika Geschwindigkeit, Beschleunigung oder Zwischenstopps, Höchstgeschwindigkeit identifizieren lassen. Daten aus Geoinformationssystemen (GIS) können bei der Abschätzung des Wegezweckes helfen (Schelewsky *et al.*, 2014, S. 17-18).

Für eine Nutzung von GPS-Daten als elektronisches Wegetagebuch, oder um darüber hinaus Erkenntnisse zur Routenwahl zu gewinnen, sind vor allem die Aktivitäts-, Wege- und Moduserkennung zentrale Punkte. Für die Erkennung der vorgenannten Wegeparameter existieren eine Reihe von Algorithmen, die in angepasster Form auch in die Datenaufbereitung im Zuge dieser Arbeit Eingang finden (Axhausen und Schüssler, 2008; Schuessler und Axhausen, 2009; Menghini *u. a.*, 2010).

Als wegweisend für die Arbeit zum Thema Aufbereitung und Nutzung von GPS Daten in der Mobilitätsforschung können im deutschsprachigen Raum die Arbeiten von *Axhausen, Schüssler* und *Menghini* bezeichnet werden, welche im Folgenden daher intensiver betrachtet werden.

Axhausen und Schüssler fokussierten sich in ihrer Arbeit auf Daten, die durch GPS-Empfänger im Jahr 2004 in Zürich, Winterthur und Genf erhoben wurden. Dabei zeichneten 4.882 Teilnehmer im Durchschnitt 6,65 Tage lang ihre Wege auf. So entstanden 32.000 aufgezeichnete Tage, jedoch ohne zusätzliche Geoinformationen oder Soziodemografika der Proband*innen. Die entstandenen Daten wurden anschließend mit dem Schweizer Microzensus verglichen. Die Datenaufbereitung, sowie das Post-Processing wurden genau wie die Erkennung von Wegen und Aktivitäten in der Programmiersprache Java durchgeführt. *Axhausen und Schüssler* stellen heraus, dass es für die Nutzung von GPS-Daten im Rahmen eines elektronischen Wegetagebuchs essenziell ist, die Aufbereitung von Wegen und Aktivitäten sowie die Identifikation der genutzten Verkehrsmittel sauber durchzuführen. Der

Modus „Laufen“ erscheint ihnen dafür am besten geeignet, da er sich hinsichtlich Geschwindigkeiten und Beschleunigungen maximal von den übrigen Verkehrsmodi abhebt (Axhausen und Schüssler, 2008).

Weiterhin weisen die Autoren auf eine Reihe von Fehlern hin, die zu fehlenden oder fehlerhaften GPS-Punkten innerhalb einer Aufzeichnung führen. So können beispielsweise Warm- und Kaltstartprobleme des GPS-Empfängers zu Datenverlust oder Verzerrung führen[15]- Ein Effekt der auch in Kapitel 2.5 schon näher beschrieben wurde. Weitere Abweichungen können sich aus der Sichtbarkeit des Horizonts, bzw. der Satelliten ergeben. So kommen *Axhausen und Schüssler* zu dem Ergebnis, dass das GPS-Signal für die Detektion der Modi Fahrrad und Fuß recht gut geeignet ist, hingegen für den öffentlichen Personenverkehr eher schlecht (Axhausen und Schüssler, 2008).

Um die angesprochenen fehlerhaften Punkte zu beseitigen, bieten sich die Möglichkeiten der Filterung und der Glättung an. Über eine Filterung können systematische Fehler entfernt werden. Dies betrifft beispielsweise zu hohe Geschwindigkeiten aufgrund von GPS-Sprüngen durch schlechten Empfang. Hierfür können die Parameter DOP (Delusion of Precision[16]) und die Anzahl der in Reichweite befindlichen Satelliten genutzt werden. Weitere Indikatoren sind unrealistisch hohe Geschwindigkeiten oder Beschleunigungswerte. Eine Glättung der Daten behandelt zufällige Fehler. Diese kann beispielsweise durch einen modifizierten Kalman Filter oder einen Gauss-Kern-Glättung realisiert werden (Axhausen und Schüssler, 2008).

Aufbauend auf der für alle Verkehrsmittel gültigen Datenvorverarbeitung von *Schuessler und Axhausen* veröffentliche *Menghini* im Jahr 2010 die erste Arbeit zur Routenwahl von Radfahrer*innen in Zürich. Grundlage war der gleiche Datensatz aus dem Jahr 2004 - *Menghini* extrahierte 3.387 Radfahrten und reicherte den Datensatz mit einem digitalen Geländemodell an, um anschließend ein Routenwahlmodell zu schätzen. Der Nachweis der Verwendbarkeit von GPS-Daten für die europäische (Rad-)Verkehrsforschung wurde somit erbracht. Nutzerdaten waren jedoch während der Modellbildung nicht bekannt. Gleichwohl die Daten durch die Ziehung im Rahmen der Zensus Erhebung insgesamt als repräsentativ einzustufen sind, bleibt unklar, ob dies auch für die Teilstichprobe der Radfahrer*innen gilt. (Menghini *u. a.*, 2010)

Eine Reihe weiterer Studien widmet sich der Herausforderung der Datenverarbeitung auf einer multi-modalen Ebene und rückt die Erkennung von Wegen und genutzten Verkehrsmitteln aus mit Smartphones aufgenommenen Bewegungsdaten in den Mittelpunkt der Forschungsarbeit (Gong *u. a.*, 2012; Zhang *u. a.*, 2012; Shin *u. a.*, 2015; Zhou *u. a.*, 2017).

[15] Näheres dazu unter 2.6.3 Genauigkeit der GPS-Daten

[16] Dilution of Precision (DOP), oder geometric dilution of precision (GDOP), zu Deutsch etwa Verringerung der Genauigkeit, ist bei Satellitennavigationssystemen ein Maß für die Streubreite der Messwerte (Wikipedia.de).

Diese Art der Datenvorverarbeitung ist der Ausgangspunkt für viele weitere Anwendungsfälle in der Mobilitätsforschung und wird auch in der vorliegenden Arbeit angewandt. *Gong et al.* erreichte dabei eine Erkennungsgenauigkeit von 82,6% mit einem einfachen GIS-Algorithmus unter Verwendung der Daten von 45 Freiwilligen in New York City. Genutzt wurde ein GPS-Handgerät. Der verwendete Algorithmus kann die Modi Laufen, U-Bahn, S-Bahn, Pkw und Bus voneinander unterscheiden und führt eine Trip-Segmentation durch. Genutzt werden dafür Knoten und Kanten eines Wegenetzes, sowie die Standorte von Haltestellen des öffentlichen Nahverkehrs. Mittels einer Abfrage der räumlichen Ähnlichkeit zu Haltestellen, bzw. zu Netzkanten werden die Trajektorien den Netzkanten zugeordnet. Zusätzlich werden noch Entscheidungsregeln bspw. für die zulässige Höchstgeschwindigkeit der Modi eingeführt. Der Modus Laufen lässt sich dabei mit der höchsten Genauigkeit zuordnen (90%), gefolgt vom Modus Pkw (Gong *u. a.*, 2012).

Shin et al nutzen in ihrer Arbeit Smartphones als Erhebungsinstrumente und arbeiten mit einer eigens programmierten Applikation, die im Hintergrund kontinuierlich Daten aufzeichnet. Neben den Geo-Daten des GPS-Sensors werden auch die Beschleunigungsdaten der Smartphones verwendet. *Shin et al* nutzen ebenfalls den Modus Laufen als Trennebene für Wege und Aktivitäten. Laufen wird dabei über einen festen Geschwindigkeits- bzw. Beschleunigungsgrenzwert (7km/h, 0,7m/s²) auf definierten (Netz)-Segmenten erkannt. Verwendet wurden dafür die Daten von 30 Nutzern in Zürich. Die Transportmittel Pkw, Bus und Zug/Straßenbahn werden dabei anhand spezifischer Beschleunigungsgrenzwerte erkannt. Bei einer Gesamtgenauigkeit der Klassifizierung von 82% konnten die Modi Laufen und Zug/Straßenbahn mit 88% Genauigkeit erkannt werden. Radfahren als eigenständiger Modus wird nicht betrachtet.(Shin *u. a.*, 2015)

Zhou et al nutzen im Zuge ihrer Arbeit einen Maschine Learning Algorithmus und beziehen sowohl Fahrräder als auch eBikes in die Verkehrsmittelerkennung ein. Das verwendete Random-Forrest Modell klassifiziert dabei 94,4% aller Fahrten korrekt. Der genutzte Datensatz wurde, ebenfalls mit Smartphones, in Shanghai aufgezeichnet. Für die Datenerhebung wurden 459 Freiwillige rekrutiert, die in insgesamt 3.766 Erhebungstagen 3.593 Fahrten, bestehend aus 17 Millionen GPS-Punkte, erhoben. 318 der freiwilligen Teilnehmer nahmen zusätzlich an einer Verifizierung ihrer Wege mithilfe eines Wegetagebuches teil. Die Datenverarbeitung besteht im Wesentlichen aus einer Trip-Segmentierung um Wege, bzw. deren Teile, die mit einem Verkehrsmittel zurückgelegt werden, zu identifizieren und als eigenständige Einheiten zu klassifizieren. Anschließend werden die auf den identifizierten Abschnitten genutzten Verkehrsmittel erkannt. *Zhou et al*. nutzen dabei ein Parameterset von 24 Features, die aus den GPS-Daten identifiziert werden. Die Basis bilden dabei fünf Features, welche jeweils zwischen aufeinanderfolgenden GPS-Punkten berechnet werden: „Entfernung“, “Zeitunterschied“, „Richtung“, „Geschwindigkeit“ und „Beschleunigung“. Perzentile der genannten Features sorgen anschließend für eine stärkere Differenzierung der Klassifizierung – so werden beispielsweise 95%, 75%, 50% und 25% Perzentile der Geschwindigkeit verwendet. Ein zweites Featureset besteht aus globalen

Variablen für ein identifiziertes Segment, wie beispielsweise Wegeweiten oder der Gesamtreisezeit. Mit der verwendeten Methodik kann für die Segmentierung von Wegen (Trips) eine Genauigkeit von 88% erreicht werden und für die Verkehrsmittelerkennung eine Genauigkeit von 84% (Bus) bis 98% (U-Bahn). Radfahrten werden mit einer Genauigkeit von 91% erkannt, Erkennungsfehler gab es vor allem an der Grenze zum Fußverkehr. Die Datengrundlage für die Modellvalidierung betrug 50 Radfahrten und ist damit als eher klein einzustufen. (Zhou *u. a.*, 2017)

Neben Arbeiten, die den Radverkehr oder generell alle Verkehrsmodi betreffen, existiert auch eine Vielzahl an monomodalen Anwendungsmöglichkeiten. Ein Beispiel für die Anwendung von GPS-Trajektorien in der Analyse des Mobilitätsverhaltens von CarSharing-Nutzern liefert *Kopp.* Im Zuge der Nutzung eines GPS-gestützten Wegetagebuchs wurde das Verhalten von Nutzern des Anbieters DriveNow untersucht. Dabei stand neben der Nutzung des free-floating Carsharing Angebots auch eine Vergleichsgruppe an Nicht-Nutzern im Fokus der Untersuchung. Die Zusammensetzung der Probanden beschreibt die Autorin als eher männlich, einkommensstärker und gut gebildet. (Kopp, 2015) Dieser Sachverhalt ist im weiteren Verlauf auch für die Datenerhebung im Radverkehr zu überprüfen und wirft die Frage auf, ob die Methode „Smartphone" generell eine Verzerrung in Richtung dieses Probandentyps bedingt. Auch im Bereich der Straßenverkehrstechnik und Instandhaltung existieren eine Vielzahl von Ansätzen, die auf eine hohe Anzahl von Freiwilligen zurückgreifen, um mittels GPS-Trajektorien und Beschleunigungssensoren der Smartphones den Straßenzustand detektieren. Der Vorteil der Ausgliederung und Automatisierung derartiger Erhebungen liegt in einer hohen Ersparnis von Zeit und finanziellen Mitteln bei der Erstellung eines Straßeninventars. (Eriksson *u. a.*, 2008; Guido *u. a.*, 2013; Bombach, 2014; Higuera de Frutos und Castro, 2014; Singh *u. a.*, 2017)

Neben dem motorisierten und nichtmotorisierten Individualverkehr kann ein Crowdsourcing Ansatz in Verbindung mit der Aufzeichnung von Bewegungsdaten auch für den Fußverkehr oder Freizeitmobilität genutzt werden. So verwenden *Korpilo* und *Virtanen* eine Smartphone Applikation, um GPS Daten bezüglich der Nutzung von Freizeitörtlichkeiten wie Parks und Wälder in Finnland durch Erholungssuchende sichtbar zu machen (Korpilo, Virtanen und Lehvävirta, 2017).

Zusammengefasst lässt sich konstatieren, dass die Verwendung von Smartphone-Applikationen zur Aufzeichnung von Bewegungsdaten vor allem durch die steigende Datenverfügbarkeit im Zuge von Crowdsourcing Ansätzen eine große Rolle in der Erforschung und Planung von und für Mobilität spielt. International existiert eine Vielzahl von Arbeiten und Studien zu unterschiedlichen Mobilitätsformen. Wichtige Eckpfeiler des Einsatzes dieser Technologien sind die Erkennung von Verkehrsmodus und Aktivitäten – dafür existieren eine Reihe unterschiedlicher Verfahren. Sowohl speziell für den Radverkehr, als auch mit multimodalen Anwendungskontext.

3.3 Quantitative (GPS)-Studien zum Radverkehrsverhalten

Nachdem im vorangegangenen Absatz ein Überblick über den Einsatz von GPS und Crowdsourcing in der Mobilitätsforschung gegeben wurde, soll der Fokus des Lesers in den folgenden Abschnitten stärker auf den Radverkehr gelenkt werden. Dazu werden neben quantitativen Studien zum Verhalten und der Routenwahl von Radfahrer*innen unter Nutzung von GPS-Daten auch qualitative Studien zum Radverkehrsverhalten und solche, mit gleichem fachlichen Hintergrund, jedoch ohne die Nutzung von GPS-Daten analysiert.

Die erste namhafte Studie zum Radverkehrsverhalten unter Nutzung von GPS-Daten wurde im Jahr 2007 von *Krizek* und *Harvey* publiziert. Diese ließen 51 Probanden aus unterschiedlichen Nachbarschaften in South Minneapolis 938 Radfahrten aufzeichnen. Die Freiwilligen wurden anhand ihres Alters, ihres Geschlechtes und ihres Arbeits- sowie Wohnortes ausgewählt. Ziel der Studie war es, das Verhalten von Fahrradpendlern zu untersuchen. Dafür wurden in etwa die gleiche Anzahl an Männern und Frauen ausgewählt (27 männlich / 24 weiblich). Die Ergebnisse zeigten eine durchschnittliche Wegelänge von 10,36 Km bei einer Durchschnittsgeschwindigkeit von 19,6 km/h. Eine Unterscheidung der aufgezeichneten Radfahrten in Wege und Aktivitäten fand nicht statt. Die Kernerkenntnisse sind: Männer fahren etwas weiter als Frauen und sind dabei auch etwas schneller. Menschen über 30 Jahre fahren zudem etwas weitere Wege als jene unter 30 Jahren. Einen Höhepunkt erleben Wegeweite und Geschwindigkeit zwischen 30 und 40 Jahren Lebensalter. Neben der Auswertung von GPS-Fahrten wurden außerdem Fokusgruppeninterviews durchgeführt. Die Studie kann als Basis aller fortan durchgeführten Studien gelten, auch wenn die Anzahl der Probanden den Kriterien von Big-Data oder einer statistisch gesicherten Stichprobe noch nicht genügen. (Harvey und Krizek, 2007)

*Krizek und Harvey werfen damit auch eine der Hauptfragen dieser Arbeit auf: wie unterscheiden sich Proband*innen im Zuge der Nutzung von GPS-Daten und welche Parameter sind geeignet Unterschiede zu beschreiben.*

Die Anzahl der Proband*innen in den ersten Studien ist zumeist vergleichsweise niedrig, da in den ersten Jahren der GPS-verfügbarkeit anstelle von Smartphones tragbare Datenlogger verwendet wurden. So wurden auch in folgenden Studien zum Thema Reisegeschwindigkeiten auf unterschiedlichen Radverkehrsanlagen nur acht bzw. 14 Probanden mit tragbaren GPS-Empfängern ausgestattet (El-Geneidy, Krizek und Iacono, 2007; Parkin und Rotheram, 2010). Bei diesen sehr kleinen Stichproben, zeigten sich im Zuge durchgeführter Regressionsrechnungen Tendenzen zu einem positiven Einfluss des männlichen Geschlechts sowie des Alters auf die Geschwindigkeit der Radfahrer*innen (El-Geneidy, Krizek und Iacono, 2007). Die Forschungsgruppe um *Parkin* fand jedoch, auch aufgrund der geringen Stichprobengröße, Steigung und Gefälle als einzige Einflussgrößen auf die Geschwindigkeit der Radfahrer*innen. Auch wenn die Untersuchungen eher als Proof of

Concept, bzw. als verkehrstechnische Vorstudien konzipiert waren und die Probandenzahl dementsprechend statistisch nur wenig belastbar ist, werden bereits in den frühen Studien erste Unterschiede bezüglich des Verhaltens verschiedener Radfahrer*innen deutlich (El-Geneidy, Krizek und Iacono, 2007; Harvey und Krizek, 2007).

Sowohl die Probandenzahl, als auch deren Auswahlverfahren qualifiziert die bisher genannten Studien noch nicht als Crowdsourcing-Ansätze. Die Studie „Biketastic" der University of California (UCLA) zum Thema „Sensing and Mapping for better Biking" verband eine Online-Plattform zur Bewertung gefahrener Routen mit der Möglichkeit Daten mittels GPS aufzuzeichnen und hochzuladen. Herausgestellt wurde dabei, dass die Qualität der Smartphonedaten stark von der Lage und Lokalisierung abhängt. Diese Erkenntnis steht in einer Linie mit den herausgearbeiteten Limitierungen des datengetriebenen Ansatzes in Kapitel zwei. Genutzt wurden neben den GPS-Sensoren auch die Beschleunigungssensoren und das Mikrofon der Mobiltelefone. Die Pilotevaluation mit 12 Nutzern und nur 208 Fahrten wurde durch Fokusgruppeninterviews gestützt. Unterschiede bei der Routenwahl ergaben sich hinsichtlich des Sicherheitsempfindens zu Tages- und Nachtzeiten (Reddy *u. a.*, 2010). Auch diese Studie ist eher als technische Machbarkeitsstudie zu bewerten, als dass sie repräsentative Ergebnisse hinsichtlich der Routenwahl und dem Fahrverhalten unterschiedlicher Radfahrender liefert, weist aber schon Elemente späterer Crowdsourcing-Ansätze auf.

Im Jahr 2011 nutzten *Carlton* und *Sall* erstmals die sich nun bietenden technischen Möglichkeiten von Smartphones mit einer eigenen Applikation. Die „Cycle Tracks" genannte App lieferte über 5.000 Fahrten von hunderten Fahrern aus dem Großraum San Francisco. Dabei konnten die Nutzer demografische Daten optional eingeben. Es besteht also zumindest teilweise Kenntnis über die Nutzerdaten der verarbeiteten Tracks. Hierbei zeigt sich erstmals ein Kernproblem einer Stichprobenziehung durch Selbstauswahl: Die Stichprobe ist stark in Richtung von Männern mittleren Alters verzerrt (m = 79%; A = 34J). Angesichts der Rekrutierung über Radfahrorganisationen, Universitäten und dem davon ausgehenden Prinzip der Schneeballrekrutierung erscheinen weitere Verzerrungen durch sehr erfahrene Radfahrende als äußerst wahrscheinlich. So fahren 60% der Teilnehmer*innen täglich Fahrrad. Es besteht also keine statistische Sicherheit, dass die Ergebnisse auf die Grundgesamtheit der deutschen oder amerikanischen Radfahrer*innen übertragbar sind (Charlton *u. a.*, 2011; Hood, Sall und Charlton, 2011).

Broach, Dill und *Gliebe* verfolgten im Jahr 2012 einen konservativeren Ansatz mit Datenloggern und ausgewählten Proband*innen. Der Fokus lag dabei auf Alltagsfahrten ohne sportlichen Hintergrund. Studienziel war, wie in der Studie von *Hood* und *Charlton*, die Erstellung eines Routenwahlmodells für den Radverkehr. Obwohl in einer vergleichenden Telefonbefragung in der Region Portland ca. 80% der Fahrradpendler männlich waren, wurden die weiblichen Pendler mit 44% Anteil in der Studie übervorteilt. Die Studienteilnehmer waren darüber hinaus tendenziell besser gebildet und hatten ein etwas höheres

Einkommen, als die Radfahrer*innen innerhalb der Haushaltsbefragung. Grundsätzlich ist diese Studie hinsichtlich der Geschlechterverteilung in europäischen Ländern als wegweisend für eine repräsentative Nutzerstudie zu sehen. Die Ergebnisse der Studie sind vor dem Hintergrund europäischen Verkehrsverhaltens zum Teil jedoch überraschend: Nur 30% der Fahrten wurden dem Wegezweck Arbeiten zugeordnet. Die durchschnittliche Fahrtweite betrug 3,7 km (Arbeit) und 3,5 km für andere Wegezwecke. Die durchschnittlichen Geschwindigkeiten betrugen 16,1 km/h insgesamt bzw. 19 km/h für den Wegezweck Arbeit. Da auch in dieser Studie die Routenwahl der Radfahrer*innen und nicht ihr Fahrverhalten im Fokus stand, wurden weitere Unterschiede innerhalb der Probandengruppe nicht untersucht. (Broach, Dill und Gliebe, 2012).

Ebenfalls ein Routenwahlmodell wurde von *Casello* und *Usyukov* geschätzt. Genutzt wurden dabei GPS-Daten von 400 Radfahrer*innen und 724 Fahrten in Waterloo, Ontario (CAN) die zwischen Februar 2010 und März 2011 mit tragbaren GPS-Empfängern erhoben wurden. Auch hier besteht eine Einschränkung in der Zusammensetzung der Stichprobe. So wurden ausschließlich sehr erfahrene Radfahrer rekrutiert, die auch im kanadischen Winter das Fahrrad nutzten (Rewa, 2012). Ähnlich wie bei den vorangegangenen Studien steht zu erwarten, dass diese das Bild der Grundgesamtheit der Radfahrer*innen im Untersuchungsgebiet nur ungenügend repräsentieren. Hinzu kommt die geringe durchschnittliche Anzahl an Fahrten je Proband (1,85), die nur eingeschränkte Aussagen über die allgemeine Routenwahl erlaubt. Verwendete Parameter wie Steigung, Geschwindigkeit, Länge der genutzten Route und das Vorhandensein von Radverkehrsanlagen sind potenziell abhängig von den sozidemografischen Variablen und dem Wegezweck der zugrundeliegenden Trajektorien. Nähere Angaben zu den vorgenannten Punkten fehlen allerdings. Die korrekt geschätzte Routenwahl von 65% bzw. 46% für die beiden im Zuge der Studie entwickelten Modelle, ist vor diesem Hintergrund kritisch zu sehen (Casello und Usyukov, 2014).

Ein ähnliches Bild ergibt sich bei einer Untersuchung von *Segadilha* & *Sanches*. In deren Studie aus Sao Carlos (BRA) wurden 49 ebenfalls erfahrene Radfahrende mit Garmin-Edge GPS-Loggern ausgestattet. Die Stichprobe bestand zu 80% aus Männern, deren Alter zu 66% zwischen 18 und 34 Jahren zu verorten ist. Im Gegensatz zu Studien aus dem europäischen und nordamerikanischen Raum, ist hier die durchschnittliche Fahrtweite mit 2,5 km eher gering. Auch die maximale Fahrtweite und die Durchschnittsgeschwindigkeit sind mit 10,7 km bzw. 17,6 km/h nach europäischen Maßstäben eher als gering einzustufen. In dieser Arbeit finden sich abermals Unterschiede zwischen den Geschlechtern: Die durchschnittliche Wegeweite von Männern (2,8 km) war deutlich höher als die der weiblichen Probandinnen (1,7 km). Gleiches gilt für die Durchschnittsgeschwindigkeit: Die Fahrten von Probandinnen waren mit 14,3 km/h signifikant langsamer als die der Probanden (18,5 km/h). Eine Differenzierung nach weiteren Parametern, wie Alter oder Wegezweck,

wurde nicht vorgenommen. Erwähnenswert ist darüber hinaus, dass 19% der Wege kürzer als die legal kürzeste Route sind. Das Netzmodell weist demnach Verbesserungspotenzial auf.(Segadilha und Sanches, 2014b)

Aus klassischen Forschungsansätzen mit eigener, zumeist nicht repräsentativ erfolgter Stichprobenauswahl können erste Indizien für mögliche Einflussgrößen auf das Radverkehrsverhalten großer Stichproben abgeleitet werden. So werden die Gruppenvariablen, Alter Geschlecht und Wegezweck mehrfach mit signifikanten Unterschieden hinsichtlich der Prädiktoren Geschwindigkeit und Wegeweite erwähnt. Eine statistisch gesicherte Untersuchung erfolgt jedoch nicht.

Neben klassischen Forschungsansätzen mit einer eigenen Datenerhebung, bieten Online-Plattformen wie Strava die Möglichkeit, Daten für die Mobilitätsforschung zu gewinnen. Strava ist eine amerikanische Sport-Applikation, die von Radfahrer*innen und Läufern genutzt wird, um ihren Trainingsfortschritt zu protokollieren. Allerdings lassen bestehende Forschungsarbeiten aus eben diesen Gründen erhebliche Zweifel an deren Nutzbarkeit für die Modellerstellung oder Radverkehrsplanung aufkommen.

So ist beispielsweise in einer Studie aus Auckland (NZL) mit 4.809 Teilnehmern und 179.018 aufgezeichneten Fahrten die Anzahl an Alltagsfahrten mit 25% sehr gering. Gleichzeitig ist der Median der Wegeweite mit 30 km vergleichsweise hoch. Folgerichtig wird auch eine Verzerrung der Daten in Richtung Freizeitverkehr konstatiert. Die Geschlechterverteilung der Probanden wird nicht angegeben. (Norman und Kesha, 2015). *Conrow et al*. beobachten eine vergleichbare Verteilung der Wegeweiten (Median 24 km) und Alltagsfahrten (39%) in einer Studie aus Sydney (Conrow *u. a.*, 2018). Auch in der Arbeit von *Jestico, Nelson* und *Winters* lässt sich ein ähnlicher Sachverhalt beobachten. Die Autoren untersuchen den Zusammenhang von Radverkehrsmengen aus GPS-Trajektorien der Applikation Strava mit dem Verkehrsaufkommen an 18 Zählstellen in Victoria (CAN). Die Forschungsfrage zielt auf die stadtweite Quantifizierung des Radverkehrsaufkommens anhand einer Modellierung ab. Modelleingangsparameter sind dabei neben den Verkehrsaufkommen der Fitness-App, die Bevölkerungsdichte, Gehwegbreiten, das Vorhandensein von Längsparkständen und Radverkehrsanalagen und die Steigung. Als Eingangsdaten wurden 75.679 Datensätze von 3.650 Radfahrer*innen genutzt. Auch in dieser Studie lag die durchschnittliche Reiseweite der Radfahrer*innen mit 30 km deutlich über dem Bundesdurchschnitt aus Haushaltsbefragungen (Ahrens *u. a.*, 2015; Gerike *u. a.*, 2020b). Die Geschlechterverteilung ist mit einem Frauenanteil von lediglich 19% derweil stark in Richtung männlicher Radfahrer verschoben. Die wenig repräsentative Zusammensetzung der Stichprobe wird von den Autoren allerdings nicht als Limitierung der Studie vermerkt (Jestico, Nelson und Winters, 2016).

Eine weitere Anwendungsmöglichkeit der Strava Daten zeigen *Sun* und *Mobasheri.* Ihre Studie widmet sich der Forschungsfrage nach dem Zusammenhang von Radverkehrsaufkommen und der Exposition mit Luftschadstoffen im Stadtgebiet von Glasgow. Für den

Untersuchungsraum lagen 287.833 Fahrten (174.758 Alltagsfahrten, 60%) von 13.684 Nutzern vor (82% männlich). Diese resultierten in einer durchschnittlichen Fahrtweite von 24 km und einer Mediandistanz von 15 km sowie einer durchschnittlichen Fahrtdauer von 1,34 h (Median 0,77 h). Die Differenzierung zwischen Alltagsnutzern und anderen Fahrten wird vom Datenprovider vorgenommen und basiert auf den Kriterien Entfernung zwischen Start- und Endpunkt und der Häufigkeit von genutzten Relationen. Somit werden selten wiederkehrende oder Rundfahrten als Sportfahrten gefiltert. Wie in vielen anderen Studien mit dieser Datengrundlage lassen sich routenwahlbedingte Faktoren nicht abbilden, da den Forschern keine Routendaten, sondern lediglich Radverkehrsmengen auf einem Netzgraphen zur Verfügung standen. (Sun und Mobasheri, 2017)

Einen ähnlichen Ansatz wählen *Lee* und *Sener,* die in El Paso (Texas, USA) ebenfalls die Exposition von Strava-Nutzern mit Luftschadstoffen untersuchen. Genutzt wurden 67.000 Fahrten von circa 4.500 Nutzer*innen. Auch in dieser Studie ist ein relativ hoher Anteil an männlichen Probanden zu verzeichnen (81%). Es wird wie auch in *Sun* und *Mobasheri* ein Modell geschätzt, um Einflüsse auf die Radverkehrsnachfrage auf Netzkanten darstellen zu können. Das ist insoweit kritisch zu sehen, als das existierende Quelle-Ziel Beziehungen nicht in die Modellierung eingehen, da sie, wie schon erwähnt, im Datensatz nicht als Trajektorien vorliegen. So werden beispielsweise die Faktoren Steigung, Höhenlage, die Frequenz eines Busangebotes, und bestimmte Personengruppen aus den Censusdaten der Stadt (Hispanics, Anteil der 35-54-jährigen) sowie ein einzelner Stadtteil als begünstigende Faktoren für den Radverkehr befunden. Negativ gehen die Faktoren Straßentyp, Geschwindigkeitsbegrenzung und Arbeitsplatzdichte sowie alle übrigen Stadtteile in das Modell ein. Die Autoren begründen die Modellergebnisse, welche nicht in einer Linie mit der übrigen Literatur liegen, mit der beeinflussten Stichprobe und der geringen Ausprägung des Radverkehrs in der Stadt. (Lee und Sener, 2019)

Obwohl die Strava-Nutzer in einer Umfrage von *Francke* und *Lißner* unbeeinflusstes Radverkehrsverhalten angeben, ist aufgrund der Wettbewerbsorientiertheit der Nutzer nicht davon auszugehen, dass dies in der Realität auch zutrifft. Für den deutschen Raum zeigt die Arbeit von *Francke* und *Lißner*, dass sowohl die Wegeweite, als auch die Geschwindigkeit der Radfahrten deutlich höher sind als im Durchschnitt der Radfahrer*innen. Gleiches gilt für die soziodemografische Zusammensetzung des Datensatzes für das Gebiet der Stadt Dresden mit 88% männlichen Fahrern. (Francke und Lissner, 2017) Die Ergebnisse für das Bundesgebiet liegen somit auf einer Linie mit denen internationaler Studien.

*Die starke Selbstselektion aufgrund eines motivationalen Hintergrundes (Sport) in Datensätzen der Firma Strava führt zu einer starken Verzerrung der Stichproben. Diese können folglich nicht als repräsentativ für die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen einer Stadt gelten. Gleichzeitig sind beispielsweise aufgrund der durchgehend hohen Reiseweiten und –zeiten, Mängel in der Datenaufbereitung zu vermuten.*

Conrow et al thematisieren diese inhärente Beeinflussung der Datensätze durch Selbstselektion in einer Studie aus dem Jahr 2018. So könnten Bevölkerungsgruppen wie bspw. Pendler, Schüler, Studenten und Durchschnittsradfahrende ganz oder teilweise in derartigen Datensätzen fehlen, was einen großen Einfluss auf deren Repräsentativität hat. Die Forschungsgruppe vergleicht daher zunächst die räumliche Ausprägung von Daten der Firma Strava mit denen an 122 Zählstellen in der Region Sidney, um die Forschungsfrage „Verteilen sich die Nutzer einer Sport-App anders in einem Straßen- und Wegenetz, als die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen?" zu beantworten. Tatsächlich weist die qualitative Verteilung der Radverkehrsmengen einige Unterschiede zu jener an den beobachteten Zählstellen auf. So sei es durchaus möglich, dass Strava-Nutzer verstärkt ruhige, weiter von Stadtzentrum entfernte Wege für Ihre Fahrten bevorzugen. Ein abweichendes Nutzerverhalten ist also anzunehmen. (Conrow *u. a.*, 2018)

Die Datensätze der Firma Strava bieten jedoch erstmals die Chance, mit umfangreichen und flächendeckenden Datensätzen für den Radverkehr zu experimentieren. Dabei wird in der Forschungsliteratur zumeist auf die Prognose der Verkehrsnachfrage auf einzelnen Segmenten abgehoben (Jestico, Nelson und Winters, 2016; Sun und Mobasheri, 2017; Boss *u. a.*, 2018; Lee und Sener, 2019). Die Modelle beinhalten neben den klassischen Einflussparametern, wie dem Vorhandensein von Radverkehrsanlagen, Wegeweite, Wegedauer und topographischen Parametern, wie der Steigung oder dem Anteil an Stadtgrün (Jestico, Nelson und Winters, 2016; Boss *u. a.*, 2018) auch die Belastung der Radfahrer*innen durch Luftschadstoffe wie PM2,5 (Sun und Mobasheri, 2017; Lee und Sener, 2019).

Grundsätzlich nennen jedoch nahezu alle Autoren ähnliche Restriktionen bei der Bewertung der Ergebnisse. Die männlich dominierte sportive Stichprobe kann nicht als repräsentativ für die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen einer Stadt gelten (Norman und Kesha, 2015; Jestico, Nelson und Winters, 2016; Francke und Lißner, 2017; Sun und Mobasheri, 2017; Lee und Sener, 2019). Eine Kalibrierung der Datensätze ist gleichzeitig nur sehr schwer sinnvoll möglich, da soziodemografische Daten lediglich für die Quelle-Ziel-Relationen der Nutzungen vorliegen, nicht aber für die Verkehrsmengen je Netzsegment.

*Bei den bisher vorgestellten Studien steht das spezifische Verhalten unterschiedlicher Gruppen von Radfahrer*innen nicht im Fokus. Es ist allerdings, wie häufig in den Limitierungen der Studien angemerkt, anzunehmen, dass verschiedene Typen, Altersklassen oder Geschlechter von Radfahrer*innen unterschiedliche Verhaltensweisen an den Tag legen. Dies kann in unterschiedlichen Bedürfnissen resultieren, die die Verkehrsplanung befriedigen sollte. Eine weitere offene Frage betrifft den Einfluss von Smartphone-Apps. Diese soll in den nächsten Absätzen behandelt werden.*

Wie beeinflusst die Nutzung von Smartphone-Apps das Radverkehrsverhalten? Diese Frage beantworten *Garber* und *Watkins* in einer Studie mit 95 Radfahrer*innen, die im Verkehrsraum befragt wurden (5-10 min). Dafür sollten die Proband*innen sowohl die

Routen der am häufigsten zurückgelegten Fahrten inklusive Wegezweck auf einer Karte einzeichnen, als auch Fragen zu ihrem Radverkehrsverhalten beantworten. Zusätzlich wurde auch nach der Nutzung von Smartphone-Apps gefragt. Die Stichprobe mit einem Durchschnittsalter von 35 Jahren war männlich dominiert (72%). Immerhin 39% gaben an, ihre Radfahrten mit Smartphone-Apps aufzuzeichnen. Bezüglich der App-Nutzung gab es keine Unterschiede in der Geschlechterverteilung zur Gesamtstichprobe. Die App-Nutzer gaben an, mehr zu fahren (43 km je Woche) als diejenigen Proband*innen ohne App (16 km je Woche). Darüber hinaus konnte keine unterschiedliche Infrastrukturnutzung nachgewiesen werden. Eine vertiefte Analyse des Fahrverhaltens konnte aufgrund des Studiendesigns nicht durchgeführt werden. (Garber, Watkins und Kramer, 2019)

Die Frage; „Wie unterschieden sich die Nutzer*innen unterschiedlicher Smartphone-Apps?" untersuchten *Watkins* und *LeDantec* im Auftrag des Georgia Department for Transportation. Ziel ist die Nutzung von Crowdsourcing Daten für die Priorisierung von Infrastrukturinvestitionen in das Radverkehrsnetz der Stadt Atlanta. Eine eigene Smartphone-App (Atlanta Cycling App) wurde verwendet, mit der Möglichkeit die Routenaufzeichnung um soziodemografische Daten wie Alter, Geschlecht und Einkommen sowie Radfahrertyp zu ergänzen. Die Arbeit kann als eine der ersten gesehen werden, die GPS-Daten verwendet und zwischen unterschiedlichen Radfahrtypen differenziert. Dafür wurden die vier Typen aus einer Typologiestudie in Portland (USA) genutzt (Dill und McNeil, 2013). Die von *Watkins* und *LeDantec* verwendeten Typen werden dabei leicht modifiziert als *„strong and fearless"* (stark und fruchtlos), *„enthused and confident"* (begeistert und selbstsicher), *„comfortable but cautious"* (komfortabel aber zurückhaltend) und *„interested but concerned"* (interessiert aber beunruhigt) beschrieben. Die Proband*innen sollten sich dabei selbst den jeweiligen Typen zuordnen. Verwendet wurden zudem 15.000 Trajektorien von 1.529 Nutzer*innen. Die Ergebnisse der Studie zeigen final keinen zufriedenstellenden Zusammenhang zwischen Routenwahl und den soziodemografischen Daten der Radfahrer*innen auf. Eine Nutzergruppenspezifische Auswertung von Fahrverhaltensparametern abseits der Art der genutzten Infrastruktur findet nicht statt. Gleichwohl ist der Ansatz der Priorisierung im Kontext stattfindender verkehrsplanerischer Praxisaufgaben als sehr relevant einzuschätzen und bildet die Grundlage für die vorliegende Arbeit. (Watkins und LeDantec, 2016)

Mit der Frage: „Wie verhalten sich die Nutzer unterschiedlicher Fahrradtypen?" befasst sich eine deutsche Studie zum Radverkehrsverhalten von E-Bike Nutzern. Es wurden 85 Proband*innen sowohl mit Videotechnik als auch mit GPS-Loggern ausgestattet, um Unterschiede in der Nutzung von Pedelecs[17], S-Pedelecs[18] und normalen Fahrrädern zu analysieren. Nach der Rekrutierung der Probanden ergab sich eine Geschlechterverteilung zugunsten männlicher Probanden (32w, 53m). Neben der Art des Fahrrades konnte auch

[17] Elektrische Unterstützung bis 25 km/h
[18] Elektrische Unterstützung bis 45 km/h, Fahrt nur mit Versicherungskennzeichen möglich.

bei von der Muskelkraft unabhängigen Fortbewegungsmitteln ein Einfluss des Alters beispielsweise auf die durchschnittliche Fahrtgeschwindigkeit gezeigt werden (Schleinitz *u. a.*, 2017) Die Studie ist bisher die einzige aus dem Bundesgebiet, die Radverkehrsverhalten unter anderem mit Hilfe von GPS-Technologie erforscht.

Aus der bisherigen Zusammenfassung des Forschungsstandes zu GPS-Studien mit einem Fokus auf Radverkehr geht ein Bedarf nach der Differenzierung unterschiedlicher Radfahrer*innen-gruppen und deren Verhaltenspräferenzen hervor. Ansätze hierfür können auch die Ergebnisse von radverkehrsspezifischen Befragungen liefern. Es zeigt sich allerdings, dass weder Umfang noch Vollständigkeit der Datengrundlage an die von GPS-Untersuchungen herankommen (Shen und Stopher, 2014).

Heesch, Sahlquist und *Garrard* gehen in ihrer Studie vor allem den Geschlechterunterschieden im Radverkehr nach. Dafür wurden im Großraum Sidney (Australien) 1.862 Radfahrer*innen im Zuge einer Onlineumfrage befragt. Die Proband*innen rekrutieren sich aus den Mitgliedern eines lokalen Radverkehrsverbandes und darüber hinaus mittels Schneeballprinzip. Die 29% weiblichen Nutzer sorgten dabei für 17% der berichteten Alltagsfahrten. Männer fuhren in der Studie allgemein häufiger Rad zu Alltagszwecken als Frauen und waren deutlich eher bereit im Mischverkehr zu fahren, während Frauen Infrastruktur abseits des Kfz-Verkehrs bevorzugten. Auch die Motivationen und Hinderungsgründe unterschieden sich nach Geschlecht. Wobei Frauen mehr Hinderungsgründe häufiger berichten als Männer. (Heesch, Sahlqvist und Garrard, 2012)

Weitere Erkenntnisse über unterschiedliches Radverkehrsverhalten verschiedener Nutzergruppen liefern gezielte Typologisierungen von Radfahrer*innen. Den Sinn sieht *Geller* in der Entwicklung gezielter Ansprachen von Nutzergruppen innerhalb der Stadtbevölkerung, mit dem Ziel den Radverkehrsanteil zu steigern. Eine Kategorisierung von Radfahrer*innen anhand ihrer Bedürfnisse erlaubt es dem Planer demnach gezielt auf deren spezifischen Wünsche einzugehen und damit den Radverkehrsanteil einer Stadt zu erhöhen (Geller, 2006). Die Typologie von Geller basiert initial nicht auf einer Umfrage oder Datenanalyse, sondern vor allem auf dem als Verkehrsplaner in Portland (USA) Erlebten und dem Austausch mit anderen Experten. Geller charakterisiert seine Typologie vor allem über Sicherheitsaspekte in Verbindung mit dem Kfz-Verkehr und benennt vier Typen von Radfahrer*innen wie folgt:

„Stark und furchtlos" (strong and fearless): Dieser Typ fährt weitestgehend unabhängig vom Angebot an Radverkehrsanlagen oder dem Vorhandensein von Kfz-Verkehr nahezu immer Fahrrad. Er ist überwiegend fit, jung und männlich. Geller vergleicht diesen Typen mit Radkurieren und kommt zum Schluss, dass dieser Typ auch ohne jegliche Anstrengung Radverkehrsinfrastruktur zu bauen in Städten Rad fährt. Jedoch quantifiziert er den Anteil an der Bevölkerung von Portland mit lediglich einem Prozent. *„Begeistert und souverän" (enthused and confident):* Diese Radfahrer*innen wurden durch die Baumaßnahmen der

Stadt angezogen und nutzen nun die Radverkehrsinfrastruktur regelmäßig. Sie bevorzugen eigene Radverkehrsanlagen und nutzen das Fahrrad regelmäßig auf ihren täglichen Wegen. *Geller* quantifiziert diesen Typ mit 7% Anteil an der Gesamtbevölkerung. Die dritte Gruppe wird als *„Interessiert aber beunruhigt" (interested but concerned)* bezeichnet. Diese Gruppe stellt mit 60% den größten Anteil an der Gesamtbevölkerung. Es liegt zwar ein generelles Interesse für die häufigere Nutzung des Fahrrades auf den täglichen Wegen vor, dieses wird allerdings durch starke Sicherheitsbedenken überkompensiert. Die Angehörigen dieser Gruppe fahren selten Rad und wenn dann eher in ihrer Nachbarschaft. Gleichzeitig sieht *Geller* hier das größte Potenzial für die Radverkehrsförderung, da diese Gruppe wohl deutlich häufiger Radfahren würde, wenn sich das subjektive Sicherheitsempfinden positiv entwickelt. Die vierte Gruppe besteht aus Nichtradfahrern (*non-cyclists*). Also Menschen, die aus unterschiedlichen Gründen nicht Radfahren können (bspw. Alter, körperliche Einschränkungen), für die es die Topographie nicht hergibt (Entfernungen/Steigungen) oder die schlicht und einfach nicht Radfahren wollen. Diese Gruppe wird mit 33% Anteil an der Gesamtbevölkerung quantifiziert (Geller, 2006).

Im Jahr 2012 griffen *Dill* und *McNeil* die vier Typen von *Geller* mit dem Ziel auf, diese wissenschaftlich zu untermauern und das inhomogene Verhalten von Radfahrern besser zu verstehen. Sie führten dafür eine zufällige Telefonbefragung unter 908 Personen in Portland durch. Die Teilnehmer wurden basierend auf ihren Antworten in der Kategorie „Komfort bzw. Sicherheit auf unterschiedlichen Radverkehrsanlagen" den bestehenden Typen zugeordnet. Die prozentuale Aufteilung fiel dabei ähnlich aus, wie von *Geller* initial geschätzt. Wobei die Typen *„stark und furchtlos"* mit 4% und *„begeistert und souverän"* mit 9% etwas häufiger vertreten waren als die *„Interessierten und beunruhigten"* mit 56% bzw. die Nichtradfahrer mit 31%. Nach der Abfrage des reellen Radverkehrsverhaltens wurden drei weitere Gruppen gebildet. Typ eins ist der *utilitaristische Radfahrer*, welcher mindestens einmal in den letzten 30 Tagen das Fahrrad für den Weg zur Arbeit oder Schule nutzte und in der Regel im Sommer und Winter einmal pro Monat mit dem Rad zur Arbeit/Schule fährt. Typ zwei ist der *Freizeitfahrer*, welcher zwar in den letzten 30 Tagen Rad fuhr, aber nicht so regelmäßig wie der Utilitarist und Typ drei: der *Nichtradfahrer*, welcher in den letzten 30 Tagen das Fahrrad nicht zur Fortbewegung nutzte. Die Einteilung nach *Geller* verteilt sich dabei, betrachtet man das geäußerte Radverkehrsverhalten, mit Ausnahme des Nichtradfahrers, nahezu gleichermaßen auf die drei neuen Gruppen. Deutliche Unterschiede ergaben sich jedoch bei der Frequenz der Nutzung: so nutzten die Angehörigen der Gruppe *„Stark und furchtlos/Utilitarist"* das Fahrrad weniger regelmäßig als die der Gruppe *„begeistert und souverän/Utilitarist"* und unterscheiden sich bezüglich der Nutzungshäufigkeit nur unwesentlich von den „i*nteressiert aber besorgt/Utilitaristen"*. Das subjektive Sicherheitsempfinden lässt also nur geringe Rückschlüsse auf die tatsächliche Fahrradnutzung zu.(Dill und McNeil, 2013)

Gatersleben und *Haddad* wählten einen anderen Blickwinkel und ließen Radfahrende und Nichtradfahrende ihre Sicht auf typische Radfahrer*innen mitteilen. Hierfür wurden 244

Teilnehmer*innen in England gefragt, wie ihrer Meinung nach der typische Radfahrende charakterisiert ist. Die Stichprobe bestand zu gleichen Teilen aus Männern und Frauen mit einem mittleren Alter von 38 Jahren. Neben der Radfahrhäufigkeit in den vergangenen zwei Monaten wurde der Grad der Zustimmung zu 51 Items, welche Aussagen über Radfahrende beinhalteten, abgefragt. Etwas weniger als die Hälfte der Befragten nutzten das Fahrrad in den letzten zwei Monaten. *Gatersleben* und *Haddad* identifizierten basierend auf den Aussagen der Proband*innen ebenfalls vier Typen von Radfahrer*innen. Die *Verantwortlichen (responsible cyclists),* welche sich regelgetreu und rücksichtsvoll verhalten, Beleuchtung und Reflektoren nutzen und nur sehr selten auf Gehwegen fahren. Die *Lifestyle Radfahrer (lifestyle cyclists),* welche das Radfahren lieben, viel Zeit und Geld dafür investieren, sehr gute Ausrüstung besitzen, aber häufiger abseits der Städte unterwegs sind. Die *Pendler (commuter)* welche überwiegend aus männlichen, gut ausgebildeten Young-Professionals bestehen und täglich bei jedem Wetter auf Arbeit fahren, sowie die „*Hippie-go-Lucky*"-Gruppe. Letztere ist vorwiegend weiblich, rücksichtsvoll und nutzt das Fahrrad ohne spezielle Kleidung zum Einkaufen. Nicht-Radfahrer neigten bei der Bildung von Stereotypen eher zu einer Sichtweise des Fahrrades als Freizeitgegenstand, während Radfahrer sich eher als Alltagsfahrer sahen. Folglich sieht *Gatersleben* auch die Förderung eines Perspektivwechsels als sinnvoll für eine Erhöhung des Radverkehrsanteils an. (Gatersleben und Haddad, 2010)

Damant-Sirois, Grimsrud und *El-Geneidy* vereinen die unterschiedlichen Typologisierungsansätze von *Dill/McNeil* und *Gatersleben/Haddad* im Jahr 2014 zu einer multidimensionalen Typologisierung von Radfahrer*innen in Montreal (CAN). Wie in den vorangegangenen Arbeiten, wurde die Einordnung von Radfahrer*innen in ein Schema vor allem vor dem Hintergrund potenziell unterschiedlicher Reaktionen auf Interventionen und Infrastruktur durchgeführt. In einer Onlinebefragung wurden 2.004 Radfahrende befragt. Der Frauenanteil betrug 40% und der Altersdurchschnitt 37 Jahre. Die durchgeführte Clusteranalyse ergab vier Radfahrtypen: *Infrastrukturfixiert* (*Path-using cyclist, 36%), leidenschaftliche/r RadfahrerIn (Dedicated cyclist, 24%), pragmatische Schönwetterfahrer (Fair weather utilitarians, 23%)* und *Freizeitradler* (*Leisure cyclists 17%).* Während die *Infrastrukturfixierten* sich durch eine starke Fokussierung auf Zeiteffizienz und dem Vorhandensein von Radverkehrsinfrastruktur sowie eine vergleichsweise starke Identifikation als Radfahrer auszeichnen, sind die *Schönwetterradler* vor allem Wetterabhängig und identifizieren sich keinesfalls als Radfahrer. Die *leidenschaftlichen Radfahrer* hingegen zeichnen sich durch weitgehend wetterunabhängige Radnutzung aus und benötigen keine separate Radverkehrsinfrastruktur. Gleichzeitig haben sie auch kein Problem mit Kfz im Mischverkehr zu fahren. Die letzte Gruppe, der *Freizeitradler* zeichnet sich vor allem dadurch aus, dass das Zeitbudget kaum eine Rolle spielt und weist eine hohe Identifikation als Radfahrer auf. Er ist aber ähnlich, wenn auch in geringerem Maße, wetterabhängig wie der *Schönwetterfahrer.* Hauptmotivatoren für die Fahrradnutzung waren Gesundheit (*Leisure Cyclist*), Reisezeitersparnis (*De-*

dicated cyclist; path-using cyclist), Flexibilität und Komfort. Die Nutzung von Infrastrukturelementen wies überdies deutliche Unterschiede zwischen den Gruppen auf. So würden lediglich die *leidenschaftlichen Radfahrer* eine Hauptverkehrsstraße ohne Radverkehrsinfrastruktur oder mit Fahrradpiktogrammen nutzen. Sie weisen allerdings deutlich geringere Zustimmung zu Zweirichtungsradwegen oder einer gemeinsamen Führung mit dem Fußverkehr auf.(Damant-Sirois, Grimsrud und El-Geneidy, 2014a)

In der für diese Arbeit relevantesten Typisierungsstudie untersuchten *Francke et. al* die Typisierung von Radfahrer*innen in der Bundesrepublik Deutschland. Dafür wurde die Stichprobengröße für die Onlinebefragung zur Typologisierung deutscher Radfahrer*innen initial im Forschungsprojekt RadVerS[19] auf 1.000 festgelegt. Damit sind, bspw. vier gleich große Untergruppen für vier Typen vorausgesetzt, auch kleine Effekte (d=0,2) mit einer Teststärke von 72% abgesichert. Das bedeutet, *Francke et al* finden durch das Testverfahren auch kleinere Unterschiede zwischen identifizierten Typen mit der Wahrscheinlichkeit von 72% (eine Gleichverteilung der Typen vorausgesetzt). Der Stichprobenrücklauf war mit mehr als 10.000 gültigen Datensätzen final allerdings sogar deutlich höher. Daher ergab ein Post-Hoc Test, dass kleine Effekte bspw. mit einem zweiseitigen t-Test mit 100 % Wahrscheinlichkeit gefunden werden können. Die Berechnung der Effekt- und Teststärken erfolgte mit dem Tool G*Power (Version 3.1.9.7) der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf (Erdfelder *u. a.*, 2009).[20]

Im genutzten Onlinefragebogen wurden Menschen nach ihrem Radverkehrsverhalten und ihrer Einstellung zum Radfahren befragt. Die Befragung fand im Dezember des Jahres 2017 statt. Die Radfahrer*innen sollten das vergangene Jahr retrospektiv bewerten und ihre Erfahrungen in den Fragebogen einfließen lassen. Anschließend wurden die Radfahrer*innen, mittels eines Clustering Verfahrens (k-nearest neighbour) in vier Typen eingeteilt. Die Onlinebefragung wurde auf sozialen Medien (Facebook, Twitter), im Radio (Radio MDR-Sachsen, Radio Sputnik) und in Tageszeitungen (Sächsische Zeitung, BILD, Morgenpost, DNN) sowie über die Verteiler von Radverkehrsbeauftragten und Verbänden bzw. der Universität in Dresden beworben. Zusätzlich wurde versucht, mittels monetärem Anreiz (Verlosung von Gutscheinen), per Schneeballprinzip auch ältere Menschen über eine Rekrutierung durch ihre jüngeren Angehörigen anzusprechen, da diese schwieriger für Onlinebefragungen zu rekrutieren sind. Maßgeblichen Einfluss auf die anschließende Clusterbildung hatten die Frequenz der Nutzung, die Fahrtweite, die Einstellung zum Radfahren, die Sicht auf sich selbst und ökonomische und ökologische Aspekte des Radfahrens. Das Clusterverfahren hatte die folgenden vier Radfahrtypen zum Ergebnis.

---

[19] https://nationaler-radverkehrsplan.de/de/praxis/mit-smartphones-generierte-verhaltensdaten-im-0

[20] https://www.psychologie.hhu.de/arbeitsgruppen/allgemeine-psychologie-und-arbeitspsychologie/gpower.html

a. Ambitionierte/r Radfahrer*in:

Sie zeigen eine hohe Motivation, die weniger durch instrumentelle Motive, sondern durch affektive und symbolische Motive gekennzeichnet ist. Sie sind also vor allem durch den Spaß am Fahren und soziale Faktoren, wie beispielsweise Gruppenzugehörigkeiten, motiviert. Radfahren hat diesbezüglich eher eine Ausgleichsfunktion zum Alltag. Mit einer durchschnittlichen Dauer von 44 Minuten pro Strecke legen sie die weiteste Entfernung zurück. Die mittlere Nutzungshäufigkeit ist jedoch niedriger als bei den passionierten und pragmatischen Radfahrer*innen. Ambitionierte Radfahrende identifizieren sich als Radfahrer*innen und fühlen sich sicher im Straßenverkehr. Die Wetterabhängigkeit ist als gering einzuschätzen. Der prozentual größte Anteil der männlich dominierten Gruppe ist zwischen 31 und 50 Jahren alt. Das Durchschnittsalter von 44 Jahren ist das höchste aller Gruppen.(A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019)

b. Pragmatische/r Radfahrer*in

Pragmatische Radfahrende sind überwiegend instrumentell motiviert. Dazu zählten beispielsweise Flexibilität, Umweltschutz, Gesundheit und ein Schnelligkeitsvorteil gegenüber anderen Verkehrsmitteln. Diese Gruppe ist wetterunabhängig. Sie weist zudem die höchste Nutzungshäufigkeit auf (fast täglich), allerdings aus den eingangs genannten pragmatischen Gründen. Die Dauer der häufigsten Wege beträgt bei diesem Profil im Durchschnitt 24 Minuten. Radfahrende dieses Typs sehen sich im Verkehr am meisten gefährdet. Dementsprechend sind die Sicherheitsbewertungen für einzelne Infrastrukturmodelle bei den pragmatischen Radfahrer*innen am geringsten. Häufiger als die anderen Typen neigt der pragmatische Radfahrende zu Regelverstößen im Verkehr. Frauen sind mit 43% bei diesem Radfahrtyp vertreten. Der größte Anteil der Gruppe ist zwischen 31 und 50 Jahren alt. (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019)

c. Funktionelle/r Radfahrer*in

Funktionelle Radfahrende zeigen insgesamt wenig Motivation zum Radfahren. Motivierende Gründe sind am ehesten ökonomischer Natur. Funktionelle Radfahrende fahren im Allgemeinen nur bei guten Wetterbedingungen. Mit einer Nutzungshäufigkeit von 1 – 3 Mal pro Woche fahren sie am seltensten von allen Radfahrtypen und legen dabei hauptsächlich kurze Distanzen zurück. Funktionelle Radfahrende fühlen sich außerdem subjektiv sehr unsicher beim Fahren im Straßenverkehr. Die Identifikation der ausgeglichen mit Männern und Frauen besetzen Gruppe mit dem Radverkehr ist folgerichtig am geringsten. (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019)

d. Passionierte/r Radfahrer*in

Passionierte Radfahrende weisen die höchste Motivation auf und sind dabei gleichermaßen symbolisch, instrumentell und affektiv motiviert. Das bedeutet, dass für passionierte Radfahrende sowohl Faktoren wie soziale Anerkennung oder Identifikation mit dem Umfeld (symbolische Motive), als auch Faktoren wie Umweltschutz, Flexibilität und Gesundheit (instrumentelle Motive) eine Rolle spielen. Außerdem bereitet ihnen das Radfahren Freude (affektive Motive). Sie fahren bei allen Witterungsbedingungen und fühlen sich dabei auch dann sicher, wenn sie mit dem Fahrrad im Straßenverkehr unterwegs sind. Ihre Wege mit dem Fahrrad dauern durchschnittlich 23 Minuten und sind damit etwas kürzer als die der anderen Gruppen. Passionierte Radfahrende identifizieren sich selbst klar als Radfahrer*innen. (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019)

*Damit kann festgehalten werden, dass sich die Radfahrer*innen in der Bundesrepublik im Wesentlichen in vier Typen aufteilen lassen, die sich sowohl anhand ihres Sicherheitsempfindens, als auch anhand von Fahrthäufigkeit, Fahrtlänge und Motivation unterscheiden.*

Typologien helfen insgesamt nach Einschätzung der vorgestellten Literatur vor allem bei der gezielten Ansprache von Nutzergruppen in der Radverkehrsförderung und lassen sich hinsichtlich ihrer Ergebnisse, abhängig von der Fragestellung, häufig in vier verschiedene Typen aufteilen. Alle Typologien haben gemein, dass ein Ende der Skala ein leidenschaftlicher Radfahrender bildet, der auch ohne Radverkehrsinfrastruktur auskommt, und der Gegenpol von einem (fast) Nichtradfahrer gebildet wird. Die Zwischenstufen werden von den jeweiligen Items der Befragung beeinflusst. ***Es ist davon auszugehen, dass unterschiedliche Typen auch unterschiedliche Verhaltensweise beim Radfahren an den Tag legen****.*

3.4 Zusammenfassung

Digitale Formen der Datenerhebung sind seit einigen Jahren ein wichtiger Teil der Mobilitätsforschung. Sie werden zum jetzigen Zeitpunkt für alle Modi angewandt, aber vor allem im Radverkehr werden selten repräsentativen Datensätze verwendet. Dies spielt vor al-

lem bei den Modi der aktiven Mobilität eine Rolle, die einesteils durch körperliche Voraussetzungen geprägt werden und andererseits einen geringeren Sicherheitsraum bieten, so dass sich Fahrverhalten und subjektive Sicherheit bei unterschiedlichen Nutzergruppen unterschiedlich auf Routenwahl, Verkehrsmittelwahl und –verhalten sowie der Nutzungsfrequenz auswirken können.

Vor allem für den Bereich Radverkehr gibt es eine Vielzahl an Studien, die auf digitale Bewegungsdaten aus unterschiedlichen Quellen zurückgreifen. Eine saubere, für die Grundgesamtheit repräsentative Probandenauswahl findet, zumindest nach europäischen Standards, nur in Einzelfällen statt. Vielmehr werden häufig Datensätze analysiert und später als nicht repräsentativ gekennzeichnet.

Unterschiede im Radverkehrsverhalten werden für die Parameter Alter, Geschlecht, Sicherheitsempfinden und Wegezweck thematisiert, wurden jedoch anhand von GPS-Daten bisher nicht statistisch nachgewiesen oder quantifiziert. Damit lassen sich die Erkenntnisse der bisherigen Arbeiten bezüglich der Forschungsfragen der vorliegenden Arbeit wie folgt zusammenfassen:

a) Nahezu alle bisher bekannten Forschungsdatensätze, die GPS-Daten im Kontext Radverkehr verwenden, haben eine stark männlich dominierte Stichprobe, von zum Teil mehr als 80% männlicher Probanden, sowie einen hohen Anteil (z.T. mehr als 80%) von als Sportfahrten markierten Wegen gemein.
b) Es existieren nur wenige Ausnahmen mit einer bewussten Stichprobenauswahl. Ebenfalls höher als im europäischen Durchschnitt sind häufig die Wegeweiten, mit zum Teil mehr als 30 km je Weg im Durchschnitt, und die Dauer der Fahrten, mit bis zu zwei Stunden im Durchschnitt, (Jestico, Nelson und Winters, 2016; Boss *u. a.*, 2018; Lee und Sener, 2019). Dies unterstreicht den eher weniger alltäglichen Kontext der Datenerhebung.
c) Eine beeinflusste Stichprobe wird in nahezu allen dieser Arbeiten als Problem erkannt. Ein Vergleich der Ergebnisse findet jedoch meist nur mit Arbeiten im gleichen oder ähnlichen Kontext statt. Anders als bei den vorangegangenen Studien ist zudem beispielsweise bei der Nutzung von Daten der Firma Strava nichts über die eigentliche Route von Radfahrer*innen bekannt. Rückschlüsse auf ein Routenwahlverhalten sind zwar über die Auswertung der Quelle-Ziel Daten theoretisch möglich (Huber und Lißner, 2019), werden aber bisher als Methode nicht angewandt.
d) Studien mit unterschiedlichen stated und revealed Preference Methoden liefern bisher starke Indizien dafür, dass unterschiedliche Nutzergruppen auch ein unterschiedliches Radverkehrsverhalten an den Tag legen. Dieses scheint weiterhin abhängig von den Variablen Geschlecht, Alter und Wegezweck. Ein Vergleich mit dem tatsächlichen Nutzerverhalten bzw. eine statistische Auswertung der genannten Variablen fand bisher jedoch nicht statt.

e) Typologisierungsansätze von Radfahrer*innen, die für eine Kalibrierung von Stichproben genutzt werden könnten, existieren, basieren jedoch im Wesentlichen auf Befragungen und nicht auf Fahrtdaten. Für eine Kalibrierung bzw. Wichtung von GPS basierten Stichproben muss zunächst der Einfluss eines Typologisierungsansatzes auf das Fahrverhalten nachgewiesen werden.

Aus der Analyse der bisherigen Forschungsliteratur ergibt sich also für die Beantwortung der aufgestellten Forschungsfragen dieser Arbeit der Bedarf, Radverkehrsverhalten spezifischer Gruppen auf Basis von GPS-Daten zu analysieren, um die Ausprägung möglicher Verzerrungen zu quantifizieren und gegebenenfalls Ansätze zur Datenbereinigung und Kalibrierung bzw. Wichtung zu liefern. Die Lösung dieser Problemstellungen stellt den zentralen Beitrag dieser Arbeit dar. Der Lösungsansatz wird im folgenden Kapitel beschrieben.

4. Methodik

Der gewählte Forschungsgegenstand macht trotz einer eher qualitativen Fragestellung den Rückgriff auf quantitative Forschungsmethoden nötig. Im Sinne eines Big-Data Ansatzes interessiert vor allem die gemessene Verhaltensäußerung und weniger die Beweggründe, die dazu geführt haben. Diese sind im verkehrsplanerischen Kontext von großer Bedeutung, da einzelne (Routen-)Wahlentscheidungen potenziell vor einem unterschiedlichen persönlichen Hintergrund getroffen werden. Es interessiert den Verkehrsplaner also durchaus, warum eine Route gewählt wurde, aber das Verhalten auf der gewählten Route kann für unterschiedliche Nutzer verschiedene Ausprägungen annehmen und erschwert so eine Interpretation. Verhaltensäußerungen, wie die gewählten Geschwindigkeiten, sind durch körperliche Voraussetzungen, den Wegezweck und allgemeine Einstellungen determiniert. Wie schnell kann ich auf einem Abschnitt der gewählten Route fahren? Und will ich auch so schnell fahren, wie ich kann, weil das zu einer Gefährdung führen könnte? Die Antworten auf diese Fragen hängen maßgeblich von der Interpretation der vorliegenden Daten vor dem Hintergrund unterschiedlicher Nutzer und deren Verhalten ab.

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Überprüfung der Forschungsfrage:“ „Welche Einflussfaktoren eignen sich für die Typisierung von Radfahrer*innen mittels GPS-Daten“ anhand einer festen Stichprobe von Rad fahrenden Proband*innen. Da vor allem numerische und statistische Nachweise einer Kalibrierbarkeit von Parametern erbracht werden sollen, sind quantitative Verfahren anzuwenden.(Reinders, 2011)

Der Einsatz der unterschiedlichen Verfahren erfolgt dabei abgestuft nach Abbildung 7. Diese zeigt die aufeinander aufbauenden Stufen der Methodik. In der ersten Stufe erfolgte die Auswahl der Proband*innen der Feldstudie basierend auf der von Francke et al. gefundenen Radfahrtypen (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019), während die zweite Stufe die Feldstudie und die dahinterliegende Datenerhebung, -verarbeitung und -auswertung beinhaltet.

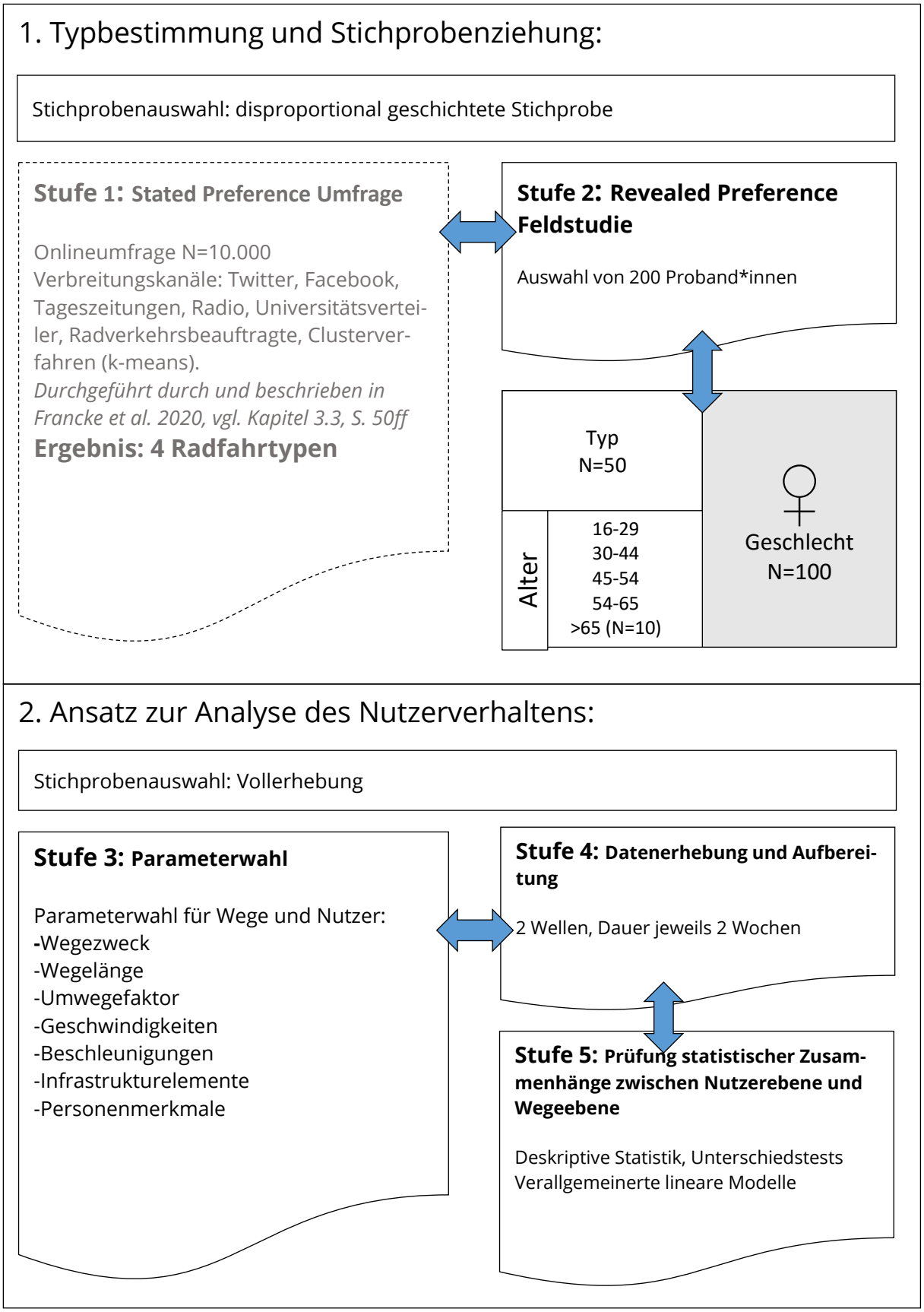


Abbildung 7: Ablaufdiagramm der Untersuchungsmethode

4.1 Vorbereitung der Datenerhebung

Um die Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit zu beantworten, ist es zunächst notwendig eine konsistente Methodik aus einer Typologie im Sinne der Arbeiten von *Geller*, *Damant-Sirois* und anderen zu erstellen, um anschließend auch den Einfluss der gefundenen Typen auf das reelle Radverkehrsverhalten analysieren zu können(Geller, 2006; Damant-Sirois, Grimsrud und El-Geneidy, 2014b).

Genutzt wurde die Typologie nach *Francke et al*., welche im Kapitel „Forschungsstand" (vgl. S. 50ff) eingehend beschrieben wurde (Francke *u. a.*, 2020). Die Rekrutierung der Proband*innen der im folgenden beschriebenen Feldstudie fand über die von Francke et. al initiierte Onlinebefragung statt *(vgl. Kapitel 4.2 Datenerhebung)*. Der entsprechende Teil der Methodik ist im Ablaufschema nach Abb. 7 daher grau dargestellt, da er eine Grundlage der Arbeit darstellt und keine wesentliche Eigenleistung im Rahmen der Dissertation. Für das Leseverständnis ist die Gesamtmethodik der durchgeführten Untersuchung jedoch unerlässlich.

Für die anschließende Felderhebung wurde analog zur Arbeit *von Harten* vorgegangen (von Harten, 2017). Die angestrebte Stichprobengröße wurde mit G*Power ermittelt: Für die Ermittlung von Differenzen mit kleinen bis mittleren Effekten (Effektstärke d=0,4) zwischen zwei unabhängigen (Teil-)Stichproben mit einer statistischen Sicherheit von 80% und einem Signifikanzniveau von 95% (α_{err}=0.05), wird bei einem Mittelwertvergleich ein Stichprobenumfang von 200 Proband*innen benötigt. Dies bedeutet, dass bspw. für den Vergleich weiblicher und männlicher Radfahrer*innen unabhängige Stichproben von jeweils 100 Proband*innen miteinander verglichen werden sollten. Weiterhin können für Untergruppen mit 50 Proband*innen mittlere Effektstärken (d=0,5) mit einer Sicherheit von 80% erkannt werden. Eine deutlich höhere Probandenzahl hätte eine höhere Teststärke bei Unterschiedstests auch für kleine Effekte zur Folge. So könnten bspw. zwei unabhängige Teilstichproben mit jeweils 500 Proband*innen auch kleine Effektstärken (d = 0,2) mit einer Teststärke von 88% erkannt werden. Jedoch ist eine derartige Stichprobengröße in einem kontrollierten Feldtest nur sehr schwer zu realisieren.

Für multiple lineare Regressionen und ähnliche Verfahren ist die Teststärke ohnehin schon bei kleineren Stichproben ausreichend groß. So können bei einer Stichprobengröße von 200 Proband*innen und einer angenommenen Zahl von fünf Prediktoren bereits kleine Effektstärken (f^2 = 0,25, entspricht einem partiellen R^2 von 0,2) mit einer Teststärke von 100% getestet werden (ebenfalls errechnet mit G*Power). Für die Feldphase wurde daher ein Umfang von 200 Proband*innen angestrebt.

4.2 Datenerhebung

Die Datenerhebung zur Generierung der erforderlichen Stichproben erfolgte zweistufig. Zunächst wurden in einer Onlineerhebung bundesweit Menschen zu ihrem Radverkehrsverhalten befragt. Die Onlinebefragung wurde von *Franke et al.* durchgeführt und ausgewertet (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019; A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019). Die Ergebnisse, im Sinne der ermittelten Radverkehrstypen, sind als Eingangsgröße für die vorliegende Arbeit zu sehen und nicht als eigenständiger Bestandteil selbiger. Die Erhebung und Datenaufbereitung ist separat im Kapitel Forschungsstand beschrieben (vgl. S.50ff).

Nachdem in der beschriebenen Befragung die Radfahrer*innen ihr Radfahrverhalten selbst einschätzen konnten (Stated Preference), wird in der anschließenden Feldstudie das Verhalten durch Sensoren erfasst und bewertet. Somit soll das reale Verhalten analysiert werden (revealed Preference) und mit den geäußerten Vorlieben (stated Preference) verglichen werden. Die Teilnehmer*innen der Onlinebefragung wurden dafür nach dem Abschluss des Fragebogens gefragt, ob Interesse an der Teilnahme an einer weiterführenden Studie besteht, bei der Proband*innen ihr Radverkehrsverhalten mit Smartphones aufzeichnen.

In einer zweiten Stufe wurde gemäß den Berechnungen aus Abschnitt 4.1 eine geschichtete Stichprobe (N=220) aus denjenigen Probanden der Onlineerhebung gezogen, die sich zu einer Teilnahme an der Felderhebung bereit erklärten und im Untersuchungszeitraum ihren Lebensmittelpunkt im Untersuchungsgebiet hatten.

4.2.1 Durchführung der Feldstudie

Die Feldstudie dient der Analyse des Radfahrverhaltens einer kontrollierten Stichprobe. Zu diesem Zweck wird eine solche Stichprobe aus den Teilnehmer*innen der Onlinebefragung nach den im folgenden Absatz beschriebenen Kriterien gezogen. Ziel ist es, ein möglichst repräsentatives Bild der Radfahrer*innen zu erzeugen. Daher sollen sowohl unterschiedliche Radfahrtypen zu gleichen Teilen enthalten sein, als auch unterschiedliche Altersklassen und eine ausgeglichene Geschlechterverteilung. Damit soll sich die Stichprobe wesentlich vom Stand der Forschung abheben (vergleiche Kapitel 3.3). Zu diesem Zweck wurde die Probandenauswahl wie nachfolgend beschrieben durchgeführt.

4.2.1.1 Probandenauswahl

Aus Abschnitt 4.1 und einer Vorstudie zum Thema *„Welche Radfahrtypen können aus GPS-Datensätzen abgeleitet werden?“* (von Harten, 2017) ergibt sich, dass sich eine sinnvolle Effektstärke für den Einfluss von Personen oder Wegemerkmalen auf bspw. Geschwindigkeiten bei einer Stichprobengröße von 200 Personen einstellt. Da mit Ausfällen während der Erhebungszeit gerechnet werden muss, wurden für die Feldphase insgesamt 230 Personen nach den folgenden Kriterien gezogen:

a) RADFAHRTYP: von jedem Radfahrtyp nach *Francke et al.* (A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019) sollten anteilig gleich viele Personen an der Feldphase teilnehmen (also n=50)

b) GESCHLECHT: nach Auswertung der SrV-Daten aus dem Jahr 2013 ist der Gendersplit bei Radfahrer*innen in der Stadt Dresden ausgeglichen bei je 50%. Um beide Geschlechter gleich zu repräsentieren, wurde ebenfalls eine hälftige Aufteilung vorgenommen.

c) ALTER: Die Altersschichten orientieren sich an den Lebensphasen der Probanden, die bspw. *Flade* (Flade, 2013) und *Wittwer* (Wittwer, 2014) in Ihren Arbeiten thematisieren. Gleichzeitig ist die Stichprobe auf 16 Jahre als jüngstes Alter begrenzt. Unterhalb dieser Altersgrenze müssten die Eltern der Proband*innen der Datenerhebung zustimmen. Dies hätte einen erheblichen Zusatzaufwand für die Feldstudie bedeutet, daher wurden für die Teilnahme das vollendete 16. Lebensjahr vorausgesetzt. Während *Flade* die Proband*innen, mit Verweis auf die Haushaltsbefragung MID, in neun Gruppen einteilt, ist dies bei einer Stichprobe von 200 Proband*innen nicht zielführend. Einzelne Untergruppen könnten so nur schwach besetzt werden, was zu einer verminderten statistischen Teststärke führt. Die Altersklassen wurden daher zu den folgenden fünf Lebensphasen zusammengefasst.

- Die Alterskohorte 16-29 Jahre steht für die Phase der späteren Jugend bzw. des Jungerwachsenseins. Die Schulausbildung ist zumeist abgeschlossen, Berufsausbildung oder Studium dauern noch an, oder sind gerade abgeschlossen. Wenn ein Beschäftigungsverhältnis besteht, dann ist dies meist noch im Bereich der „young professionals“ anzusiedeln. Kinder sind zumeist noch keine vorhanden. Diese Lebensphase ist mit 3,6 Wegen und dem höchsten Mobilitätszeitbudget schon sehr mobil (Follmer und Lenz, 2008).

- Die Alterskohorte 30-45 Jahre steht für die Phase des Erwachsen- und Elternseins. Die Studienteilnehmer stehen fest im (Berufs-)Leben und haben eine Familiengründung bereits hinter sich. Die Kinder wohnen aber noch im Haushalt. Diese Gruppe markiert den mobilsten Lebensabschnitt mit durchschnittlich 3,9 Wegen und einer durchschnittlichen täglichen Reiseweite von 53 km (Follmer und Lenz, 2008).

- 46-54 Jahre. Dieser Altersabschnitt steht für die Zeit nach dem die Kinder aus dem Haus sind, oder im Wesentlichen selbstständig mobil. Zumeist beginnt nun die beruflich produktivste Zeit des Lebens. Etwaige Mobilitätslösungen sind weniger an Kinder geknüpft, sondern sind von eigenen Vorlieben und dem

ausgeübten Beruf abhängig. Die körperliche Leistungsfähigkeit nimmt noch nicht ab.

- 55-65 Jahre. Dieser Zeitraum markiert den letzten Abschnitt des Berufslebens. Die Produktivität ist weiterhin hoch, jedoch können unter Umständen in dieser Phase schon Enkelkinder die Mobilitätsgewohnheiten abermals verändern. Nach medizinischen Studien, ist in diesem Altersbereich mit den ersten Einschränkungen der körperlichen Leistungsfähigkeit zu rechnen (Garg, 1991). Dies schlägt sich Studien zufolge auch im Radverkehrsverhalten nieder (bspw. Schleinitz *et al.*, 2017).

- Älter als 65: Bedingt durch das Ende des Berufslebens ändern sich die Wegezwecke der Probanden durch den Wegfall des Wegezwecks „Arbeit". Hier ist gesondert zu prüfen, welche Wege in welcher Kategorie erhoben wurden. Die Mobilität insgesamt nimmt bei nahezu unverändertem Zeitbudget (86 min) ab (3,2 Wege im Durchschnitt, >74 Jahre nur noch 2,3 Wege) und auch die zurückgelegte Tagesstrecke wird deutlich reduziert (28 km, >74j nur noch 16km) (Follmer und Lenz, 2008).

Die Probanden mussten für eine Auswahl zunächst zwei Grundbedingungen erfüllen. Sie mussten ihren Lebensmittelpunkt im Postleitzahlenbereich der Stadt Dresden und einem weiteren Kontakt bezüglich der Teilnahme an der Feldstudie zugestimmt haben. Anschließend wurden die Teilnehmer nach den obigen Kriterien sortiert und per Zufallszahl aus den insgesamt 1.000 Teilnahmewilligen gezogen. Konnte eine Untermenge nicht ausgefüllt werden, dann wurde nach der Merkmalsreihung *Radfahrtyp>Alter>Geschlecht* aufgefüllt. Es wurde also zunächst auf eine Gleichverteilung der Radfahrtypen und erst im Anschluss auf eine Gleichverteilung von Alter und Geschlecht geachtet.

Die Probanden bekamen für ihre Teilnahme an der Feldstudie eine Prämie in Höhe von 50€, wenn sinnvoll verwertbare Radfahrten auf den Server der TU Dresden hochgeladen wurden. Da Anfangs nur 177 Probanden auf den Aufruf zur Stichprobenteilnahme positiv reagierten, wurden nach der ersten Erhebungswelle weitere Proband*innen angeschrieben, um möglichst einen Rücklauf von 200 Proband*innen mit Datenupload zu erreichen. Dabei wurde versucht, sich möglichst nah an den persönlichen Parametern der ausgefallenen Teilnehmer*innen zu orientieren. Ein Ersatz gemäß den Auswahlkriterien wurde jedoch nicht in allen Fällen gefunden, so dass wie bei der initialen Kandidatenauswahl zunächst der Radfahrtyp, dann das Alter und als letztes das Geschlecht als Auswahlfaktoren herangezogen wurden. Beispielsweise wurde so statt einer ambitionierten Radfahrerin im Alter von 65+ Jahren, ein männlicher Proband gewählt, wenn dieser verfügbar war, die Radfahrerin aber nicht. Insgesamt wurden 250 Proband*innen kontaktiert, von denen 230 die Teilnahme an der Feldstudie bejahten.

4.2.1.2 Untersuchungsrahmen

Die Feldphase fand in den Monaten Mai und Juni des Jahres 2018 statt. Innerhalb der Erhebungszeiträume (23.5.-6.6. und 13.6.-26.6.) befanden sich weder Feiertage noch Schulferien. Es ist also von Normalwochen auszugehen. Die Proband*innen waren nach einer freiwilligen Schulung zur Nutzung der Smartphones dazu angehalten, während ihrer zweiwöchigen Aufzeichnungszeit möglichst jede mit dem Fahrrad zurückgelegte Strecke aufzuzeichnen. Für Proband*innen, die die angebotenen Schulungstermine nicht wahrnehmen konnten, wurde ein Erhebungsleitfaden per E-Mail versandt (siehe Anhang A2). Der Untersuchungsraum umfasste das Gebiet der Stadt Dresden mit den zugehörigen Umlandgemeinden.

a) Das Untersuchungsgebiet

Die Stadt Dresden ist die Landeshauptstadt des Bundeslandes Sachsen und mit ca. 550.000 Einwohnern auch die zweitgrößte Stadt[21]. Der Ballungsraum Dresden umfasst 770.000 Einwohner. Die Stadt erstreckt sich über eine Fläche von 32,48km². Die Topographie wird nach SrV insgesamt als flach eingeschätzt (Ahrens, 2014), dennoch birgt die Lage im Tal des Flusses Elbe Anstiege in Nord-Süd und Gegenrichtung von bis zu 100hm zwischen Talsohle und Höhenzug. Der Höhenzug im Norden und Nordosten der Stadt gehört zum Westlausitzer Hügel- und Bergland, der Süden wird dem Östlichen Erzgebirgsvorland zugeordnet. Naturräumlich wird die Stadt in die Großlandschaft „Sächsisches Hügelland und Erzgebirgsvorland“ eingeordnet[22].

Klimatisch ist in den gewählten Erhebungsmonaten Mai und Juni mit 18,7°C bzw. 21,3°C durchschnittlicher Tageshöchsttemperatur zu rechnen. Es sind mit 6,5 und 6,7 Stunden Sonnendauer nach dem Juli zudem die sonnenreichsten Monate des Jahres[23].

b) Radverkehr in Dresden

Von den mobilen Einwohnern der Stadt Dresden werden im Mittel 3,55 Wege täglich zurückgelegt. Der Anteil der Radwege daran beträgt 12% (Abbildung 8). Im Binnenverkehr und für kurze Wege unter 3 Kilometern steigt dieser Anteil auf bis zu 19%. In unterschiedlichen Altersgruppen wird das Fahrrad als Verkehrsmittel unterschiedlich häufig verwendet. Dies gilt auch für unterschiedliche Stadtteile bzw. Ortsamtsbereiche. (vgl. Abbildung 9 und Abbildung 10) (Landeshauptstadt Dresden, 2020).

[21] https://www.statistik.sachsen.de/download/010_GB-Bev/Bev_Z_Gemeinde_akt.pdf
[22] https://de.wikipedia.org/wiki/Dresden
[23] Abgerufen über https://www.wetter.de/klima/europa/deutschland/dresden-s104880.html

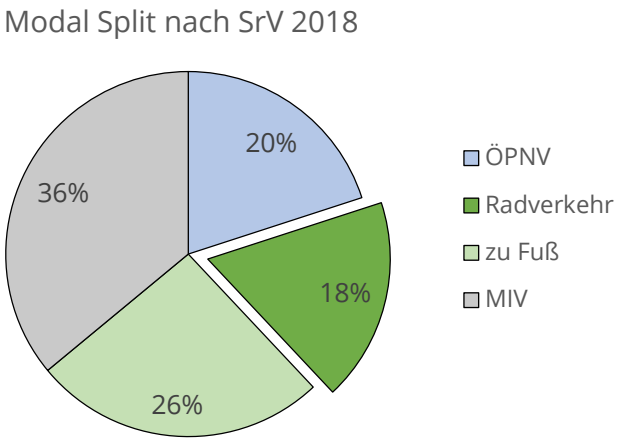


Abbildung 8: Radverkehrsanteil in Dresden nach SrV 2018

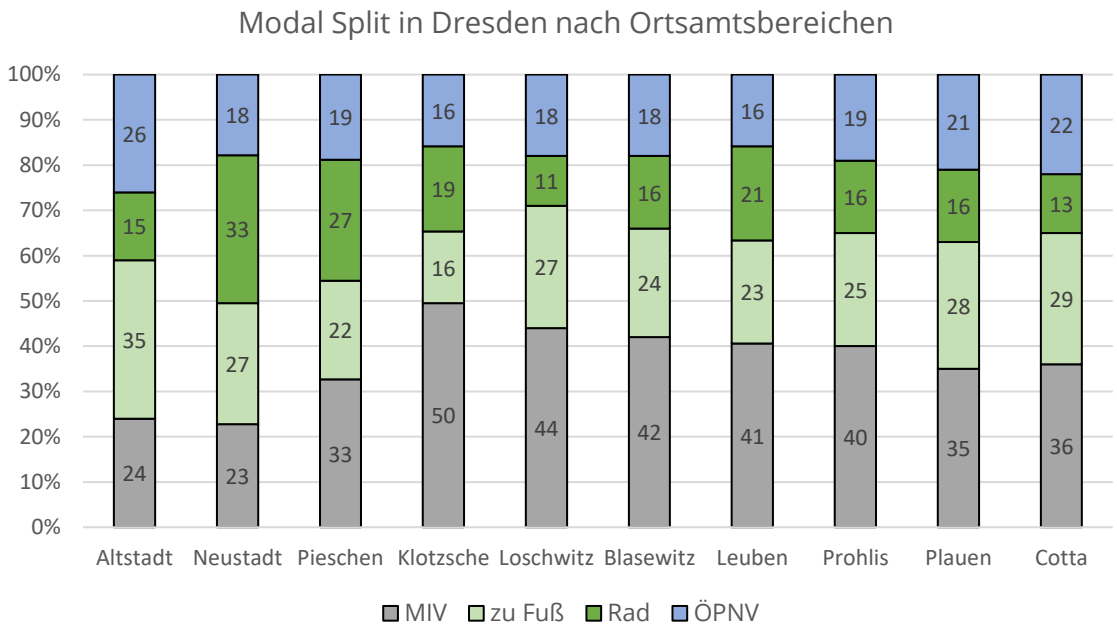


Abbildung 9: Modal Split in Dresden nach Ortsamtsbereichen nach SrV 2018

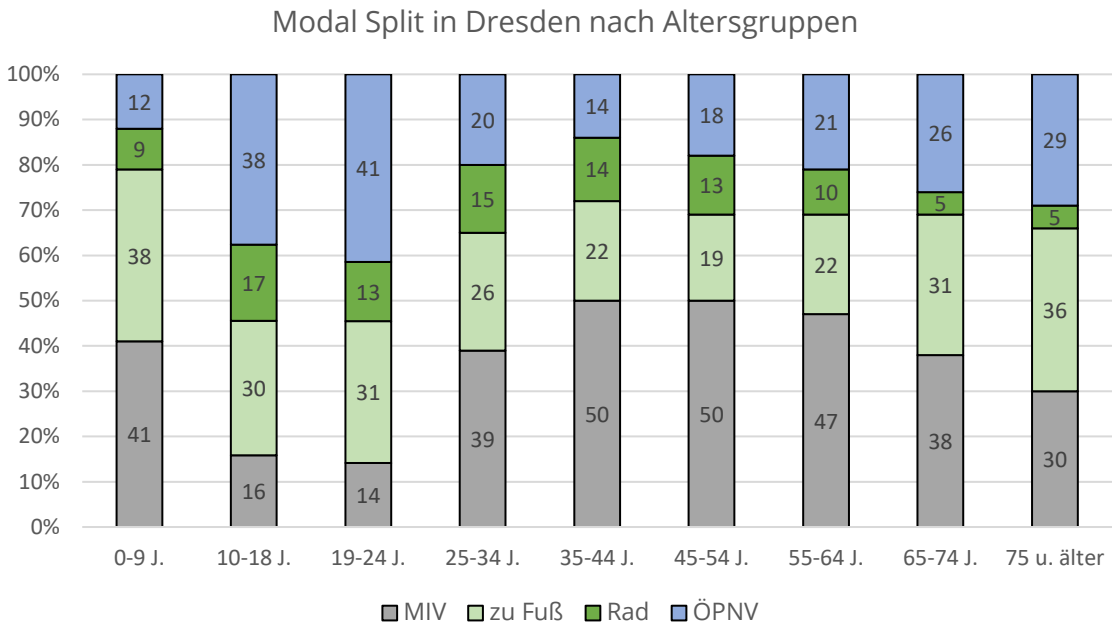


Abbildung 10: Modal Split in Dresden nach Altersgruppen nach SrV 2013

Es zeigen sich sowohl lokale als auch lebensphasenbedingte Unterschiede bei der Nutzung des Fahrrades als Verkehrsmittel. Nachdem im Schulalter das Fahrrad noch vergleichsweise häufig genutzt wird, geht die Nutzungshäufigkeit mit zunehmendem Alter tendenziell eher zurück. Das kann zum einen an steigenden Wegelängen und anderen Wegezwecken, aber auch an sich verändernden Lebensumständen liegen. Lokale Unterschiede in der Fahrradnutzung lassen sich durch die Einwohnerstruktur und die Art der Bebauung erklären. So beherrschen im Neubaugebiet Dresden-Prohlis vorwiegend Hochbauten aus den 1970er und 1980er Jahren das Stadtbild, die zwar nach 1990 renoviert und teilweise zurückgebaut bzw. abgerissen wurden aber teilweise weiterhin wenig radverkehrsgeeignete Strukturen aufweisen. Die Bewohner des Stadtteils kommen aus unterschiedlichen, eher niedrigeren sozialen Schichten und der Anteil an 1-Personen-Haushalten liegt bei fast 50%.[24] Dementsprechend ist der Radverkehrsanteil eher niedrig.

Im Szeneviertel Äußere Neustadt hingegen herrscht eine Blockbebauung mit großen Innenhöfen und geeigneten Stellplätzen für Fahrräder vor. Das Viertel wird durch größere Verkehrsachsen eingerahmt und nicht durchschnitten. Flächendeckende Tempo 30 Reglungen sorgen zudem für einen eher gemächlichen Verkehrsfluss. Die Einwohner des Stadtviertels sind in der Tendenz etwas jünger als der Durchschnitt und besser gebildet. Diese Faktoren können als Indiz für den höheren Radverkehrsanteil gesehen werden.

Die Stadt Dresden verfügt über ein Radwegenetz von etwa 411 km Länge. Im Jahr 2017 wurde zudem ein Radverkehrskonzept vorgestellt, welches einen deutlichen Netzausbau

[24] http://www.dresden.de/de/rathaus/ortsaemter/prohlis/c_02.php

hinsichtlich Qualität und Quantität vorsieht (Dresden, 2017; Stadtentwicklung Dresden, 2017).

4.2.1.3 Untersuchungsdurchführung

Die Proband*innen bekamen nach ihrer Ziehung für die Feldphase zunächst eine E-Mail, mit der Bitte sich in eine Onlineliste einzutragen. Proband*innen die als Kontaktweg *„nur per Telefon“* angegeben hatten, wurden per Anruf über ihre Teilnahme informiert. Im Zuge dieser Rückmeldung sollte auch der bevorzugte Erhebungszeitraum eingetragen werden. Nachdem auf diesem Wege nicht die erforderlichen 200 Zusagen erreicht wurden, wurden aus den übrigen Proband*innen, die ihre Bereitschaft zur Teilnahme erklärt hatten, 50 Nachrücker*innen gezogen (vgl. 4.2.1.1). Im Zuge dieser Nachbesserung wurde die erforderliche Teilnehmerzahl erreicht und die Teilnehmer*innen wurden auf die zwei Erhebungswellen verteilt. Eine Besonderheit stellten diejenigen Nutzer*innen dar, die im Fragebogen angaben, ein Smartphone der Firma Apple zu besitzen. Aufgrund von Problemen bei der Erstellung der App für diese Endgeräte, mussten alle Proband*innen mit derartigen Geräten in der zweiten Erhebungswelle starten.

Für Proband*innen, die angaben, kein eigenes Smartphone zu besitzen, standen insgesamt 23 Leihtelefone der Firma Samsung mit Android Betriebssystem zur Verfügung. Diese wurden mit vorinstallierter App an einem Schulungstermin unmittelbar vor den Erhebungszeiträumen ausgegeben. Für alle Nutzer, die auf eine Schulung verzichten wollten, wurde ein Leitfaden für die App-Installation und die App-Nutzung erstellt und per E-Mail versandt. (Siehe Anhang A2)

Während der Studie wurden die Proband*innen telefonisch und teilweise auch per persönlichem Kontakt betreut und zudem mit täglichen Erinnerungsmails auf die Studienteilnahme und die Aufzeichnung von Besonderheiten in Form eines Wegetagebuchs hingewiesen.

4.2.1.4 Vergleichsstichprobe

Neben der eigentlichen Felderhebung im Untersuchungsgebiet der Stadt Dresden wurde den übrigen Teilnehmer*innen der Onlinebefragung freigestellt, an der Felderhebung teilzunehmen. Dafür war ebenfalls eine positive Beantwortung der Frage nach der Bereitschaft dazu im Fragebogen notwendig. Dies betraf vor allem Teilnehmer*innen aus dem übrigen Bundesgebiet, die ihren Lebensmittelpunkt zum Zeitpunkt der Versuchsdurchführung nicht im Untersuchungsgebiet hatten. Die Teilnehmer*innen der Vergleichsstichprobe wurden via Email kontaktiert. In diesem Zuge wurde auch das Erhebungshandbuch versandt. Die Datenerhebung fand im Rahmen der zweiten Welle der Felderhebung im Untersuchungsgebiet statt.

Da keine repräsentative Stichprobenauswahl erfolgte, die Methodik der Datenerhebung und –verarbeitung ansonsten allerdings gleich ist, bietet sich ein Vergleich der beiden

Stichproben an, um Einflüsse der Selbstselektion von Stichproben auf die Ergebnisdaten zu untersuchen.

4.2.1.5 Die verwendete Applikation

Die verwendete Applikation musste zwei grundlegende Funktionen erfüllen. Zum einen sollten Bewegungsdaten aufgezeichnet werden, zum anderen mussten diese gespeichert und sobald Verbindung mit einem Drahtlosnetzwerk bestand, auf einen Server der TU-Dresden übertragen werden. Diese Anforderungen konnten nicht durch Anwendungen aus den Playstores von Google und Apple bedient werden, da die dort vorhandenen Apps die Daten meist zunächst auf eigenen Servern zwischenspeichern. Dies musste im Sinne des Datenschutzes vermieden werden. Folglich wurde eine bestehende App der Cyface GmbH[25] verwendet. Diese wurde an ein Serverbackend des Zentrums für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH) der TU Dresden angebunden und für den Zeitraum der Versuchsdurchführung als iOS und Android-Version mit dem Namen RadVerS[26] gebrandet.

Die App wurde im Sinne einer barrierefreien Bedienbarkeit so einfach wie möglich gehalten. Zentrales Element ist der Startbildschirm mit dem großen Play-Button (Abbildung 11/2). Hier kann die Aufzeichnung gestartet und beendet werden. Vor Beginn der Aufzeichnung waren die Nutzer dazu angehalten, den Wegezweck anzugeben. Dessen Kategorisierung wurde möglichst einfach gehalten und nur in drei Kategorien untergliedert:

a) Einkaufen (Abgebildet durch einen Einkaufswagen)
b) Freizeit (abgebildet durch eine Eiswaffel)
c) Arbeit/Bildung (abgebildet durch eine stilisierte Fabrik)

Die initiale Auswahl eines Wegezwecks stellte anschließend den neuen Standardwert dar, da vor allem beim Wegezweck „*Arbeiten*“ der Weg immer bipolar als Hin- und Rückweg erfolgt. Während der Schulung der Proband*innen und im Erhebungshandbuch wurde zudem darauf hingewiesen, bei etwaigen Wegeketten den Hauptwegezweck anzugeben und im Zweifelsfall die Aufzeichnung zu stoppen und eine neue Aufzeichnung zu beginnen.

[25] Ausgründung der TU Dresden, Geschäftsführer Dr. Klemens Muthmann
[26] Kurz für Radverkehrsverhaltens-Studie, ein vom BMVI im Rahmen des Nationalen Radverkehrsplans gefördertes Projekt.

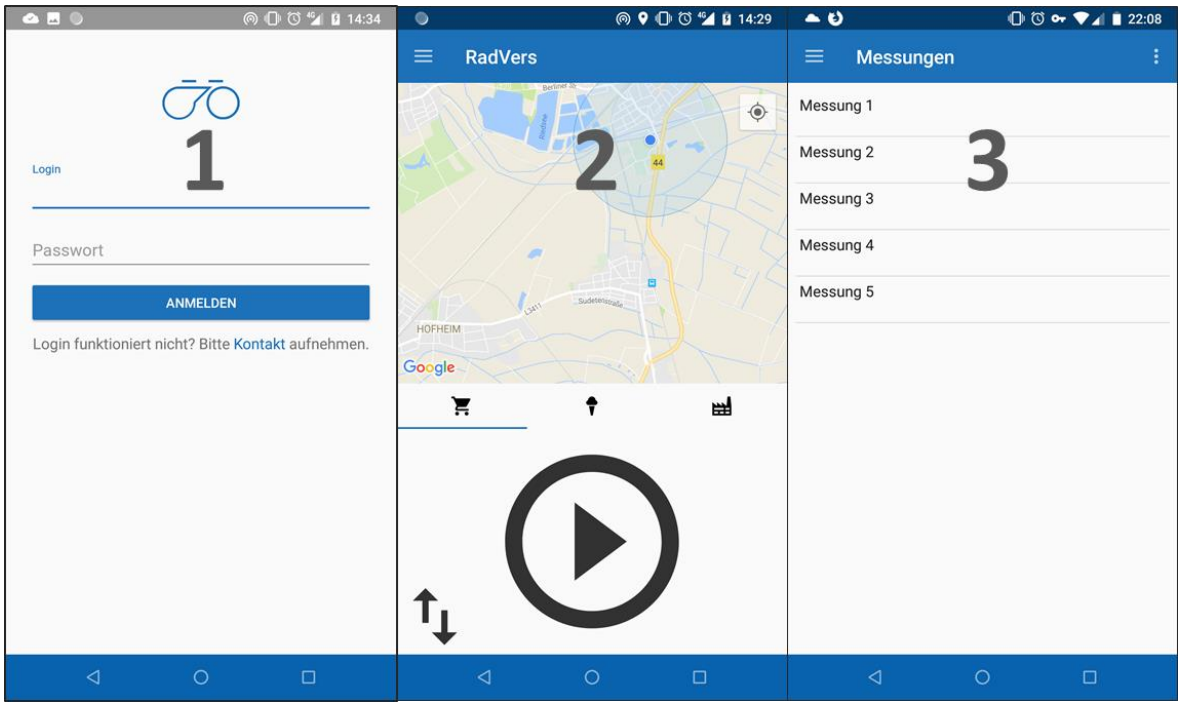


Abbildung 11: Screendesigns und Grundfunktionalitäten der App

Nach Beendigung des Weges sollte die Aufzeichnung wieder über die Multifunktionstaste, die dann ein Stopp-Zeichen zeigt, beendet werden. Anschließend bestand bei bestehender Netzwerkverbindung die Möglichkeit einen manuellen Upload der Daten zu starten.

Vor dem Aufzeichnen der ersten Fahrt erfolgte der Login (Abbildung 11/1). Dieser musste nur bei der ersten Nutzung nach der App-Installation durchgeführt werden. Die Proband*innen bekamen dafür einen zufällig ausgewählten Login-Code sowie das dazugehörige Passwort per E-Mail zugesendet. Im weiteren Verlauf der Arbeiten wurde die Login-Kennung für die Identifikation der Nutzerdaten auf dem Server verwendet.

Nach dem Beenden der Aufzeichnung konnte diese im Menüpunkt „Messungen“ (vgl. Abbildung 11/3) eingesehen werden. Es bestand jedoch nicht die Möglichkeit eine Messung bzw. die gefahrene Strecke zu betrachten. Eine Löschung unbeabsichtigter Messungen war damit nicht möglich.

4.2.1.6 Datenaufzeichnung

Im Zuge der Datenaufzeichnung wurden von der App die in Tabelle 4 aufgeführten Daten aufgenommen und gespeichert. Die hohe Aufzeichnungsfrequenz einiger Sensoren (100Hz, Beschleunigungssensor, Gyroskop und andere) führte zu großen Datensätzen vom mehreren 100 Megabyte. Daher wurde die Datenübertragung nur im Drahtlosnetzwerk zugelassen. Die anschließende Datenübertragung auf den Server fand über den Port 443 verschlüsselt statt.

Tabelle 4: Aufgezeichnete Sensordaten Smartphone-App RadVerS

Sensor	***Daten***	***Frequenz***
GPS	Lat, Lon, Zeit	1Hz
Accelerometer	ax, ay, az; Zeit	200Hz
Magnetometer	mx, my, mz; Zeit	50Hz
Gyroskop	rx, ry, rz; Zeit	50hz
Metadaten	Device_ID, Measurement_ID	1 mal pro Messung

4.3 Die Datenübertragung

Die erhobenen Daten verbleiben, wie in Absatz 4.2.1.5 beschrieben, auf dem Smartphone bis eine Verbindung zu einem WLAN Netzwerk besteht. Dies ist aufgrund der größeren Datenmengen als Standard hinterlegt und konnte von den Nutzer*innen nicht geändert werden. Übertragen wurde neben den in Tabelle 4 ersichtlichen Daten die Device_IDs als Identifikationsnummer des Smartphones. Diese ID ist für jeden Nutzer einmalig. Bei jeder Neu-Installation der App wird eine neue Device ID vergeben. Zusätzlich wird bei der Installation auch die Login-Kennung des Nutzers übertragen. In der Tabellenstruktur der nachgelagerten PostgreSQL-Datenbank wird in einer separaten Tabelle die Kombination von Login und Device_ID gespeichert, so dass die Identifikation der Studienteilnehmer möglich ist. Gleichzeitig ist damit gewährleistet, dass im Zuge der Datenverarbeitung nur ein sehr kleiner Personenkreis (N=2) Kenntnis über die Kombination von Personendaten und Wegedaten gleichzeitig erlangt. Dies war eine Bedingung des Datenschutzbeauftragten der TU Dresden im Sinne des Datenschutzes nach DSGVO und ist so in der Datenschutzerklärung hinterlegt.

Nach Abschluss der Datenübertragung werden die Daten vom Smartphone der Nutzer gelöscht und sind fortan nur noch über die Datenbank auf dem Server der TU Dresden abrufbar. Das komplette Schema der Datenerhebung und Datenverarbeitung zeigt Abbildung 12.

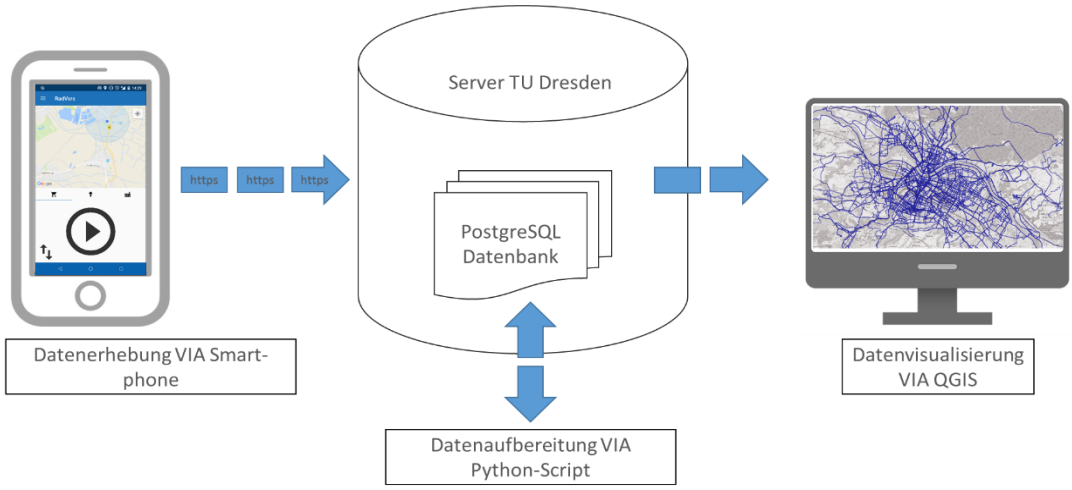


Abbildung 12: Schema der Datenverarbeitung im Projekt

Nach Ende der Erhebungszeiträume wurden für die Nutzer stichprobenartig die übertragenen Daten mittels einer SQL-Abfrage über den Login-Code einer ersten Sichtkontrolle unterzogen. Nutzer, die bis dahin noch keine Daten übertragen hatten, wurden per Email an die Datenübertragung erinnert. Die ausgegebenen Leih-Smartphones wurden eingesammelt und die Daten anschließend über das WLAN-Netz der TU Dresden auf den Server übertragen. Nachdem alle Nutzerdaten übertragen waren, wurde die Übertragungskomponente abgeschaltet, um Missbrauch vorzubeugen.

4.4 Datenschutz

Da es sich bei den erhobenen Felddaten um personenbezogene Daten bzw. um die Verarbeitung personenbeziehbarer Daten handelt, wurde eine Datenschutz- bzw. Einwilligungserklärung der Nutzer eingeholt. Dies wurde beim Ausfüllen der Online-Fragebögen per Opt-In-Verfahren realisiert. Dabei wurden DSGVO-konform die datenerhebende Stelle inklusive Ansprechpartner benannt und der Zeck der Datenerhebung erläutert. Die Liste der personenbezogenen Daten, die verarbeitet wurden, umfasste folgende Parameter:

- Name Nachnahme, Postleitzahl
- E-Mail-Adresse
- Alter, Geschlecht, Bildungsstand
- Beruflicher und familiärer Status
- GPS-Koordinaten (geographische Länge und Breite, Höhe, Datum, Zeit, Genauigkeitsangaben und Geschwindigkeit)
- Wegezweck der Radfahrt
- 3-Achsen Beschleunigungs-, Gyroskop- und Magnetometerdaten
- Eine nicht anonyme Nutzer-ID, die es erlaubt Daten vom gleichen Gerät zu erkennen und diese in Verbindung mit soziografischen Daten der Nutzer zu bringen
- Das Modell des verwendeten Smartphones

Eine Übermittlung personenbezogener Daten an Dritte wurde ausgeschlossen. Die Nutzer wurden zudem über Möglichkeiten des Widerrufs belehrt. Die Veröffentlichung von Sachdaten wurde in wissenschaftlich üblicher Form erlaubt. Der vollständige Wortlaut der Datenschutzerklärung findet sich im Anhang unter A3.

Der serverseitige Datenschutz wurde durch die Sicherheitsmaßnahmen des Zentrums für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH) der TU Dresden gewährleistet. Die virtuelle Maschine (VM) des Datenbankservers ist nur vom IP-Adressbereich der Arbeitsgruppe an der TU-Dresden erreichbar. Durch diesen eingeschränkten Zugriff wurde ein ausreichendes Sicherheitsniveau erreicht.

4.5 Parameterauswahl

Die Auswahl der Untersuchungsparameter basiert auf den in Kapitel 2.2 aufgeführten Variablen. Diese können im Wesentlichen auch aus GPS-Daten extrahiert werden. Die Ausprägung der Variablen ist in Tabelle 5 dargestellt.

Auf Basis von Vorstudien und der Literaturrecherche wurden die drei Hauptwegezwecke *"Arbeiten/Bildung"*, *"Einkaufen"* und *"Freizeit/Sonstiges"* als mögliche Ausprägung des Parameters Wegezweck gewählt, da diese untereinander potenziell die höchsten Unterschiede aufweisen. Für die Parameter Geschwindigkeit und Beschleunigung wurden jeweils Perzentile für die Auswertung verwendet, da diese robust gegenüber Ausreißern sind.

Neben den Bewegungsparametern im Moment sind auch die deskriptiven Parameter für eine komplette Fahrt von großem Interesse. So lassen sich, vorausgesetzt die Wegeaufteilung erfolgt korrekt, sportivere Fahrten neben der realisierten Geschwindigkeit anhand von Wegeweite und Umwegfaktoren zur Luftlinie bzw. kürzesten Route erkennen. Auch der zeitliche Ablauf kann unter Umständen ein Indiz für eine Kalibrierung eines Wegedatensatzes sein. Daher werden folgende Parameter für alle separierten Wege berechnet:

Tabelle 5: Berechnete Fahrverhaltensparameter nach Art

Geschwindigkeit	***Beschleunigung***	***Weg***	***Zeit***
Ø Geschwindigkeit	Ø pos. Beschl., SD	Wegelänge	Start
Standardabweichung V_{SD}	Ø neg. Beschl., SD	Luftlinienentfernung	Ende
V_{max}, V_{min}	a.pos max, a.neg min	Umwegfaktor	Verlust-/ Wartezeit
V_{20}, V_{50}, V_{85}, V_{95}	Je a_{20}, a_{50}, a_{85}, a_{95} für Positiv- und Negativbeschleunigung	$S_{15km/h}$, $S_{20km/h}$, $S_{30km/h}$	Zeit in Bewegung
		Wegezweck	

4.6 Datenverarbeitung

Der Datenerhebung und Datenaufbereitung schließt sich die Datenverarbeitung an. Der Umfang der erhobenen Daten machte eine Verarbeitung in einer relationalen Datenbank notwendig. Da im Zuge der Aufbereitung auch immer wieder auf spezielle Verarbeitungswerkzeuge für Geodaten zurückgegriffen werden musste, wurde die Datenbanksoftware PostgreSQL mit dem PlugIn PostGiS verwendet. Dieses ermöglichte es, Koordinaten einfach räumlich zu filtern, was für die Unterscheidung von Hauptuntersuchung und bundesweiter Vergleichsgruppe notwendig war.

Die Daten wurden auf dem PostgreSQL Server in der für die GPS-Daten exemplarisch dargestellten Tabellenstruktur abgelegt (Abbildung 13). Darüber hinaus existiert eine Vielzahl weitere Tabellen, welche miteinander über Indizes verknüpft werden können:

- Device
- User
- Gps_point
- Rotation_point
- Sample_point
- Magnetic_value_point
- User_device
- Vehicle
- Measurement

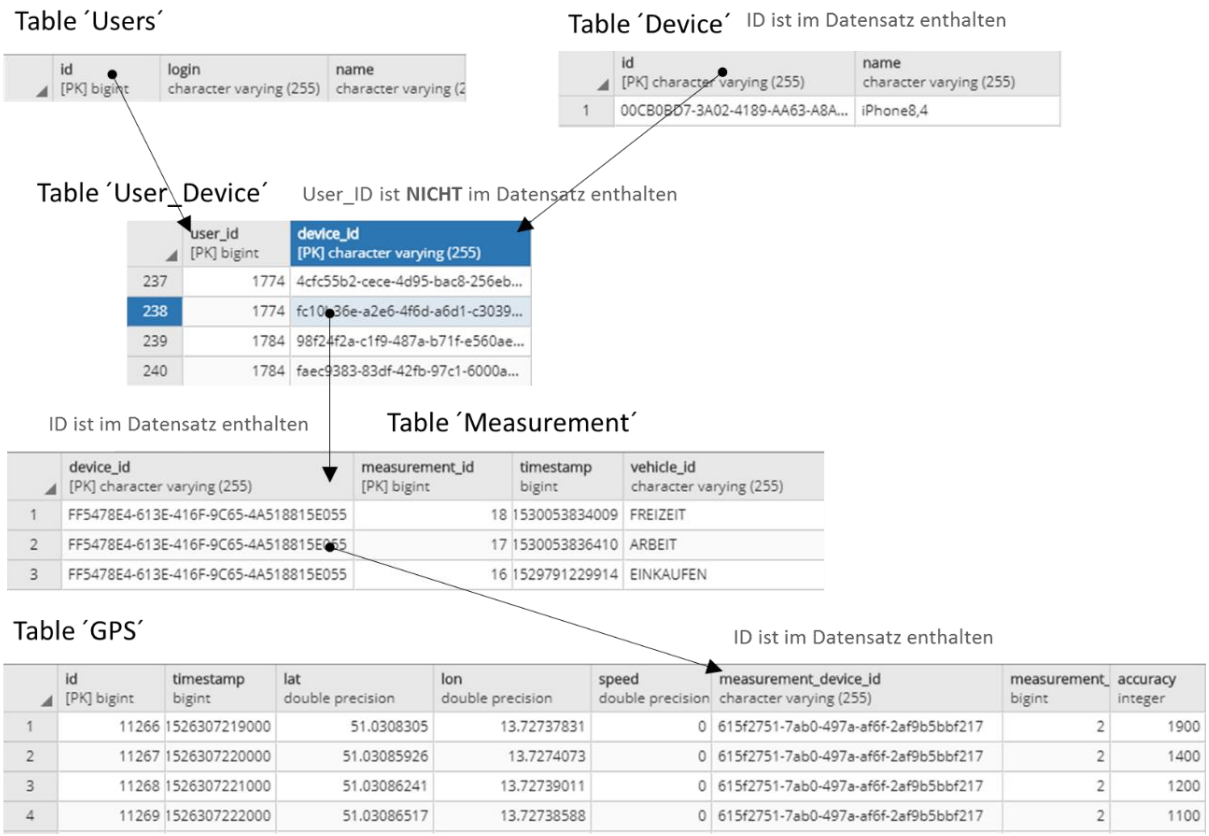


Abbildung 13: Exemplarische Tabellenstruktur für die Aufbereitung von GPS-Daten

Das Schema nach Abbildung 13 zeigt eine derartige Verknüpfung und ist übertragbar auf die Datensätze „rotation_point“, „magnetic_value_point“ und „sample_point“. Eine Identifikation ist über die Verknüpfung von *User, Device* und *Measurement* immer eindeutig möglich.

4.6.1 Aufbereitung der Rohdaten

Die Aufbereitung der Rohdaten ist aus unterschiedlichen Gründen unumgänglich. Zum einen liegen nach der Feldphase auf dem Server nur GPS-Daten in Form von Fahrten der Nutzer vor. Diese sind nicht notwendigerweise identisch mit der Wegedefinition im Sinne der Verkehrsforschung:

Unter einem Weg wird „*die Ortsveränderung einer Person von einem Ausgangspunkt zu einem Ziel, bei Benutzung von Verkehrsmitteln einschließlich Zu- und Abgang*“ (Hanke, et al., 2012) verstanden. Im Methodenbericht zum Forschungsprojekt „Mobilität in Städten SrV 2013“ wird zudem die Wegedefinition um den Wegezweck erweitert (Gerike *u. a.*, 2020b). Demzufolge wird ein Weg immer durch einen Zweck definiert. Hin- und Rückweg sind dabei zwei verschiedene Wege. Das realisierte Verkehrsverhalten besteht zumeist aus der Verkettung unterschiedlicher Aktivitäten. Eine beispielhafte Wegekette kann dabei sein: Wohnen-Arbeiten-Einkaufen-Wohnen (Ließke, Wittwer, Hubrich, & Wittig, 2014). Für die Datenaufbereitung und –Auswertung bedeutet dies, dass entsprechend auch die genannten Einzelwege einer Wegekette betrachtet und sauber voneinander getrennt werden müssen.

Vor dem Hintergrund der Datenerhebung durch die Nutzer ist es jedoch wahrscheinlich, dass diese trotz entsprechender Schulung (vgl. Kapitel 4.2.2 „Datenerhebung) nicht nach jedem Weg die Datenaufzeichnung abgeschlossen haben und diese anschließend neu starten. In der Folge liegen in einem GPS-Track, zumindest mutmaßlich, mehrere Aktivitäten und somit auch Wege vor. Gut ersichtlich ist dies in Abbildung 14, anhand der deutlich leuchtenden Punktwolken auf der dargestellten Karte. Diese stellen in der Regel Aktivitäten der Proband*innen dar, bei denen länger an einem Ort verweilt wurde, beispielsweise der Aufenthalt an der Arbeitsstätte. Im Zuge der Datenaufbereitung gilt es daher, Wege voneinander zu trennen, um Aktivitäten zu bereinigen und separat abzulegen.

Die eingegangenen Trajektorien als Rohdaten werden im Folgenden als Fahrten oder Tracks bezeichnet. Aufbereitete Trajektorien werden im weiteren Verlauf als Wege oder Trips bezeichnet.

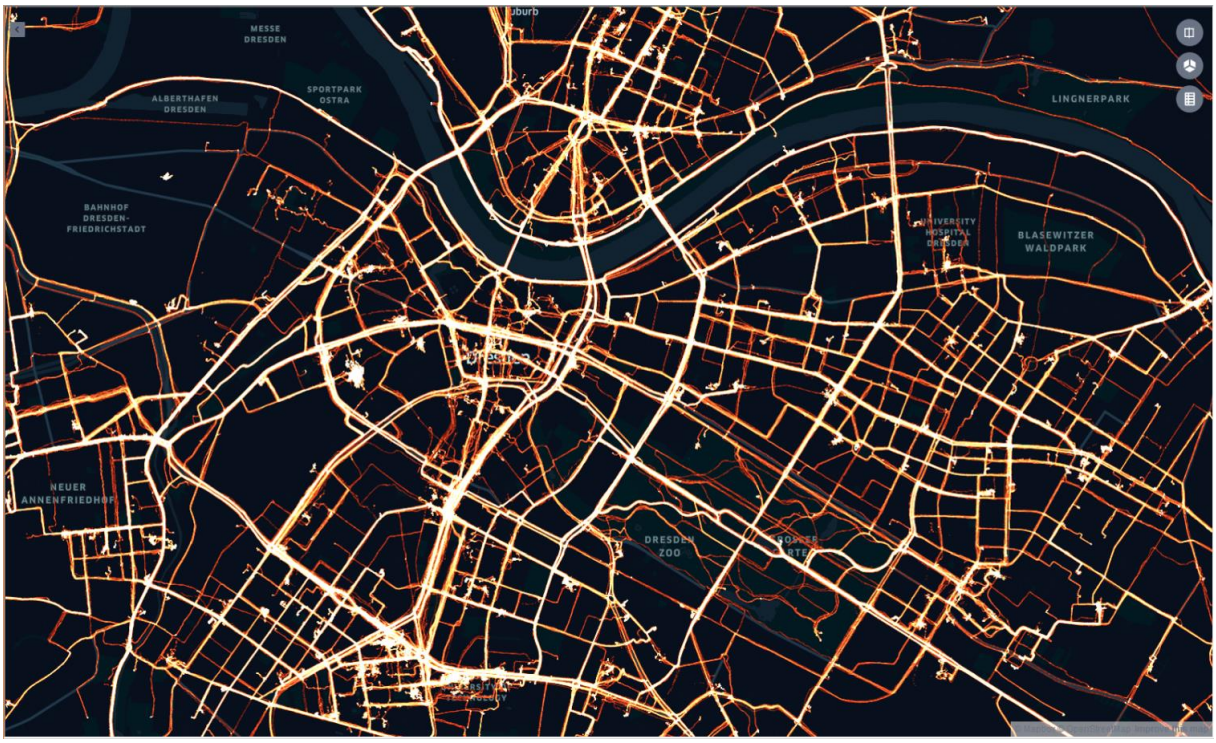


Abbildung 14: Beispielhafte Heat-Map der unbearbeiteten Daten (eigene Darstellung 2020 mit Kepler.gl)

Neben den nutzerbedingten Fehlern in der Datenerhebung gibt es noch systembedingte Fehler in der GPS-Datenaufzeichnung (vgl. Kapitel 2.5 „GPS“). Basierend auf diesen Fehlern ist eine Abweichung von GPS-Koordinaten zum eigentlichen Standort des Nutzers von mehr als 10 Metern möglich (Bauer, 2011).

Eine Besonderheit innerhalb der Nutzer-Streckenfehler sind jene Fehler, die bei einer unterbrochenen Datenverbindung entstehen. Hierbei müssen die Daten im Empfänger nach Wiederherstellen des Empfangs zunächst neu geladen werden. Dies führt abhängig von der Dauer der Übertragungsunterbrechung dazu, dass erst nach wenigen Sekunden bis Minuten wieder korrekte Positionsdaten zur Verfügung stehen. Im Kontext der vorliegenden Forschung bedeutet dies, dass vor allem zu Beginn von Fahrten, mit dem Einschalten des GPS-Empfängers auf dem Smartphone und nach baulich bedingten Signalunterbrechungen (Tunnel, Unterführungen, Abschattungen) mit nicht korrekten Lagedaten zu rechnen ist. Da das Signal mit zunehmender Datenverfügbarkeit genauer wird, kann in den darauffolgenden Wegeabschnitten mit größeren GPS-Sprüngen gerechnet werden. Diese Fehler treten zwar eher selten auf, müssen jedoch ebenso beachtet werden wie die nutzerbedingten Fehler. In einer ersten Iteration ist dies sehr leicht über eine Filterung bzw. Glättung des GPS-Signals möglich.

Die Aufbereitung der Rohdaten kann in sechs Stufen unterteilt werden.

1. Filterung
2. Datenglättung
3. Trip-Erkennung
4. Verkehrsmittelerkennung
5. Halterkennung
6. Erkennung des „Fahrtmodus“

Die Rohdatenaufbereitung wurde über eine Java-Applikation realisiert, die auf der in Abbildung 13 dargestellten PostgreSQL Datenbank aufsetzt. Die oben aufgeführten Schritte der Datenaufbereitung sind in Abbildung 15 schematisch in ihrem Ablauf dargestellt. Dabei wurden in einem iterativen Verfahren empirisch gewonnene Schwellwerte im Zuge der Datenaufbereitung angepasst, um der Datengrundlage gerecht zu werden.

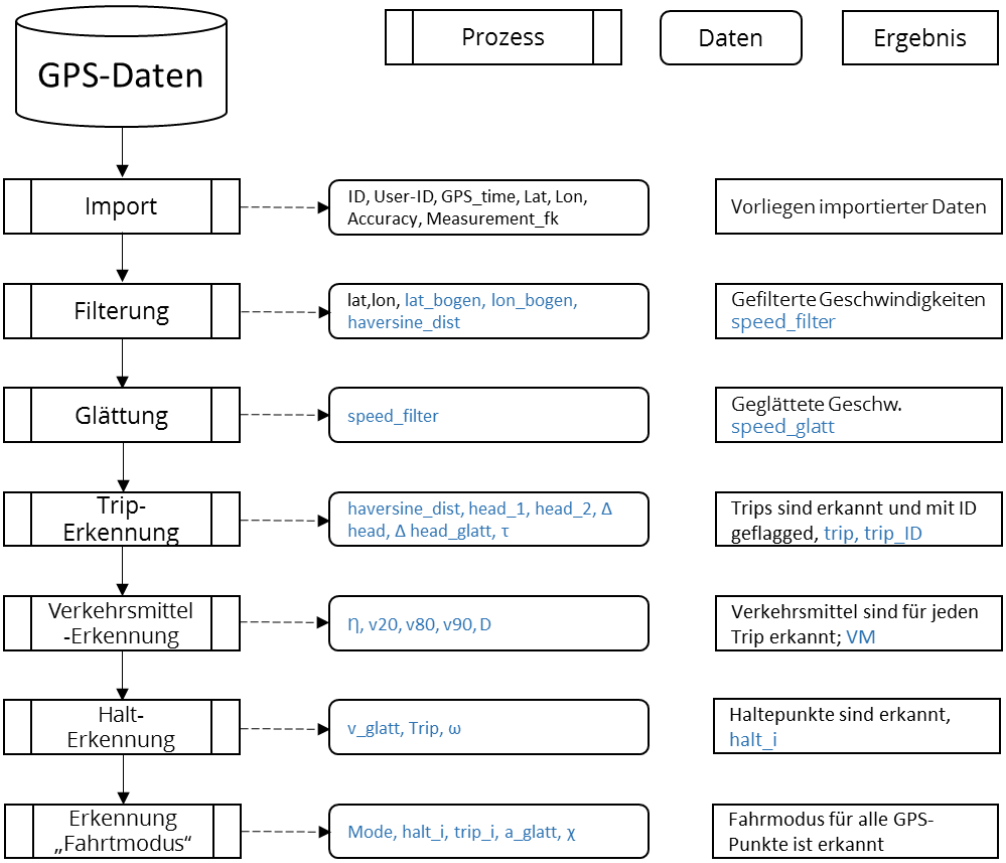


Abbildung 15: schematischer Ablauf der Datenaufbereitung

4.6.1.1 Import der GPS-Tracks

Der Import der abgeschlossenen Fahrten vom Smartphone auf die Server der TU-Dresden wurde standardisiert über tcp22 und Port 5432 vollzogen. Nähere Angaben dazu finden sich unter 4.3 *Die Datenübertragung*. Während des Datenimports wurde keine Validitätsprüfung durchgeführt. Ein umfangreicheres IT-Setup bspw. mittels eines Kavka-Operators

zur Datenentgegennahme kann zukünftig eine Validitätsprüfung während der Datenübernahme ermöglichen, wurde aber in der vorliegenden Arbeit nicht umgesetzt.

4.6.1.2 Filtern der Rohdaten

Zunächst werden über einen Filter alle diejenigen Fahrten entfernt, die weniger als 30 GPS-Punkte enthalten. Dazu wird die Anzahl der enthaltenen GPS-Punkte aufsummiert. Dadurch wird eine höhere Genauigkeit erreicht, als wenn die Zeitstempel zu Beginn und Ende einer Fahrt verwendet werden. Dieser Sachverhalt ist ursächlich durch mögliche größere Zeitsprüngen zwischen zwei GPS-Punkten begründet. Fahrten von weniger als 30 Sekunden werden zudem als Tests durch die Nutzer oder abgebrochene Datenaufzeichnungen behandelt und ebenfalls verworfen.

Anschließend werden die übertragenen GPS-Punkte chronologisch geordnet, da durch geräteinterne Übertragungsfehler die Reihenfolge der Punkt-ID´s nicht notwendigerweise mit der zeitlichen Reihenfolge der GPS-Punkte identisch ist. Der Verzicht auf eine chronologische Ordnung hätte somit Berechnungsfehler bei Geschwindigkeiten, Entfernungen und Beschleunigungen zwischen den jeweiligen Punkten zur Folge.

Im Zuge der Filterung wurde bewusst darauf verzichtet, die GPS-Punkte als solche zu glätten, da dadurch die Trajektorie selbst stark beeinflusst wird. Im linienhaften Verlauf führt eine Glättung der Koordinaten zwar zu einer „ruhigeren“ Trajektorie, da kleinere GPS-Sprünge ausgeglichen werden, jedoch wird im Bereich von Kurvenfahrten das Bogenmaß des eingeschlossenen Winkels deutlich höher und die Trajektorie verläuft bspw. durch Gebäudetexturen (Axhausen und Schüssler, 2008). Da die GPS-Punkte zu einem späteren Zeitpunkt auf ein GIS-Netz projiziert werden, ist eine negative Auswirkung des beschriebenen Sachverhalts nicht auszuschließen. Daher wurde der Filter auf die resultierende Größe Geschwindigkeit angewandt, da diese für die weiteren Berechnungsschritte immanent wichtig ist.

Die Nutzung der Geschwindigkeit als Parameter für die Datenaufbereitung führt zu einem weiteren notwendigen Zwischenschritt. Zwar stellen nahezu alle verwendeten Smartphones über ihren GPS-Sensor die Geschwindigkeit bereit, die Sensoren können jedoch unterschiedlich konfiguriert werden und geben somit unterschiedlich geglättete Werte aus. Um eine konsistente Methodik zu erreichen, wurden die Geschwindigkeiten nach den Gleichungen (4) bis (6) aus den GPS-Datenpunkten berechnet und anschließend geglättet.

Zuerst erfolgt die Berechnung des Bogenmaßes der Punkte. Dies ist notwendig für die anschließende Berechnung der Haversine.

$$Lat_{RAD} = Lat_{GRAD} * \frac{\pi}{180} \tag{4}$$

Nun wird die Haversine-Distanz für zwei aufeinanderfolgende GPS-Punkte berechnet. Anders als die einfachere euklidische Distanz bezieht sie die Erdkrümmung mit ein. Dieses Verfahren ist bei den eher geringen zu erwartenden Geschwindigkeiten im Radverkehr zwar überbestimmt, lässt aber die spätere Verwendung des Java-Programms für die Aufzeichnungen von anderen Verkehrsmitteln zu. Die Haversine zwischen zwei Punkten berechnet sich nach:

$$Hav = 2 * R_{Erde} * \sin^{-1} \sqrt{\sin(\frac{Lat_2 - Lat_1}{2})^2 + \cos Lat_1 * \cos Lat_2 * \sin(\frac{Lon_2 - Lon_1}{2})^2} \quad (5)$$

Mit R_{Erde}= 6.371 km als mittlerer Erdradius.

Die so berechnete Distanz zwischen zwei GPS-Punkten wird anschließend für die Berechnung der Geschwindigkeit verwendet. Für die normalerweise sehr kleinen Intervalle, von in der Regel einer Sekunde, wird näherungsweise eine gleichförmige Geschwindigkeit angenommen (vgl. Kapitel 2.2 „*Geschwindigkeiten*"). Die Berechnungsvorschrift lautet demnach:

$$V = \left(\frac{S}{t_2 - t_1}\right) \quad \text{mit} \quad S = \sum_{P1}^{Pn} Hav_{1;n} \quad (6)$$

Anschließend beginnt der eigentliche Filterprozess. Dafür wird ein weiterer Parameter verwendet. Dieser heißt Accuracy (ACC). Er wird vom Smartphone zusammen mit den GPS-Daten ausgegeben und beschreibt den Radius des 68% Konfidenzintervalls um einen Punkt[27], in Zentimetern. Das bedeutet bei einem Wert von 5000 liegen 68% der Punkte in einem Radius von 50m um den eigentlichen Standort der aufzeichnenden Person.

Für das Filtern wird ein gleitendes Zeitfenster genutzt. Bei diesem Vorgang wird für jeden einzelnen Punkt über den Verbleib im Datensatz, oder dessen Substitution entschieden. Wenn der zu prüfende Wert von Geschwindigkeit und Genauigkeit („Accuracy") einen Grenzwert (in diesem Fall ACC=5000 und v=25m/s) und zeitgleich die Differenz zum Mittelwert der Geschwindigkeit in einem Zeitfenster von ± 4 Punkten kleiner als die doppelte Standardabweichung ist, dann verbleibt der Punkt im Datensatz. Treffen diese Bedingungen (oder eine davon) nicht zu, dann wird für den geprüften Punkt die Geschwindigkeit durch den Mittelwert der Geschwindigkeit im Zeitfenster ersetzt. Mittelwert und Standardabweichung werden nach der folgenden Rechenvorschrift gebildet:

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} a_k \qquad s^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \quad (7), (8)$$

[27] https://stackoverflow.com/questions/7441768/location-getaccuracy-what-this-function-do

Die Auswahl der Grenzwerte für Genauigkeit und Geschwindigkeit erfolgte nach empirischen Beobachtungen. Für die Geschwindigkeit wurden 25m/s gewählt, da diese eine Art Obergrenze für den städtischen Verkehr bildet. Lediglich auf Stadtautobahnen kann der motorisierte Individualverkehr höhere Geschwindigkeiten erreichen, setzt man regelkonformes Verhalten voraus. Gleichzeitig ist der Wert als absolute obere Grenze für Geschwindigkeiten im Radverkehr zu verstehen. Selbst bei einer Bergabfahrt mit starkem Gefälle, ist bei einem sehr geübten Radfahrer im Regelfall nicht davon auszugehen, dass dieser eine derart hohe Geschwindigkeit erreicht. Für den Parameter Accuracy wurde ein Wert von 5.000 festgelegt. Der Umkreis von 50m um den Standpunkt der Datenerzeugung in mindestens 68% der Fälle erscheint nach Stichprobentests als sinnvoller Grenzwert, welcher unnötigen Datenverlust vermeidet, hätte aber in der Nachbetrachtung auch niedriger gewählt werden können.

4.6.1.3 Glättung der Geschwindigkeiten

Nach der erfolgten Filterung werden im nächsten Schritt die berechneten Geschwindigkeitsdaten geglättet. Ziel dabei ist es, dass die vorhandenen Werte im Vergleich zu ihren Vorgängern interpretiert und gewichtet werden. Eine einfache Möglichkeit ist dabei die Verwendung eines gleitenden Mittelwertes. Dieser ist jedoch nicht sonderlich robust gegen Ausreißer. Mit steigender Anzahl der betrachteten Werte steigt zwar die Robustheit, jedoch werden alle einbezogenen Geschwindigkeiten gleich gewichtet. Gerade bei der Verwendung vieler Werte, ist die Gewichtung des Abstandes der Werte zum zu glättenden Datenpunkt sinnvoll. Auf Basis dieser Erkenntnis wird für die Glättung das Gauß´sche Verfahren verwendet, welches eine Normalverteilung der Wertegewichte ausgehend vom zu glättenden Wert vorsieht. Die Berechnungsvorschrift lautet:

$$\tilde{c}(t) = \frac{\sum_j (w(t_j) \cdot c(t_j))}{\sum_j w(t_j)} \tag{9}$$

Mit $c \in x, y, z$ und $c(t_j)$ als Roh-Wert zum Zeitpunkt t_j und $w(t_j)$ als Gauß´sche Kernfunktion mit:

$$w(t_j) = \exp - \frac{(t - t_j)^2}{2\sigma^2} \tag{10}$$

Mit σ = Kernbandbreite von 10 Sekunden, diese resultieren in einer 11 Sekunden andauernden Glättungsreichweite, da diese als Zeitrahmen für wirkliche Verhaltensänderungen gelten (Axhausen und Schüssler, 2008).

Der Algorithmus wurde für den konkreten Anwendungsfall angepasst. In seiner Basisversion läuft er auf leere Zellen auf und interpoliert diese, bis er schließlich am Ende des Datensatzes ausläuft. Dieses Verhalten ist insbesondere bei Stopps an Lichtsignalanlagen oder anderweitigen Fahrtunterbrechungen ungünstig, da er den Haltevorgang als Bereich

geringer Geschwindigkeiten missinterpretiert. Gleiches gilt für die resultierende Berechnung der Beschleunigung, die für spätere Berechnungsschritte benötigt wird. Aus diesem Grund wurde der Algorithmus derart modifiziert, dass als Randbedingung gilt: Läuft der Algorithmus auf leere Zellen auf, dann verringert sich die Glättungsbandbreite beidseitig solange, bis er auf die leere Zelle aufgelaufen ist. Für eine Zelle mit dem Wert Null gilt dementsprechend auch eine Glättungsbandbreite von Null. Die Leerzelle wird anschließend nicht interpoliert. Im Anschluss an eine einzelne oder eine Serie leerer Zellen wird die Bandbreite der Glättung wieder beidseitig im n+1 erhöht, solange bis der Abstand zu den Leerzellen groß genug ist und wieder die eingangs beschriebene Bandbreite von $\sigma = 10$ erreicht wird.

4.6.1.4 Trip - Erkennung

Aufgezeichnete Fahrten werden schon auf dem Nutzergerät prinzipiell anhand des Attributes „measurement_fk“ voneinander getrennt. Jedoch besteht wie zu Beginn des Abschnitts 4.6.1 beschrieben, die Möglichkeit, dass durch Fehlverhalten auf Nutzerseite eine Fahrt mehrere Wege beinhaltet. Dies ist immer dann der Fall, wenn Nutzer die Aufzeichnung nicht nach einem abgeschlossenen Weg beendet haben, sondern diese beispielsweise über einen ganzen Tag lief. Dann beinhaltet ein „measurement“ mehrere Wege und gegebenenfalls auch Aktivitäten. Diese gilt es im Zuge einer Trip-Erkennung zu trennen. Im Zuge der Trip-Erkennung wird für jeden GPS-Punkt bestimmt, ob dieser Teil einer Aktivität (weil in Ruhe, bzw. weil ein entsprechender Parameterwert vorliegt) oder eines Weges (weil in Bewegung) ist. Dabei trennen Aktivitäten Wege voneinander.

Für die Trennung der potenziell unterschiedlichen Wege innerhalb einer aufgezeichneten Fahrt können verschiedene Parameter genutzt werden. Dies sind beispielsweise Geschwindigkeits- und Zeitgrenzwerte, Richtungsänderungen oder Punktdichten. Eine Übersicht der Methoden bietet die Literatur (bspw. Gong *et al.*, 2014). Weitere Parameter und Verfahren finden sich in *Axhausen und Schüssler (2008)*, *Shen und Stopher (2014)* und *Xiao, Juan und Zhang (2015)*. Dabei ist es allen Verfahren eigen, einen gleitenden Grenzwert in Form eines Zeitfensters zu verwenden. Dieses ist als fortwährend gleitendes Zeitfenster zu verstehen, indem relevante Parameter, beispielsweise Geschwindigkeiten oder zurückgelegte Entfernungen überprüft werden. Da Geschwindigkeit, Distanz und Punktdichte zumeist stark voneinander abhängig sind, hat eine Nutzung aller drei Parameter nur einen geringen Mehrwert, bei gleichzeitig steigendem Rechenaufwand. In der vorliegenden Arbeit wurde daher ein Ansatz mit den Parametern Geschwindigkeit, Distanz und der Änderung der Richtungsvektoren verwendet.

Grundlegend für die Arbeit mit gleitenden Zeitfenstern ist zunächst die Definition der Fensterbreite. Die Literatur zeigt auf, dass verschiedene Fensterbreiten genutzt werden können. In vielen Fällen wurden 120 Sekunden als zeitlicher Rahmen genutzt (Stopher, Jiang und Fitzgerald, 2005; Tsui und Shalaby, 2007; Wolf, Guensler und Bachman, 2007; Schuessler und Axhausen, 2009). In weiteren Studien wurden allerdings auch höhere

Grenzwerte von 180s bis 300s verwendet (Gong *u. a.*, 2012). Für das gleitende Zeitfenster in der vorliegenden Arbeit wurden 180 Sekunden gewählt, da aufgrund separater Lichtsignalanlagen für Radfahrende und ggf. einer ÖPNV Bevorrechtigung eine Umlaufzeit von zwei Minuten als zu geringes Maß für eine ausreichende Differenzierung zu Wartezeiten an Lichtsignalanlagen erscheint.

Da die verwendeten Eingangsgrößen sowohl während der Fahrt als auch während einer Aktivität streuen, erschweren sie die eindeutige Identifikation von Wegen. Aus diesem Grund wurde für die Trip-Segmentierung der Parameter τ als eine Kombination der Eingangsgrößen berechnet. Die Berechnung von **τ** erfolgt nach:

$$\tau_i = v_glatt_i * d_glatt_i * \frac{1}{\Delta head_glatt_i} \tag{11}$$

mit:

v_glatt_i	(geglättete) Geschwindigkeit am Punkt i
d_glatt_i	(geglättete) Distanz am Punkt i
$\Delta head_glatt_i$	(geglättete) Änderung der Richtungsvektoren

Und

$$d_glatt_i = \frac{1}{n}\sum_{k=-7}^{n} d_hav_i \tag{12}$$

Und

$$\Delta head_glatt_i = \frac{1}{n}\sum_{k=-7}^{n} \Delta head_i \tag{13}$$

Die Parameter v_glatt_i (geglättete Geschwindigkeit) und d_hav_i (Haversinen-Distanz) sind Ergebnisse vorheriger Berechnungsschritte. Die Änderung der Richtungsvektoren ($\Delta head_i$) berechnet sich nach:

$$\Delta head_i = \begin{cases} |\dot{\alpha}_i - \dot{\alpha}_j| & \text{für } \Delta\dot{\alpha}_{ij} \leq 180 \\ \big||\dot{\alpha}_i - \dot{\alpha}_j| - 360\big| & \text{für } \Delta\dot{\alpha}_{ij} > 180 \end{cases} \tag{14}$$

mit

$$\dot{\alpha}_{ij} = \begin{cases} 90 - \alpha & , \text{für } \alpha > 0 \cap \alpha \leq 90 \\ 360 - (\alpha - 90) & , \text{für } \alpha > 90 \cap \alpha \leq 180 \\ \sqrt[2]{(\alpha - 90)^2} & , \text{für } \alpha \leq 0 \cap \alpha \geq -90 \cup \alpha < -90 \cap \alpha \geq -180 \end{cases} \tag{15}$$

und

$$\alpha = ARCTAN2\,(x, y) * \left(\frac{180}{\pi}\right) \tag{16}$$

sowie

$$x = \cos\left(lat_j * \frac{\pi}{180}\right) * \sin\left(lon_j * \frac{\pi}{180}\right) - lon_i * \frac{\pi}{180} \tag{17}$$

und

$$y = \cos\left(lat_i * \frac{\pi}{180}\right) * \sin\left(lat_j * \frac{\pi}{180}\right) - \sin\left(lat_i * \frac{\pi}{180}\right) * \cos\left(lat_j * \frac{\pi}{180}\right) * \cos\left(\left(lon_j * \frac{\pi}{180}\right) - \left(lon_i * \frac{\pi}{180}\right)\right) \tag{18}$$

Nach der Berechnung des Parameters τ überprüft der Algorithmus dessen mittleren Wert im zuvor auf 180 Sekunden festgesetzten Zeitfenster. Liegt dieser unter einem bestimmten Grenzwert, so ist der GPS-Punkt Teil eines Weges. Liegt der durchschnittliche Parameterwert über einem bestimmten Grenzwert, ist der Punkt Teil einer Aktivität. Derartig erzeugte Wege, beziehungsweise deren GPS-Punkte werden anschließend durch eine eindeutige ID benannt. Bei der Segmentierung ist darauf zu achten, in welcher Höhe τ gewählt wird. Im Zuge der Datenaufbereitung hat sich ein Wert von 1,5 - 3,5 als geeignet erwiesen. Sehr kleine, oder sehr hohe Werte sorgen dafür, dass die aufgezeichnete Fahrt in sehr viele Wege aufgeteilt wird, also sehr viele Aktivitäten, bzw. Wege erkannt werden. Ein niedriger Grenzwert für τ führt dazu, dass innerhalb von Aktivitäten Wege erkannt werden (bspw. ein kurzer Fußweg zum Kühlschrank während der Arbeitszeit), ein hoher Grenzwert für τ führt dazu, dass in Wegen beispielsweise an Lichtsignalanlagen Aktivitäten erkannt werden.

Der im Zuge dieser Arbeit verwendete Grenzwert für τ ist für den Modus Radverkehr optimiert. Durch den Einfluss der Geschwindigkeit, ist beispielsweise bei der Anwendung der Methodik auf Fahrten des MIV ein eigener Grenzwert zu kalibrieren.

4.6.1.5 Verkehrsmittelerkennung

Die Erkennung von Verkehrsmitteln ist auf unterschiedliche Arten möglich. Methoden des maschinellen Lernens (ML) wie neuronale Netze (NN) oder Support-Vector-Machines (SVM) sind robuste Klassifikatoren, die auf Basis eines hochwertigen Testdatensatzes die verwendeten Verkehrsmittel richtig einordnen. Dabei wird eine Genauigkeit von mehr als 80% richtiger Zuordnungen erreicht (bspw. Joo *et al.*, 2015). Da die Erhebung und das Labeling des Testdatensatzes sowie das Training eines ML-Verfahrens nicht als Teil dieser Arbeit vorgesehen waren, wurde auf die regelbasierte, empirische Methode des Entscheidungsbaumes zurückgegriffen. Sie basiert im Wesentlichen auf der Bestimmung eines Verkehrsmittels über ihm eigene Grenzwerte spezifischer Parameter und dem logischen Ausschlussverfahren. Da das vorrangige Ziel des Verfahrens die Erkennung von Radfahrten ist, nicht die Differenzierung der übrigen Verkehrsmittel, wird die Methode als hinreichend genau erachtet. Für die Klassifizierung von Radfahrten konnten Genauigkeiten von bis zu 95% nachgewiesen werden (Lißner und Huber, 2020).

Die benötigten Kennwerte wurden in Analysen von vorliegenden, zum Großteil selbst aufgezeichneten Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln empirisch ermittelt. Die Analyse zeigt, dass sich einige Kennwerte sehr gut zur Beschreibung unterschiedlicher Verkehrsmittel eignen. Dies sind unter anderem unterschiedliche Quantile der Geschwindigkeit und Beschleunigung, die Maximalgeschwindigkeit sowie die Wegstrecke oder der Umwegfaktor während einer Fahrt. Um das Verfahren möglichst schlank im Sinne des benötigten Rechenaufwandes zu halten, wurden lediglich die Daten des GPS-Sensors der unterschiedlichen Smartphones genutzt und auf eine Fusion mit anderen Sensoren, wie beispielsweise dem Accelerometer oder dem Magnetometer verzichtet.

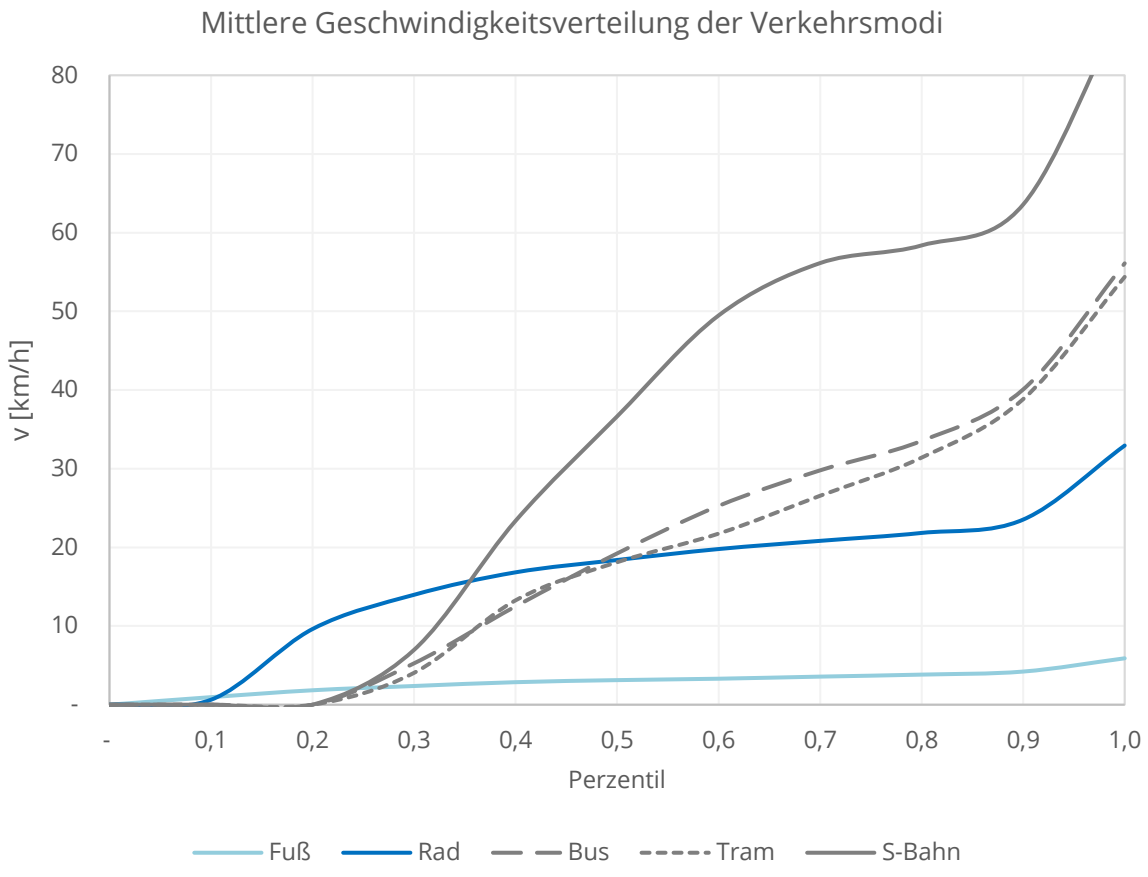


Abbildung 16: Mittlere Geschwindigkeiten unterschiedlicher Verkehrsmittel (N=408)

Abbildung 16 zeigt, dass sich unterschiedliche Quantile der Geschwindigkeit prinzipiell eignen, um Verkehrsmittel voneinander zu unterscheiden. Auch wird deutlich, dass sich Maximalwerte der Geschwindigkeit nur bedingt dazu eignen unterschiedliche Modi zu unterscheiden, da diese ggf. auch nach der Filterung und Glättung noch von systemimmanenten Fehlern des GPS beeinflusst werden können (siehe dazu auch Kapitel 2.6). Aus diesem Grund wird beispielsweise die Verwendung des 90% Quantils als sinnvoller erachtet. Beschleunigungen sind als Resultat der Geschwindigkeitsänderung von diesem Effekt noch deutlich stärker betroffen. Zusätzlich können Fahrtweiten und Umwegfaktoren für

die Erkennung von Sportradfahrten genutzt werden. Dies beruht auf der These, dass Sportradfahrten zumeist nicht auf dem kürzesten Weg stattfinden, sondern durch bestimmte Parameter der Umgebung determiniert werden. So erfolgt die Routenwahl beispielsweise eher, weil eine Wahlalternative mit hohem Anteil an Grünanlagen ausgestattet ist (Hardinghaus, Cyganski und Bohle, 2019). In vielen Fällen ist zudem im Sinne einer Rundfahrt der Startpunkt (zumeist die Wohnung der Probanden) auch der Zielort. In diesem Sonderfall strebt der Umwegfaktor, als Quotient aus zurückgelegter Strecke und kürzestem Weg zwischen Start und Ziel, gegen Unendlich.

Der verwendete Entscheidungsbaum basiert auf folgenden Kenngrößen der im vorangegangenen Schritt identifizierten Wege:

- 20%-Quantil der Geschwindigkeit entlang des Weges
- 80%-Quantil der Geschwindigkeit entlang des Weges
- 90%-Quantil der Geschwindigkeit entlang des Weges
- Trip-Distanz
- Umweg-Faktor des Weges

Für die Erkennung der Verkehrsmittel wurden aufgrund einer möglichst einfachen Identifizierbarkeit folgende Modi einbezogen:

- Modus 1 → Fuß
- Modus 2 → Rad-Sport
- Modus 3 → Rad
- Modus 4 → Rest (Kategorie für alle restlichen Verkehrsmittel)

In Abhängigkeit der Abfragen und den Ergebnissen der Einzelabfragen, kann die Abfolge dieser schließlich zu einem „Ergebnisblatt“ des Entscheidungsbaumes führen. Hierbei ist es sinnvoll, möglichst leicht zu identifizierende Modi als erstes auszuschließen und anschließend in nach Schwierigkeit aufsteigender Reihung fortzufahren. Grafisch lässt sich dies wie folgt darstellen:

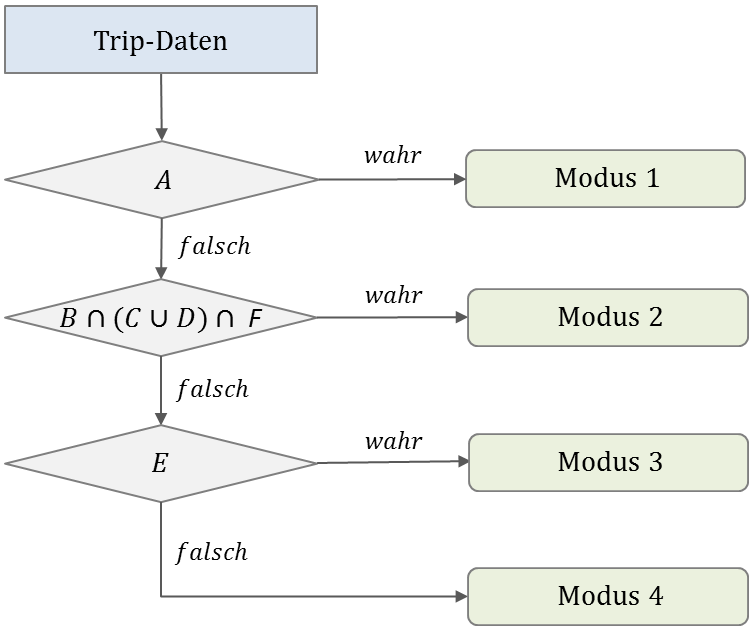


Abbildung 17: Entscheidungsbaum der Verkehrsmittelerkennung

Der Modus *M* ist also eine Funktion der Einzelargumente bzw. Ergebnisse der einzelnen Abfragen *A, B, C, D* und *E*, sowie F also:

$$M = f(A, B, C, D, E, F)$$

Die Abfragen an den Knoten lauten wie folgt:

1. $wenn\ A = wahr,\ \ dann\ M = 1,\ sonst\ 2.$
2. $wenn\ B \cap (C \cup D) \cap F\ = wahr,\ dann\ M = 2,\ sonst\ 3.$
3. $wenn\ E = wahr,\ dann\ M = 3,\ sonst\ M = 4$

Mit:

$A = v80_{trip} \leq \alpha_{M1}$
$B = v20_{trip} \geq \alpha_{M2.1}$
$C = D_{trip} > \delta_{M2}$
$D = UF_{trip} > \gamma_{M2}$
$E = v90_{trip} \leq \alpha_{M3}$
$F = v80_{trip} < \alpha_{M2.2}$

Und:

$v80_{trip}$ – 80%-Quantil der Geschwindigkeit des Trips
α_{M1} – Grenzwert des 80%-Quantils für Modus 1
$v20_{trip}$ – 20% Quantil der Geschwindigkeit des Trips
$\alpha_{M2.1}$ – Grenzwert des 20%-Quantils für Modus 2
$\alpha_{M2.2}$ – Grenzwert des 80%-Quantils für Modus 2
D_{trip} – Distanz des Trips
δ_{M2} – Grenzwert der Distanz für Modus 2
UF_{trip} – Umweg-Faktor des Trips
γ_{M2} – Grenzwert des Umweg-Faktors für Modus 2
$v90_{trip}$ – 90%-Quantil der Geschwindigkeit des Trips
α_{M3} – Grenzwert des 90%-Quantils für Modus 3

Für die Grenzwerte zur Erkennung der unterschiedlichen Verkehrsmodi haben sich aus den Analysen von 408 Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmodi die in Tabelle 6 ersichtlichen Werte ergeben.

Tabelle 6: Grenzwerte für die Moduserkennung

Grenzwert	Wert	Einheit
α_{M1}	8,0	km/h
$\alpha_{M2.1}$	10,0	km/h
$\alpha_{M2.2}$	50,0	km/h
δ_{M2}	30,0	km
γ_{M2}	3,0	-
α_{M3}	35,0	km/h

Das Verfahren wurde iterativ mit stichprobenartiger Prüfung der Ergebnisse durchgeführt. So zeigte sich beispielsweise, dass die Grenzgeschwindigkeit für Radsportfahrten mit eingangs $\alpha_{M2.2}$ = 30 km/h zu niedrig gewählt wurde. Daraufhin wurde der Wert auf 50 km/h angehoben. Eine detailliertere Beschreibung des Validierungsprozesses findet sich unter 4.6.2 im Kapitel *„Validierung der Datenaufbereitung“*.

Den genutzten Grenzwerten liegen Testmessungen und eigene Annahmen zugrunde. So beschreibt der Parameter α_{M1} den Grenzwert für das 80%-Perzentil der Geschwindigkeit-von zu Fuß zurückgelegten Wegen. Wenn 80% oder mehr aller Geschwindigkeiten innerhalb eines zurückgelegten Weges also niedriger als 8 km/h sind, ist der zugrundeliegende Modus mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit „Fuß“.

Der nächste Schritt der Moduserkennung widmet sich der Identifikation von Radsportfahrten. Anders als Freizeitfahrten liegt nicht am Ziel der Fahrt der Ort einer Aktivitätsausübung (bspw. die Fahrt ins Freibad), sondern die Fahrt an sich ist auch der Wegezweck. Für die Identifikation von Radsportfahrten sind zwei Annahmen maßgebend: Radsportfahrten können (aber müssen nicht) als Rundfahrten zurückgelegt werden. Dies ist bspw. bei Mountainbiketouren oder Trainingsrunden mit dem Rennrad oft der Fall. Dabei beginnen und enden die Routen zumeist am Wohnort, es wird also ein Rundkurs gefahren und der Umwegfaktor, als Verhältnis der gefahrenen Strecke zur Luftlinie tendiert gegen unendlich. Die zweite Annahme betrifft die räumlichen Besonderheiten des Radsports: Radsport findet vorwiegend auf Strecken mit möglichst geringer Einschränkung des Verkehrsflusses statt (Außerorts oder abseits von Straßen). Dementsprechend hoch ist jener Geschwindigkeitswert, der in 20% aller Messpunkte nicht unterschritten wird (vgl. Abbildung 16). Für die Verkehrsmittelerkennung wurden zusätzlich noch eine Wegelänge von mindestens 30 km oder ein Umwegfakor von 3,0 gewählt. Um der Einordnung von längeren Pkw-Fahrten außerorts in die Klasse Radsport zu vermeiden, wurde zudem eine obere Grenzgeschwindigkeit gesetzt. Problematisch bei der Identifikation von Radsportfahrten

ist die vorangegangene Trip-Segmentierung. Ein kleiner Teil von Radfahrten die ursprünglich als Rundkurs absolviert wurden und somit Kriterium *„D“* des Entscheidungsbaumes erfüllt hätten, wurden aufgrund längerer Pausen in mehrere Teile aufgeteilt. Sind die Einzelwege als solche nicht lang genug, bzw. Kriterium *„B“* nicht erfüllt, werden diese als Modus „Rad“ erkannt. Aufgrund der geringen Anzahl an reinen Sportfahrten, bedingt durch die repräsentative Auswahl der Probanden und dem Fakt, dass im Zuge der Sportfahrten auch zumeist das öffentliche Straßennetz befahren wird, ist dieser Effekt aber als vernachlässigbar einzustufen.

Nachdem die Radsportfahrten und Fußwege bis zu dieser Stelle klassifiziert wurden, wird im Anschluss die Erkennung der übrigen Radfahrten über einen Geschwindigkeitsgrenzwert realisiert. Dieser geht von der Annahme aus, dass Radfahrten im 90% Quantil ihrer Geschwindigkeit keinen Wert über 35km/h erreichen. Für Straßenbahnen, Linienbusse und den MIV sollte dieser Wert auch innerstädtisch deutlich näher an der maximal zugelassenen Höchstgeschwindigkeit von zumeist 50 km/h liegen.

Wird der Modus in Stufe drei nicht als Radverkehr erkannt, bleibt folglich im Ausschlussverfahren nur der Modus vier „andere Verkehrsmittel“ übrig.

4.6.1.6 Halterkennung

Wartezeiten sind bei der Bewertung der Verkehrsqualität ein wichtiger Indikator. Sie können mit einiger Vorsicht auch als Schätzer für die Regelbefolgung und die Streckenkenntnis der Radfahrer*innen interpretiert werden. Zusätzlich sorgt die Definition von Haltepunkten im Umkehrschluss auch dafür, dass die verbleibenden Punkte als „in Bewegung“ anzusehen sind. Dies führt zu einer verbesserten Genauigkeit bei der Verwendung von Geschwindigkeitsperzentilen. Aus diesem Grund werden im Datensatz zusätzlich Haltepunkte identifiziert und markiert. Das Prinzip der Halterkennung bedient sich der Methode einer unterschrittenen Grenzgeschwindigkeit. Für die vorliegende Arbeit wurde diese als Parameter ω mit ω = 0,5 km/h festgelegt. Dieser basiert auf empirischen Analysen von Beispieldatensätzen. Richtigerweise wird ein Halt natürlich durch Stillstand, also einem Grenzwert von 0 km/h charakterisiert, aber auch hier kommt ein in vielen Fällen auftretender Fehler der GPS-Daten zum Tragen: Wird während eines Halts der GPS-Sensor des Smartphones weiterhin abgefragt, so variiert das Signal um den Haltepunkt des Radfahrer*innen annähernd normalverteilt. Das wiederum führt zu niedrigen Geschwindigkeiten, die eben nicht exakt den Wert Null aufweisen.

Die Erkennung eines Halts folgt der einfachen Logik, dass die betrachteten Punkte Teil eines zuvor identifizierten Weges sind und die Grenzgeschwindigkeit ω unterschreiten. Teile eines Weges, die als „Halt“ klassifiziert werden, gehen anschließend nicht mit in die Berechnung der durchschnittlichen Fahrtgeschwindigkeit für die Wegestatistik ein.

4.6.1.7 Fahrtmodus

Nachdem Halte als solche erkannt wurden und beispielsweise bei der Berechnung der Beschleunigungsperzentile keine Beachtung finden, werden die übrigen Fahrtmodi in Beschleunigung, Bremsen und gleichförmige Fahrt unterteilt. Dafür werden die Momentanbeschleunigungen anhand der Grenzwerte +0,2m/s² und -0,2m/s² als Klassifikator für positiv und negativ beschleunigte Bewegung verwendet. Demnach gilt: ist die Momentanbeschleunigung geringer als -0,2m/s² kann von einer Verzögerung ausgegangen werden, ist sie höher als 0,2m/s², dann wird eine beschleunigte Bewegung angenommen. Werte zwischen diesen Schranken werden als gleichförmige Fahrt klassifiziert.

4.6.1.8 Map-Matching

Um den analysierten Wegen auch eine (Radverkehrs-)Infrastruktur zuordnen zu können, ist es essenziell sie auf ein vorhandenes Verkehrsnetz zu projizieren. Für das Untersuchungsgebiet Dresden lag zum einen die GIS Kartierung aus dem städtischen Dienst Cardo als erweitertes Straßenknotennetz vor, zum anderen die Open Source Daten von OpenStreetmap (OSM). Beide Datensätze wurden kombiniert für das Map-Matching der GPS-Trajektorien verwendet.

Dieses etwas umständliche Vorgehen liegt im Fakt begründet, dass frei verfügbare Matching-Algorithmen standardisiert auf OSM und deren Attribute konfiguriert sind. Ein einfaches Matching auf das Netz der Stadt Dresden hätte nach einem deutlich reduzierten Verfahren erfolgen müssen, da es nicht problemadäquat erscheint, für die Nutzung der Kartenbasis einer Stadt alle Attributwerte in den Konfigurationsdateien der Matching Algorithmen zu verändern. Andererseits birgt auch der OSM-Datensatz nicht vernachlässigbare Herausforderungen. Das schlussendlich kombinierte Vorgehen entstand aufgrund zweier dieser Herausforderungen. Zum einen ist das OSM-Netz deutlich detaillierter als das städtische Netz, die Anzahl dargestellter paralleler Kanten beträgt teilweise Faktor drei bis vier. Zum anderen ist die Art der Radverkehrsführung in OSM nicht immer zweifelsfrei und nachvollziehbar dokumentiert.

Es ist also notwendig, beide Netze miteinander zu verschneiden. Durch die unterschiedliche Detailliertheit der Netze sind deren Elemente allerdings nicht kongruent, was das Verfahren zusätzlich erschwerte. Dynamisches Puffern der Netzelemente des weniger detaillierten städtischen Netzes in Verbindung mit einer auf Parallelität und Länge basierenden Verschneidung mit den OSM-Netzelementen lieferte letztlich die Lösung für ein aggregiertes Netz.

a) Straßennetzerzeugung

Im städtischen Netz wurde das erweiterte Straßenknotennetz (ESKN) über das über alle drei Datensätze einheitliche ID-Feld verschnitten. Auf diese Weise wurde der für die vorliegende Arbeit relevante Typ der Radverkehrsinfrastruktur der jeweiligen Netzkante hinzugefügt. Dafür existieren, wie in Tabelle 7 dargestellt, elf Kategorien:

Tabelle 7: Bezeichnung der jeweiligen Radverkehrselemente

Kurzbezeichnung	***Bezeichnung***	***Aggregation aus VS_Typ bzw. Straßenwidmung***	***Nummer in Datenbank***	***Beschreibung***
GW	Gehweg	FA_GW, GB	6	
RW	Radweg	FA_RW, RB	5	
GW_RWf	Gehweg, Radweg frei	FA_GR, GBR	7	VZ 239 + ZZ1022-10[28]
GemRW_GW	Gemeinsamer Geh- und Radweg	FA_KR, KR, RG, FA_KF	8	VZ 240+241
Beruh	Verkehrsberuhigter Bereich	FA_FF, FA_FR, FA_FN	9	Fußgängerzonen, Plätze
HN	Hauptnetz	K, S, B, H, A, AA	1	Hauptstraße ohne Radverkehrsanlage
NN	Nebennetz	U, W, P, E, X, FW, PW, FA_AF	2	Nebenstraße ohne Radverkehrsanlage
MV_HN	Mischverkehr Hauptnetz	RS und Widmung wie HN	3	Radschutzstreifen auf einer Hauptstraße
MV_NN	Mischverkehr Nebennetz	RS und Widmung wie NN	4	Radschutzstreifen auf einer Nebenstraße
No_Go	nicht passierbar	SB, DB, BB, PB	11	Das sind idR Bahnlinien
Sonst	Sonstige		10	Parkbuchten, Fährstrecken usw.

Um das entstandene Straßennetz wurde für jede Kante ein Puffer gelegt (vgl. Abbildung 18). Die Größe des Puffers ist abhängig von der Straßenwidmung (für Hauptstraßen 10m, für Nebenstraßen 5m). Anschließend wurde die so extrahierte Kategorisierung der Radverkehrsanlagen auf das OSM-Netz übertragen.

[28] VZ = Verkehrszeichen; ZZ = Zusatzzeichen

Dazu wird anhand der folgenden drei Bedingungen die Übereinstimmung zwischen OSM-Kanten und ESKN-Kanten vorgenommen:

- Schneidet die OSM-Kante die ESKN-Pufferkante
- Sind die Richtungen der beiden Kanten ungefähr gleich (Schnittwinkel < 45°)
- Liegt mindestens die Hälfte der OSM-Kante in der ESKN-Pufferkante

Treffen all diese Bedingungen zu, wird die Kategorisierung übernommen. Dabei kann es vorkommen, dass, durch die feinere räumliche Auflösung (mehr Kanten) von OSM, einige Kanten eines Straßenabschnitts die gleiche Kategorie zugewiesen bekommen. Das bedeutet OSM modelliert einen Teil einer Straße mit zwei Kanten für die Straßenbahn, einer Kante für die Fahrbahn und zwei Kanten für die Gehwege. Das ESKN-Netz stellt diesen Sachverhalt jedoch mit nur einer einzigen Kante dar. Durch die Verwendung des Puffers bekommen jedoch alle fünf Kanten des OSM-Netzes die gleichen Radverkehrsattribute aus dem ESKN-Netz, diese Form des „Overengineering" wird später allerdings durch den Routenwahlalgorithmus *Graphhopper* wieder ausgeglichen. Im nächsten Schritt werden die Kategorien der Radverkehrsinfrastruktur in OSM-typische Schlagworte überführt, um der Nomenklatur zu genügen und an die jeweiligen Netzkanten gespielt. Dabei wurde nach dem im Leitfaden von OSM vorgeschlagenen Verfahren für die Kartierung von Radverkehrsanlagen vorgegangen.[29]

Das auf diese Art erzeugte Netz enthält v.a. in komplexen Kreuzungsbereichen Lücken. Daher wurde es anschließend abermals mit dem Ausgangsnetz von OSM verschnitten, um Lücken zu schließen und ein vollständiges Routing zu ermöglichen (vgl. Abbildung 19). Aus dem Ausgangsnetz wurden anschließend alle OSM-Tags entfernt, um den Informationsgehalt des städtischen Netzes darzustellen. Die im vorangegangenen Schritt ergänzten Netzelemente besitzen jedoch keine Informationen über die Führungsform des Radverkehrs und gehen daher als „nicht bekannt" in die spätere Auswertung ein, da eine manuelle Plausibilisierung auf Ebene eines städtischen Netzes deutlich zu aufwändig wäre.

[29] https://wiki.openstreetmap.org/wiki/DE:Bicycle/Radverkehrsanlagen_kartieren

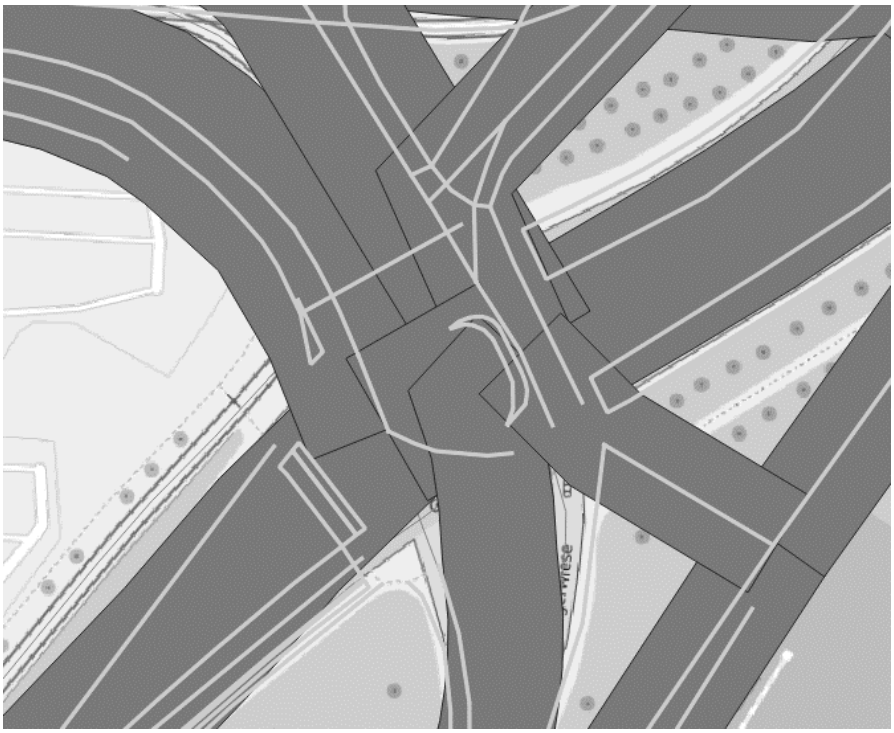


Abbildung 18 Puffer des ESKN-Netzes (dunkelgrau) mit den OSM-Kanten, die die Bedingungen erfüllen (hellgrau), Darstellung nach P. Lindemann (2018)

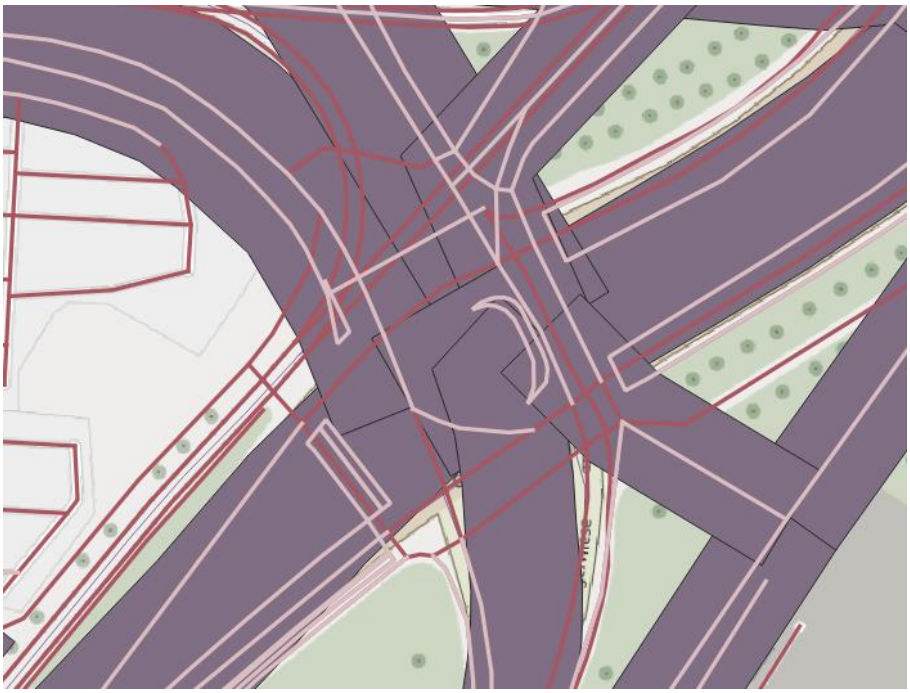


Abbildung 19 Füllen der Lücken mit den restlichen OSM-Kanten (rot), um die topologischen Verknüpfungen zu bewahren. Darstellung nach P. Lindemann (2018)

Das so erzeugte Netz wird anschließend als Verkehrsgraph in den Map-Matching Algorithmus *Graphhopper* importiert.

b) Matching

Aus der in Abschnitt 4.5.1.1 beschriebenen Datenbank werden zunächst alle nach der Datenaufbereitung als valide gekennzeichneten Radfahrten extrahiert. Dafür werden alle Wegpunkte für die extrahierten Wege-IDs gefiltert und in GPX-Dateien umgewandelt. Dieser Schritt ist notwendig, da *Graphhopper* dies als Eingabewert der Punkte erwartet. Jede GPX-Datei (d.h. jeder Rad-Trip im Untersuchungsgebiet) wird mit einem für den Radverkehr angepassten *Graphhopper*-Profil gematcht. Dafür wurden alle Gehwege für den Radverkehr freigegeben, um real regelwidriges Verhalten oder Überfahrten großer Fußgängerflächen (bspw. Plätze) im Matching zuzulassen. Gleiches gilt für die Nutzung von Einbahnstraßen in Gegenrichtung, um diese in Dresden gängige Anordnungspraxis der Straßenverkehrsbehörde zuzulassen. Das so modifizierte Verfahren hat im Vergleich mehrerer Kombinationen aus unterschiedlichen Routingalgorithmen und Profilen die höchste Genauigkeit erzielt. (Lindemann, 2019)

Das Ergebnis wird anschließend in die Datenbanktabelle zurückgeschrieben. Dabei wird für jede Kante zwischen den einzelnen Knoten des OSM-Weges ein Eintrag erzeugt. D.h. der Weg ist deutlich feingliedriger als die standardmäßigen Way-IDs von OSM. Dadurch kann die Wegelänge der zugrundeliegenden Fahrt nahezu fehlerfrei abgebildet werden, da die einzelnen befahrenen Straßenabschnitte viel kleinteiliger sind. (Lindemann, 2019)

Die so entstandene Tabelle ermöglicht es, den mit dem Fahrrad zurückgelegten Wegen der Proband*innen die jeweils genutzte straßenseitige Infrastruktur zuzuordnen und deren prozentualen Anteil zu berechnen.

Die Attribute der neuen Datenbanktabelle lauten anschließend wie folgt:

Tabelle 8: Ausgabeparameter nach dem Map-Matching (nach Lindemann, 2019)

Name	***Typ***	***Erklärung***
trip_id	text	ID des gematchten Trips
way_id	bigint	die befahrene OSM-Kante
node_from_id	bigint	OSM-Startknoten des Teilabschnitts
node_to_id	bigint	OSM-Endknoten des Teilabschnitts
n_id	bigint	eine eindeutige ID, über die die Belastung auf diesem Teilabschnitt aggregiert werden kann. Ähnlich der Way-ID, nur knotenfein
length	double precision	Länge der Kante von node_from_id zu node_to_id. Mittels HAV gerechnet
type_category	smallint	Die Kategorisierung (siehe obere Tabelle)
trip_progress	smallint	durchlaufende Nummer für den jeweiligen Trip in chronologischer Reihenfolge.

Für den Parameter „type_category“ gibt es zusätzlich den Wert 0. Dieser wird für alle Kanten vergeben, für die keine Kategorisierung aus dem ESKN-Netz existiert. Die Aggregation für die erforderlichen Berechnungen des Streckenanteils von Radverkehrsinfrastruktur erfolgen über die Variablen *„type_category“* und *„length“* im Verhältnis zur tatsächlichen Länge des zurückgelegten Weges.

4.6.2 Validierung der Datenverarbeitung

Die Validierung der Datenaufzeichnung dient dazu, systematische Fehler im Prozess der Datenaufzeichnung und Datenverarbeitung zu erkennen. Dabei können grob drei Fehlertypen unterschieden werden:

- Gerätefehler
- Datenverarbeitungsfehler
- und Nutzerfehler.

Diesen Fehlertypen können systematische oder zufällige Fehler zugrunde liegen. Ein systematischer Fehler ist dabei beispielsweise durch Ungenauigkeiten bei der Datenaufbereitung oder durch einen wiederkehrenden Fehler bei einem bestimmten Smartphonetyp gekennzeichnet. Zufällige Fehler betreffen zumeist das Nutzerverhalten. So kann beispielsweise der Wegezweck falsch angegeben werden, oder Wege können vom Nutzer falsch als solche klassifiziert werden, beziehungsweise kann die Aufzeichnung zu früh beendet worden sein.

4.6.2.1 Systematische Fehlerprüfung

Um einen ersten Eindruck der Aufbereitungsqualität zu gewinnen, wurden zunächst quantitative Parameter für den Gesamtdatensatz betrachtet. Vollständig berechnete Ergebnisdatensätze wurde anschließend mit einem Phyton-PlugIn für QGIS stichpunktartig visuell überprüft. Dabei wurde auf eine korrekte Erkennung von Wegen und Aktivitäten, im Sinne eines Weges als Ortsveränderung mit Ziel, sowie das korrekt erkannte Verkehrsmittel geachtet.

In weiteren Validierungsschritten wurden durch die verwendete Hard- bzw. Software erzeugte Fehler überprüft, sowie solche die durch Nutzerfehler entstanden. Dies betrifft beispielsweise den Abbruch der Aufzeichnung von Trajektorien innerhalb einer bestimmten Zeit durch einige Geräte oder eine deutlich zu niedrige Frequenz an Datenpunkten, bedingt durch Strom-Spar-Applikationen, beziehungsweise ein falsches Wegezweck-Labeling durch die Nutzer.

a) Segmentierung und Aktivitätenerkennung

Um die Güte der Datenaufbereitung zu evaluieren, wurde für unterschiedliche Kombinationen aus den in Tabelle 9 ersichtlichen Parametern für die Moduserkennung, sowie den Spezifikationen von τ_i, und maximal möglichem Zeitsprung für die Trip-Segmentation,

der Ergebnisdatensatz initial berechnet. Das Verfahren wurde mehrstufig iterativ durchgeführt. Zunächst wurde für eine ausgewählte Parameterkonstellation getestet und ein Ergebnisdatensatz berechnet. Anschließend wurden die Merkmale „Tripinfos“ als Anzahl der entstandenen Trips im Sinne der Wegedefinition, sowie die valide Zahl der Trips und die Anzahl anderer Verkehrsmittel aufgenommen und bewertet.

Die Merkmalskombination der unterschiedlichen Durchgänge der Datenaufbereitung sind in Tabelle 9 aufgeführt. Ziel war es zunächst, über die Anzahl der erzeugten Wege (Trips) und den Anteil als valide eingestufter Wege (Zeit größer als 30 Sekunden, mindestens 30 GPS-Punkte mit einer Genauigkeit (ACC) von mindestens 5000 und einer Mindestgeschwindigkeit von 0,2 m/s sowie einem τ_{GW} entsprechend der Merkmalskombination) diejenige Kombination zu finden, bei der die Prozentzahl valider Trips am höchsten ist. Das vorläufige Maximum hierfür findet sich in Version v6 aus Tabelle 9.

b) Moduserkennung

Anschließend wurden aus der PostgreSQL-Datenbank diejenigen Datensätze gefiltert, die in der entsprechenden Version nicht dem Modus Rad zugewiesen wurden. Für diese Datensätze wurde die Moduswahl visuell und anhand des Studiums der Geschwindigkeits-Zeit-Diagramme überprüft. Daraufhin wurden beispielsweise die Grenzgeschwindigkeiten $\boldsymbol{\alpha}_{\mathbf{M2.1}}$ und $\boldsymbol{\alpha}_{\mathbf{M2.2}}$ angepasst. Da viele Sportradfahrten vorher im Modus „Sonstige Verkehrsmittel“ verortet wurden. Grundsätzlich lässt sich eine hohe Genauigkeit der Moduserkennung feststellen. Ungenauigkeiten treten vor allem in Grenzbereichen bei einem Verkehrsmittelübergang, zumeist vom Modus Rad auf den Modus Fuß, auf.

c) Tiefenprüfung

Nachdem sich in der ersten Iterationsstufe die Parameterkombination nach v6 (vgl. Tabelle 9) als vielversprechend herausstellte, wurden 100 Fahrten mit der benannten Parameterkombination mit dem Programm QGIS stichprobenartig manuell auf folgende Sachverhalte hin überprüft:

- Wird die aufgezeichnete Fahrt sinnvoll in Wege segmentiert?
- Werden Aktivitäten korrekt erkannt?
- Wird das verwendete Verkehrsmittel korrekt erkannt?
- Ist die Fahrt vollständig?
- Ist die Messung Teil einer Fahrt?

Verwendet wurde dazu ein Python Plug-In (vgl. Abbildung 20), mit welchem einzelne Fahrten direkt aus der PostgreSQL-Datenbank ausgelesen und anschließend mit der gewünschten Parameterkombination im Visualisierungsprogramm QGIS angezeigt werden konnten. Für die letztendlich genutzte Parameterkombination v10 (Tabelle 9) konnte dabei eine Genauigkeit von bis zu 94% korrekt klassifizierter Fahrten erreicht werden (vgl. Abbildung 21).

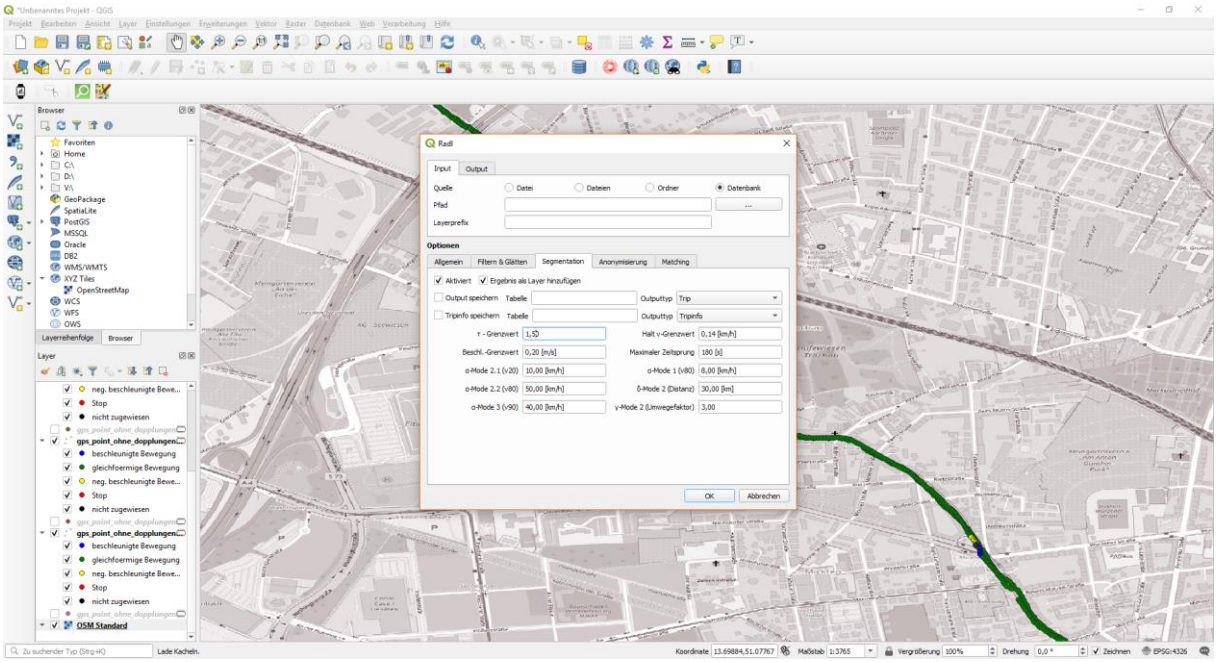


Abbildung 20: Desktopoberfläche von QGIS mit dem verwendeten Python Plug-In

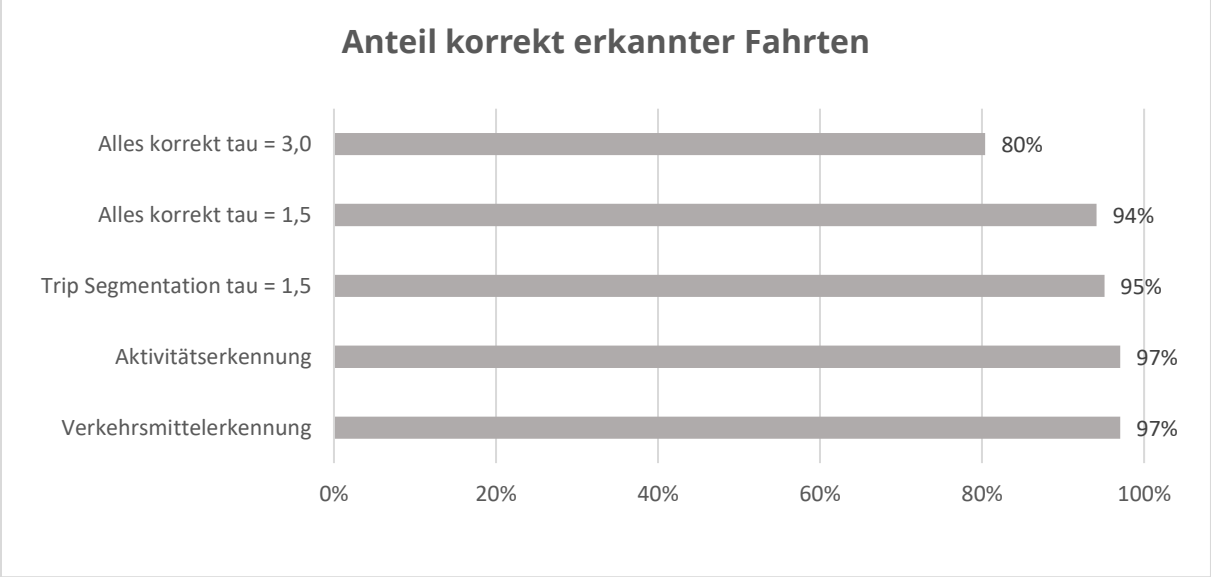


Abbildung 21: Anteil korrekt erkannter Fahrten nach der Datenaufbereitung

Tabelle 9: Merkmalskombinationen für die Datenvorverarbeitung

		Filtern und Glätten						Segmentation				Moduswahl						Tripinfos			
Iterations-schritt	**Erstellungs-datum**	Accuracy	Sigma	Speed [m/s]	Untere Grenz-ge-	Min. Track-points	Min. Track-länge [s]	tau	Halt v-Grenz-wert	Max. Zeit-sprung [s]	Beschl.-Grenzwert	v20-Quantil (Alpha2.1)	v80-Quantil (Alpha2.2)	v80-Quantil (Alpha1)	v90-Quantil (Alpha3)	Distanz (Delta2)	Umwege-faktor	Tripinfos	valide	valide [%]	davon an-dere VM
v3		5000	10	25	0.2	30	30	3	0.5	60	0.1	10	-	8	30	30	3	19330	10599	54.8	2100
v4	06.12.2018	5000	10	25	0.2	30	30	3	0.5	60	0.1	10	-	8	**35**	30	3	19330	10559	54.6	1453
v5	06.12.2018	5000	10	25	0.2	30	30	**3**	0.5	60	0.1	10	-	8	**40**	30	3	16600	9808	59.1	1300
v6	07.02.2019	5000	10	25	0.2	30	30	**1**	0.5	**180**	0.1	10	-	8	40	30	3	16330	9671	59.2	939
v7	07.02.2019	5000	10	25	0.2	30	30	**3,5**	0.5	180	0.1	10	-	8	40	30	3	19838	10783	54.4	1035
v8	07.02.2019	5000	10	25	0.2	30	30	**3**	0.5	180	0.1	10	-	8	40	30	3	19001	10484	55.2	1030
v10	09.04.2019	5000	10	25	0,2	30	30	**1,5**	0,5	180	0,1	10	50	8	40	30	3	16561	9167	55.3	1062

Tabelle 10: Beispiel Datenvalidierungsschema für aufgezeichnete Fahrten (bearbeitete Rohdaten, Parameterkombination v6)

Measurement Device ID	**Measurement ID**	**Trip Segmentierung korrekt?**	**Modus- Erken-nung.**	**Aktivitätserkennung.**	**Anmerkung**	**Fa-zit**	**Tau 1,5**
1766394C-8370-4658-92D1-1A017B6267F8	6	Nein 180 Sekunden und 220 Sekunden Pause führen zu Tripsplit	Ja, Rad	Ja, Schule, nein kurze Pause	Keine	Ja	ja
1766394C-8370-4658-92D1-1A017B6267F8	8	Ja, nicht segmentiert	Ja, Rad	Ja, nicht vorhanden	Keine	Ja	ja
1766394C-8370-4658-92D1-1A017B6267F8	10	Nein, Wegekette Kind zur Schule + Arbeit. 3. Weg ganz zu Beginn fehlt.	Ja, Rad	Ja, Schule Kind	Keine	Nei n	ja
1ce37edb-2840-472f-a772-7e4363282c	2	Ja, nicht segmentiert	Ja, Rad	Ja, nicht vorhanden	Keine	Ja	ja
1ce37edb-2840-472f-a772-7e4363282c	4	Nein, zu viele Segmente, da langsam und hohe Wartezeiten bei Stra-ßenquerungen	Ja, Rad	Ja, nicht vorhanden	Wartezeiten an LSA und langsame Geschwindig-keit führen zu Segmen-tierung	Nei n	ja
1ce37edb-2840-472f-a772-7e4363282c	10	Nein, zu viele Segmente, da langsam und hohe Wartezeiten bei Stra-ßenquerungen	Ja, Rad	Ja, nicht vorhanden	mit tau = 1,5 funktio-niert es	Nei n	Ja
1d44686f-372d-467b-9bbf-4c4e6fe610	4	Nein, Segmentiert an Straßenquerung	Ja, Rad	Ja am Anfang ein paar	mit tau = 1,5 funktio-niert es	Nei n	Ja

Im Validierungsprozess wird der Parameter τ_{GW} zwischen den Werten 3,5 und 1,5 variiert, um etwaige Probleme segmentierter oder eben nicht segmentierter Wege verdeutlichen zu können. Hierbei gilt: je niedriger der Parameter τ_{GW}, desto weniger gut werden Aktivitäten erkannt. Stattdessen werden möglicherweise Teile von Aktivitäten als Wege erkannt. Je höher der Parameterwert, desto eher wird ein Teil eines Weges oder einer Wegekette als Aktivität erkannt. Somit besteht sowohl die Gefahr, dass Wege durch Wartezeiten bspw. an Lichtsignalanlagen in zwei Trips zerschnitten werden, obwohl sie eine Sinneinheit bilden, als auch die Möglichkeit, dass zwei separate Wege als ein einziger erkannt werden.

Hierbei stellte sich heraus, dass gerade für den innerstädtischen Bereich mit eher langsamer Bewegung und vielen Haltevorgängen ein Wert von 1,5 für den Parameter τ_{GW} ein Optimum für den Modus „Rad" darstellt. Für $\tau_{1,0}$ hingegen steigt, wie in Tabelle 9 ersichtlich, die Anzahl der nicht validen Trips wieder stärker an.

Aus den initialen 100 überprüften Fahrten ergaben sich zwei weitere Kriterien für die Überprüfung:

- Technische Vollständigkeit
- Zusammenhang (Adjazenz)

Für die Validität von Fahrten ist die Vollständigkeit im technischen Sinne, sowie der logische Zusammenhang von einzelnen Fahrten daher zu überprüfen. Während letzteres durch die Segmentierung im Zuge der Datenverarbeitung beeinflussbar ist, ist ersteres schon durch die Datenaufnahme determiniert. Bei einigen Smartphonetypen sind werksseitige Abschalteinrichtungen für die Sensoren implementiert, um den Akkuverbrauch zu minimieren. Den gleichen Effekt erzielen unter Umständen auch softwareseitige Energiespareinstellungen oder Apps. Diese Komponenten sorgen dafür, dass der aufgezeichnete Track innerhalb eines bestimmten Zeitraumes nach dem Start beendet wird. Um dieser Gegebenheit Rechnung zu tragen, wurde ein Filter genutzt, der die Prozentzahl von Fahrten pro Erhebungsinstrument (Smartphone) unter einem Grenzwert von fünf Minuten zurückgab. Der Schwellwert wurde dabei empirisch im Zuge des Validierungsprozesses ermittelt, da einige Fahrten der Stichproben (vgl. Tabelle 10) auffällig abrupt endende Trajektorien aufwiesen. Fünf Minuten sind dabei der Wert, ab dem die Energiespareinstellungen in einigen Fällen die Datenaufzeichnung beendeten.

Anschließend wurde versucht, dieses Phänomen auf dezidierte Hersteller oder Smartphonetypen zurück zu führen. Hierbei ergab sich jedoch kein eindeutiges Bild. Die Verteilung der Smartphones innerhalb der Stichprobe auf unterschiedliche Hersteller ergab sich nach Abbildung 22.

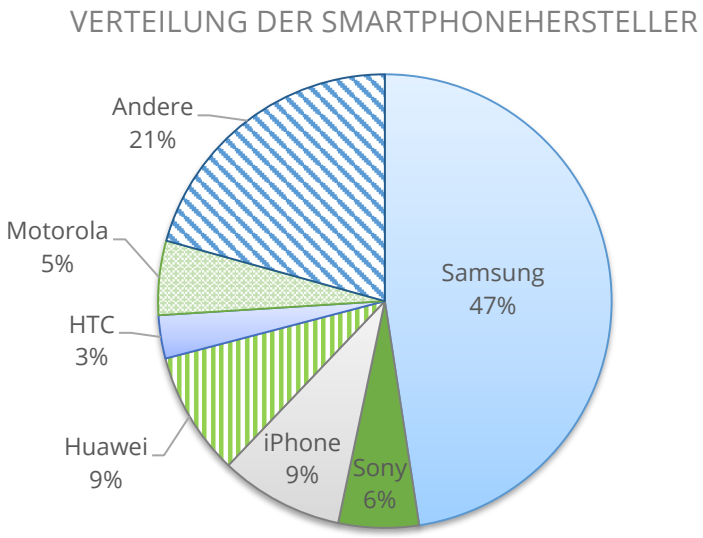


Abbildung 22: Verteilung der Smartphonehersteller unter den Proband*innen mit Fahrten < 5 min

Die Dominanz des Herstellers Samsung ist einerseits mit dessen hoher Marktdurchdringung und andererseits damit zu erklären, dass die 25 an die Probanden ausgegebenen Leihtelefone zwei Modelle dieses Herstellers beinhalteten (vgl. Abbildung 22). Eine generelle Tendenz zu aufgrund von Akkusparverhalten abgebrochenen Aufzeichnungen, lässt sich aus dem Filterprozess nicht ableiten. Dies lässt wiederum den Schluss zu, dass im Wesentlichen Softwarelösungen für den Aufzeichnungsabbruch verantwortlich sind. Auch einige Smartphones eher unbekannter Hersteller, wie Haier, Xiaomi und Cubot weisen eine erhöhte Anzahl an kurzen Fahrten auf (vgl. Abbildung 23). Dieser Effekt ist möglicherweise auf Kompatibilitätsprobleme der verwendeten Aufzeichnungs-App mit gerätespezifischen Varianten des Betriebssystems zurückzuführen. Die Daten derjenigen Geräte mit auffällig hoher absoluter oder relativer Anzahl an Fahrten unter fünf Minuten wurden manuell überprüft. Geräte bzw. Fahrten unter dem Einfluss von Akkusparprogrammen wurden aus dem aufbereitetem Datensatz gelöscht, da sie Parameter wie Fahrtweite oder Fahrtdauer stark beeinflussen und somit zu einer systematischen Verzerrung führen können.

Device_Name	Telefontyp	Anzahl Trips unter 5min	Tripzahl Gesamt	Anteil
G55	Haier G55	142	239	59%
m0	Xiaomi M0	117	147	80%
j1xlte	Samsung Galaxy J1LTE	76	127	60%
grandprimelte	Samsung Galaxy GrandprimeLTE	67	105	64%
grandprimelte	Samsung Galaxy GrandprimeLTE	44	65	68%
E5823	Sony Xperia z5	32	67	48%
dream2lte	Samsung Galaxy S8+	30	51	59%
a3y17lte	Samsung Galaxy A3 2017	30	75	40%
p1	HomTom P1	27	65	42%
a5xelte	Samsung Galaxy A5 2017	26	61	43%
iPhone7,2	iPhone7	26	63	41%
a3xelte	Samsung Galaxy A3 2016	25	27	93%
klte	Samsung Galaxy S5	25	33	76%
a3lte	Samsung Galaxy A3 2016	25	50	50%
a3xelte	Samsung Galaxy A3 2016	23	32	72%
hwALE-H	Huawei P8 Lite	23	65	35%
CUBOT_MANITO	Cubot Manito	22	35	63%
a3y17lte	Samsung Galaxy A3 2017	22	56	39%
a3y17lte	Samsung Galaxy A3 2017	21	21	100%
a3y17lte	Samsung Galaxy A3 2017	19	23	83%
dream2lte	Samsung Galaxy S8+	19	24	79%

Abbildung 23: Absolute und relative Anzahl an Fahrten unter 5 Minuten nach Gerät

Insgesamt wurden auf diese Weise 816 Aufzeichnungen von 21 Geräten aus dem aufbereiteten Datensatz entfernt.

4.6.2.2 Prüfung auf zufällige Fehler

Neben denjenigen Fehlern, die durch die Datenaufbereitung entstehen können, sind weitere Nutzer- oder Gerätefehler wahrscheinlich. Eine Reihe von derartigen Unplausibilitäten wurde durch Filterbedingungen abgefangen:

- Sportfahrten mit unter 10 km Gesamtlänge wurden manuell geprüft (Verkehrsmittelfehler)
- Der Wegezweck Arbeit wurde an Wochenenden separat überprüft (Wegezweckfehler)
- Der Wegezweck Arbeit wurde für Nutzer über 65 Jahren geprüft (Wegezweckfehler)
- Nutzer mit besonders vielen aufgezeichneten Fahrten wurden separat geprüft (Nutzerstreckenfehler)

a) Wegezweckfehler

Um in der Auswertung und Ergebnisdarstellung zwischen Wegezwecken unterscheiden zu können, ist es essentiell, dass diese ein hohes Vertrauensniveau aufweisen. Hierbei kann und sollte grundsätzlich auf die Sorgfalt der Nutzer vertraut werden. Jedoch kann Unachtsamkeit dazu führen, dass Wegezwecke nicht korrekt angegeben werden, wenn

der Nutzer den Wegezweck vor dem Aufzeichnen eines neuen Weges nicht ändert. Für eine Validierung von Arbeitswegen sind zwei Vorgehensweisen denkbar. Zum einen kann der Wegezweck zeitabhängig überprüft werden. So ist der Wegezweck Arbeit an Wochenenden und nachts mit geringerer Wahrscheinlichkeit plausibel, als an Wochentagen zwischen 5 Uhr und 22 Uhr. Weiterhin ist der Wegezweck Arbeit bei Proband*Innen über 65 Jahren relativ unwahrscheinlich. Diese Wege wurden anhand der zeitlichen Kriterien gefiltert und manuell überprüft. Dabei wurden entsprechend auffällige Wege, die dem Filterkriterium unterlagen, manuell korrigiert.

Eine weitere Möglichkeit bietet, sich wiederholendes Verhalten als Kriterium für einen Filter zu verwenden. Theoretisch sollte die Randsumme aller Arbeitswege der Proband*innen über den Tag hinweg in etwa gleich sein. Da Arbeitswege jedoch partiell zu Wegeketten mit weiteren Wegezwecken, wie Holen und Bringen von Kindern oder Einkaufen erweitert wurden bzw. nur der Hinweg aufgezeichnet wurde, ergibt sich nur in wenigen Fällen ein eindeutiges Muster. Das Filterkriterium Wiederholung wurde daher verworfen.

Grundsätzlich war der durch die Nutzer angegebene Wegezweck in 95% der überprüften Fälle korrekt

b) Nutzerstreckenfehler

Die Adjazenz beschreibt den syntaktischen Zusammenhang von Fahrten und kann durch Nutzerfehler negativ beeinflusst werden. Zwar wurden die Nutzer hinsichtlich der Aufzeichnung von Fahrten und Aktivitäten geschult und über unterschiedliche Wegezwecke aufgeklärt (via Erhebungsanleitung und mündlicher Schulung), aber ein Fehlverhalten kann dadurch letztendlich nicht final ausgeschlossen werden. So hat beispielsweise eine Nutzerin bei jeder Wartezeit an Lichtsignalanlagen ihre Aufzeichnung beendet und beim Anfahren wieder neu gestartet. Dies stellt eine extreme Ausprägung eines Nutzerfehlers dar, muss aber im Datensatz korrigiert werden. Wesentlich wahrscheinlicher sind allerdings gestoppte Aufzeichnungen durch eine missverstandene Wegedefinition. Eine streckenbezogene Stichpunktprüfung ist an dieser Stelle nicht unbedingt sinnvoll, da Zusammenhänge nicht zwingend deutlich werden. Daher muss ein alternativer Filter verwendet werden. Derartiges Fehlverhalten lässt sich initial am ehesten über die Anzahl an aufgezeichneten Messungen je Proband erkennen.

Dabei wurde als obere Filtergrenze die nach Gleichung 19 folgende ermittelt:

$$\ni = \sum_{i=1}^{14} w_i \tag{19}$$

Mit w_i = Wegezahl je Erhebungstag.

Für w_i wurde gerundet von drei Wegen je Tag ausgegangen. Bei 14 Tagen Erhebungsdauer ergibt sich demnach eine Prüfgrenze von 42 aufgezeichneten Messungen. Alle Probanden, bzw. die genutzten Geräte (identifiziert anhand ihrer IDs), die mehr als 42 Messungen aufgezeichnet haben, wurden teil-automatisiert auf die Adjazenz der aufgezeichneten Fahrten geprüft. Dafür wurden zunächst besonders geringe zeitliche und räumliche Abstände zwischen zwei Messungen eines Gerätes aus der Datenbank gefiltert (<60 Sekunden und <100m) und anschließend manuell mit einem Python-Plug-In in QGIS überprüft.

Adjazente Fahrten über mehrere Messungen konnten anschließend in einer weiteren Stufe nicht automatisiert umcodiert werden, da sowohl Parameter der zeitlichen als auch der räumlichen Distanz im Umkehrschluss auch zum Zusammenfügen korrekt getrennter Fahrten geführt hätten. Daher wurden die Fahrten aus dem Datensatz entfernt. Dies betraf letztlich 148 Aufzeichnungen von sieben Smartphones, die jedoch in eine deutlich niedrigere Anzahl realer Fahrten resultieren.

c) Verkehrsmittelfehler

Bedingt durch die Entscheidungskriterien für die Erkennung von Radsport-Fahrten ist im Zuge der Verkehrsmittelerkennung eine Kombination aus systematischem Fehler und Zufallsfehler möglich. Da Radsportfahrten mithilfe der Bedingungen v20 > 10 km/h und entweder einer Entfernung von 30 km oder einem Umwegfaktor von drei erkannt werden, ist es möglich, dass Nutzer auf kurzen Strecken aufgrund von Zwangsbedingungen im Straßennetz, wie Brücken oder Über- bzw. Unterführungen über natürliche oder gebaute Barrieren hohe Umwegfaktoren aufweisen. Dies führt zu einer Einordnung in den Modus Sportfahrt obwohl diese eigentlich nicht vorliegt.

Eine Möglichkeit dies zu umgehen, ist ein Schwellwert für eine Mindestgeschwindigkeit (bspw. v85). Diese würde aber Sportfahrten mit einem vergleichsweise geringen Geschwindigkeitsniveau, beispielsweise Mountainbiking, exkludieren. Daher ist auch hier eine manuelle Überprüfung notwendig. Als Filterbedingung wurde zunächst eine Wegelänge von weniger als 10 km angesetzt, da diese für Sportfahrten logisch als sehr kurz erscheint, wie die Medianwerte um 23 km aus Studien mit Sport-Apps wie Strava zeigen (vgl. Jestico, Nelson and Winters, 2016; Sun and Mobasheri, 2017; Livingston, McArthur and Hong, 2020). Weiterhin wurde der Wegezweck analysiert: Sportfahrten sollten in der Regel den Wegezweck Freizeit aufweisen. Tun sie dies nicht, dann wurde als nächstes auf die Geschwindigkeit (Avg. Speed und v85) geachtet. War die Fahrt in Summe zu langsam, zu kurz und hatte einen anderen Wegezweck wurde sie in den Modus „Radfahrt“ umcodiert.

4.7 Berechnung der Kennziffern für die Wegestatistik

Nachdem die in den vorangegangenen Abschnitten beschriebenen Arbeitsschritte einen um Aktivitäten bereinigten Radverkehrsdatensatz mit einer Beschreibung der Fahrtzustände für jeden einzelnen GPS-Punkt liefert, werden anschließend die statistisch relevanten Kennwerte (vgl. Kapitel 2.2) aus den Fahrten extrahiert. Dafür werden zunächst die Perzentile für Geschwindigkeiten und Beschleunigungen unter Einbezug der jeweils relevanten GPS-Punkte berechnet. Für die Geschwindigkeiten betrifft dies alle Punkte, die nicht als „Halt" markiert wurden. Für die Beschleunigungskennwerte allerdings ausschließlich diejenigen Punkte, die als Beschleunigungs- oder Bremsvorgang markiert wurden. Für die statistische Auswertung wurden initial der Median und das 85%-Perzentil der Geschwindigkeit, sowie das 90- und 95%-Perzentil der Beschleunigung ausgewählt.

Neben den Bewegungsparametern wurde zusätzlich der Umwegfaktor auf Basis des Verhältnisses von Wegstrecke zur Luftlinienentfernung, sowie die Wegstrecke und die Reisezeit extrahiert. Zusätzlich wurde für jeden Weg auch die Anteile der genutzten Radverkehrsinfrastrukturelemente nach Absatz 4.6.1.8 und der Wegezweck erfasst. Die vorgenannten Daten wurden in einer eigenen Tabelle „Trip-Stats" abgelegt und um die Nutzer-ID, die Stichprobenart (Hauptstichprobe/Vergleichsstichprobe) sowie Datum und Uhrzeit ergänzt.

Die entstandene Tabelle erlaubt eine Auswertung bzw. Aggregation auf Nutzerebene ebenso, wie eine Auswertung auf Wegeebene. Die Aggregation bzw. Bildung von Durchschnittswerten auf Nutzerebene für die jeweiligen Wegezwecke wurde anschließend um die Summe der Fahrten ergänzt und im Statistikprogramm SPSS 27 ausgewertet.

4.8 Zusammenfassung

Die im vorangegangenen Kapitel dargelegte Methodik lässt sich mit dem folgenden Flussbild illustrieren (vgl. Abbildung 24). Die Onlineumfrage fand dabei wie schon erwähnt außerhalb der vorliegenden Arbeit, im Zuge eines gemeinsamen Projektes mit Kolleginnen der Verkehrspsychologie der TU Dresden statt. Hervorzuheben ist die Bedeutung der Datenaufbereitung und Verarbeitung für die darauffolgenden Schritte. Im Zuge der Datenverarbeitung wurden aufgezeichnete Fahrten in Wege im Sinne der verkehrsplanerischen Definition aufgeteilt, Verkehrsmittel und Fahrtzustände erkannt und markiert sowie ungültige Datensätze als solche markiert.

Dafür wurde die Datenaufbereitung in mehreren Iterationszyklen angepasst und jeweils validiert. Für die Datenaufbereitung wurde ein Python-Script verwendet, welches zu Visualisierungszwecke über das Programm QGIS 3.14 an die PostgreSQL Datenbank der Rohdaten angebunden wurde. Der aufbereitete Wegedatensatz mit 5.300 Wegen von 187 Proband*innen wurde anschließend in die Datenanalyse mit statistischen Verfahren überführt. Genutzt wurde dafür das Programm SPSS 27 der Firma IBM.

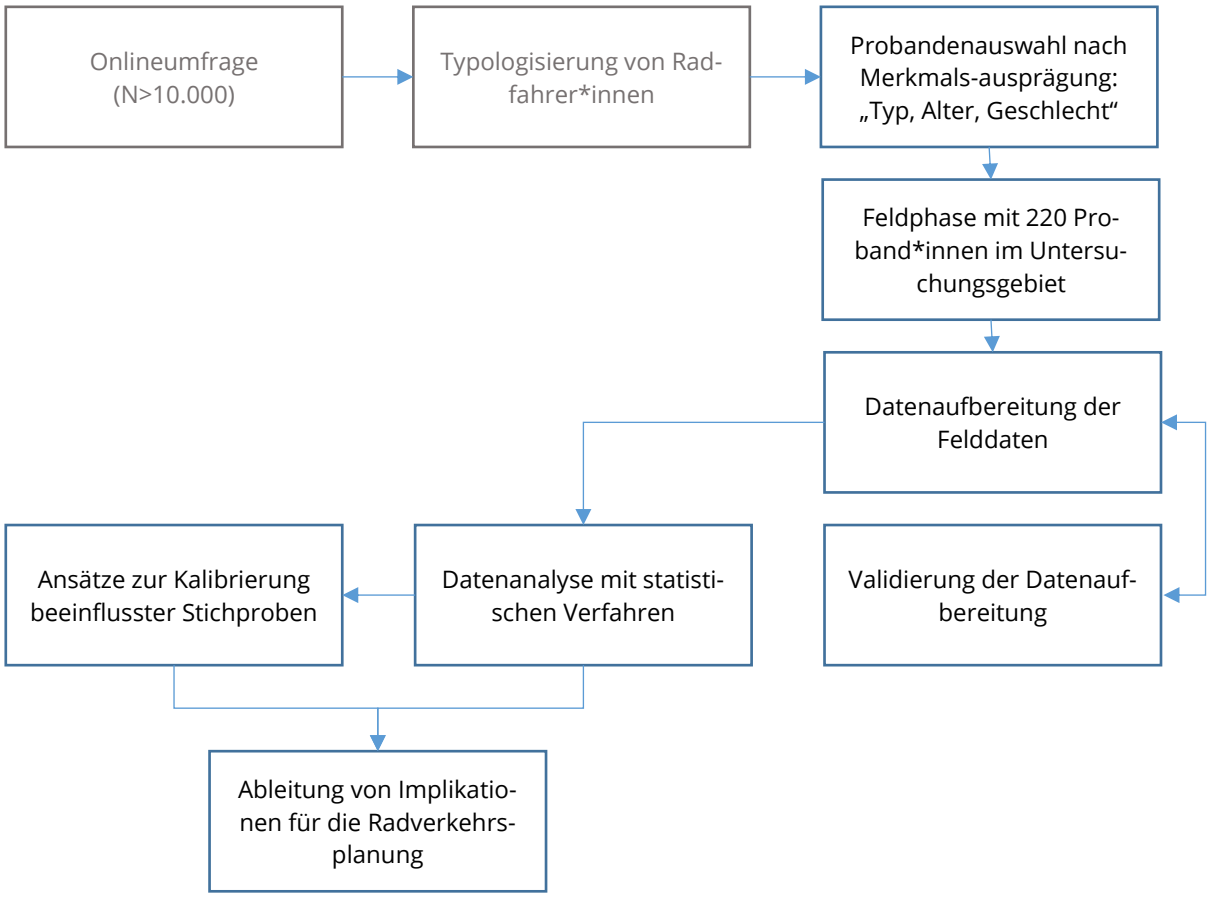


Abbildung 24: Flussschema der Erhebungs und Datenverarbeitungsmethodik in der vorliegenden Arbeit

Damit ist die Datenerhebung und –aufbereitung abgeschlossen und es liegt ein valider Datensatz für die statistische Auswertung vor. Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der statistischen Auswertung dieser Daten vorgestellt.

5. Ergebnisse

Der in Kapitel vier erzeugte und aufbereitete Datensatz soll in diesem Kapitel, im Sinne einer Ergebnisdarstellung, statistisch beschrieben werden. Dazu werden zunächst allgemeine Kennzahlen dargelegt, gefolgt von der deskriptiven Statistik der Untersuchungsparameter. Anschließend werden mit Methoden der Inferenzstatistik verschiedene statistische Modelle erzeugt.

5.1 Allgemeine Kennzahlen

Die allgemeinen Kennzahlen liefern einen ersten Überblick über die aufbereiteten Erhebungsdaten. Im Verlauf des folgenden Kapitels werden dafür allgemein gültige und auch in den in der Bundesrepublik durchgeführten Haushaltsbefragungen übliche Kennwerte analysiert. Unterschieden werden kann dabei zwischen den Daten der Hauptstichprobe im Untersuchungsgebiet der Stadt Dresden und jenen Proband*innen, aus dem übrigen Bundesgebiet, die auf freiwilliger Basis an der Untersuchung teilgenommen haben. Die Daten der Hauptstichprobe werden in diesem Kapitel ausführlich dargestellt und anschließend im Kapitel 6 „Diskussion“ diskutiert und in Relation zum aktuellen Stand der Forschung gesetzt.

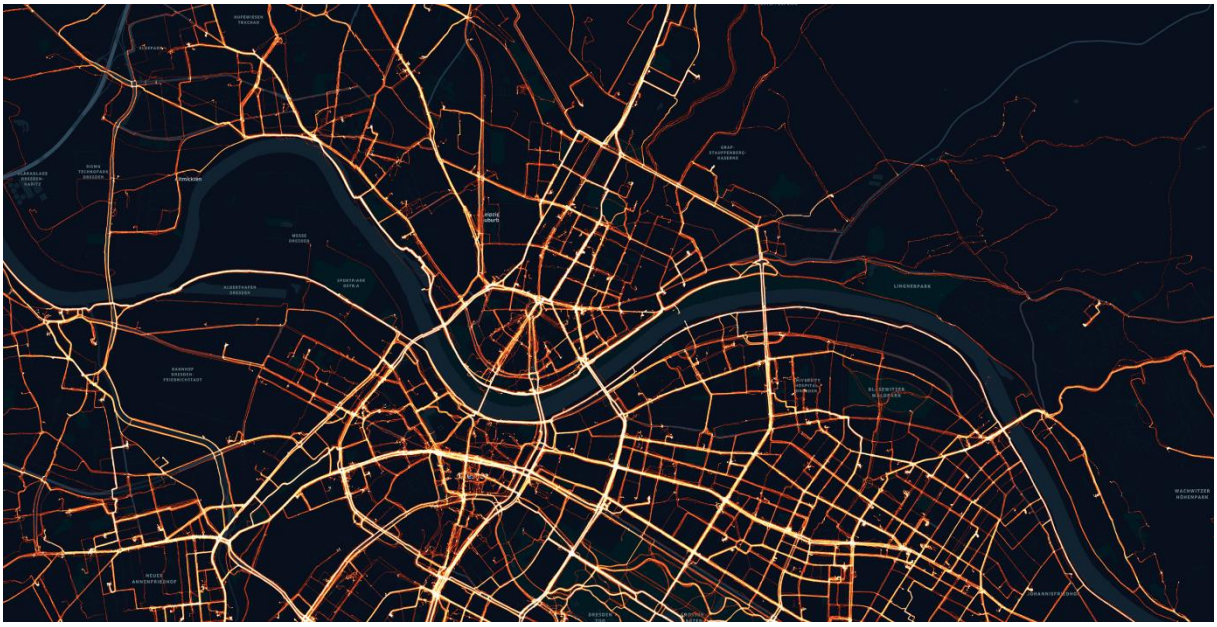


Abbildung 25: Bereinigte Heat-Map der Daten der Dresdner Proband*innen (eigene Darstellung, erstellt mit Kepler.gl 2020)

Die räumliche Verteilung der Daten ist über das Untersuchungsgebiet zeigt vor allem für die Innenstadt optisch eine recht gute Netzabdeckung (vgl. Abbildung 25). Fahrten in das Umland reichen in Einzelfällen darüber hinaus bis in das Osterzgebirge bzw. die sächsische Schweiz im Südosten, sowie die westliche Oberlausitz im Norden bzw. an der Elbe

entlang bis zur Stadt Meißen im Westen. Der hohe optische Detailgrad in der Kartendarstellung liegt an der Darstellungsform mit Kepler.gl[30], welche streng genommen nur eine Überlagerung der Daten, aber keine wirkliche Heat-Map ist.

5.1.1 Wegeanzahl

Insgesamt legten die Proband*innen im Zuge von 8.440 Wegen 36.345 Kilometer mit dem Fahrrad zurück. Davon wurden 8.317 Wege und 33.614 Kilometer als Alltagsfahrten kategorisiert. Die durchschnittliche Alltagsfahrt war dabei 4,04 Kilometer lang (Median = 2,74 km) bei einer Standardabweichung von 3,91 km. Die maximale Fahrtweite betrug 63 Kilometer. Insgesamt umfassten die Aufzeichnungen 1.913 Stunden Radfahrten mit einer mittleren Fahrtdauer von ca. 15 Min (Standardabweichung 12 Min).

Von den als Alltagsfahrten charakterisierten Wegen entfielen 5.300 Wege auf die Hauptstichprobe (MW_S = 3,97 km; SD_S=3,80 km; Med_S = 2,68 km) und 2.939 auf die Vergleichsstichprobe im gesamten Bundesgebiet (MW_S = 4,87 km; SD_S = 6,43 km, Med_S = 2,91 km).

Die Verteilung der Wegeweiten kann Abbildung 26 entnommen werden und ist im Anschluss an die Datenaufbereitung sehr nah an den Werten der Haushaltsbefragung Mobilität in Städten (SrV) für das Untersuchungsgebiet situiert. Für die vergleichende Auswertung wurde der SrV Datensatz der Stadt Dresden für das Jahr 2018 hinsichtlich des Hauptverkehrsmittels „Rad“ gefiltert.

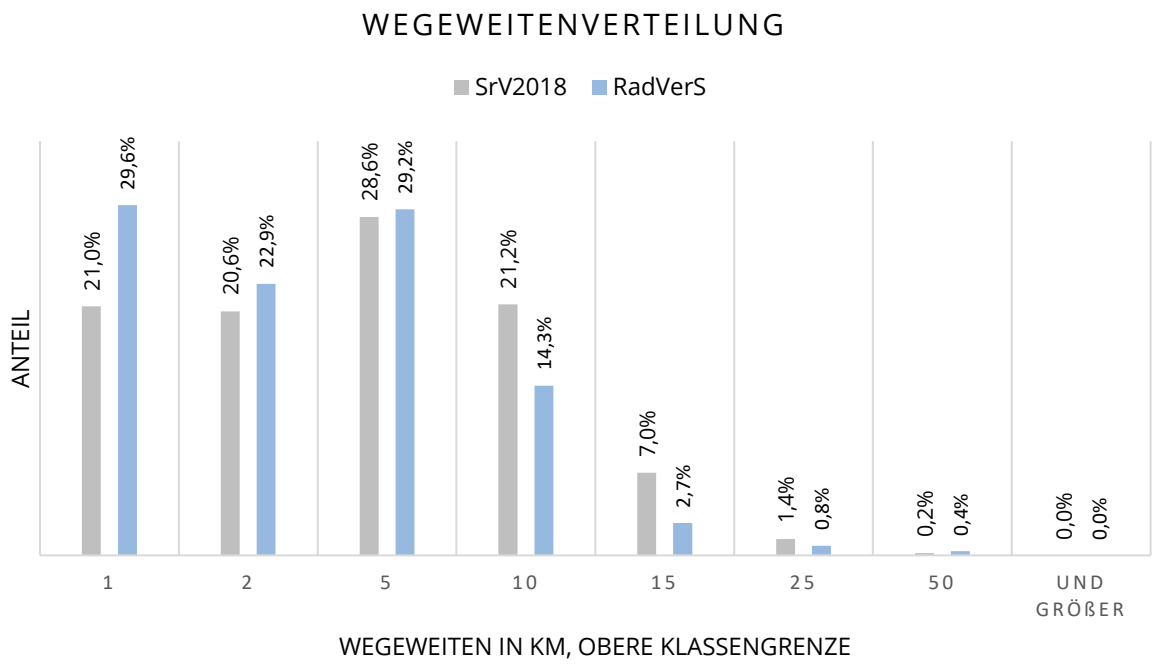


Abbildung 26: Wegeweitenverteilung der Hauptstichprobe nach der Datenaufbereitung (n=5.300)

[30] Kepler ist eine Web-Engine zur Visualisierung großer Datenmengen: https://kepler.gl

Innerhalb der Hauptstichprobe verteilten sich die Fahrten wie folgt auf die drei Wegezwecke:

- Arbeiten/Bildung: 2.648 (49 %)
- Einkaufen: 817 (15%)
- Freizeit/Sonstiges: 1.912 (36%)

Der überwiegende Teil der Alltagsfahrten fand Werktags statt (4.579; 85%), nur ein kleinerer Teil am Wochenende (798; 15%). Der Wochengang zeigt dabei die typische Verteilung mit einem leichten Abfall des Verkehrsaufkommens am Montag und Freitag, sowie einem vergleichsweise starken Rückgang am Wochenende. Der hohe Anteil an Fahrten des Wegezwecks Freizeit/Sonstige ist teilweise durch die Auswahl von Proband*innen im Rentenalter begründet. Arbeitswege entfallen für diese Altersgruppe in den meisten Fällen.

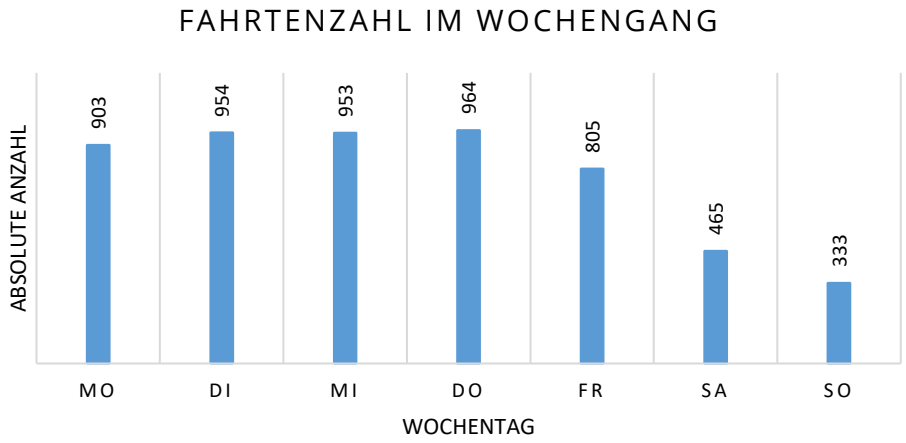


Abbildung 27: Wochengang der Alltagsfahrten, Hauptstichprobe (N = 5.300)

5.1.2 Teilnahmestatistik

Von insgesamt 223 angeschriebenen Proband*innen in der Versuchsregion Dresden und innerhalb der beiden Versuchszeiträume haben 187 Probanden Daten nach Ende der Feldphase auf den Server hochgeladen (4.951 Fahrten). Dies entspricht einer Response Rate von 85%. Die Fahrten resultierten nach der Datenaufbereitung, wie schon im vorangegangenen Absatz beschrieben, in 5.300 Wegen von 183 Probanden. Die hohe Response Rate ist zum einen durch das hohe persönliche Interesse der Proband*innen am Thema, zum anderen durch tägliche Erinnerungen per Email bedingt.

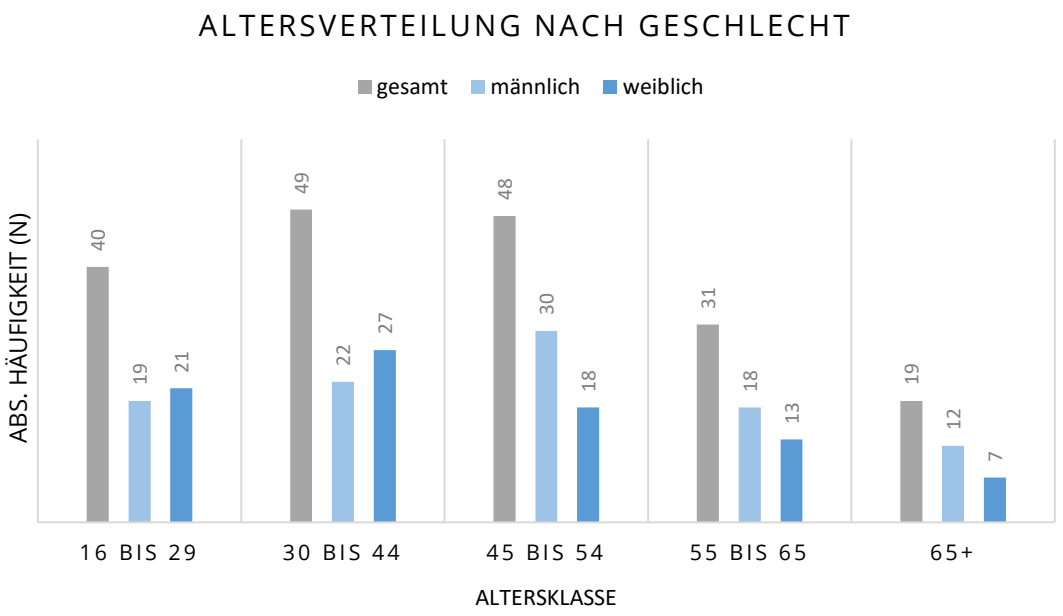


Abbildung 28: Altersverteilung der Proband*innen während der Feldstudie

Die Altersverteilung der Proband*innen ist in Abbildung 28 dargestellt. Die Mittelwerte der einzelnen Radfahrtypen sind sich mit 42 bis 46 Jahren sehr ähnlich. Die *ambitionierten* Radfahrer*innen sind dabei die älteste Gruppe. Generell ist der Rücklauf bei männlichen Probanden etwas höher als jener bei weiblichen Probanden. Insgesamt zeigt sich, dass die Gruppe der Menschen über 65 im Vergleich zum demographischen Aufkommen deutlich unterrepräsentiert ist. Vergleicht man die Verteilung aber mit jener nach SrV 2018 (Abbildung 29), dann zeigt sich, dass die betreffende Kohorte auch in der Haushaltsbefragung deutlich seltener angibt das Fahrrad zu benutzen als jüngere Umfrageteilnehmer*innen.

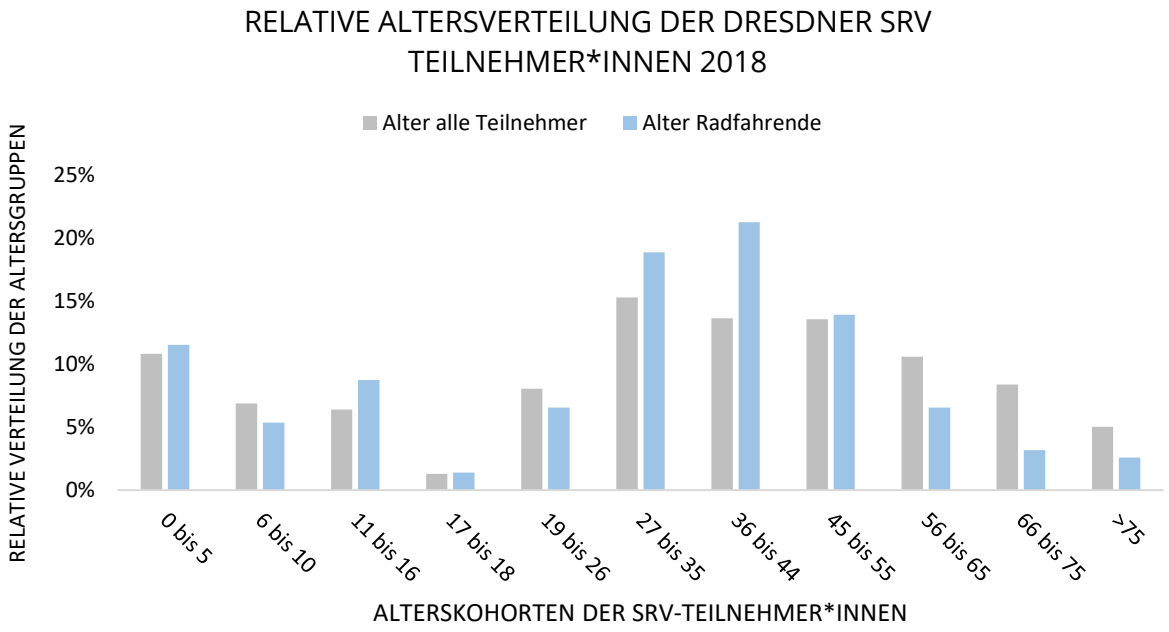


Abbildung 29: Altersverteilung der Radfahrer*innen nach SrV 2018 am Stichtag der Erhebung

Die hohen Anteile der Kohorten bis 16 Jahre sind innerhalb der Haushaltsbefragung durch das Prinzip der Klumpenstichprobe begünstigt. So sollen die für die Stichprobe gezogenen Teilnehmer*innen die Wege aller übrigen Haushaltsmitglieder protokollieren. Das erklärt die vergleichsweise hohe Anzahl der Teilnehmer*innen in den jüngeren Altersbereichen. Ein vergleichbares Vorgehen gestaltet sich bei der Nutzung von Smartphonedaten schwieriger. Die genannten Altersklassen können bei einer Erhebung per Smartphone-App nur mit expliziter Zustimmung bzw. Einwilligung der Eltern in eine Datenschutzerklärung angesprochen werden. Dies gestaltet sich in der Praxis für Versuchsanordnungen zumeist schwierig. Weiterhin hätte der in diesem Alter eher geringe Smartphonebesitz eine deutlich höhere Anzahl an Leihgeräten benötigt.

Diesen Hindernissen gegenüber steht die Tatsache, dass ein Großteil der Fahrten der bis Zehnjährigen durch die Begleitfahrten ihrer Eltern abgebildet werden, also nur die Zielgruppe zwischen 10 und 16 Jahren in der Stichprobe tatsächlich nicht repräsentiert ist. Diese Zielgruppe der Schulmobilität stellt jedoch ein eigenes Themenfeld dar und sollte dementsprechend auch getrennt untersucht werden.

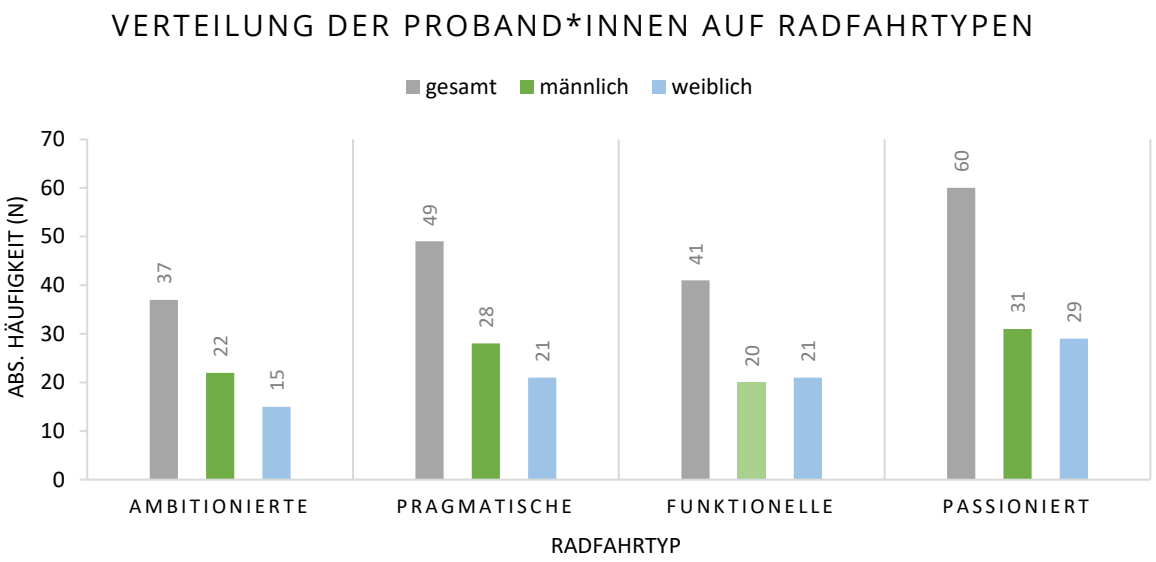


Abbildung 30: Verteilung der Proband*innen auf Radfahrtypen während der Feldphase (Hauptstichprobe)

Der Rücklauf zwischen den unterschiedlichen Radfahrtypen ist ungleich verteilt (vgl. Abbildung 30). Wobei insbesondere die Gruppe der passionierten Radfahrer*Innen sogar einen höheren Rücklauf ausweist, als anhand der geschichteten Stichprobenziehung eingangs vorgesehen war. Zusätzlich zur eigentlich vorgesehenen Ziehung wurden aufgrund des anfangs geringeren Rücklaufs im weiteren Verlauf der Erhebung noch Proband*innen (n=23) um die Teilnahme an der Feldphase gebeten. Die Kriterien hinsichtlich Geschlecht, Alter und Radfahrtyp konnten jedoch nicht bei allen späteren Teilnehmern zu 100% auf die zum Auffüllen der einzelnen Schichten noch fehlenden Proband*innen abgestimmt werden. Da auch in der Nachziehung der Rücklauf der passionierten Radfahrer*innen überdurchschnittlich hoch war, steigerte sich der absolute Rücklauf von vorgesehenen 50 Proband*innen auf 60. Den geringsten Rücklauf verzeichnetet die Gruppe der ambitionierten Radfahrer*innen mit 74%. Grundsätzlich war zudem der Rücklauf bei männlichen Probanden etwas besser als bei weiblichen.

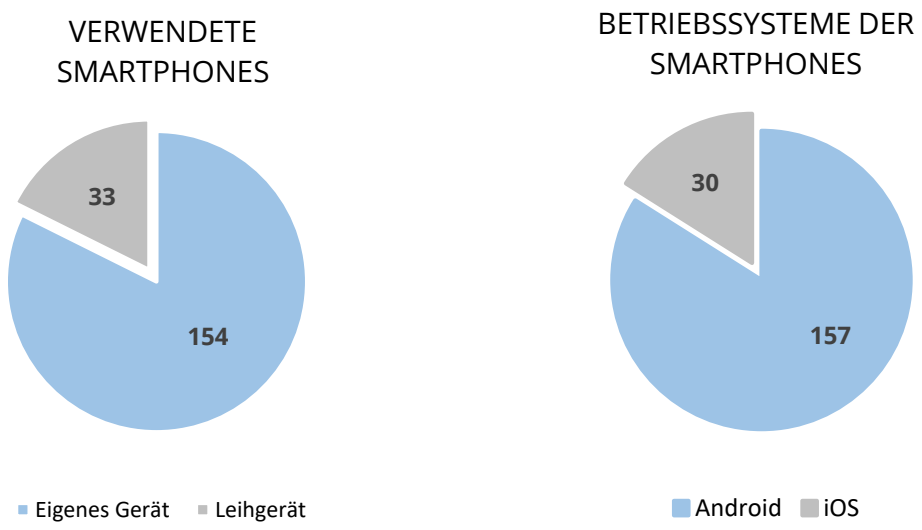


Abbildung 31: Verteilung der während der Feldphase genutzten Smartphones und deren Betriebssysteme (N=187)

Wie in Abbildung 31 ersichtlich, besaß die überwiegende Mehrheit der Proband*innen ein eigenes Smartphone. Leihgeräte wurden überwiegend an ältere Teilnehmer*innen sowie an Nutzer*innen, die ein Windowsphone besaßen, ausgegeben. Auch auf iPhones mit einem Betriebssystem welches älter als iOS 5 war, war die Erhebungsapplikation nicht lauffähig und somit ein Leihgerät notwendig. Auch bedingt durch den Fakt, das alle Leihgeräte Samsung Smartphones mit einem Android Betriebssystem waren, ist Android das dominierende Betriebssystem.

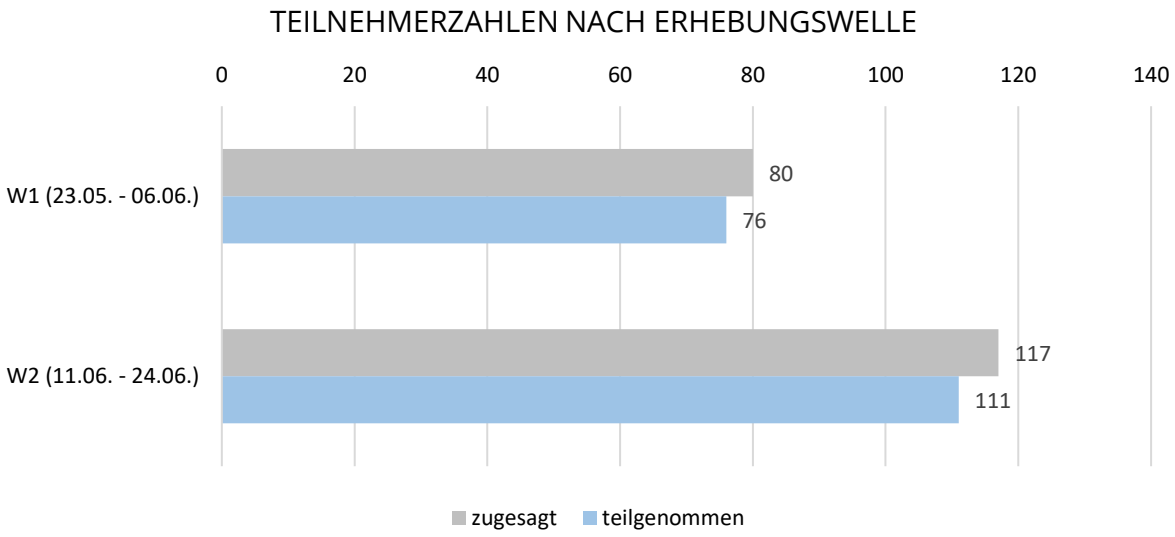


Abbildung 32: Zusagen und erfolgte Teilnahmen nach Erhebungswelle

Die Teilnehmer*innen mit einem iOS Endgerät konnten aufgrund eines Verzuges bei der Bereitstellung der Erhebungs-App im Apple-Store erst in der zweiten Erhebungswelle starten. Diese ist daher und auch durch Nachrücker, die aufgrund von Nichtteilnehmern im ersten Erhebungsdurchgang nötig waren, systematisch bedingt umfangreicher als Welle eins (vgl. Abbildung 32). Aufgrund gleicher Randbedingungen während der Erhebungsphase, (keine Schulferien und ähnliche Witterungsbedingungen, siehe 5.1.3) sind allerdings keine systematischen Verzerrungen in den Ergebnissen zu erwarten und somit auch keine Korrekturen notwendig. Nach der Datenaufbereitung der aufgezeichneten Fahrten wurden für die Hauptstichprobe gültige Datensätze von 183 Personen verwendet.

5.1.3 Witterungsbedingungen

Beide Phasen der Felderhebung im Untersuchungsgebiet Dresden waren durch sommerlich warme Temperaturen gekennzeichnet, die in der ersten Feldphase den Mittelwert des Vorjahres leicht übertrafen, in der zweiten Feldphase jedoch geringfügig unterliefen (vgl. Abbildung 33). Die wenigen vorhandenen Niederschläge fielen zudem zumeist in den Nachtstunden.

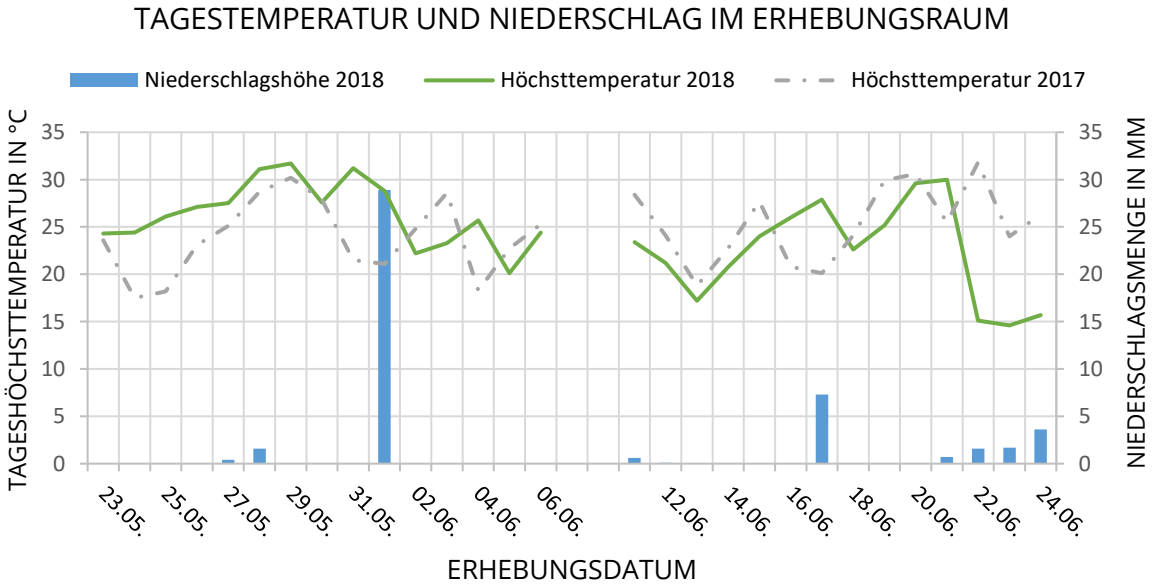


Abbildung 33: Witterungsverhältnisse während der Feldphase im Untersuchungsgebiet (2018)

Die Witterungsbedingungen wiesen in Summe somit keine Extrema gegenüber dem jahreszeitlichen Durchschnitt auf und können als fahrradfreundlich bezeichnet werden.

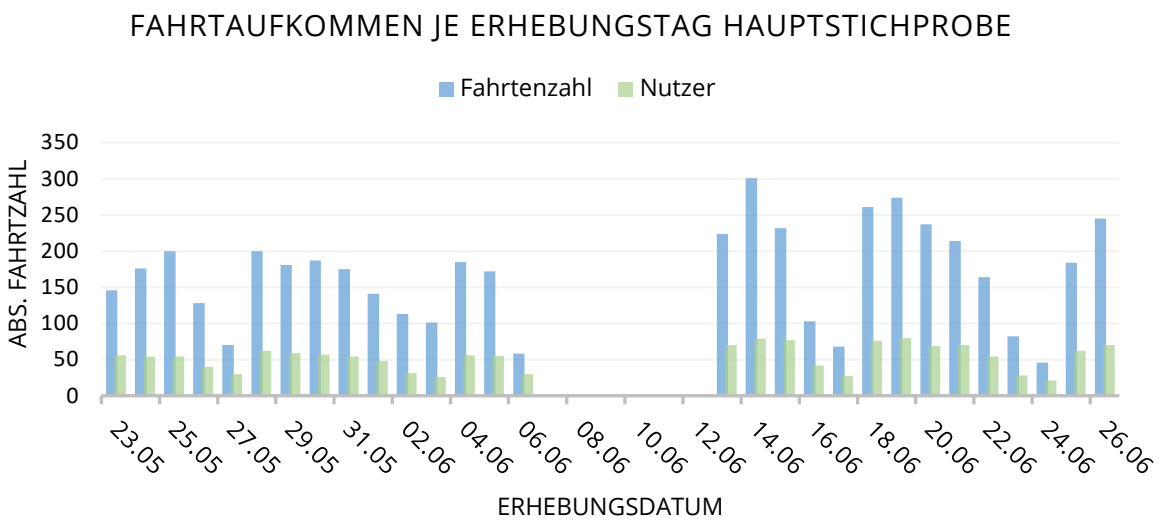


Abbildung 34: Radverkehrsaufkommen der Stichprobe im Erhebungszeitraum

Dementsprechend sind typische Wochenganglinien des Radverkehrsaufkommens zu beobachten. Ein Witterungseinfluss, im Sinne eines Rückgangs des Verkehrsaufkommens, ist auch für den einzigen wirklichen Regentag (31.5.) kaum zu beobachten (vgl. Abbildung 34).

5.2 Deskriptive Statistik

Um unterschiedliche Fahrthäufigkeiten auszugleichen und eine vergleichende Analyse der Proband*innen durchführen zu können, wurden die abhängigen Variablen jeweils für die drei Wegezwecke gemittelt. Dies erleichtert zu einem späteren Zeitpunkt auch die Datenauswertung auf Wegeebene.

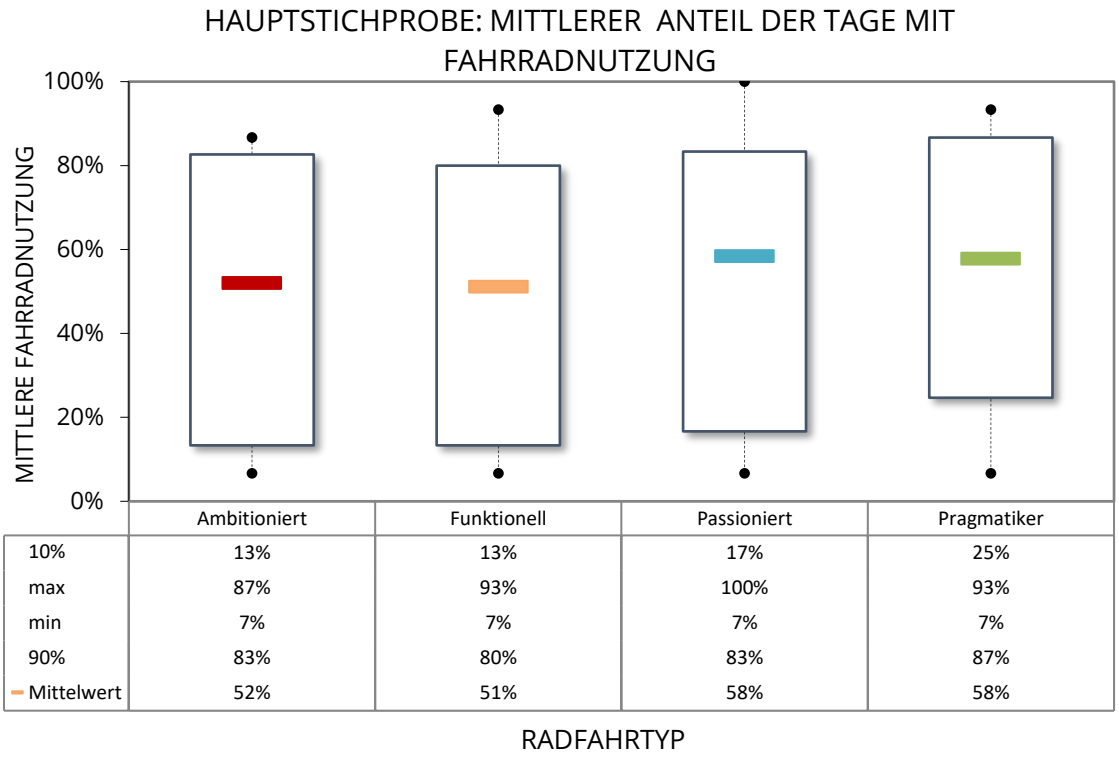
Die Fahrverhaltensparameter werden hinsichtlich ihrer Charakteristik auf drei Ebenen ausgewertet. Als oberste Ebene dienen dabei die Radfahrer*innen – Typen und deren Wegezwecke. Danach erfolgt eine Auswertung nach Geschlecht und Altersgruppe. Dieses Vorgehen liegt in den Eingangshypothesen begründet, nach denen sich Fahrverhaltensparameter vor allem zwischen den unterschiedlichen Typen unterschieden. Als weitere Auswertungsebenen werden daraufhin die nächst wahrscheinlicheren Unterscheidungsparameter verwendet.

Um die Lesbarkeit der zum Teil mehrdimensionalen Abbildungen zu vereinfachen, wird im Folgenden ein Farbschema verwendet. Die Mittelwerte der unterschiedlichen Radfahrtypen werden dabei wie folgt markiert:

Ambitionierte/r RadfahrerIn
Funktionelle/r RadfahrerIn
Passionierte/r RadfahrerIn
Pragmatische/r RadfahrerIn

5.2.1 Wegehäufigkeiten

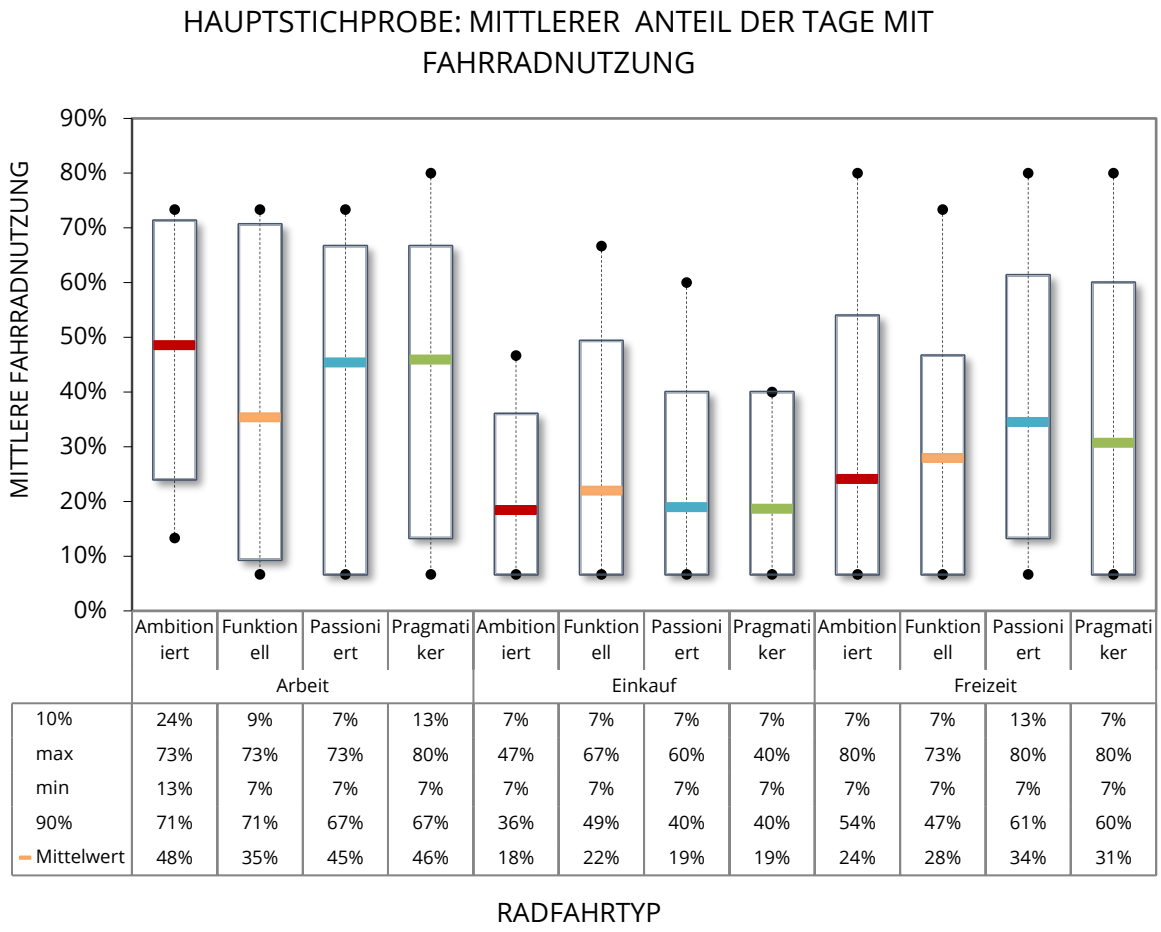
Die Wegehäufigkeiten wurden als mittlere Nutzungshäufigkeit einer Nutzergruppe ermittelt. Zusätzlich zum Mittelwert sind in den Diagrammen jeweils noch die Perzentile 0,1 und 0,9 (dargestellt durch die Box) sowie die Maximal- und Minimalwerte (als Punkte) dargestellt.



	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker
10%	13%	13%	17%	25%
max	87%	93%	100%	93%
min	7%	7%	7%	7%
90%	83%	80%	83%	87%
Mittelwert	52%	51%	58%	58%

Abbildung 35: Häufigkeit der Fahrradnutzung während der Felderhebung je Radfahrtyp über alle Wegezwecke

In Abbildung 35 wird ersichtlich, dass die Typen *„Ambitioniert“* und *„Funktionell“* sich zwar hinsichtlich der Häufigkeit der Nutzung von den Typen *„Passioniert“* und *„Pragmatisch“* unterscheiden, aber nicht in gleichem Maße, wie nach der initialen Onlinebefragung erwartet werden konnte. Über alle Typen ist die Spannweite der Nutzungshäufigkeit zudem in etwa gleich hoch. Einzig der Typ der *pragmatischen* Radfahrer*innen unterscheidet sich von den übrigen Typen durch eine etwas geringere Bandbreite. Das 10%-Perzentil ist verglichen mit den übrigen Gruppen deutlich erhöht. Es kann also davon ausgegangen werden, dass innerhalb dieser Gruppe eine hohe Homogenität bezüglich der regelmäßigen Nutzung des Fahrrades besteht.



	Arbeit				Einkauf				Freizeit			
	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker
10%	24%	9%	7%	13%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	13%	7%
max	73%	73%	73%	80%	47%	67%	60%	40%	80%	73%	80%	80%
min	13%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	7%	7%
90%	71%	71%	67%	67%	36%	49%	40%	40%	54%	47%	61%	60%
Mittelwert	48%	35%	45%	46%	18%	22%	19%	19%	24%	28%	34%	31%

Abbildung 36: Häufigkeit der Fahrradnutzung je Typ und Wegezweck

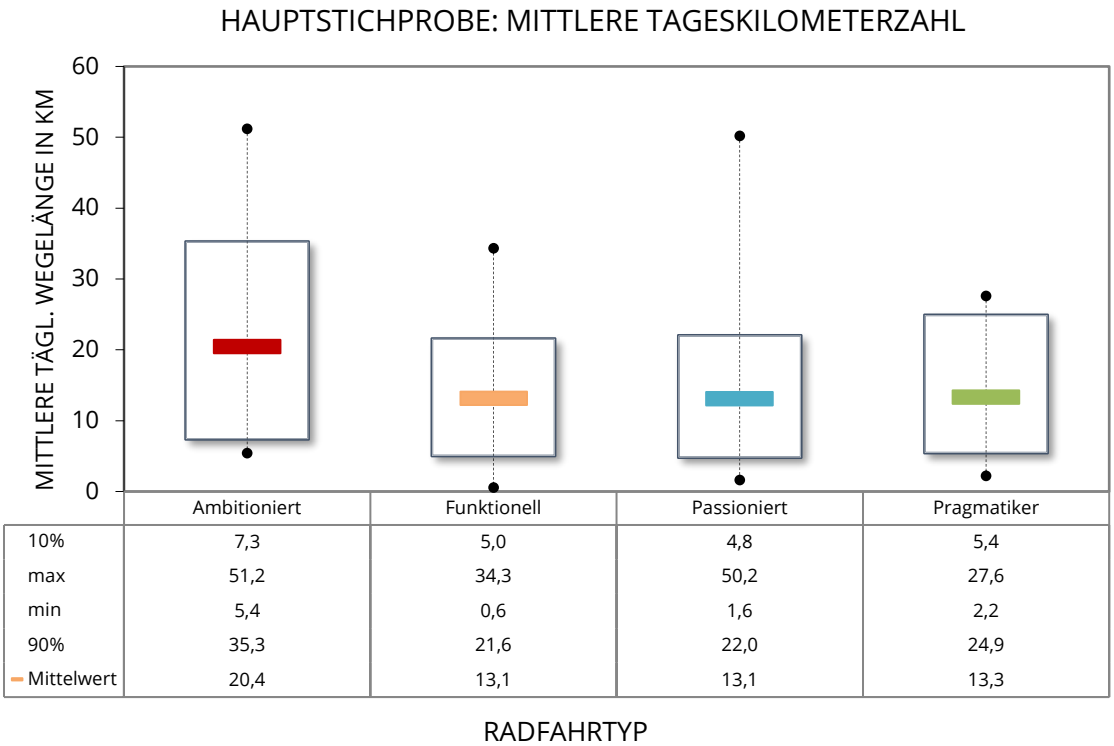
Eine Unterteilung der Nutzungshäufigkeiten auf Wegezwecke offenbart eine etwas deutlichere Abgrenzung der Nutzergruppen (vgl. Abbildung 36). So hat beispielsweise die *Funktionelle* Radfahrerin im Mittel einen geringeren Anteil an Arbeitswegen aufgezeichnet, als die übrigen Typen. Auch der im Vergleich höchste Anteil von Freizeitwegen durch die *„Passionierten"* Radfahrer*innen war zu erwarten. Diese Erkenntnisse stehen in einer Linie mit den Ergebnissen der Onlineumfrage zur Typologisierung (A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019; Francke *u. a.*, 2020). Eine weitere Diversifizierung ist nicht zu erkennen. Dies überrascht insofern, dass beispielsweise die *„Ambitionierten"* Radfahrer*innen einen deutlich geringeren Anteil an Arbeitsfahrten geäußert hatten und mehr Freizeitfahrten zu erwarten gewesen wären. Für die Dateninterpretation ist es an dieser Stelle wichtig, dass Arbeitsfahrten nur an maximal 85% der Erhebungstage stattfinden konnten, dies also das erreichbare Maximum darstellt.

5.2.2 Verteilung der Tageskilometer

Die Verteilung der zurückgelegten Tageskilometer wird zunächst für die Proband*innen berechnet und dann über alle Teilnehmer*innen innerhalb einer Gruppe gemittelt. Grund dafür sind zum einen unterschiedlich hohe Fallzahlen je Proband*in und zum anderen

unterschiedlich hohe Wegeanzahlen je Tag. Dies liegt in der Methodik der Datenverarbeitung begründet. Die Trip-Erkennung trennt Wegeketten automatisch, sobald diese durch eine Aktivität, beispielsweise einen kurzen Einkauf, unterbrochen werden. Somit kann es vorkommen, dass eine Probandin an einem Tag zwei Arbeitswege mit je 10 km aufweist und am nächsten Tag vier Wege mit je 5 km. Während im Durchschnitt damit einmal 5 km und einmal 10 km stehen, ist die Zahl der Tageskilometer nahezu gleich und damit als Messgröße stabiler als eine durchschnittliche Wegelänge.

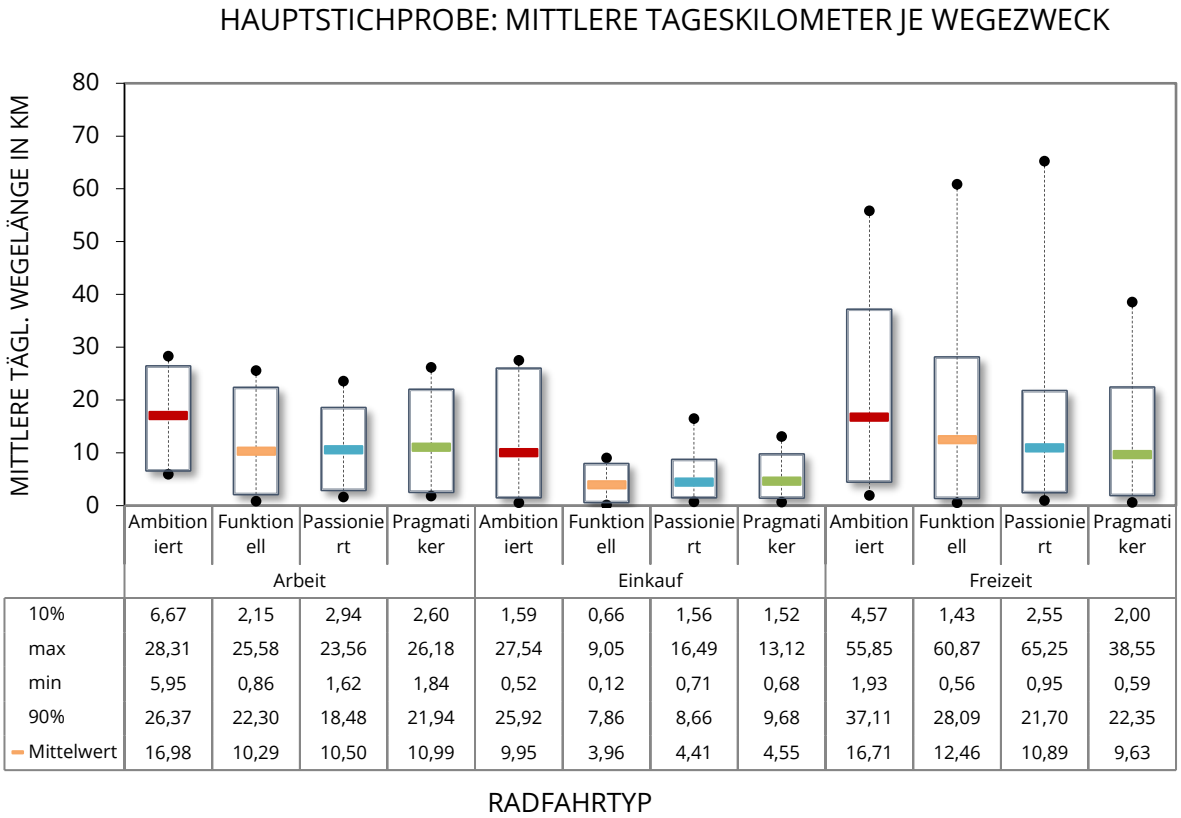
Wie in Abbildung 37 ersichtlich, sticht der Typ der *„Ambitionierten“* Radfahrer*innen sowohl hinsichtlich durchschnittlicher als auch maximaler Wegelänge deutlich hervor. Etwas überraschend ist die kaum vorhandene Differenzierung der übrigen Gruppen. Hier wäre, zumindest bei den *„Funktionellen“* Radfahrer*innen, eine niedrigere durchschnittliche Wegeweite zu erwarten gewesen



	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker
10%	7,3	5,0	4,8	5,4
max	51,2	34,3	50,2	27,6
min	5,4	0,6	1,6	2,2
90%	35,3	21,6	22,0	24,9
Mittelwert	20,4	13,1	13,1	13,3

Abbildung 37: Mittlere tägliche Wegelänge über alle Wegezwecke [N=187]

Die mittlere tägliche Wegelänge nach Wegezweck verdeutlicht das oben angesprochene Phänomen nochmals, wie in Abbildung 38 ersichtlich. Sie beschreibt dabei den Mittelwert der Summen aller Wege, bspw. mit Wegezweck Einkaufen, über alle Tage an denen Wege dieses Wegezwecks zurückgelegt wurden.



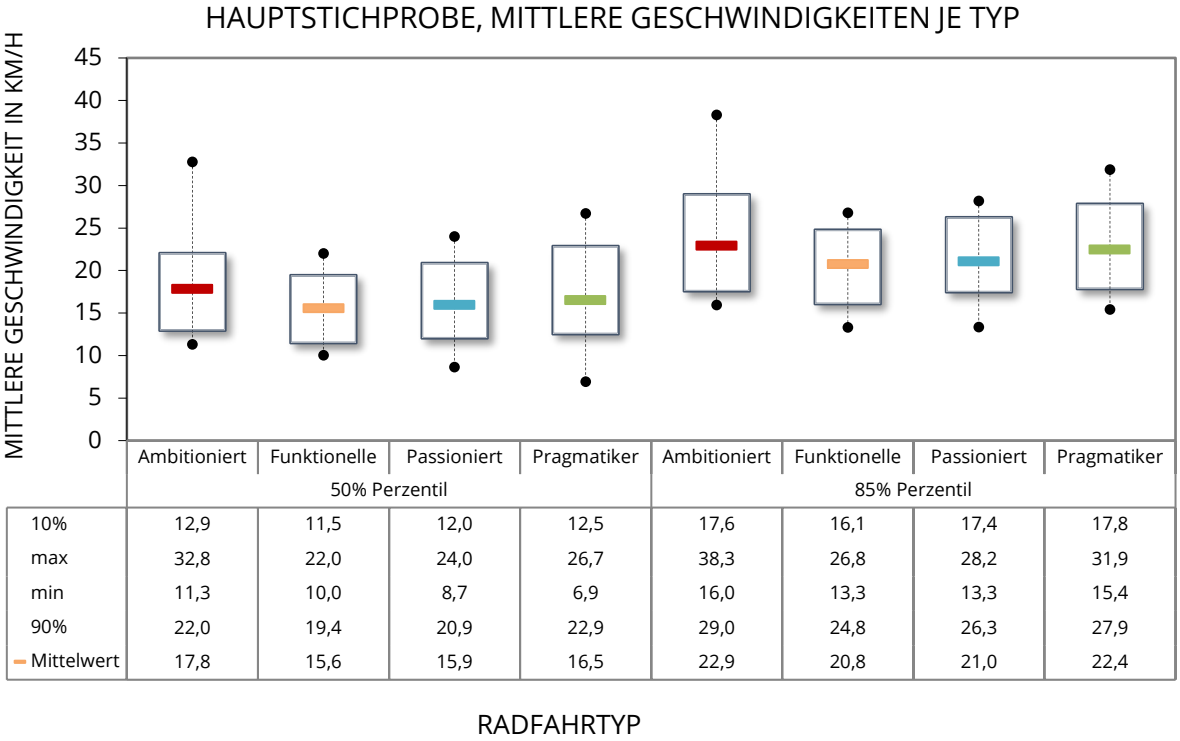
	Arbeit				Einkauf				Freizeit			
	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionell	Passioniert	Pragmatiker
10%	6,67	2,15	2,94	2,60	1,59	0,66	1,56	1,52	4,57	1,43	2,55	2,00
max	28,31	25,58	23,56	26,18	27,54	9,05	16,49	13,12	55,85	60,87	65,25	38,55
min	5,95	0,86	1,62	1,84	0,52	0,12	0,71	0,68	1,93	0,56	0,95	0,59
90%	26,37	22,30	18,48	21,94	25,92	7,86	8,66	9,68	37,11	28,09	21,70	22,35
Mittelwert	16,98	10,29	10,50	10,99	9,95	3,96	4,41	4,55	16,71	12,46	10,89	9,63

Abbildung 38: Mittlere Tageskilometer nach Wegezweck und Typ [N=187]

Ambitionierte Radfahrer*innen legen innerhalb jedes Wegezwecks im Durchschnitt die höchsten Fahrtweiten zurück. Etwas überraschend sind die vergleichsweise hohen Fahrweiten der *Funktionellen* innerhalb des Wegezwecks Freizeit. Gut erkennbar sind höhere Varianzen und auch Ausreißer bei den Freizeitwegen, während vor allem Arbeitswege eine deutlich geringere Spannweite aufweisen.

5.2.3 Geschwindigkeitsverteilungen

Geschwindigkeitsverteilungen können Aufschluss über nötige bauliche Unterscheidungen für unterschiedliche Verhaltenstypen geben. Dargestellt ist jeweils der Median und das 0,85-Perzentil der mittleren Geschwindigkeiten aller Fahrten der Proband*innen.

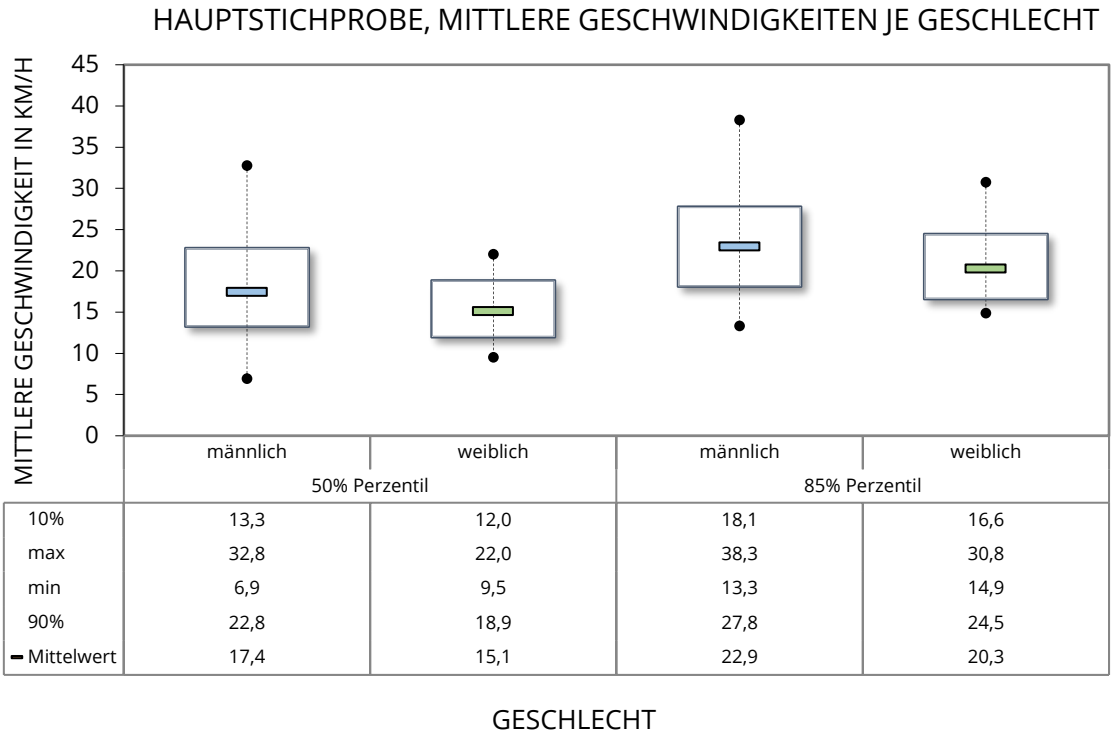


	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker
	50% Perzentil				85% Perzentil			
10%	12,9	11,5	12,0	12,5	17,6	16,1	17,4	17,8
max	32,8	22,0	24,0	26,7	38,3	26,8	28,2	31,9
min	11,3	10,0	8,7	6,9	16,0	13,3	13,3	15,4
90%	22,0	19,4	20,9	22,9	29,0	24,8	26,3	27,9
Mittelwert	17,8	15,6	15,9	16,5	22,9	20,8	21,0	22,4

Abbildung 39: Mittlere Geschwindigkeiten der unterschiedlichen Radfahrtypen [N=187]

Wie in Abbildung 39 zu erkennen, ist die durchschnittliche Geschwindigkeit des Typs der *ambitionierten* Radfahrer*innen etwas höher als die der übrigen Gruppen. Die übrigen Typen sind hinsichtlich ihrer Geschwindigkeiten als eher homogen zu betrachten. Die höheren Maximalwerte der *Ambitionierten* zeigen jedoch, dass sportive Fahrer*innen vor allem dieser Gruppe zuzuordnen sind. Etwas überraschend folgen die *Pragmatiker*innen, welche zudem eine vergleichsweise große Spannbreite an Werten aufweisen.

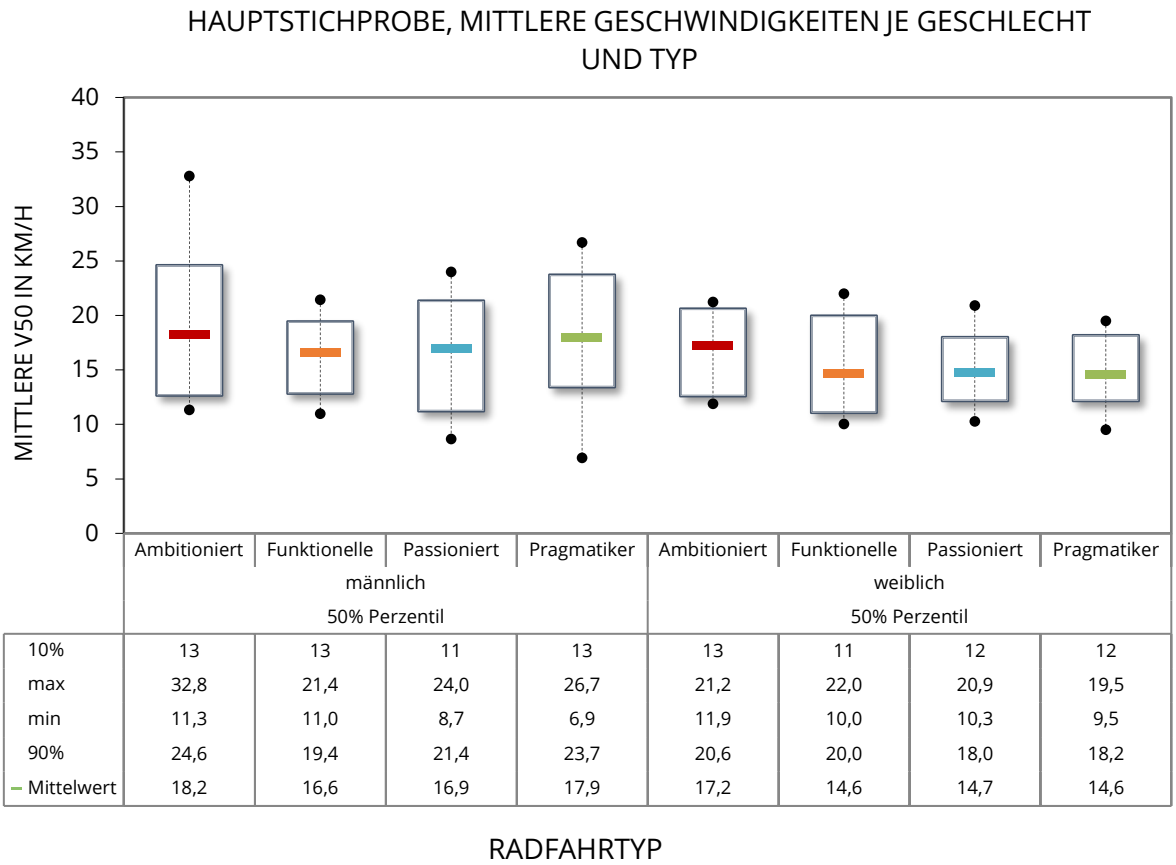
Bei der Auswertung nach dem Geschlecht der Proband*innen stellte sich erwartungsgemäß eine leicht höhere Durchschnittsgeschwindigkeit für Median und v85 der männlichen Probanden heraus.



	männlich	weiblich	männlich	weiblich
	50% Perzentil		85% Perzentil	
10%	13,3	12,0	18,1	16,6
max	32,8	22,0	38,3	30,8
min	6,9	9,5	13,3	14,9
90%	22,8	18,9	27,8	24,5
Mittelwert	17,4	15,1	22,9	20,3

Abbildung 40: Mittlere Geschwindigkeit je Geschlecht, Hauptstichprobe [N=187]

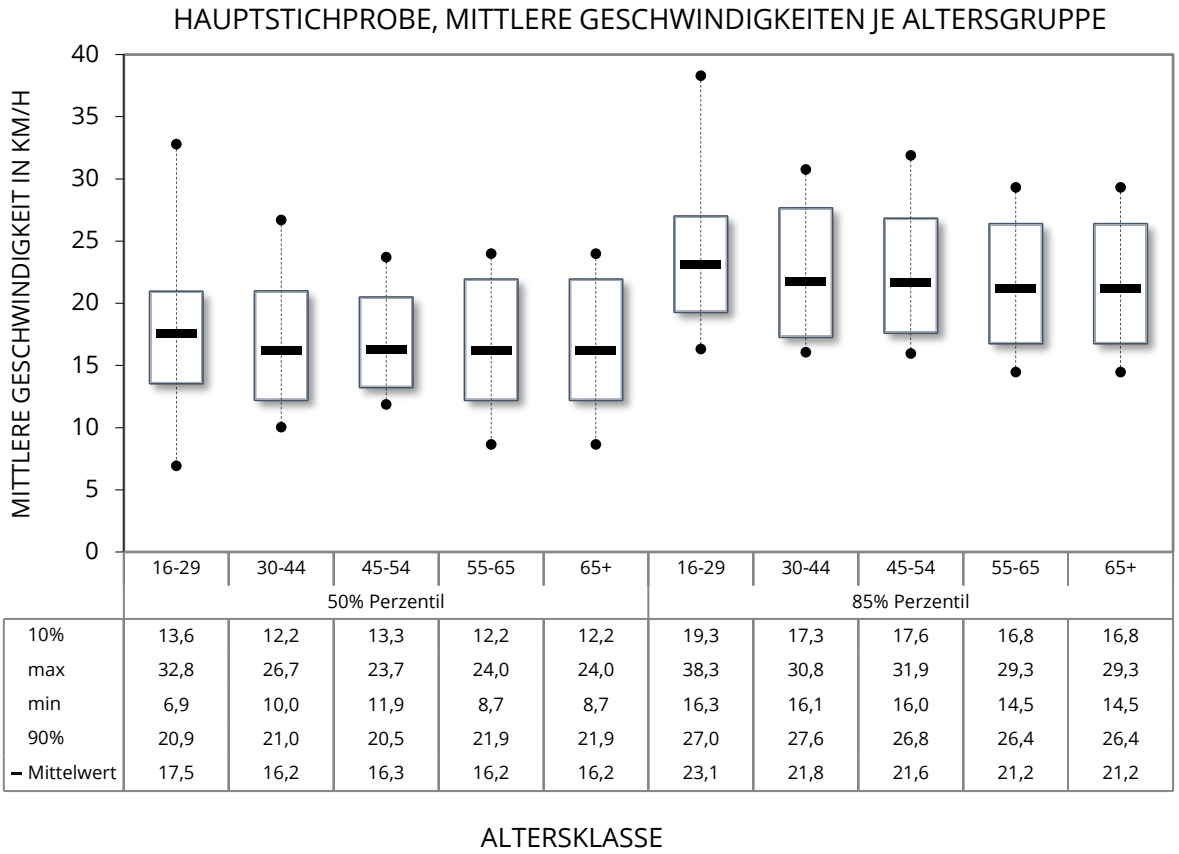
Ebenfalls in Abbildung 40 ersichtlich ist eine größere Homogenität der Geschwindigkeit der Probandinnen – gleichwohl auch hier recht hohe Maximalwerte erreicht werden. Abbildung 41 zeigt, dass im Zuge der Auswertung nach Typ und Geschlecht die Unterschiede zwischen *Ambitionierten* und den übrigen Gruppen bei Frauen stärker zu Tage treten als bei Männern. Deutlich zeigt sich auch eine höhere Homogenität der Geschwindigkeit innerhalb der Typen. Davon ausgenommen ist der Typ der *funktionellen* Radfahrer*innen. Der Typ der *funktionellen* Radfahrer*innen zeigt die höchste Homogenität innerhalb der männlichen Nutzer.



	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker
	männlich				weiblich			
	50% Perzentil				50% Perzentil			
10%	13	13	11	13	13	11	12	12
max	32,8	21,4	24,0	26,7	21,2	22,0	20,9	19,5
min	11,3	11,0	8,7	6,9	11,9	10,0	10,3	9,5
90%	24,6	19,4	21,4	23,7	20,6	20,0	18,0	18,2
– Mittelwert	18,2	16,6	16,9	17,9	17,2	14,6	14,7	14,6

Abbildung 41: Geschwindigkeiten nach Geschlecht und Typ [N=187]

Noch deutlicher treten Geschwindigkeitsunterschiede zwischen den einzelnen Altersgruppen zutage (vgl. Abbildung 42). Hier zeigt sich für den Durchschnitt ein degressiver Verlauf mit zunehmendem Lebensalter der Proband*innen. Gleichzeitig ist vor allem in der Altersgruppe der 16-29-Jährigen der Maximalwert stark ausgeprägt, während sich beim 90%-Perzentil der Verteilung kaum Unterschiede zu den anderen Altersklassen ausmachen lassen.



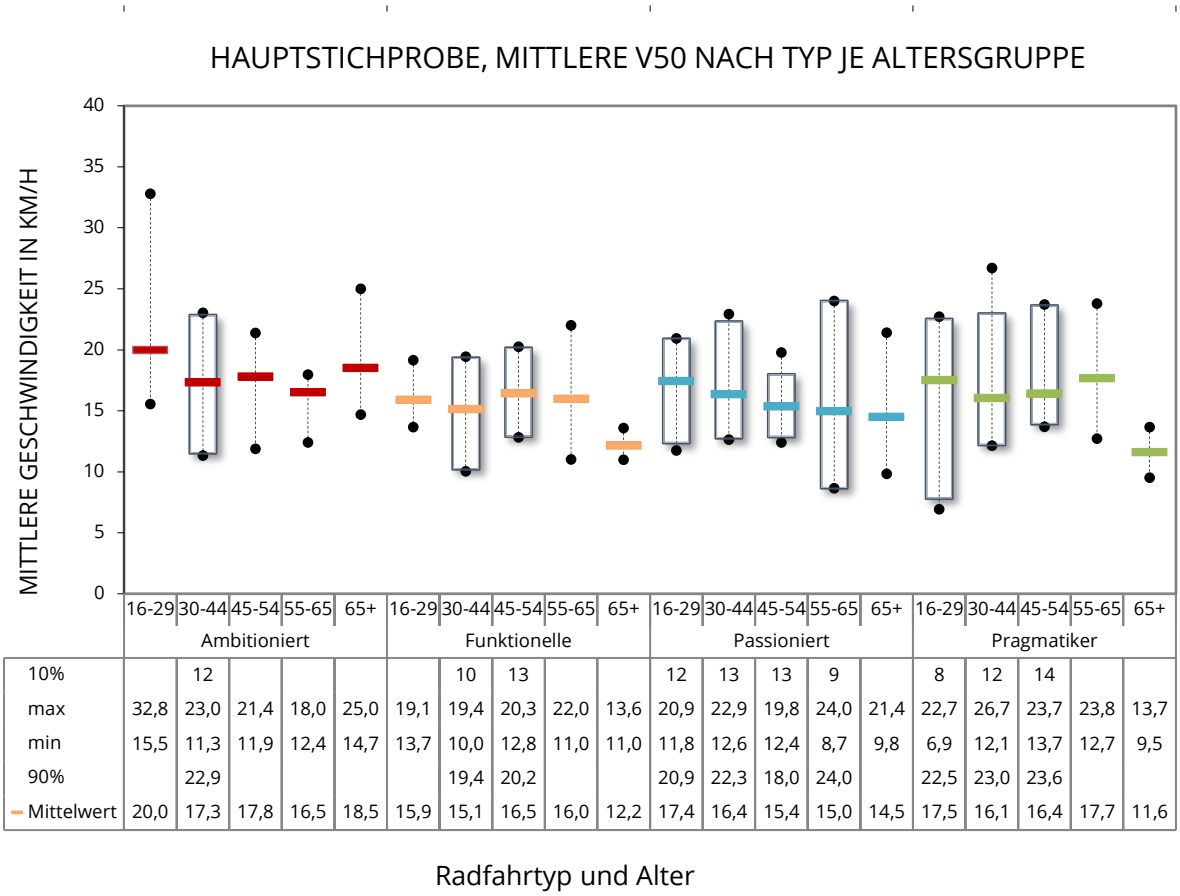
	50% Perzentil					85% Perzentil				
	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+
10%	13,6	12,2	13,3	12,2	12,2	19,3	17,3	17,6	16,8	16,8
max	32,8	26,7	23,7	24,0	24,0	38,3	30,8	31,9	29,3	29,3
min	6,9	10,0	11,9	8,7	8,7	16,3	16,1	16,0	14,5	14,5
90%	20,9	21,0	20,5	21,9	21,9	27,0	27,6	26,8	26,4	26,4
– Mittelwert	17,5	16,2	16,3	16,2	16,2	23,1	21,8	21,6	21,2	21,2

Abbildung 42: Mittlere Geschwindigkeiten nach Altersklasse, Hauptstichprobe [N=187]

Der altersbedingte Geschwindigkeitsrückgang trifft allerdings nicht alle Typen gleichermaßen, wie Abbildung 43 zeigt. Während *ambitionierte* Radfahrer*innen auch im höheren Alter noch ein vergleichsweise hohes Geschwindigkeitsniveau aufweisen, sinkt dieses für die *Pragmatiker*innen und die *Funktionellen* in der Altersklasse ab 65 Jahren stark ab. Hierzu sei allerdings angemerkt, dass diese Klasse auch die ältesten Teilnehmer der Stichprobe mit bis zu 88 Jahren enthielt.

Während *Pragmatiker*, *Funktionelle* und *Ambitionierte*, abgesehen von den Radfahrer*innen über 65 Jahren, relativ stabile Geschwindigkeitsplateaus bilden, ist bei den *Passionierten* Radfahrer*innen eine negative lineare Korrelation zwischen Alter und Geschwindigkeit erkennbar.

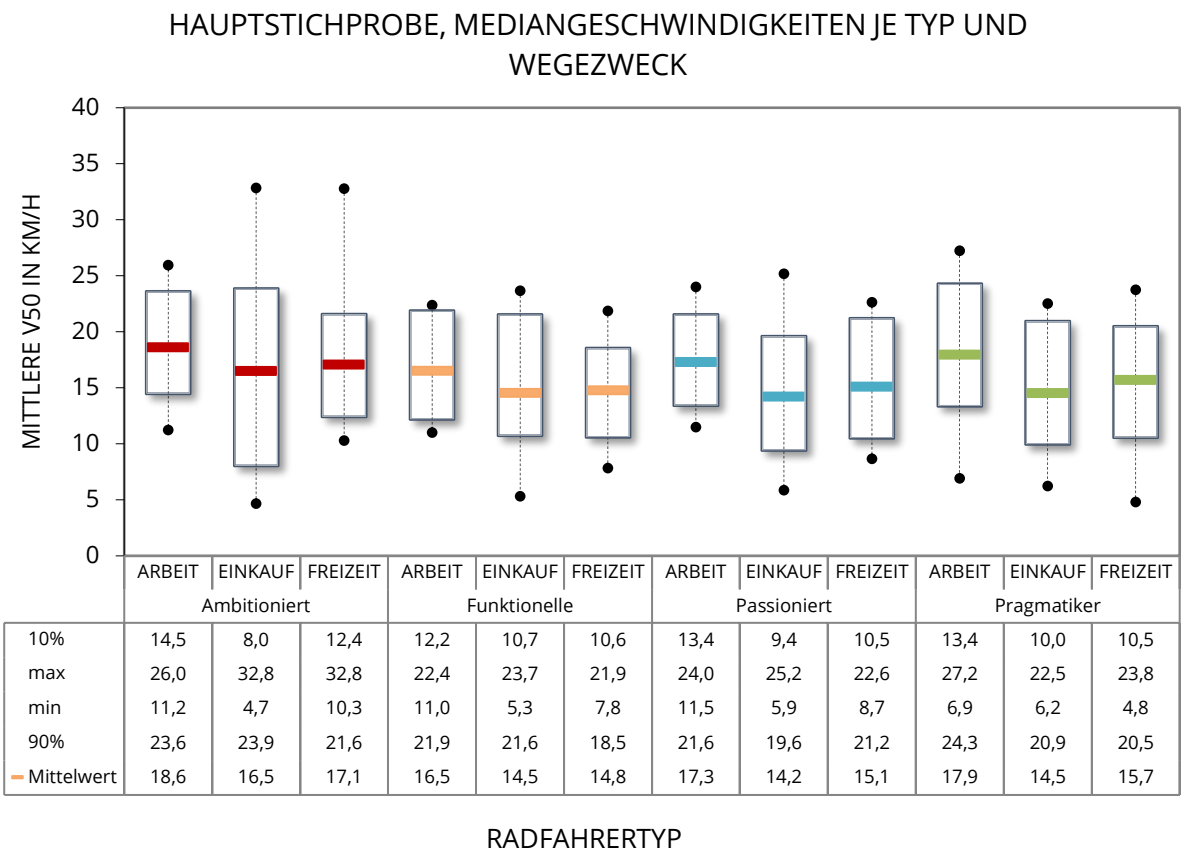
Für die Interpretation von Abbildung 43 ist es zudem anzumerken, dass diejenigen Untergruppen ohne Darstellung der Perzentile 0,1 und 0,9 weniger als 10 Proband*innen enthielten und damit keine sinnvollen Perzentile gebildet werden konnten. Eine weitere Aufteilung nach Typ, Alter und Geschlecht erscheint vor diesem Hintergrund nicht sinnvoll.



	Ambitioniert					Funktionelle					Passioniert					Pragmatiker				
	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+
10%		12					10	13			12	13	13	9		8	12	14		
max	32,8	23,0	21,4	18,0	25,0	19,1	19,4	20,3	22,0	13,6	20,9	22,9	19,8	24,0	21,4	22,7	26,7	23,7	23,8	13,7
min	15,5	11,3	11,9	12,4	14,7	13,7	10,0	12,8	11,0	11,0	11,8	12,6	12,4	8,7	9,8	6,9	12,1	13,7	12,7	9,5
90%		22,9					19,4	20,2			20,9	22,3	18,0	24,0		22,5	23,0	23,6		
Mittelwert	20,0	17,3	17,8	16,5	18,5	15,9	15,1	16,5	16,0	12,2	17,4	16,4	15,4	15,0	14,5	17,5	16,1	16,4	17,7	11,6

Abbildung 43: Mittlere Mediangeschwindigkeit nach Typ je Altersgruppe, Hauptstichprobe [N=187]

Neben den persönlichen Parametern der Proband*innen ist zudem ein Einfluss der Wegezwecke auf die Fahrtgeschwindigkeit naheliegend und kann, wie in Abbildung 44 dargestellt, auch nachgewiesen werden. Die Arbeitswege weisen über alle Typen eine höhere Mediangeschwindigkeit auf, als die Wegezwecke Einkaufen und Freizeit.



	Ambitioniert			Funktionelle			Passioniert			Pragmatiker		
	ARBEIT	EINKAUF	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUF	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUF	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUF	FREIZEIT
10%	14,5	8,0	12,4	12,2	10,7	10,6	13,4	9,4	10,5	13,4	10,0	10,5
max	26,0	32,8	32,8	22,4	23,7	21,9	24,0	25,2	22,6	27,2	22,5	23,8
min	11,2	4,7	10,3	11,0	5,3	7,8	11,5	5,9	8,7	6,9	6,2	4,8
90%	23,6	23,9	21,6	21,9	21,6	18,5	21,6	19,6	21,2	24,3	20,9	20,5
Mittelwert	18,6	16,5	17,1	16,5	14,5	14,8	17,3	14,2	15,1	17,9	14,5	15,7

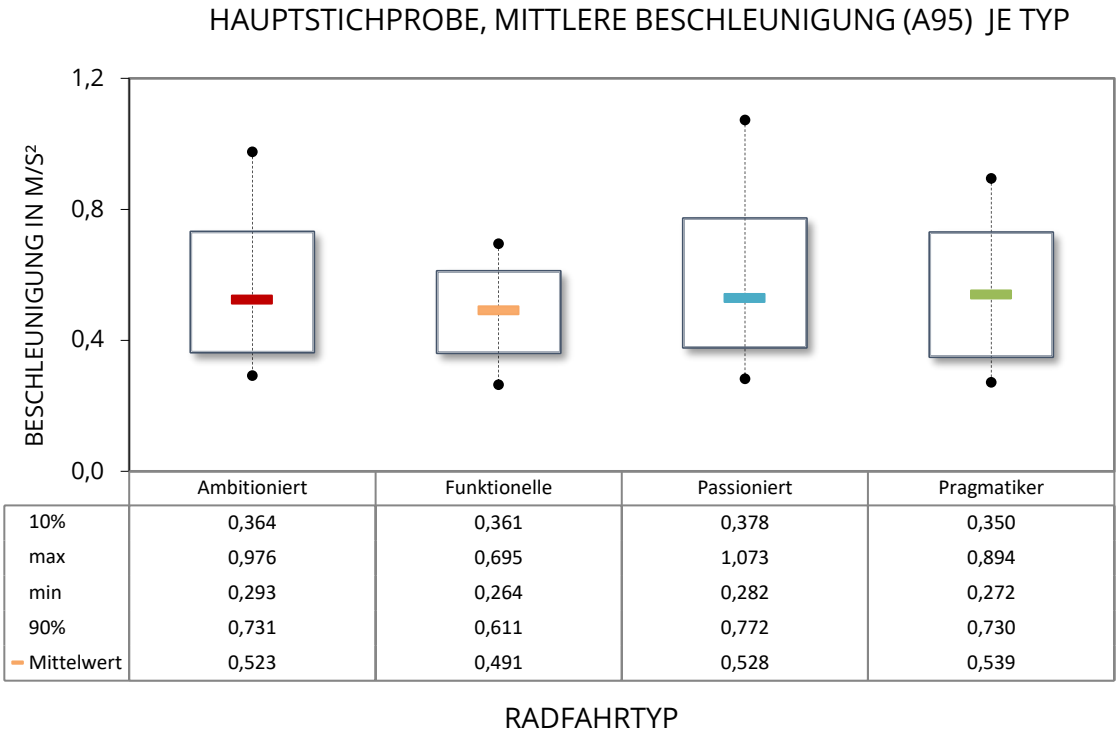
Abbildung 44: Mediangeschwindigkeiten je Typ nach Wegezweck, Hauptstichprobe [N=187]

5.2.4 Beschleunigungsverhalten

Im Laufe der Untersuchung zeigte sich, dass das Beschleunigungsverhalten als abhängige Größe von Zeit und Geschwindigkeit teilweise starken sensorbedingten Schwankungen unterliegt. Gerade bei schlechterem GPS-Empfang sind die Beschleunigungsdaten, trotz Glättung der Geschwindigkeiten durch weiterhin vorhandene Ausreißer, nur schwer interpretierbar. Dies schränkt die Belastbarkeit der maximalen Beschleunigungswerte deutlich ein. Die stärker aggregierten Mittelwerte geben einen soliden Überblick über sich veränderndes Beschleunigungsverhalten. Die verwendeten Perzentile der Beschleunigung sind dabei abhängig von der Wegelänge und der Anzahl der nötigen Anfahrvorgänge. Bspw. kann ein kurzer, innerstädtischer Weg aufgrund häufiger Halte- und Anfahrvorgänge einen recht hohen Wert für das 0,95-Perzentil (a95) der Beschleunigung aufweisen, während ein längerer Weg außerhalb bebauten Gebiets aufgrund langer unbehinderter Fahrtphasen einen vergleichsweise niedrigen Wert für die a95 aufweist, da die Anfahrvorgänge erst ab einem Schwellwert von 0,2 m/s² erfasst werden.

Es ist aufgrund möglicher Ungenauigkeiten durch GPS-Sprünge nicht möglich, das 0,99-Perzentil der Beschleunigung zu verwenden, da bereits wenige solcher Sprünge bei einer

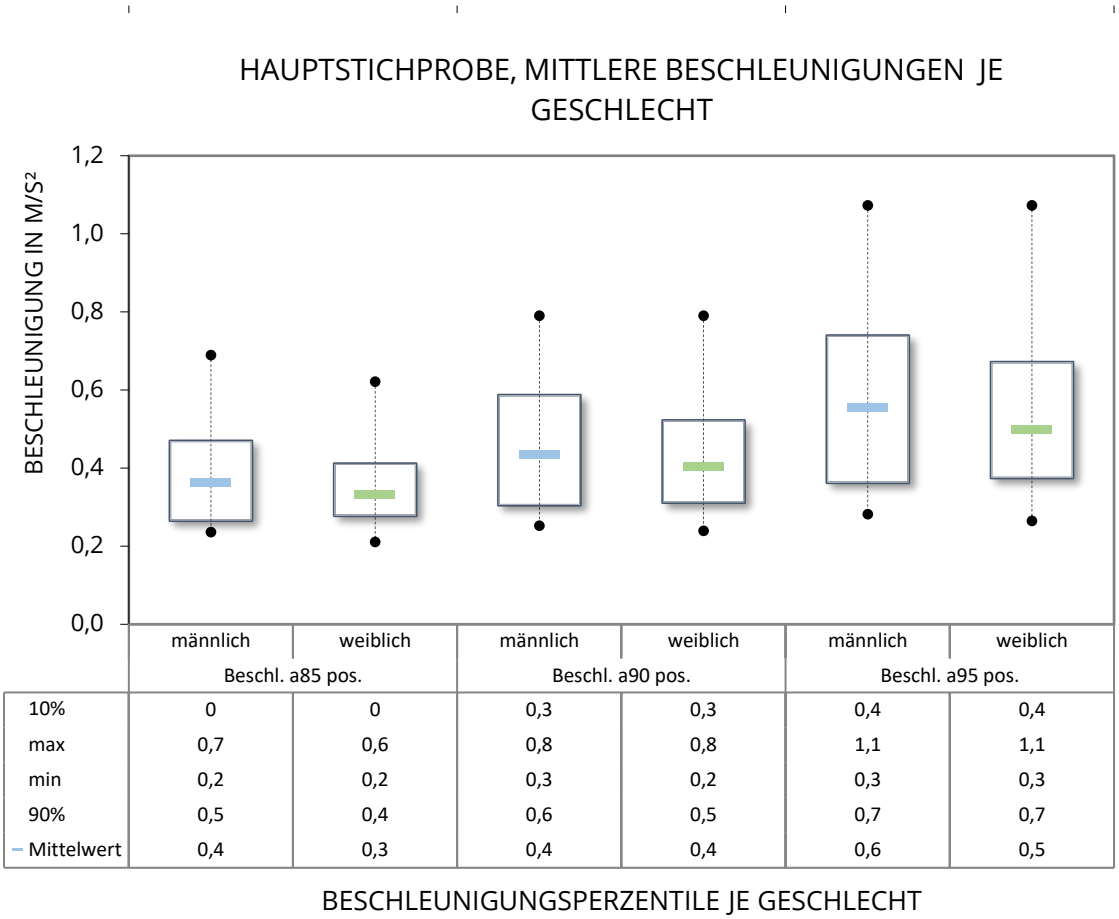
kurzen Fahrtstrecke ausreichen, um den Wert zu verfälschen. Abhilfe schafft hier die Identifikation von Fahrtzuständen wie in den Abschnitten 4.6.1.6 und 4.6.1.7 beschrieben.



	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker
10%	0,364	0,361	0,378	0,350
max	0,976	0,695	1,073	0,894
min	0,293	0,264	0,282	0,272
90%	0,731	0,611	0,772	0,730
Mittelwert	0,523	0,491	0,528	0,539

Abbildung 45: Mittleres 0,95-Perzentil der Beschleunigung je Typ, Hauptstichprobe [N=187]

Aber auch, wenn nur die jeweils positiven oder negativen Beschleunigungszustände der Radfahrer*innen für die Berechnung der jeweiligen Perzentile herangezogen werden, ist das Ergebnis dennoch erstaunlich homogen.



	männlich	weiblich	männlich	weiblich	männlich	weiblich
	Beschl. a85 pos.		Beschl. a90 pos.		Beschl. a95 pos.	
10%	0	0	0,3	0,3	0,4	0,4
max	0,7	0,6	0,8	0,8	1,1	1,1
min	0,2	0,2	0,3	0,2	0,3	0,3
90%	0,5	0,4	0,6	0,5	0,7	0,7
Mittelwert	0,4	0,3	0,4	0,4	0,6	0,5

Abbildung 46: Mittlere Beschleunigungsperzentile je Geschlecht, Hauptstichprobe [N=187]

Betrachtet man jedoch die Verteilung der Beschleunigungsperzentile nach Geschlecht, wird vor allem für das 95%-Perzentil ein Unterschied deutlich (vgl. Abbildung 46). Die mit dem Perzentilrang steigenden Maximalwerte und Reichweiten sind durch einen höheren Anteil stärkerer Beschleunigungsvorgänge, die in die Mittelwertbildung eingehen, begründet.

Bei der Unterscheidung nach Altersgruppen, wie in Abbildung 47 dargestellt, wird der Effekt sinkender Werte mit steigendem Alter – vergleichbar mit demjenigen der Geschwindigkeiten – deutlich.

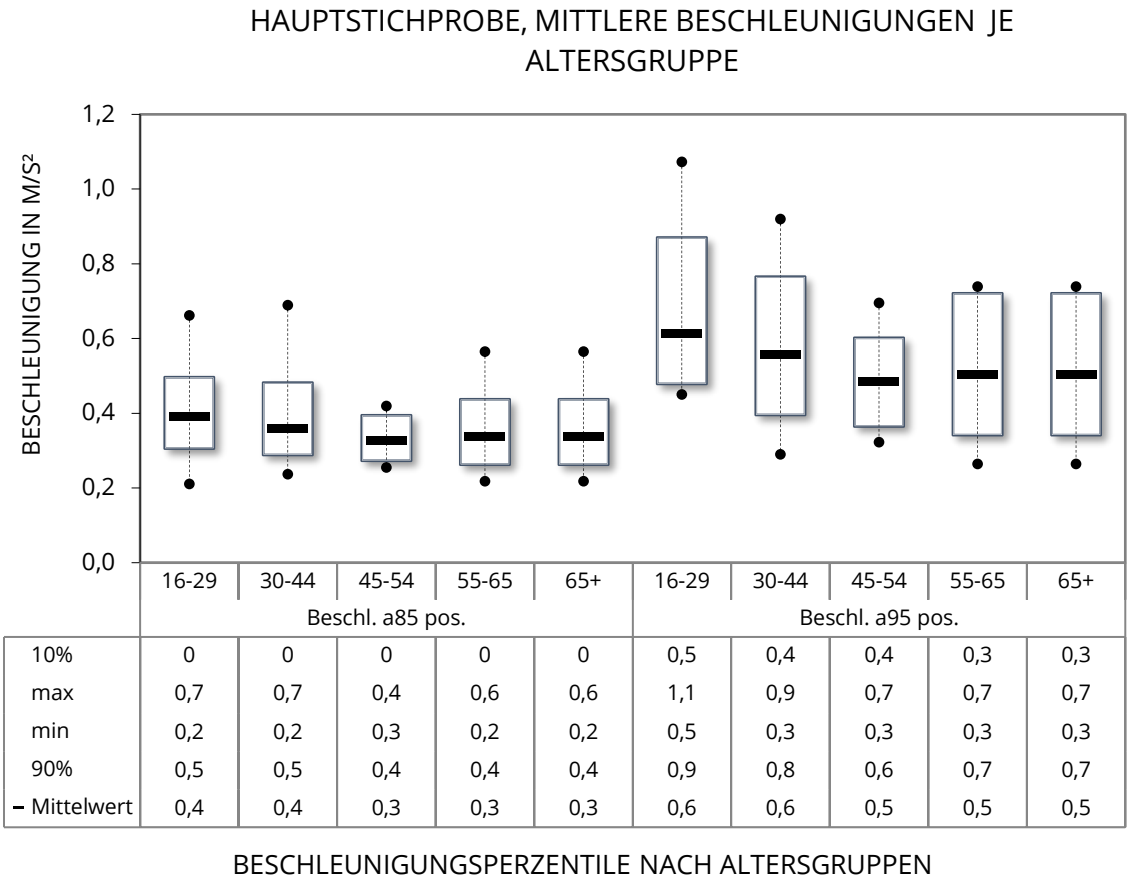
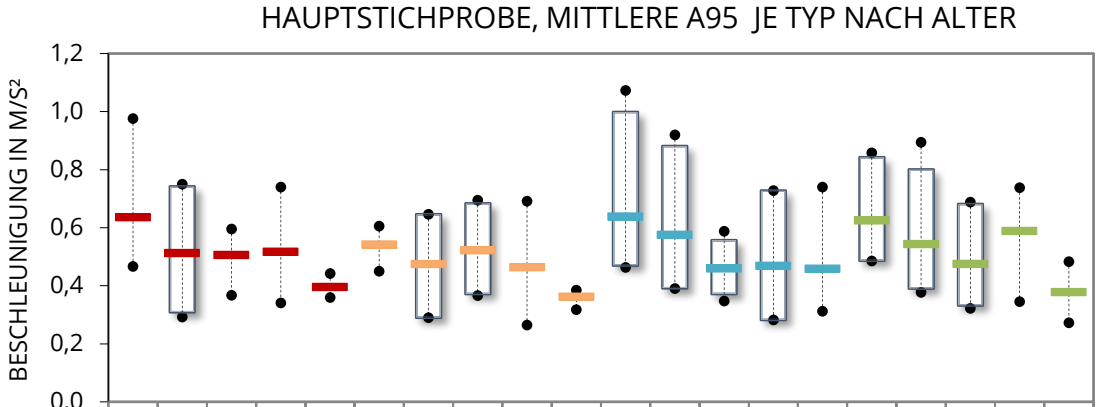


Abbildung 47: Beschleunigungsperzentile nach Altersgruppen, Hauptstichprobe [N=187]

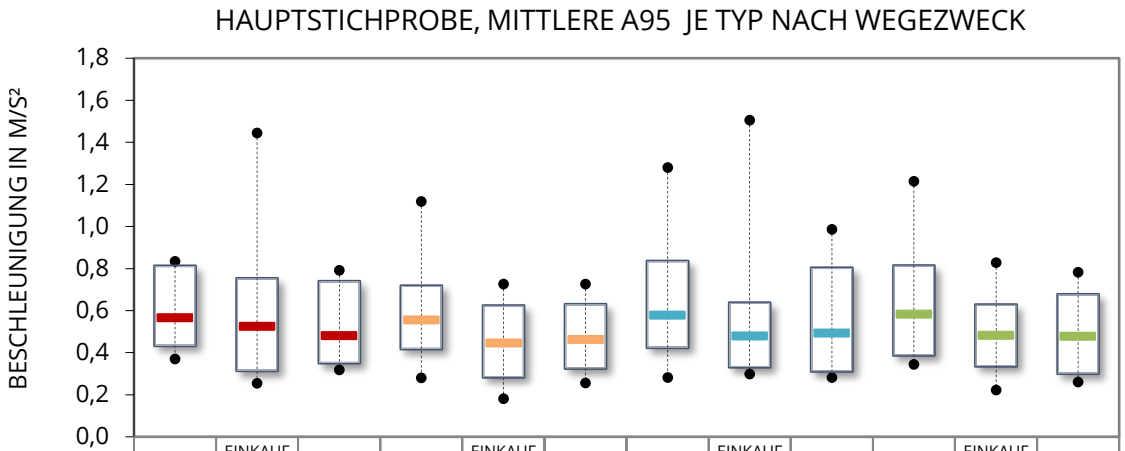
Der beschriebene Effekt des degressiven Beschleunigungsvermögens, ist bei allen Radfahrtypen gleichermaßen zu beobachten, wie in Abbildung 48 zu erkennen ist. Die Unterschiede werden allerdings mit steigendem Alter ab der Altersklasse 45-54 Jahre geringer. Die angesprochene Altersklasse weist zudem die geringste Varianz innerhalb der Gruppe auf, während die Streuweiten in allen anderen Klassen deutlich größer ausfallen. Vor allem in den Klassen ab 55 Jahren, ist dies durch zunehmend größere Unterschiede bei der körperlichen Leistungsfähigkeit zu erklären.



	Ambitioniert					Funktionelle					Passioniert					Pragmatiker				
Beschl. a95 pos.	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+
10%		0,3					0,3	0,4			0,5	0,4	0,4	0,3		0,5	0,4	0,3		
max	1,0	0,8	0,6	0,7	0,4	0,6	0,6	0,7	0,7	0,4	1,1	0,9	0,6	0,7	0,7	0,9	0,9	0,7	0,7	0,5
min	0,5	0,3	0,4	0,3	0,4	0,5	0,3	0,4	0,3	0,3	0,5	0,4	0,3	0,3	0,3	0,5	0,4	0,3	0,3	0,3
90%		0,7					0,6	0,7			1,0	0,9	0,6	0,7		0,8	0,8	0,7		
Mittelwert	0,6	0,5	0,5	0,5	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5	0,4	0,6	0,6	0,5	0,5	0,5	0,6	0,5	0,5	0,6	0,4

BESCHLEUNIGUNG JE TYP UND ALTER

Abbildung 48: 95%-Perzentil der Beschleunigung je Typ nach Alter, Hauptstichprobe [N=187]



	Ambitioniert			Funktionelle			Passioniert			Pragmatiker		
Beschl. a95 pos.	ARBEIT	EINKAUFEN	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUFEN	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUFEN	FREIZEIT	ARBEIT	EINKAUFEN	FREIZEIT
10%	0,432	0,314	0,351	0,417	0,283	0,324	0,423	0,331	0,311	0,386	0,335	0,300
max	0,835	1,445	0,791	1,119	0,727	0,726	1,280	1,505	0,986	1,215	0,828	0,782
min	0,371	0,254	0,318	0,280	0,181	0,256	0,282	0,298	0,282	0,344	0,223	0,261
90%	0,814	0,754	0,739	0,718	0,624	0,630	0,836	0,638	0,805	0,815	0,629	0,677
Mittelwert	0,565	0,524	0,481	0,555	0,445	0,463	0,578	0,479	0,492	0,583	0,482	0,477

BESCHLEUNIGUNG JE TYP UND WEGEZWECK

Abbildung 49: 95%-Perzentil der Beschleunigung je Typ und Wegezweck, Hauptstichprobe [N=187]

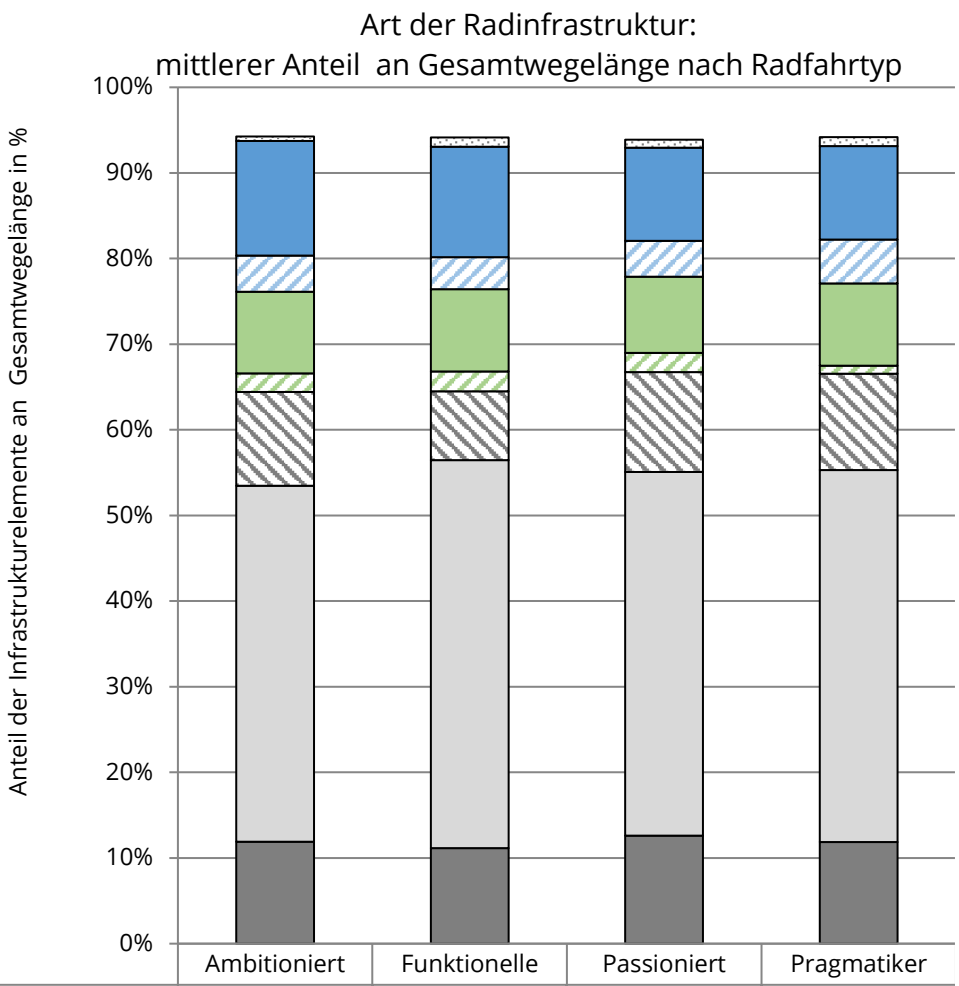
Betrachtet man das Beschleunigungsverhalten spezifisch nach dem Wegezweck wird, wie in Abbildung 49 ersichtlich, deutlich das der Wegezweck „Arbeit“ eine höhere mittlere Beschleunigung aufweist als die übrigen Wegezwecke. Hierbei ist allerdings zu beachten, dass Arbeitswege zumeist mit einem gewissen Zeitdruck verbunden sind und von der deutlich weniger beschleunigungsfähigen Altersklasse über 65 Jahren zumeist nicht mehr zurückgelegt werden.

5.2.5 Wahl der Radverkehrsinfrastruktur

Neben den dynamischen Fahrverhaltensparametern können die Proband*innen auch die Wahl der genutzten Verkehrsflächen über ihre Routenwahl beeinflussen. Auch hier ist die Eingangsthese, dass sich die unterschiedlichen Typen hinsichtlich der Wahl der Radverkehrsinfrastruktur unterscheiden.

Die Unterteilung entstand dabei entlang der in der Kartengrundlage zu differenzierenden Anlagentypen. Die Kategorie „Gehweg, verkehrsberuhigter Bereich, Sonstige“ umfasst dabei beispielsweise Plätze, Einkaufsstraßen oder Fußgängerzonen, nicht jedoch reguläre Gehwege, da der Routing-Algorithmus qua Annahme von regelgetreuem Verhalten ausgeht, wie in Kapitel 4.6.1.8 beschrieben. Die Unterscheidung der Kategorien „Neben- bzw. Hauptnetz Mischverkehr“ beschreiben die gemeinsame Führung mit dem Kfz-Verkehr ohne bauliche Radverkehrsanlagen, während „Neben- bzw. Hauptnetz RFS“ die Anlagentypen Radfahrstreifen und Schutzstreifen meint. Die fehlenden Prozentwerte zu 100% erklären sich durch nicht zuordenbare Wegetypen. Dies betrifft ca. 6% der genutzten Wege.

Wertet man die Daten typenfein aus, dann bestätigt sich die Eingangshypothese zunächst nicht. Vielmehr spricht das Ergebnis nach Abbildung 50 dafür, dass alle Radfahrtypen gleichermaßen die beste zur Verfügung stehende Infrastruktur nutzen. Kleine Unterschiede zeigen sich lediglich für die *Ambitionierten* Radfahrer*innen, die insgesamt geringfügig häufiger Radverkehrsinfrastruktur nutzten als die übrigen Typen (46% - 44/45/45%).

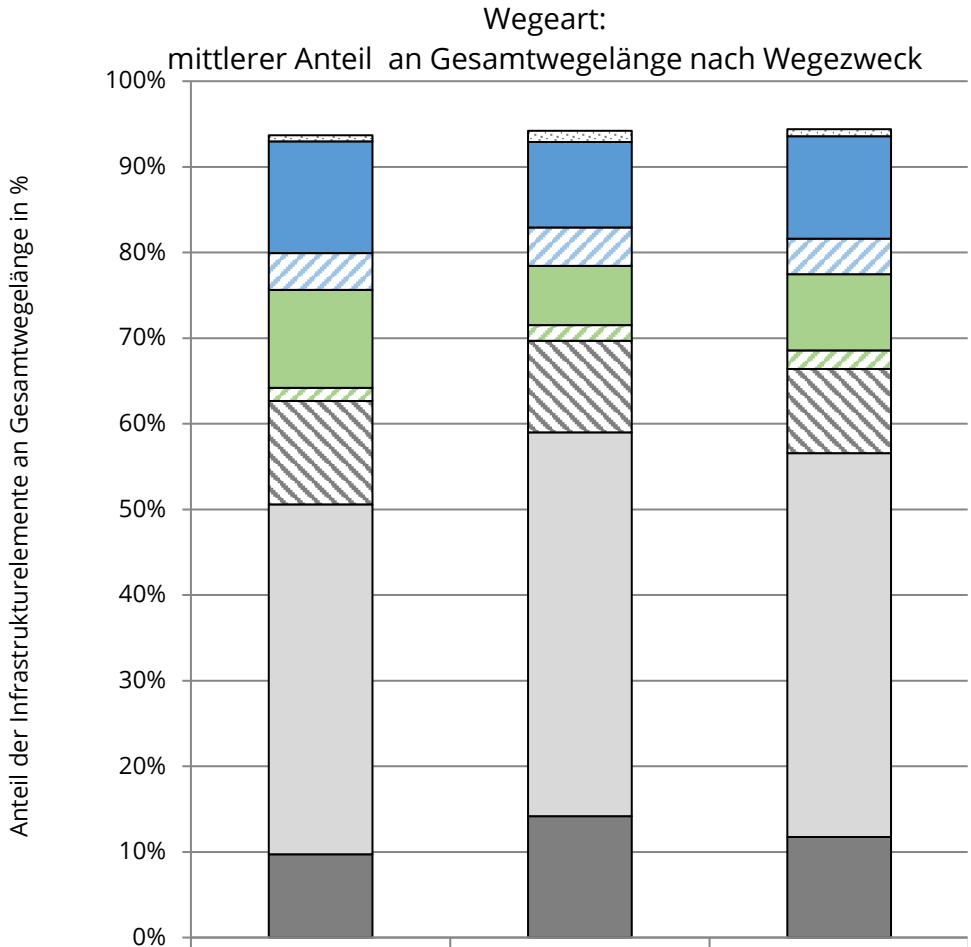


	Ambitioniert	Funktionelle	Passioniert	Pragmatiker
Gehweg, Verkehrsberuhigter Bereich, sonstige	1%	1%	1%	1%
Gemeinsamer Geh- und Radweg	13%	13%	11%	11%
Gehweg, Radweg frei	4%	4%	4%	5%
Radweg	10%	10%	9%	10%
Nebennetz RFS	2%	2%	2%	1%
Hauptnetz RFS	11%	8%	12%	11%
Nebennetz Mischverkehr	42%	45%	42%	43%
Hauptnetz Mischverkehr	12%	11%	13%	12%

Abbildung 50: Mittlerer Anteil der genutzten Radverkehrsinfrastruktur an der Gesamtwegelänge [N=187]

Diese Erkenntnis liegt in einer Linie mit den geäußerten Vorzügen der Proband*innen im Zuge der Auswertung der vorgelagerten Onlineumfrage (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019; A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019). Hierbei wurden alle Anlagentypen, außer dem freigegebenen Gehweg, durch die Befragten ähnlich gut bzw. schlecht bewertet. In der Feldstudie wiederholt sich nun dieses Bild, einzig die unterschiedliche Auffassung zu den freigegebenen Gehwegen (Z239+ZZ) zeigt sich hier nicht deutlich (4/4/4/5%). Auch

eine Unterscheidung nach Wegezweck ist zunächst eher diffus (vgl. Abbildung 51). So weichen vor allem Arbeitswege hinsichtlich der genutzten Infrastruktur von den übrigen Wegezwecken ab.

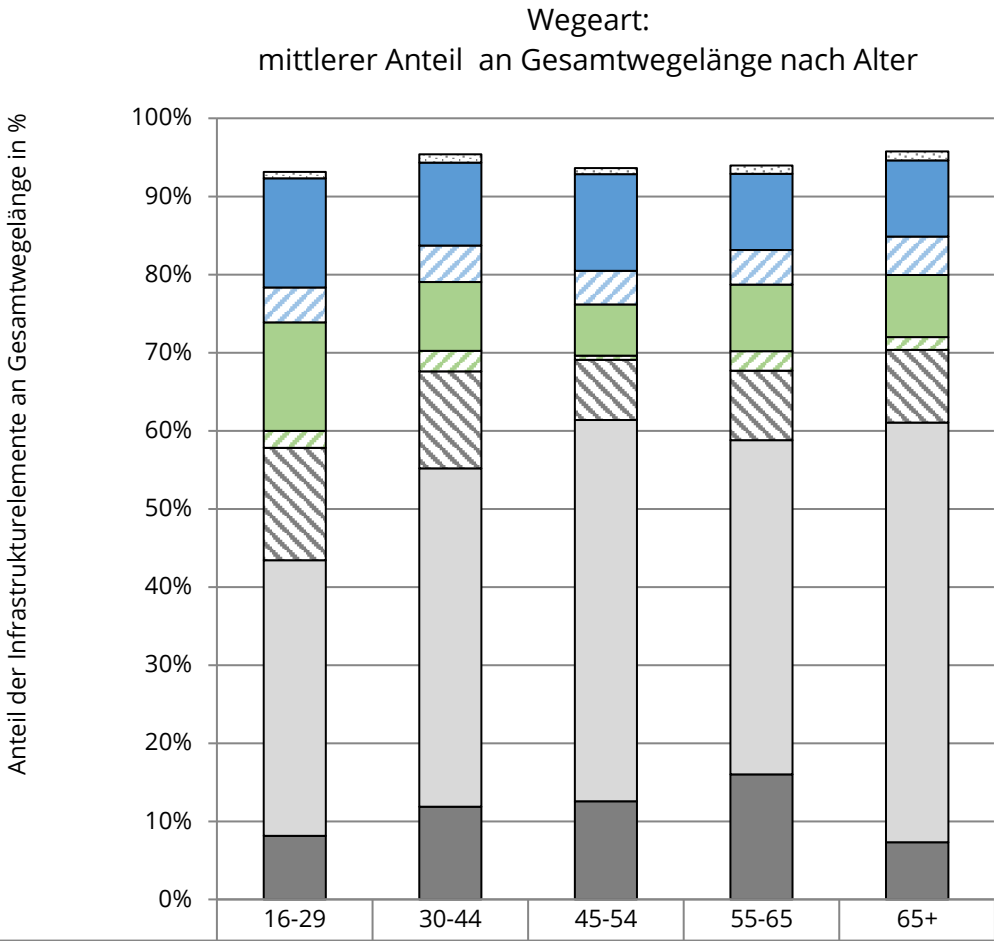


	ARBEIT	EINKAUFEN	FREIZEIT
Gehweg, Verkehrsberuhigter Bereich, sonstige	1%	1%	1%
Gemeinsamer Geh- und Radweg	13%	10%	12%
Gehweg, Radweg frei	4%	4%	4%
Radweg	11%	7%	9%
Nebennetz_RFS	2%	2%	2%
Hauptnetz_RFS	12%	11%	10%
Mischverkehr Nebennetz	41%	45%	45%
Mischverkehr Hauptnetz	10%	14%	12%

Abbildung 51: Mittlerer Anteil genutzter Infrastruktur nach Wegezweck [N=187]

Auf den täglichen Arbeitswegen nutzen die Radfahrer*innen weitaus häufiger bauliche Radinfrastruktur als auf Freizeit- und Einkaufswegen. Dies ist zunächst kontraintuitiv, kann aber mit der Lage der Ziele bzw. einer bewussten Routenwahl für Arbeitswege begründet werden. So liegen Einkaufsmöglichkeiten wie bspw. Bäcker üblicherweise ver-

stärkt im Nebennetz und somit außerhalb des Netzes städtischer Radverkehrsinfrastruktur. Freizeitwege hingegen werden vor allem im städtischen Umland überwiegend auf Straßen der unteren Entwurfsklassen (EKL 3+4) durchgeführt, die zumeist ohne zusätzliche Radverkehrsanlagen trassiert werden.



	16-29	30-44	45-54	55-65	65+
Gehweg, Verkehrsberuhigter Bereich, sonstige	1%	1%	1%	1%	1%
Gemeinsamer Geh- und Radweg	14%	11%	12%	10%	10%
Gehweg, Radweg frei	4%	5%	4%	4%	5%
Radweg	14%	9%	7%	9%	8%
Mischverkehr Nebennetz	2%	3%	1%	3%	2%
Mischverkehr Hauptnetz	14%	12%	8%	9%	9%
Nebennetz	35%	43%	49%	43%	54%
Hauptnetz	8%	12%	13%	16%	7%

Abbildung 52: Mittlerer Anteil genutzter Infrastruktur nach Alter, Hauptstichprobe [N=187]

Wertet man die Nutzung der Infrastrukturelemente nach Alter aus, zeigt sich für die Gruppe der Schüler, Studenten und jungen Berufstätigen bis 29 Jahre ein deutlich höherer

Anteil an Anlagennutzung in Verbindung mit der Meidung des Nebennetzes. Möglicherweise liegt das an den Zielen, wie der Universität, die am Hauptstraßennetz mit Radverkehrsanlagen liegt. Ein weiterer Erklärungsansatz ist die Nutzung des Hauptstraßennetzes (mit Radverkehrsanlagen) aus Gründen der Direktheit und der damit verbundenen Zeitersparnis. Weitere Erklärungen liegen mit hoher Wahrscheinlichkeit in der Routenwahl begründet und somit außerhalb des Fokus dieser Arbeit.

5.3 Inferenzstatistik

Die folgende Analyse soll die deskriptiv gefundenen Zusammenhänge zwischen Alter, Geschlecht sowie Wegezweck und den jeweiligen Fahrparametern bestätigen oder ablehnen. Die Stichproben auf Nutzerebene können als unabhängig voneinander betrachtet werden. Da in den überwiegenden Fällen mehr als zwei Stichproben miteinander verglichen werden sollen, stehen für Mittelwertvergleiche die ANOVA für normalverteilte, sowie der Kruskal-Wallis-Test bzw. der Mann-Whitney-U-Test für verteilungsfreie Variablen zur Verfügung.

Folglich müssen die verwendeten Parameter zunächst auf Normalverteilung getestet werden. Zunächst wird dies über den Kolmogorov-Smirnov-Test sowie den Shapiro-Wilk-Test realisiert. Da beide Tests für größere Stichproben dazu neigen, die Nullhypothese „ist normalverteilt“ abzulehnen (Sig. < 0,05), bietet sich außerdem eine anschließende visuelle Prüfung von Häufigkeitsverteilung und Q-Q-Diagrammen an. Verwendet wurde dafür das Programm SPSS in der Version 27.

5.3.1 Test auf Normalverteilung:

Tabelle 11: Ergebnisse des Tests auf Normalverteilungen, Konfidenzintervall 95% [alle Wegezwecke]

	Kolmogorov-Smirnov[a]			**Shapiro-Wilk**		
	Statistik	df	Signifikanz	Statistik	df	Signifikanz
Fahrtzahl	0,068	173	0,047	0,948	173	0,000
MW_Fahrt-weite	0,147	173	0,000	0,898	173	0,000
MW_Fahrt-dauer	0,106	173	0,000	0,922	173	0,000
MW_v50	0,046	173	,200*	0,994	173	0,755
MW_v85	0,054	173	,200*	0,993	173	0,575
MW_a95.pos	0,098	173	0,000	0,958	173	0,000
MW_a95.neg	0,098	173	0,000	0,939	173	0,000

*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.

a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Tabelle 12: Ergebnisse des Tests auf Normalverteilungen, Konfidenzintervall 95% [Arbeitswege]

	Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Statistik	df	Signifikanz	Statistik	df	Signifikanz
MW_Fahrtweite	0,111	149	0,000	0,918	149	0,000
MW_Fahrtdauer	0,088	149	0,007	0,951	149	0,000
MW_v85	0,062	149	,200*	0,992	149	0,589
MW_a95.pos	0,134	149	0,000	0,809	149	0,000
MW_a95.neg	0,088	149	0,007	0,948	149	0,000
Fahrtzahl	0,072	149	0,057	0,946	149	0,000

*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.

a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Sowohl der Kolmogorov-Smirnov-Test (K-S) als auch der Test nach Shapiro-Wilk (S-W) legen nahe, dass außer für den Mittelwert des 0.85-Perzentils der Geschwindigkeiten keine Normalverteilungen gelten. Einzig bei einer Fokussierung auf Arbeitswege ist zumindest nach K-S eine Normalverteilung der Fahrtenanzahl möglich (vgl. Tabelle 11+12).

Die graphische Analyse der Verteilungen (vgl. Anhang A4) bestätigt dies weitestgehend. Sinnvoll erscheint das Ergebnis vor allem bei der Variable Fahrtweite, die in den meisten Haushaltsbefragungen für den Radverkehr eher Weibull oder Erlang-K verteilt ist, mit einer Spitze im Bereich von zwei bis fünf Kilometer Wegeweite.

Die übrigen Variablen könnten, bei ausreichend robusten Verfahren, zumindest Ausschnittsweise als Normalverteilungen mit abweichender Schiefe und Kurtosis gesehen werden. Zunächst werden diese im weiteren Verlauf der Analysen allerdings als nicht normalverteilt angenommen.

5.3.2 Auswahl der statistischen Tests

Da die Stichproben überwiegend unabhängig und wie im vorangegangenen Abschnitt nachgewiesen, nicht normalverteilt sind, ist die Auswahl nicht parametrischer Tests sinnvoll. Da alle Gruppenvariablen außer dem Geschlecht zudem mehr als zwei Stufen aufweisen, ist in diesen Fällen die Nutzung des Kruskal-Wallis-Test zielführend. Dieser verwirft die Nullhypothese („es gibt keinen Unterschied in der Merkmalsausprägung der Variablen zwischen den Gruppen“) ab einer Signifikanz von 0,05 bei einem Konfidenzintervall von 95%.

Für die Effektstärke wird dabei die Pearson-Korrelation *r* berechnet nach:

$$r = \sqrt{\frac{z^2}{N}} \tag{20}$$

Der Parameter z stellt dabei die Teststatistik nach Mann-Whitney beziehungsweise Kruskal-Wallis dar und kann Anhang A5 entnommen werden, während N die absolute Fallzahl angibt.

Das Zusammenhangsmaß *r* wird verwendet, da es sich in der überwiegenden Zahl der Fälle um Intervallskalierte, bzw. nominale Gruppenvariablen auf der einen Seite und dichotomen Variablen auf der anderen Seite handelt.

Für die Gruppenvariable Geschlecht wurde der Mann-Whitney-U-Test verwendet, da nur zwei Stichproben miteinanderverglichen werden mussten. Auch in diesem Fall kann die Effektstärke über die Pearson-Korrelation berechnet werden.

Da sich mithilfe von Unterschiedstests oder Varianzuntersuchungen bekannte Einflüsse anderer Variablen auf die Gruppenvariable nicht in ihrer Ausprägung abbilden lassen, werden im Anschluss zusätzlich univariate, verallgemeinerte lineare Modelle gerechnet, um die Richtung und Größe der Einflüsse erklärender Variablen wie bspw. Alter und Geschlecht auf die abhängigen Variablen darzustellen.

Die nominalskalierten Variablen, Altersgruppe, Geschlecht, Radfahrtyp und Wegezweck wurden im Vorfeld der Datenbearbeitung mit SPSS von Zeichenfolgen in metrische Variablen umcodiert, um eine Verarbeitung innerhalb der Teststatistiken zu ermöglichen.

Verwendet wurde ein Datensatz mit gemittelten abhängigen Variablen je Wegezweck. Für 183 Proband*innen ergab sich daraus ein Kollektiv von 424 Fällen die statistisch analysiert werden konnten.

5.3.3 Einfluss der Gruppenvariable „Radfahrtyp“

Die Nullhypothese lautet: der Radfahrtyp hat keinen Einfluss auf die unten aufgeführten Variablen.

Tabelle 13: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Gruppenvariable Radfahrtyp

	Radfahrtyp (N=183)			
	H-Wert	p-Value	r/rho	eta²
Fahrtzahl	4,571	0,244	0,317	0,009
MW_Fahrtweite	10,99	**0,011 ***	0,854	0,047
MW_Fahrtdauer	11,307	**0,01 ***	0,867	0,049
Umwegfaktor	2,123	0,653	0,124	0,005
MW_v85	3,329	0,355	0,247	0,002
MW_a95.pos	1,033	0,653	0,124	0,012
MW_a95.neg	2,471	0,359	0,245	0,009

Tabelle 13 zeigt, dass außer für die Variablen Fahrtweite und Fahrtdauer die Nullhypothese angenommen werden muss. Das heißt, es bestehen keine signifikanten Unterschiede zwischen den Radfahrtypen die übrigen Variablen betreffend. Es bestätigt sich

also die Aussage der deskriptiven Statistik: sowohl die Fahrtzahl, als auch die Geschwindigkeit und Beschleunigungen der durchgeführten Fahrten sind vom Radfahrtyp unabhängig. Gut ins Bild passen hingegen die signifikanten Unterschiede in Fahrtweite und Fahrtdauer. Die Effektstärken sind hierbei als hoch einzuschätzen. Vergleichbare Ergebnisse zeigten sich auch in der vorgelagerten Befragung (Francke *u. a.*, 2020).

5.3.4 Einfluss der Gruppenvariable „Alter“

Da die Gruppenvariable Alter aufgrund des Auswahlverfahrens innerhalb der Stichprobe eher gleich- als normalverteilt ist, wurde ebenfalls der Kruskal-Wallis-Test gewählt, um Unterschiede in den Parametern zu erkennen. Die Nullhypothese lautet: „Das Alter hat keinen Einfluss auf die unten aufgeführten Variablen“.

Tabelle 14: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Gruppenvariable Altersklasse

	Altersklasse (N=183)			
	H-Wert	p-Value	r/rho	eta²
Fahrtzahl	15,329	**0,005 ***	1,113	0,067
MW_Fahrtweite	9,618	**0,04 ***	0,761	0,033
MW_Fahrtdauer	14,679	**0,005 ***	1,134	0,064
Umwegfaktor	15,221	**0,002 ***	1,310	0,067
MW_v85	14,593	**0,007 ***	1,084	0,063
MW_a95.pos	32,211	**0,00 ***	2,348	0,168
MW_a95.neg	20,005	**0,001 ***	1,442	0,095

Das Ergebnis des Unterschiedstests zeigt eine signifikante Abhängigkeit aller betrachteter Fahrverhaltensparameter vom Alter der Proband*innen. Die Effektstärke ist dabei ausnahmslos als hoch einzuschätzen Mit Ausnahme des Parameters Fahrtweite sogar als sehr hoch. Besonders deutlich zeigen sich altersbedingte Unterschiede bei der positiven und negativen Beschleunigung der Proband*innen. Neben einem stetigeren Fahrverhalten aufgrund größerer Erfahrung ist auch die Abnahme physischer Leistungsfähigkeit sowie eine stärker ausgeprägte Gefahrenwahrnehmung mit zunehmendem Alter ein möglicher Grund.

5.3.5 Einfluss der Gruppenvariable „Geschlecht“

Für die Bestimmung des Einflusses der Gruppenvariable Geschlecht wurde, wie bei verteilungsfreien und ordinalskalierten Variablen üblich, der Mann-Whitney-U-Test verwendet. Die Nullhypothese lautet „Das Geschlecht hat keinen Einfluss auf die Ausprägung der unten aufgeführten Variablen“.

Tabelle 15: Kennwerte des Mann-Whitney-U-Tests für die Gruppenvariable Geschlecht

	Geschlecht (N=183)			
	MWU-Wert	p-Value	r/rho	eta²
Fahrtzahl	3.810	0,874	0,012	0,001
MW_Fahrtweite	2640	**0,001 ***	0,257	0,069
MW_Fahrtdauer	2968	**0,015 ***	0,185	0,035
Umwegfaktor	3178	0,06	0,143	0,02
MW_v85	2092	**0,00 ***	0,379	0,15
MW_a95.pos	2493	**0,00 ***	0,305	0,088
MW_a95.neg	4292	0,128	0,116	0,012

Der durchgeführte Test zeigt signifikante Unterschiede zwischen männlichen und weiblichen Probanden hinsichtlich aller Parameter außer Fahrthäufigkeit und mittlerer Bremsbeschleunigung. Erstere Variable kann durch den relativ kurzen Untersuchungszeitraum und die soziale Erwünschtheit von Radfahrten im Zuge des Untersuchungssettings beeinflusst sein, letztere durch die technischen Voraussetzungen der verwendeten Fahrräder. Die Effektstärken sind allerdings durchweg als gering zu betrachten. In der Interpretation lässt dies den Schluss zu, dass das Geschlecht der Probanden zwar einen signifikanten, aber gering ausgeprägten Einfluss auf die beobachteten Variablen hat.

5.3.6 Einfluss der Gruppenvariable Wegezweck

Die Gruppenvariable Wegezweck ist ebenfalls verteilungsfrei und mehr als zweistufig, daher wird der Kruskal-Wallis-Test verwendet.

Tabelle 16: Kennwerte des Kruskal-Wallis-Tests für die Gruppenvariable Wegezweck

	„Wegezweck“ (N=183)			
	H-Score	*p-Value*	*r/rho*	*eta²*
Fahrtzahl	73,694	0	5,603	0,172
MW_Fahrtweite	48,927	0	3,720	0,113
MW_Fahrtdauer	39,811	0	3,027	0,091
Umwegfaktor	7,07	0,029	0,538	0,012
MW_v85	34,77	0	2,644	0,079
MW_a95.pos	40,578	0	3,085	0,093
MW_a95.neg	42,841	0	3,257	0,098

Auch für die Gruppenvariable Wegezweck zeigt sich ein deutlicher Unterschied der Variablen zwischen den Wegezwecken. Das ist, für die Variablen Fahrtzahl und Fahrtweite, mit der deutlich höheren Anzahl der Arbeitsfahrten zu erklären. Diese sind bei den überwiegend berufstätigen Proband*innen naturgemäß zahlenmäßig deutlich stärker ausgeprägt, als die Wegezwecke Einkauf und Freizeit. Zudem ist die Wegeweite bei Arbeitsfahrten im Durchschnitt etwas höher als bei den übrigen Wegezwecken. Dies kann mit der unelastischen Verkehrsnachfrage begründet werden. Die Fahrt zur Arbeit ist verpflichtend und der Arbeitsplatz wird nach der Auswahl, die nach anderen Kriterien als der Entfernung getroffen wird, nicht zeitnah wieder gewechselt. Freizeit oder Einkaufsfahrten beinhalten im Gegenzug dazu eine eher elastische Verkehrsnachfrage, die im zugrundeliegenden Entscheidungsverhalten die Reisezeit bzw. die Reiseweite als Teil der Bewertungsfunktion enthält.

Gleiches gilt für die Geschwindigkeiten und Beschleunigungen. Hier sind zum einen Zwischensubjekteffekte mit dem Alter zu erwarten (die Altersgruppe 65+ hat in der Regel kaum noch Arbeitswege und daher mehr Einkauf und Freizeitwege) zum anderen werden Arbeitsfahrten in der Tendenz wahrscheinlich aufgrund des vorhandenen Reisezeitbudgets zügiger durchgeführt als Einkaufs- oder Freizeitfahrten.

Einzig die signifikanten Unterschiede bei der Bremsbeschleunigung sind auf den ersten Blick kontraintuitiv, aber wohl auch zum Teil durch die vergleichsweise geringeren Fallzahlen der Wegezwecke Freizeit und Einkaufen oder der zugrundeliegenden Routenwahl zu erklären.

5.3.7 Modellrechnung

Nachdem die durchgeführten Unterschiedstests Zusammenhänge von Gruppenvariablen und Variablen nachweisen konnten, wird im folgenden Kapitel eine Modellrechnung zum Nachweis der Art der Zusammenhänge durchgeführt. Verwendet wurde dabei ein verallgemeinertes lineares Modell (Modelltyp linear), da die abhängigen Variablen Geschwindigkeit, Beschleunigung, Wegeweite und Fahrtdauer metrisch skaliert sind. Einzig die Variable Nutzungshäufigkeit kann als Häufigkeitsvariable interpretiert werden und erfordert als Modelltyp eine Poissonfunktion oder eine negative Binomialverteilung. Das verallgemeinerte Lineare Modell umfasst neben der Logistischen- und Poisson-Regression beispielsweise auch die lineare Regression und lässt sich wie folgt beschreiben:

$$g\big(\varepsilon(Y_i)\big) = \eta_i = x_i^T \beta_j \tag{21}$$

Die wichtigste Modelannahme ist folgende: Der Erwartungswert der Zielgröße (ggf. transformiert) ist gleich einer linearen Funktion der Parameter β_j. Die Funktion g verwandelt die Erwartungswerte Y in Werte für den linearen Prädiktor η und wird *Link*-Funktion genannt. In einer gewöhnlichen linearen Funktion ist g die Identität, in der logistischen die

Logit-Funktion und in der Poisson-Regression der Logarithmus (Stahel und Pritscher, 2005).

Die vollständigen Modellergebnisse befinden sich im Anhang (A5 Inferenzstatistik Modellkennwerte). In den folgenden Abschnitten werden die wichtigsten Modellergebnisse näher betrachtet.

a) Fahrthäufigkeit

Wenig überraschend dominiert der Wegezweck Arbeiten über alle Altersklassen und Typen hinweg. Im Mittel werden deutlich mehr Arbeitswege als Einkaufs- (MD_{A-E} = 11,27, SD = 0,46. p = 0,00) oder Freizeitwege (MD_{A-F} = 5,31 SD = 0,483. p = 0,00) zurückgelegt. Die Unterschiede zwischen den Häufigkeiten der Wegezwecke Freizeit und Einkaufen sind weniger stark ausgeprägt allerdings trotzdem signifikant (MD_{E-F} = -5,96 SD = 0,382. p = 0,00).

Deutliche Unterschiede zeigt der paarweise Vergleich der Radfahrtypen (vgl. Tabelle 17). Hierbei legen *Ambitionierte* und *Funktionelle* analog zu den Befragungsergebnissen von *Francke* et al (Francke *u. a.*, 2020) weniger Fahrten zurück als *Passionierte* und *Pragmatiker*. Letztgenannte weisen untereinander nur geringe und nicht signifikante Unterschiede auf. Für den paarweisen Vergleich von *Ambitionierten* und *Funktionellen* wird etwas überraschend eine höhere Fahrthäufigkeit der *Funktionellen* deutlich.

Tabelle 17: Ergebnisse paarweiser Vergleich Radfahrtypen, abhängige Variable Nutzungshäufigkeit, n = 424

Paarweise Vergleiche der Radfahrtypen							
(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Ambitionierte	Funktionelle	-2,55[a]	1,210	1	,035	-4,92	-,18
	Passioniert	-5,71[a]	1,149	1	,000	-7,97	-3,46
	Pragmatiker	-7,32[a]	1,214	1	,000	-9,70	-4,94
Funktionelle	Ambitionierte	2,55[a]	1,210	1	,035	,18	4,92
	Passioniert	-3,16[a]	1,124	1	,005	-5,37	-,96
	Pragmatiker	-4,77[a]	1,194	1	,000	-7,11	-2,43
Passioniert	Ambitionierte	5,71[a]	1,149	1	,000	3,46	7,97
	Funktionelle	3,16[a]	1,124	1	,005	,96	5,37
	Pragmatiker	-1,61	1,123	1	,153	-3,81	,60
Pragmatiker	Ambitionierte	7,32[a]	1,214	1	,000	4,94	9,70
	Funktionelle	4,77[a]	1,194	1	,000	2,43	7,11
	Passioniert	1,61	1,123	1	,153	-,60	3,81
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

Für den Vergleich der Altersklassen zeigt sich eine Tendenz zunehmender Aktivität mit zunehmendem Alter. Die aktivste Gruppe sind dabei die 45-54- jährigen, wohingegen die 30-44- jährigen die inaktivste Gruppe stellen (vgl. Tabelle 18). Dies liegt auf einer Linie mit den Ergebnissen des MID 2017 zur Radfahrhäufigkeit (BMVI, 2018). Die Unterschiede zwischen den Gruppen 55-65 und 65+ sind gering und nicht signifikant.

Tabelle 18: Ergebnisse paarweiser Vergleich Altersgruppen, abhängige Variable Nutzungshäufigkeit, n = 424

Paarweise Vergleiche Altersgruppen							
(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	3,00[a]	1,096	1	,006	,86	5,15
	45-54	-12,51[a]	1,232	1	,000	-14,93	-10,10
	55-65	-3,15[a]	1,290	1	,015	-5,68	-,62
	65+	-4,37[a]	1,802	1	,015	-7,90	-,83
30-44	16-29	-3,00[a]	1,096	1	,006	-5,15	-,86
	45-54	-15,52[a]	1,145	1	,000	-17,76	-13,27
	55-65	-6,15[a]	1,199	1	,000	-8,50	-3,80
	65+	-7,37[a]	1,746	1	,000	-10,79	-3,95
45-54	16-29	12,51[a]	1,232	1	,000	10,10	14,93
	30-44	15,52[a]	1,145	1	,000	13,27	17,76
	55-65	9,36[a]	1,326	1	,000	6,77	11,96
	65+	8,15[a]	1,826	1	,000	4,57	11,73
55-65	16-29	3,15[a]	1,290	1	,015	,62	5,68
	30-44	6,15[a]	1,199	1	,000	3,80	8,50
	45-54	-9,36[a]	1,326	1	,000	-11,96	-6,77
	65+	-1,22	1,863	1	,514	-4,87	2,44
65+	16-29	4,37[a]	1,802	1	,015	,83	7,90
	30-44	7,37[a]	1,746	1	,000	3,95	10,79
	45-54	-8,15[a]	1,826	1	,000	-11,73	-4,57
	55-65	1,22	1,863	1	,514	-2,44	4,87
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

b) Fahrtweite

Das Modell für die Fahrtweite zeigt deutliche Unterschiede für die unterschiedlichen Wegezwecke. So sind Arbeitswege länger als Einkaufs- und Freizeitwege, letztere wiederum deutlich länger als Einkaufswege (vgl. Tabelle 19).

Tabelle 19: Ergebnisse paarweiser Vergleich Wegezwecke, abhängige Variable Fahrtweite, n = 424

Paarweise Vergleiche Wegezweck							
(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	2138[a]	301,79	1	,000	1416	2861
	Freizeit	772[a]	286,42	1	,021	86	1457
Einkaufen	Arbeit	-2138	301,79	1	,000	-2861	-1416
	Freizeit	-1366	298,83	1	,000	-2081	-651
Freizeit	Arbeit	-772	286,42	1	,021	-1457	-86
	Einkaufen	1366	298,83	1	,000	651	2081
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

Auch für die Variable „Geschlecht“ können signifikante Effekte beobachtet werden so fahren Männer pro Weg im Mittel mehr als 800 m weiter als Frauen. Für die Radfahrtypen bestätigen sich die Erkenntnisse aus der Befragung von *Francke* et al: Die *ambitionierten* Nutzer*innen fahren im Mittel mehr als 1,8 km weitere Wege als die übrigen Nutzergruppen. Zwischen diesen sind keine signifikanten Effekte beobachtbar.

Tabelle 20: Ergebnisse paarweiser Vergleich Altersklassen, abhängige Variable Fahrtweite, n = 424

Paarweise Vergleiche Altersklassen							
(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Dif-ferenz (I-J)	Std.-Feh-ler	df	Bonfer-roni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	103,65	352,6877	1	1,000	-886,34	1093,665
	45-54	-606,44	341,5456	1	,758	-1565,17	352,288
	55-65	-516,08	389,4629	1	1,000	-1609,32	577,148
	65+	-309,90	592,3509	1	1,000	-1972,65	1352,846
30-44	16-29	-103,65	352,6874	1	1,000	-1093,66	886,346
	45-54	-710,10	322,1325	1	,275	-1614,33	194,135
	55-65	-619,74	371,7993	1	,955	-1663,40	423,906
	65+	-413,56	585,0372	1	1,000	-2055,78	1228,658
45-54	16-29	606,44	341,5456	1	,758	-352,28	1565,172
	30-44	710,10	322,1325	1	,275	-194,14	1614,338
	55-65	90,35	360,1237	1	1,000	-920,52	1101,234
	65+	296,54	574,3286	1	1,000	-1315,62	1908,700
55-65	16-29	516,09	389,4630	1	1,000	-577,15	1609,323
	30-44	619,75	371,7994	1	,955	-423,91	1663,400
	45-54	-90,35	360,1237	1	1,000	-1101,23	920,525
	65+	206,19	602,8431	1	1,000	-1486,02	1898,387
65+	16-29	309,90	592,3510	1	1,000	-1352,85	1972,651
	30-44	413,56	585,0373	1	1,000	-1228,67	2055,781
	45-54	-296,54	574,3287	1	1,000	-1908,70	1315,620
	55-65	-206,19	602,8431	1	1,000	-1898,3868	1486,0152
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance							

Betrachtet man die altersbedingten Zwischensubjekteffekte, lässt sich feststellen, dass diese sehr gering und darüber hinaus nicht signifikant sind. Dies erscheint zunächst kontraintuitiv. Eine mögliche Erklärung liefert die Motivation der Studienteilnehmer. Gerade in den höheren Altersklassen (bspw. 65+), wäre aufgrund sinkender körperlicher Leistungsfähigkeit und ggf. veränderten Wegezwecken auch mit sinkenden Fahrtweiten zu rechnen. Da aber die Teilnahme an der Feldstudie in Verbindung mit der Nutzung eines für diese Altersgruppe ungewohnten Erhebungsinstruments eine hohe intrinsische Motivation erfordert, ist anzunehmen, dass es sich bei den Teilnehmern um besonders motivierte, erfahrene und regelmäßige Radfahrer handelt und somit die zu erwartenden Kohorteneffekte negiert oder zumindest verringert werden.

c) Geschwindigkeit

Für die Variable Geschwindigkeit zeigen sich vor allem altersabhängige Zwischensubjekteffekte (vgl. Tabelle 21).

Tabelle 21: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche , abhängige Variable v85, n = 424

Paarweise Vergleiche der Altersgruppen							
(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	,4976[a]	,13290	1	,000	,2371	,7581
	45-54	,5513[a]	,12871	1	,000	,2991	,8036
	55-65	,5810[a]	,14676	1	,000	,2934	,8687
	65+	1,2676[a]	,22322	1	,000	,8301	1,7051
30-44	16-29	-,4976[a]	,13290	1	,000	-,7581	-,2371
	45-54	,0537	,12139	1	,658	-,1842	,2916
	55-65	,0834	,14011	1	,552	-,1912	,3580
	65+	,7700[a]	,22046	1	,000	,3379	1,2021
45-54	16-29	-,5513[a]	,12871	1	,000	-,8036	-,2991
	30-44	-,0537	,12139	1	,658	-,2916	,1842
	55-65	,0297	,13571	1	,827	-,2363	,2957
	65+	,7163[a]	,21643	1	,001	,2921	1,1405
55-65	16-29	-,5810[a]	,14676	1	,000	-,8687	-,2934
	30-44	-,0834	,14011	1	,552	-,3580	,1912
	45-54	-,0297	,13571	1	,827	-,2957	,2363
	65+	,6866[a]	,22717	1	,003	,2414	1,1319
65+	16-29	-1,2676[a]	,22322	1	,000	-1,7051	-,8301
	30-44	-,7700[a]	,22046	1	,000	-1,2021	-,3379
	45-54	-,7163[a]	,21643	1	,001	-1,1405	-,2921
	55-65	-,6866[a]	,22717	1	,003	-1,1319	-,2414
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvonspeed_85perc							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

So sind jüngere Fahrer (Altersgruppe 16-29) im Durchschnitt schneller als die übrigen Altersgruppen ($MD_{29\text{-}44}$ = 0,49; SD=0,13; p= 0,00), wobei die Differenz mit zunehmendem Alter größer wird ($MD_{29\text{-}65+}$ = 1,27; SD=0,22; p= 0,00). Die Gruppe der 30-44jährigen unterscheidet sich von den folgenden Gruppen jedoch kaum ($MD_{44\text{-}54}$ = 0,054; $MD_{44\text{-}65}$ = 0,083) und vor allem nicht signifikant ($p_{45\text{-}54}$ = 0,658; $p_{55\text{-}65}$ = 0,552). Signifikante Unterschiede der mittleren Altersklassen zeigen sich dann erst wieder zu den über 65- jährigen. Generell

können die Ergebnisse der deskriptiven Statistik und der Unterschiedstests über alle Klassen bestätigt werden, wobei der Altersbereich zwischen 30 und 65 Jahren nur sehr geringe Unterschiede aufweist.

Auch das Geschlecht der Proband*innen weist einen starken Einfluss auf die Radverkehrsgeschwindigkeit auf. So fahren männliche Studienteilnehmer im Mittel 2,66 km/h schneller als ihre weiblichen Pendants (MD_{M-W} = 0,7421; SD = 0,09; p = 0,00).

Bezogen auf die Radfahrtypen sind signifikante Unterschiede nur zwischen *ambitionierten* und *funktionellen* Radfahrer*innen sowie *pragmatischen* und *funktionellen* Radfahrer*innen beobachtbar. Ähnliches gilt für die Betrachtung der Wegezwecke. Arbeitswege werden signifikant schneller durchgeführt als Freizeit- (MD_{I-J} = 0,6276, SD = 0,1079. p = 0,00) oder Einkaufswege (MD_{I-J} = 0,6737, SD = 0,1137. p = 0,00). Die Wegezwecke Freizeit und Einkauf unterscheiden sich hinsichtlich der gewählten Geschwindigkeit nicht signifikant.

d) Beschleunigung

Auch die Betrachtung der Modellergebnisse für die Beschleunigung zeigt einen deutlichen Unterschied von Arbeits- und Freizeit- bzw. Einkaufswegen (vgl. Tabelle 22).

Tabelle 22:Ergebnisse der paarweisen Vergleiche, abhängige Variable Acc95.pos, n = 424

Paarweise Vergleiche der Wegezwecke							
(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	,0948[a]	,01780	1	,000	,0522	,1374
	Freizeit	,0904[a]	,01689	1	,000	,0500	,1309
Einkaufen	Arbeit	-,0948[a]	,01780	1	,000	-,1374	-,0522
	Freizeit	-,0044	,01762	1	1,000	-,0466	,0378
Freizeit	Arbeit	-,0904[a]	,01689	1	,000	-,1309	-,0500
	Einkaufen	,0044	,01762	1	1,000	-,0378	,0466
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

Somit findet sich der Effekt schneller zurückgelegter Arbeitswege sowohl in den betrachteten Geschwindigkeiten als auch in den betrachteten Beschleunigungen wieder. Begründbar ist dies durch höheren Zeitdruck und eine in der Regel sehr gute Streckenkenntnis. Die Wegezwecke Einkaufen und Freizeit unterscheiden sich hingegen nicht signifikant

hinsichtlich der Beschleunigung. Das ist insoweit intuitiv, dass Einkaufswege mutmaßlich mit einer höheren Zuladung erfolgen, während Freizeitwege ohne Zeitdruck zurückgelegt werden, sieht man von reinen Sportfahrten ab (diese waren nicht Teil der Analyse).

Einen weiteren signifikanten Einfluss auf die Beschleunigungsdaten hat das Geschlecht der Proband*innen. Männer (SD = 0,5339, p= 0,000) beschleunigen im Mittel 0,0751m/s² schneller als Frauen. Das erscheint zunächst sowohl in den absoluten Zahlen als auch in der Differenz ein sehr geringer Wert zu sein, jedoch werden nicht ausschließlich Beschleunigungen aus dem Stand erfasst, sondern auch solche die zwischen Phasen von gleichförmiger Bewegung stattfinden. Vergleichend dazu ist die durchschnittliche Beschleunigung von Radfahrer*innen ohnehin relativ gering und liegt für die vorliegende Auswertung im Bereich der bisherigen Forschung (Ma und Luo, 2016).

Der Radfahrtyp hat keinen signifikanten Einfluss auf das Beschleunigungsverhalten der Proband*innen. Zwar beschleunigen *ambitionierte* Fahrer im Mittel etwas stärker als die übrigen Gruppen, aber die Unterschiede sind genau wie für die übrigen Zwischensubjekteffekte nicht signifikant.

Betrachtet man das Alter der Radfahrer*innen, zeigt sich analog zu den Geschwindigkeiten ein deutlicher Einfluss der ersten (16-29) sowie der letzten Altersklasse (65+). Während die jüngeren Fahrer*innen deutlich stärker beschleunigen als die folgenden Altersgruppen (der Effekt verstärkt sich mit zunehmendem Alter), ist aus Sicht der älteren Fahrer der Effekt invers beobachtbar. Beide Effekte sind zudem für alle Zwischensubjekte signifikant. Für die Altersgruppen zwischen 30 und 65 Jahren werden die Differenzen zunehmend geringer und sind nicht mehr signifikant.

Tabelle 23: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche, abhängige Variable Acc95.pos, n = 424

Paarweise Vergleiche der Altersklassen							
(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	,0858[a]	,02080	1	,000	,0274	,1442
	45-54	,1374[a]	,02014	1	,000	,0809	,1940
	55-65	,1228[a]	,02297	1	,000	,0583	,1872
	65+	,1812[a]	,03493	1	,000	,0831	,2792
30-44	16-29	-,0858[a]	,02080	1	,000	-,1442	-,0274
	45-54	,0516	,01900	1	,066	-,0017	,1050
	55-65	,0370	,02192	1	,916	-,0246	,0985
	65+	,0954	,03450	1	,057	-,0015	,1922
45-54	16-29	-,1374[a]	,02014	1	,000	-,1940	-,0809
	30-44	-,0516	,01900	1	,066	-,1050	,0017
	55-65	-,0147	,02124	1	1,000	-,0743	,0449
	65+	,0437	,03387	1	1,000	-,0513	,1388
55-65	16-29	-,1228[a]	,02297	1	,000	-,1872	-,0583
	30-44	-,0370	,02192	1	,916	-,0985	,0246
	45-54	,0147	,02124	1	1,000	-,0449	,0743
	65+	,0584	,03555	1	1,000	-,0414	,1582
65+	16-29	-,1812[a]	,03493	1	,000	-,2792	-,0831
	30-44	-,0954	,03450	1	,057	-,1922	,0015
	45-54	-,0437	,03387	1	1,000	-,1388	,0513
	55-65	-,0584	,03555	1	1,000	-,1582	,0414
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

Der Effekt kann zum einen durch im Alter sinkende körperliche Leistungsfähigkeit erklärt werden (vgl. Garg, 1991), zum anderen durch eine höhere Risikobereitschaft jüngerer Fahrer, die sich auch in einer erhöhten Unfallexposition niederschlägt (vgl. Martínez-Ruiz *et al.*, 2014).

e) Bremsbeschleunigung

Die geschätzten Effekte der kategorialen Variablen auf die Bremsbeschleunigung sind in ihrer Gesamtheit für Wegezwecke (p = 0,335) und Radfahrtyp (p = 0,591) nicht signifikant. Es ergeben sich auch keine signifikanten Zwischensubjekteffekte. Für die Variablen Alter

(0,002) und Geschlecht (p = 0,016) sind signifikante Effekte beobachtbar. Die Zwischensubjekteffekte sind jedoch zumindest für die Variable Alter nicht besonders stark ausgeprägt (vgl. Tabelle 24).

Deutlich signifikante Effekte ergeben sich nur zwischen den Altersgruppen der 16-29- jährigen und der 45-54- jährigen. Gerade noch signifikante, dafür tendenziell starke Unterschiede sind zwischen den Gruppen 16-29 und 65+ beobachtbar. Generell ist eine eher abnehmende Heftigkeit der Verzögerungen mit steigendem Alter zu beobachten.

Tabelle 24: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche, abhängige Variable Acc95.neg, n = 424

Paarweise Vergleiche der Altersklassen							
Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	-,1118	,04245	1	,084	-,2310	,0073
	45-54	-,1481[a]	,04111	1	,003	-,2635	-,0327
	55-65	-,1274	,04687	1	,066	-,2590	,0042
	65+	-,2019[a]	,07129	1	,046	-,4020	-,0018
30-44	16-29	,1118	,04245	1	,084	-,0073	,2310
	45-54	-,0363	,03877	1	1,000	-,1451	,0725
	55-65	-,0156	,04475	1	1,000	-,1412	,1100
	65+	-,0901	,07041	1	1,000	-,2877	,1076
45-54	16-29	,1481[a]	,04111	1	,003	,0327	,2635
	30-44	,0363	,03877	1	1,000	-,0725	,1451
	55-65	,0207	,04334	1	1,000	-,1009	,1424
	65+	-,0538	,06912	1	1,000	-,2478	,1403
55-65	16-29	,1274	,04687	1	,066	-,0042	,2590
	30-44	,0156	,04475	1	1,000	-,1100	,1412
	45-54	-,0207	,04334	1	1,000	-,1424	,1009
	65+	-,0745	,07255	1	1,000	-,2782	,1292
65+	16-29	,2019[a]	,07129	1	,046	,0018	,4020
	30-44	,0901	,07041	1	1,000	-,1076	,2877
	45-54	,0538	,06912	1	1,000	-,1403	,2478
	55-65	,0745	,07255	1	1,000	-,1292	,2782
Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_neg_0.95							
a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.							

Neben körperlichen Veränderungen oder einem verändertem Fahrverhalten kann auch die Ausstattung der verwendeten Fahrräder eine Rolle spielen. So unterscheidet sich die aufgenommene bzw. berechnete Verzögerung vor allem im Maximalbereich mutmaßlich auch aufgrund der verwendeten Bremse (Felge, Scheibe, Hydraulik oder Mechanik), der genutzten Reifen (23mm Slick bei einem Rennrad bis 2,6“ Mountainbike) und der allgemeinen Dämpfungseigenschaften des Fahrrades (Federgabel/keine Federgabel). Hierzu existieren allerdings keine bekannten Grundlagenforschungen.

5.4 Ergebnisse der Vergleichsstichprobe

Die in der Arbeit vorgestellte Untersuchung wurde von einer begleitenden, unkontrollierten und freiwilligen Datenerhebung im gesamten Bundesgebiet flankiert. Dieser Teil der Stichprobe bietet daher auch die Möglichkeiten zur Beeinflussung durch eine Selbstselektion der Nutzer. Zwar war der Kontext der Rekrutierung der gleiche wie für die Hauptstichprobe und somit primär auf Seite der Proband*innen durch wissenschaftliches Interesse bzw. Interesse an einer Verbesserung des Radverkehrs geprägt, allerdings sind Selektionsvorgänge bei der Stichprobenzusammensetzung dennoch wahrscheinlich.

Die Vergleichsstichprobe wurde auf freiwilliger Basis in der gesamten Bundesrepublik erhoben. Der Untersuchungszeitraum begann am 11.6.2018 und endete am 24.6.2018. Er fiel damit mit der zweiten Welle der Hauptstichprobe zusammen.

Die Vergleichsstichprobe verteilt sich dabei unterschiedlich auf 13 Bundesländer, mit einer starken Ballung im westlichen Teil der Bundesrepublik. Final wurden von 119 Proband*innen verwertbare Daten auf den Server hochgeladen und anschließend ausgewertet.

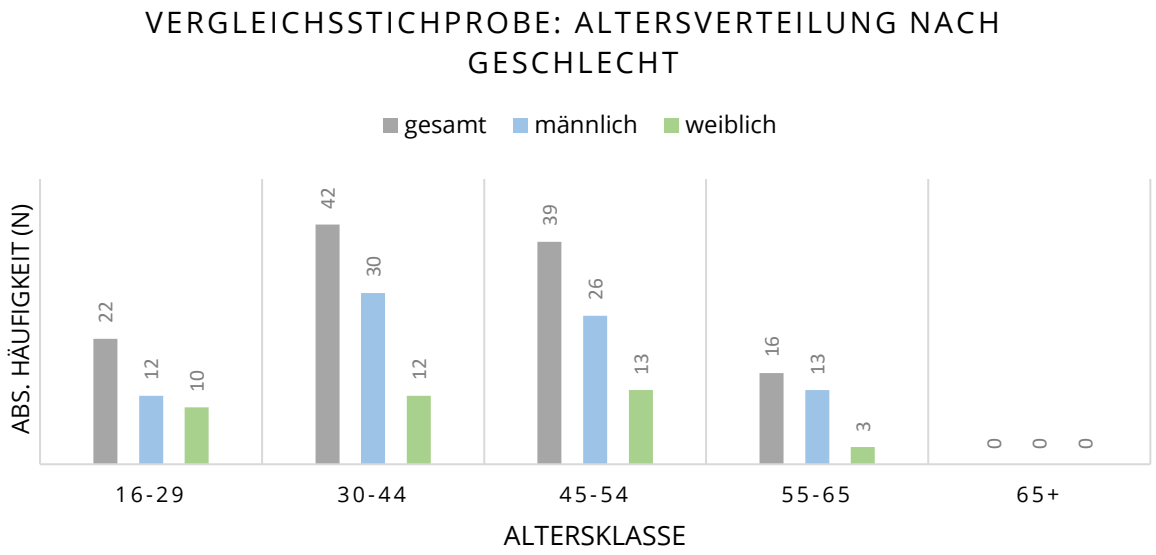


Abbildung 53: Verteilung der Radfahrer*innen nach Alter und Geschlecht, Vergleichsstichprobe (N=120)

Die Altersverteilung der Vergleichsstichprobe (vgl. Abbildung 53) zeigt einen klaren Schwerpunkt bei den Altersgruppen zwischen 30 und 54 Jahren. Das kann damit begründet werden, dass vor allem ältere Radfahrer*innen dem Erhebungskonzept mit Smartphones skeptisch gegenüberstehen, oder durch die Distribution des Fragebogens über Onlinequellen gar nicht erst angesprochen werden. (vgl. Aitamurto, Landemore and Saldivar Galli, 2017; Witanto, Lim and Atiquzzaman, 2018). Das Histogramm für die Variable Alter zeigt daher die typische Ausprägung von GPS-Stichproben die einer Selbstauswahl unterliegen (vgl. Jestico, Nelson and Winters, 2016; Boss *et al.*, 2018; Garber, Watkins and Kramer, 2019; Roy *et al.*, 2019). So ist ein niedrigerer Frauenanteil (32%) und eine starke Fokussierung auf den Altersbereich zwischen 30 und 54 Jahren beobachtbar.

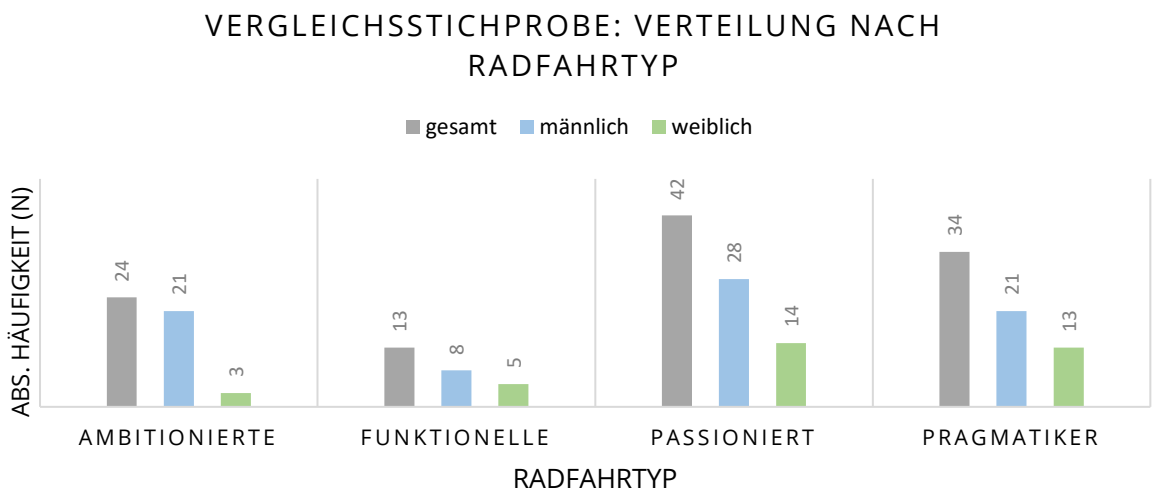
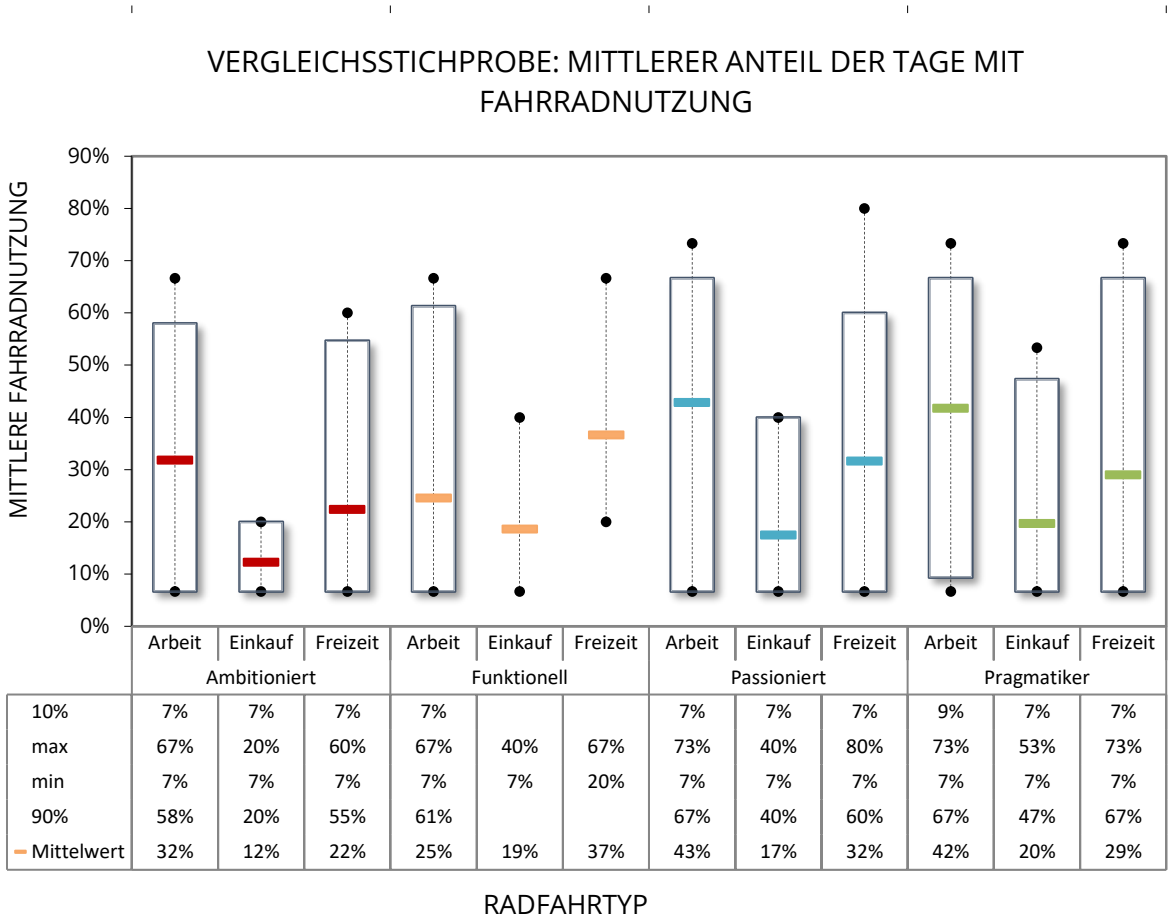


Abbildung 54: Verteilung der Radfahrer*innen nach Typ und Geschlecht, Vergleichsstichprobe (N=120)

Auch hinsichtlich der Verteilung der Radfahrtypen ist eine Selektion hin zu *Passionierten* und *Pragmatikern* zu beobachten. Während die *Passionierten* genau wie auch die *Ambitionierten* durch ihre hohe, themenspezifische Motivation für vergleichsweise hohe Teilnehmerzahlen sorgten, überrascht die hohe Zahl an Pragmatikern, die freiwillig an der Feldstudie teilnahmen.

Der Vergleich mit der Hauptstichprobe verdeutlicht den möglichen Einfluss der Studienbegleitung und der damit verbundenen Incentivierung. Im Mittel liegen die prozentualen Anteile der Fahrradnutzung der Vergleichsstichprobe mehrere Prozentpunkte unter denen der Hauptstichprobe (HSP). So beträgt die durchschnittliche Nutzungshäufigkeit für Männer lediglich 37% (HSP=55%) und für Frauen 40% (HSP=56%) der möglichen Tage im Erhebungszeitraum.



	Ambitioniert			Funktionell			Passioniert			Pragmatiker		
	Arbeit	Einkauf	Freizeit	Arbeit	Einkauf	Freizeit	Arbeit	Einkauf	Freizeit	Arbeit	Einkauf	Freizeit
10%	7%	7%	7%	7%			7%	7%	7%	9%	7%	7%
max	67%	20%	60%	67%	40%	67%	73%	40%	80%	73%	53%	73%
min	7%	7%	7%	7%	7%	20%	7%	7%	7%	7%	7%	7%
90%	58%	20%	55%	61%			67%	40%	60%	67%	47%	67%
Mittelwert	32%	12%	22%	25%	19%	37%	43%	17%	32%	42%	20%	29%

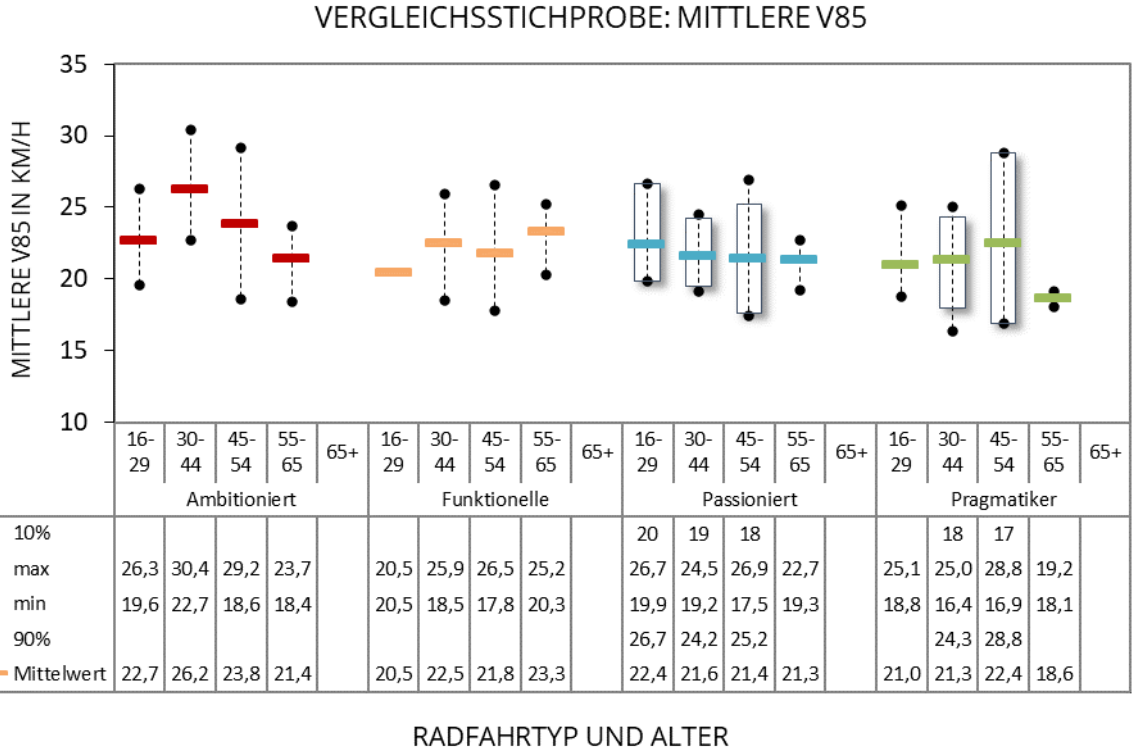
Abbildung 55: Anteil Fahrradnutzung im Untersuchungszeitraum nach Typ und Wegezweck: Vergleichsstichprobe (N=120)

Besonders deutlich werden typbedingte Unterschiede innerhalb der Nutzungshäufigkeiten für den Typen der *Funktionellen* Radfahrer*innen. Dieser weist analog zur korrespondierenden Onlineumfrage die geringste Nutzungsfrequenz auf (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019). Darüber hinaus spiegelt die Nutzungshäufigkeit der Typen *Passioniert* und *Pragmatisch* das Bild der Hauptstichprobe mit vergleichbaren Werten. Der Typ der *Ambitionierten* Radfahrer*innen fällt jedoch gegenüber der Hauptstichprobe leicht ab (vgl. Abbildung 55).

Die Verteilung der Tageskilometer weist, wie auch für die Hauptstichprobe, eine signifikant höhere Wegeweite für die Arbeitswege der *Ambitionierten* Radfahrer*innen auf, gefolgt von *Funktionellen* und *Passionierten*. Die Wegeweite für Einkaufswege fällt deutlich ab. Insofern sind die Ergebnisse ebenfalls in einer Linie mit den Befragungsergebnissen von Francke et al. (2019). Die größten Spannweiten ergeben sich, wie auch für die Hauptstichprobe, für den Wegezweck Freizeit. Wobei für den Typ der *Ambitionierten* deutlich höhere Maximalwerte zu erwarten gewesen wären.

Gleichwohl sind die Unterschiede im Wegezweck Freizeit vor allem für die Typen *Pragmatiker* und *Passionierte* Radfahrer*innen signifikant. So stehen Mittelwerten von 10,9 (*Pragmatiker*) bzw. 13,7 km (*Passionierte*) Werte von 9,6 km bzw. 11 km in der Hauptstichprobe gegenüber. Noch deutlicher wird der Unterschied, betrachtet man die 90%-Perzentile der Wegeweiten. Diese sind für die Vergleichsstichprobe fast doppelt so hoch wie im Zuge der Hauptstichprobe (40/41 km zu 22,5/21,7 km).

Die Ergebnisse der Analyse des 0.85–Perzentils der mittleren Geschwindigkeiten der Nutzer*innen in der Vergleichsstichprobe zeigt analog zur Hauptstichprobe, zumindest für die Typen *Ambitioniert* und *Passioniert*, einen deutlich absteigenden Trend der Geschwindigkeiten mit zunehmendem Alter (vgl. Abbildung 56). Ausreißer sind Teile der *Pragmatiker* und der *Funktionellen*. Als Erklärungsansatz ist beispielsweise die Nutzung von Pedelecs denkbar. Auch die Teilnehmer*innen der Vergleichsstichprobe waren zwar dazu angehalten keine elektrische Unterstützung zu nutzen, eine Kontrolle war allerdings nicht möglich. Mit Blick auf die positiven Beschleunigungen erscheint eine Nutzung von elektrisch unterstützten Fahrrädern allerdings als wenig wahrscheinlich. Auffällig ist das insgesamt höhere Geschwindigkeitsniveau gegenüber der begleiteten Hauptstichprobe. Hier kann ein Einfluss durch die erfolgte Selbstselektion vermutet werden, da die Vergleichsstichprobe insgesamt jünger und männlicher ist als die Hauptstichprobe. Da die Proband*innen über das gesamte Bundesgebiet verteilt Routen aufgezeichnet haben, ist zudem der Einfluss von Topografie oder Routenwahl auf die Geschwindigkeiten und Beschleunigungen nicht auszuschließen. In einer eher bewegten Topografie ist aufgrund häufigerer Anstiege die Durchschnittsgeschwindigkeit erfahrungsgemäß niedriger als in flachen Regionen.



	Ambitioniert					Funktionelle					Passioniert					Pragmatiker				
	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+	16-29	30-44	45-54	55-65	65+
10%											20	19	18				18	17		
max	26,3	30,4	29,2	23,7		20,5	25,9	26,5	25,2		26,7	24,5	26,9	22,7		25,1	25,0	28,8	19,2	
min	19,6	22,7	18,6	18,4		20,5	18,5	17,8	20,3		19,9	19,2	17,5	19,3		18,8	16,4	16,9	18,1	
90%											26,7	24,2	25,2				24,3	28,8		
Mittelwert	22,7	26,2	23,8	21,4		20,5	22,5	21,8	23,3		22,4	21,6	21,4	21,3		21,0	21,3	22,4	18,6	

Abbildung 56: Mittleres 0.85-Perzentil der Geschwindigkeit nach Alter und Typ, Vergleichsstichprobe (N=120)

Der bei der Geschwindigkeitsanalyse beobachtbare Trend setzt sich bei den positiven Beschleunigungen fort. Mit zunehmendem Alter sinkt über alle Radfahrtypen das 0.95–Perzentil der Beschleunigungen. Dies kann als Indikator für eine zunehmend ruhigere Fahrtweise beziehungsweise abnehmende körperliche Leistungsfähigkeit gesehen werden.

Aufgrund der ungleichen Verteilung von Fahrten und Proband*innen auf die Altersklassen, beziehungsweise die Radfahrtypen, ist die Aussagekraft der Beschleunigungswerte jedoch eingeschränkt. So ist es denkbar, dass besonders aktive oder leistungsschwache Ausreißer die Mittelwerte stark beeinflussen, dies konnte beispielsweise in der Altersklasse der 30-44jährigen des Typs der *Funktionellen* beobachtet werden. Grundsätzlich lässt sich im Trend allerdings die Abhängigkeit des Beschleunigungsverhaltens vom Alter und zumindest für die Gruppe der *Ambitionierten* Radfahrer*innen auch vom Radfahrtyp, welche sich auch in der Hauptstichprobe zeigt, bestätigen.

5.5 Zusammenfassung der wesentlichen Ergebnisse

Die Modellrechnung bestätigt die in den Unterschiedstests gefundenen Zusammenhänge zwischen Gruppenvariablen und erklärenden Variablen. Art und Richtung der Unterschiede konnten dabei festgestellt werden. Die Einflüsse von Alter, Geschlecht und Wegezweck sind als deutlich größer einzuschätzen als die des Radfahrtyps. Erstaunlich ist die relativ ähnliche Verhaltensausprägung der Altersklassen 30-44, 45-54 und 55-65. Die größten Unterschiede finden sich erwartungsgemäß an den Enden der Altersskala.

Hinsichtlich der Fahrthäufigkeit konnten die Erkenntnisse der Studie Mobilität in Deutschland (MiD 2017) bestätigt werden, wonach die Altersklasse der 45-54 jährigen das radaktivste Cluster bilden (vgl. Nobis, 2019). Im Gegensatz dazu hat etwas überraschend das Alter keinen nennenswerten Einfluss auf die Weite der zurückgelegten Wege. Dafür werden sowohl Geschwindigkeit als auch Beschleunigung von den Faktoren Alter und Geschlecht beeinflusst. Auch der Wegezweck hat einen Einfluss auf die Fahrverhaltensparameter Geschwindigkeit, Wegeweite und Beschleunigung – so sind Arbeitswege im Schnitt weiter und werden schneller zurückgelegt als Freizeit- oder Einkaufswege.

Die wesentliche Einflüsse der untersuchten Variablen auf Fahrverhaltensparameter lassen sich wie in Tabelle 25 dargestellt zusammenfassen.

Tabelle 25: Zusammenfassung der Einflussvariablen und deren Stärke (+++ = starker Einfluss, ++ = mittlerer Einfluss, + schwacher Einfluss, - kein Einfluss)

	Alter	*Geschlecht*	*Wegezweck*	*Radfahrtyp*
Geschwindigkeit	**xx**	**xxx**	**xx**	**-**
Beschleunigung	**xx**	**xxx**	**x**	**-**
Nutzungshäufigkeit	**-**	**-**	**xx**	**x**
Wegelänge	**x**	**xx**	**xxx**	**x**
Infrastrukturnutzung	**xx**	**-**	**xx**	**-**

Damit ist die inhaltliche Bearbeitung des Themas abgeschlossen und die in Kapitel 1 beschriebenen Forschungsfragen lassen sich wie folgt beantworten:

Wie kann ein repräsentativer Datensatz definiert werden und wie wählt man eine Stichprobe dementsprechend aus?

Basierend auf den Erkenntnissen der vorliegenden Arbeit erscheint es als zwingend notwendig, dass ein repräsentativer GPS-Datensatz zumindest näherungsweise Bevölkerungsrepräsentativ ist. Das Verhältnis der Geschlechter sollte ausgeglichen sein und alle Altersgruppen sollten vertreten sein. Hierbei sind vor allem die Randbereiche der Alters-

skala (16-29 und 65+) von großer Wichtigkeit, da sich diese in ihrem Fahrverhalten deutlich von den übrigen Altersklassen abheben. Weiterhin ist, je nach Kontext der zu nutzenden Stichprobe, auf einen hohen Anteil an Wegen mit dem Wegezweck Arbeit (für die Planung im Alltagsradverkehr) bzw. Freizeit (für Freizeitwege) zu achten. Eine vorhandene Stichprobe kann und sollte dementsprechend gefiltert werden. Ein eher allgemeiner, motivierender Hintergrund bei der Datenerhebung ist zudem von großem Vorteil, da dieser im Gegensatz zu einem sportiv/kompetitiven Motivationssystem deutlich mehr Alltagsradfahrer anzieht.

*Es gibt unterschiedliche Typen von Radfahrer*innen, die sich hinsichtlich ihrer Fahrtgewohnheit und Motivation stark unterscheiden.*

Verschiedene Onlinebefragungen konnten bisher unterschiedliche Typen von Radfahrer*innen identifizieren. Im Zuge dieser Arbeit wurde die Typisierung von *Francke et al*. verwendet (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019). Während sich auf Basis von Befragungen die unterschiedlichen Radfahrtypen deutlich voneinander abgrenzen lassen, ist dies bei der Auswertung von Fahrverhalten anhand von GPS-Daten nur für den Typ des *Ambitionierten* gegenüber den übrigen Typen möglich. Dieser fährt signifikant weitere Strecken als die übrigen Typen und tut dies auch etwas schneller.

*Das Fahrverhalten einer homogenen Stichprobe hebt sich stark von den dem der Grundgesamtheit der Radfahrer*innen einer Stadt ab.*

Betrachtet man die vorliegenden Ergebnisse aufgrund der Auswahl der Proband*innen als annähernd repräsentativ für die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen im Untersuchungsgebiet, kann diese These anhand der aus der Literatur abgeleiteten Daten für eine homogene Stichprobe (bspw. des Datenanbieters Strava) bejaht werden. Sowohl der deutlich höhere Anteil der Arbeitswege, als auch die wesentlich geringeren zurückgelegten Entfernungen (Median) sowie die geringeren realisierten Durchschnittsgeschwindigkeiten sind starke Zeiger für eine derartige Abweichung.

Welche GPS-Wegeparameter sind geeignet eine Stichprobe ausreichend zu beschreiben?

Im Zuge dieser Arbeit haben sich für eine statistische Auswertung vor allem die 85% Perzentile der Geschwindigkeiten sowie die 95% Perzentile der positiven wie negativen Beschleunigung als dienlich erwiesen. Darüber hinaus wiesen Wegezwecke und zurückgelegte Entfernungen signifikante Unterschiede auf. Der Umwegfaktor hingegen konnte, ähnlich wie die Nutzung der Radverkehrsanlagen im Zuge der zurückgelegten Wege, keine signifikanten Unterschiede aufzeigen.

Fahrtweiten und Durchschnittsgeschwindigkeiten unterscheiden sich nach Wegezwecken.

Diese Hypothese konnte bestätigt werden. Wege mit dem Wegezweck Arbeit sind weiter und werden auch signifikant schneller zurückgelegt als Wege mit den Wegezwecken Einkaufen und Freizeit. Die beiden letztgenannten differieren untereinander allerdings nicht signifikant.

Das Radfahrverhalten und vor allem Geschwindigkeiten und Beschleunigungen unterscheiden sich zwischen den Radfahrtypen maßgeblich.

Diese Hypothese muss verneint werden. Lediglich für den *ambitionierten* Typ ist eine Unterscheidung gegenüber dem *funktionalen* Typ signifikant möglich, der beobachtete Effekt ist dabei jedoch gering. Signifikante Unterschiede treten dafür zwischen unterschiedlichen Altersgruppen, Geschlechtern und Wegezwecken auf. Damit kann die folgende Hypothese bejaht werden: *Geschwindigkeiten, Beschleunigungen und Wegeweiten unterscheiden sich für unterschiedliche Geschlechter und Altersgruppen signifikant.*

6. Diskussion

Um die im vorangegangenen Kapitel vorgestellten Ergebnisse einzuordnen und in den Kontext der bisherigen Forschung zu stellen, sollen diese im folgenden Kapitel einer kritischen Reflektion unterzogen werden. Dazu werden zentrale Ergebnisse dieser Arbeit noch einmal kurz zusammengefasst und hinsichtlich ihrer Aussage interpretiert sowie in Zusammenhang mit der bisherigen Forschung gesetzt.

6.1 Zusammenfassung und Interpretation der zentralen Ergebnisse

Die wesentlichen Ergebnisse der vorliegenden Arbeit lassen sich wie folgt kurz zusammenfassen und sollen in diesem Kapitel diskutiert werden.

a) *Beschreibende Variablen für eine Radfahrt im Sinne einer GPS-Trajektorie sind deren Länge, das 85%-Perzentil der Geschwindigkeit, die 95%-Perzentile der Beschleunigung, die Durchführungshäufigkeit und der Wegezweck.*

Im Wesentlichen spiegeln die aufgeführten Parameter die technischen Möglichkeiten der GPS-Datenerfassung wieder. Schon *Tsui* und *Shalaby* nutzten in ihrer Arbeit aus dem Jahr 2007 Geschwindigkeiten und Wegeweiten, um unterschiedliche Verkehrsmodi zu identifizieren und zu beschreiben. (Tsui und Shalaby, 2007) *Axhausen* und *Schüssler* greifen diese Methodik zu einem späteren Zeitpunkt auf und verwenden die 95%-Perzentile von Geschwindigkeiten und Beschleunigungen, mit dem Ziel die Verkehrsmittelerkennung robuster zu gestalten, da somit Ausreißer gefiltert werden können. (Axhausen und Schüssler, 2008) Die verwendete Systematik wurde später von *Menghini* adaptiert und erweitert sowie für die Routenwahl von Radfahrer*innen angepasst. Jedoch wurde die Durchschnittsgeschwindigkeit als beschreibender Parameter genutzt (Menghini *u. a.*, 2009). *Parkin* und *Rotheram* nutzten ebenfalls die Geschwindigkeit, konkret das 85%-Perzentil, von Radfahrer*innen aus einer GPS-Erhebung für den Entwurf von Planungsrichtlinien (Parkin und Rotheram, 2010). Geschwindigkeiten und Beschleunigungen und vor allem deren Perzentile wurden also bis dato von einer breiten Menge an wissenschaftlichen Arbeiten zum Thema verwendet, um Radfahrten zu beschreiben. Gleiches gilt auch für die durchschnittliche Wegeweite, die in allen vorgenannten Arbeiten als Metrik verwendet wird. Mit der Arbeit von *Broach* et. al fand erstmals eine Differenzierung nach Wegezwecken statt, wobei ausschließlich die Definition von Arbeitswegen und anderen Wegen genutzt wurde, um anschließend ein Routenwahlmodell zu erstellen (Broach, Dill und Gliebe, 2012). Neben den bereits genannten Parametern wird auch die Fahrtenanzahl pro Proband*in in einigen Studien als relevanter Einflussparameter genutzt. So verwendet bspw. *Flügel* in einer Studie zu Geschwindigkeitsmodellen im Radverkehr die Nutzungshäufigkeit als Zeiger für die Erfahrung der Radfahrer*innen und berichtet große Varianzen (Flügel *u. a.*, 2017).

Im Zuge der vorliegenden Arbeit wurden über die eingangs genannten Parameter hinaus beispielsweise auch die Uhrzeit der Radfahrt, oder der Umwegfaktor zwischen Quelle und Ziel erfasst. Erstere nutzt beispielsweise *Ton* in ihrer Arbeit um den Tagesgang der Radfahrten wiederzugeben und zwischen Fahrten in der Dunkelheit und am Tag zu differenzieren (Ton, Cats, *u. a.*, 2017). Diesbezüglich konnten in der vorliegenden Arbeit keine Unterschiede festgestellt werden, jedoch lag deren Untersuchung auch nicht im Fokus. Vielmehr wurde die Uhrzeit als Instrument für die Datenvalidierung genutzt. Der Umwegfaktor von Radfahrten wurde ebenfalls erhoben und statistisch ausgewertet, wies jedoch keinen signifikanten Einfluss hinsichtlich des Radfahrverhaltens auf. Betrachtet man Arbeiten zur Routenwahl von Radfahrer*innen lässt sich allerdings für ebenjene ein deutlicher Einfluss feststellen. So wird zumeist nicht die kürzeste Route gewählt, sondern die sicherste bzw. attraktivste (vgl. Park and Akar, 2019).

Die in dieser Arbeit verwendeten Parameter finden in bisherigen Arbeiten also durchaus Verwendung, werden aber kontextabhängig variiert und kaum alle zugleich genutzt und aufgezeichnet. Um eine möglichst breite Verwendbarkeit von GPS-Datensätzen sicher zu stellen und mögliche Anwendungsfälle nicht von vornherein auszuschließen, ist die Aufzeichnung von Geschwindigkeiten, Beschleunigungen (bzw. deren Perzentilen) sowie Wegeweiten, Nutzungsfrequenz und Wegezweck unabdingbar. Ergänzt werden sollte der Parametersatz zusätzlich um Umwegfaktoren (Luftlinie und kürzeste Route) und Start- bzw. Endzeitpunkt der Fahrt, gleichwohl diese keinen signifikanten Einfluss auf das Radverkehrsverhalten aufweisen.

b) *Es konnte gezeigt werden, dass die gewählte Stichprobenzusammensetzung Aussagen über alle Radfahrer*innen in einem Untersuchungsgebiet erlaubt.*

Anders als in vielen vorangegangenen Arbeiten, die auf eine Rekrutierung der Proband*innen aus Lobbygruppen bzw. Freiwilligen (vgl. u.a. Harvey and Krizek, 2007; Parkin and Rotheram, 2010; Plazier, Weitkamp and van den Berg, 2017), Universitäten (u.a. Reddy *et al.*, 2010; Casello and Usyukov, 2014; Park and Akar, 2019) oder aus frei zugänglichen Applikationen mit unterschiedlichen Motivationshintergründen, wie Radverkehrsförderung (Charlton *u. a.*, 2011; Hood, Sall und Charlton, 2011; Romanillos und Zaltz Austwick, 2016; Watkins *u. a.*, 2016) respektive sportlicher Leistungsdiagnostik (Norman und Kesha, 2015; Jestico, Nelson und Winters, 2016; Sun, Moshfeghi und Liu, 2017; McArthur und Hong, 2019) setzen, wurde die Stichprobe der vorliegenden Arbeit gezielt in Hinblick auf mögliche Unterschiede im Radverkehrsverhalten ausgewählt. Während die bereits genannten und eine Reihe weiterer Arbeiten folgerichtig nicht repräsentative Stichprobenzusammensetzungen konstatieren und damit einhergehend auch eine mangelnde Übertragbarkeit formulieren, konnte gezeigt werden, dass innerhalb der gewählten Stichprobe signifikante Unterschiede vorherrschen und diese in unterschiedlichem Radverkehrsverhalten resultieren. Da die verwendete Stichprobe bezüglich der Ge-

schlechterverteilung Bevölkerungsrepräsentativ ist und entlang der Altersklassen unterschiede sichtbar wurden, ist einzig eine Gewichtung der Altersklassen bezüglich der absoluten Anzahl der Klassenteilnehmer als sinnvoll anzuraten. Eine derartige Gewichtung wurde in der vorliegenden Arbeit nicht gewählt, da für statistische Vergleiche annähernd gleiche Verteilungen der Fallzahlen günstiger sind.

Die unkontrollierte Vergleichsstichprobe aus dem gesamten Bundesgebiet zeigt zudem deutlich, dass eine Selbstauswahl durch die Proband*innen zu deutlich höheren Durchschnittsgeschwindigkeiten, Wegeweiten und Beschleunigungen führt und diese dementsprechend nicht als repräsentativ für alle Radfahrer*innen in einem Untersuchungsgebiet gelten müssen.

c) *Es konnte gezeigt werden, dass der Einfluss von Radfahrtypen im Sinne einer Typologie auf das Radfahrverhalten eher gering ist.*

Der Einfluss der Radfahrtypen konnte nur für den Typ des *Ambitionierten* im Hinblick auf die durchschnittliche Wegeweite als signifikant ermittelt werden. Die übrigen Typen von Radfahrer*innen, welche im Zuge der Arbeit von *Francke* et al (A. Francke, Anke, Lißner, *u. a.*, 2019) gefunden werden konnten, unterscheiden sich hinsichtlich ihres Fahrverhaltens nicht signifikant. Dieses Ergebnis steht in einer Linie mit jenem von *Watkins et al.*, die eine ähnliche Routenwahrnehmung von vier unterschiedlichen Radfahrtypen konstatiert und die Routenwahl zwar teilweise von den Soziodemografika der Radfahrer*innen beeinflusst sieht, diese aber als nicht ausreichend für eine Vorhersage der Routenwahl ansieht. Entgegen der Ergebnisse von *Watkins* konnte zudem in der vorliegenden Arbeit kein Zusammenhang zwischen Alter und Radfahrtyp festgestellt werden. (Watkins und LeDantec, 2016)

Auf der Ebene der durchgeführten Fahrten konnten *Poliziani* und *Rupi* in ihrer Arbeit jedoch drei Typen von Radfahrer*innen unterscheiden. Die Auswahl der genutzten Attribute umfasste allerdings deutlich mehr geografische Merkmale als Fahrverhaltensdaten, so dass von einem hohen Einfluss der gebauten Umwelt ausgegangen muss (Poliziani *u. a.*, 2020), welcher in der vorliegenden Arbeit weitestgehend außer Acht gelassen wird. Einige Unterscheidungsmerkmale der zugrundeliegenden Typologie wie bspw. die Regeleinhaltung bei Rotlicht, oder die Präferenz für Radverkehrsinfrastruktur bzw. die Nutzung auch bei schlechtem Wetter (Angela Francke *u. a.*, 2019) ließen sich im Rahmen der Datenerhebung und Aufbereitung nicht reproduzieren. Eine stärkere Differenzierung war daher nicht möglich.

Es ist jedoch nicht auszuschließen, dass andere Typologisierungsansätze, wie beispielsweise von *Leben* (Leben, 2015) oder *Gatersleben* (Gatersleben und Haddad, 2010), sich stärker in Änderungen des Fahrverhaltens äußern, da affektive und symbolische Motive eine geringere Rolle spielen. Dies bleibt als Forschungsfrage offen.

d) Unterschiede im Radfahrverhalten äußern sich deutlich stärker ausgeprägt zwischen Altersklassen und Geschlechtern sowie abhängig vom Wegezweck.

Verglichen mit den Unterschieden zwischen den einzelnen Radfahrtypen treten signifikante Unterschiede vor allem zwischen Altersklassen und Geschlechtern auf. Auch die Stärke der zu beobachtenden Effekte sind für die meisten betrachteten Variablen deutlich höher. Für Alter und Geschlecht sind diese Unterschiede beispielsweise bezüglich der Geschwindigkeiten und Beschleunigungen intuitiv, weil diese durch die körperlichen Voraussetzungen zu begründen sind. So konnte *Ransdall* in ihrer Arbeit deutliche Unterschiede für Alter und Geschlecht bei Rundenzeiten von Sportlern Sportler*innen auf einer 40km Strecke feststellen (Ransdell, Vener und Huberty, 2009). Ähnliche Ergebnisse finden sich auch in der Forschungsliteratur zur Routenwahl von Radfahrer*innen. *Harvey* und *Krizek* beispielsweise konnten höhere Geschwindigkeiten und größere Wegeweiten für männliche Probanden ebenso feststellen wie die Forschergruppe um *Frederico Rupi* und *Jörg Schweizer* (Harvey und Krizek, 2007; Rupi und Schweizer, 2018). Für die Variable Geschwindigkeit bestätigt sich dieser Fakt auch in den Arbeiten von *Segadilha* und *Sanches*, die ebenfalls eine deutlich höhere Geschwindigkeit männlicher Probanden berichten, (Segadilha und Sanches, 2014b) sowie Flügel et al. (Flügel *u. a.*, 2017).

Nicht bestätigt werden konnte das Ergebnis von *Harvey* und *Kritzek*, dass Fahrer*innen unter 30 Jahren kürzere Wegeweiten erreichen als Fahrer*innen höheren Alters, bzw. das Probanden zwischen 30 und 40 Jahren die höchste Durchschnittsgeschwindigkeit erreichen (Harvey und Krizek, 2007). In der vorliegenden Arbeit ergeben sich für Wegweiten keine signifikanten Unterschiede zwischen den Altersklassen. Diese Erkenntnis liegt in einer Linie mit der German Naturalistc Cycling Study, welche ebenfalls keine alterspezifischen Unterschiede der Wegeweiten feststellen konnte (Schleinitz *u. a.*, 2017). Die höchsten Durchschnittsgeschwindigkeiten konnten zudem für Fahrer unter 30 Jahren beobachtet werden.

Die Abhängigkeit des Radfahrverhaltens vom Wegezweck äußert sich darin, dass Arbeitswege im Mittel länger sind und schneller zurückgelegt werden als Einkaufs- oder Freizeitwege. Diese Erkenntnis liegt in einer Linie mit den Arbeiten von *Broach* und *Flügel* (Broach, Dill und Gliebe, 2012; Flügel *u. a.*, 2017), während in weiteren Arbeiten die Unterschiede von Geschwindigkeiten und Wegeweiten zwischen verschiedenen Wegezwecken eher als gering anzusehen sind (Romanillos und Zaltz Austwick, 2016). Eine mögliche Erklärung hierfür ist die unelastische Verkehrsnachfrage in Hinblick auf Arbeitswege. Diese müssen durchgeführt werden und der Wohnort wird innerhalb einer Stadt nicht zwingend näher an den Arbeitsplatz verlegt, wenn die übrigen Mobilitätsbedürfnisse (Bildung, Einkaufen, Ärzte) im Wohnumfeld abgedeckt werden können. Die Wegezwecke Freizeit/Sonstiges bzw. einkaufen lassen sich mit dem Fahrrad in einer Großstadt, wie dem Untersuchungsgebiet, zudem häufig im näheren Umfeld erledigen. Die größere Entfernung zum Arbeitsort und regelmäßige Fahrten wiederum führen zu stark habitualisiertem Fahrverhalten

und damit ggf. zu höheren Geschwindigkeiten als auf den übrigen Wegen. In der Forschungsliteratur wird dieser Effekt zudem nur benannt und nicht begründet.

*e) Die Variablen Geschwindigkeit und Beschleunigung sind im mittleren Lebensabschnitt weitgehend konstant. Signifikante Unterschiede treten vor allem in den Randbereichen auf. So fahren und beschleunigen Fahrer*innen bis 29 Jahre signifikant schneller als die Altersklassen zwischen 30 und 64, während Fahrer*innen über 65 Jahren signifikant langsamer beschleunigen als die mittleren Altersklassen. Altersklassen zwischen 30 und 64 Jahren bedürfen also einer weniger starken Differenzierung.*

Diese Erkenntnis ist zumindest teilweise durch die körperliche Leistungsfähigkeit der Proband*innen zu begründen und liegt in einer Linie mit den Erkenntnissen von *Ransdell*, die Bestzeiten für eine 40km Runde von Radsportlern in unterschiedlichen Altersklassen verglich und nur geringe Zeitdifferenzen in den Altersgruppen zwischen 40 und 60 Jahren feststellen konnte.(Ransdell, Vener und Huberty, 2009). Eine weitere Arbeit aus den USA kam jedoch zu dem Ergebnis, dass Radfahrer zwischen 30 und 40 Jahren die höchsten Geschwindigkeiten erreichen. Beschleunigungen wurden in dieser Arbeit nicht untersucht. (Harvey und Krizek, 2007)

Die Ergebnisse dieser Arbeit sind dahingehend zu interpretieren, dass Radfahrende bis zum Alter von 30 Jahren sowohl körperlich in der Lage sind hohe Geschwindigkeiten zu erzielen, als auch willens diese im Straßenverkehr umzusetzen. Dies liegt mutmaßlich in einer ebenfalls erhöhten Risikobereitschaft begründet. Diese wird für jüngere Radfahrer (Useche *u. a.*, 2019) und Motoradfahrer (Hassan, Vinodkumar und Vinod, 2017) auch in der Literatur thematisiert. Bei Fahrer*innen über 65 Jahren Lebensalter sinkt sowohl die körperliche Leistungsfähigkeit als auch die Wahrnehmungsfähigkeiten und in Verbindung damit die Risikofreudigkeit im Straßenverkehr und somit auch das Vermögen hohe Geschwindigkeiten sicher umzusetzen.

Für die Zusammensetzung von Stichproben im Zuge von Untersuchungen von Radfahrer*innen bedeutet dies, dass eine starke Differenzierung der mittleren Altersgruppen nicht unbedingt notwendig ist. Die Altersgruppe zwischen 35 und 40 Jahren stellt zumeist ohnehin die stärkste Kohorte in Stichproben mit Selbstauswahl (vgl. u.a. Jestico, Nelson and Winters, 2016; McArthur and Hong, 2019; Livingston, McArthur and Hong, 2020).

*f) Unter 30 Jahren und über 65 Jahren Lebensalter weisen Geschwindigkeiten und Beschleunigungen der Radfahrer*innen signifikante Unterschiede zu den übrigen Altersklassen auf. Auf eine ausreichende Anzahl an Proband*innen in diesen Altersklassen ist daher zu achten.*

Als Gegenpol zum vorangegangenen Ergebnis folgt daher, dass aufgrund stark differierenden Radfahrverhaltens die Gruppe der unter 30- jährigen ebenso wie die Gruppe der

über 65- jährigen bei der Stichprobenauswahl besonders beachtet werden sollte. Da zwischen den Altersklassen zwischen 30 und 64 kaum signifikante Unterschiede der Fahrverhaltensvariablen gefunden werden konnten, können diese Klassen am ehesten als homogen betrachtet werden.

Erkenntnisse über ältere Radfahrer*innen fehlen in den meisten bekannten Stichproben der für die vorliegende Arbeit analysierten Forschungsliteratur (vgl. Romanillos and Zaltz Austwick, 2016; Watkins *et al.*, 2016). Wenn Altersverteilungen bekannt sind, dann begünstigen diese zumeist die eher homogene Gruppe der 30-65 jährigen (Charlton *u. a.*, 2011). In besonders starkem Maß ist dies bei Arbeiten der Fall, die die Sport-App Strava als Datenbasis nutzen. In den verwendeten Stichproben sind sowohl Fahrer*innen unter 30 Jahren als auch jene die älter sind als 65 Jahre unterrepräsentiert. (vgl Jestico, Nelson and Winters, 2016; Watkins *et al.*, 2016; Francke and Lißner, 2017)

Dieser Punkt ist auch in Hinblick auf ein möglicherweise stark unterschiedliches Routenwahlverhalten im Zuge einer Modellierung problematisch, da vor allem ältere Fahrer somit keine Beachtung finden. Die vorliegende Arbeit konnte diesen Umstand erstmals umfänglich nachweisen.

g) Bei Maßnahmen für den Radverkehr ist es daher angezeigt, den Randbereichen der Altersskala besondere Aufmerksamkeit zukommen zu lassen

Aus den beiden vorangegangenen Erkenntnissen ergibt sich damit die Notwendigkeit einer erhöhten Aufmerksamkeit auf die Gruppe junger und älterer Radfahrer*innen. Dies gilt vor allem dann, wenn GPS-Daten von Radfahrer*innen zukünftig häufiger für die Planung genutzt werden sollen. So ist bspw. zu empfehlen eine Grüne Welle für den Radverkehr nicht ausschließlich an den Durchschnittsgeschwindigkeiten eines nicht zufällig gezogenen Crowdsourcing-Datensatzes zu kalibrieren, sondern insbesondere auch die Geschwindigkeiten jüngerer und älterer Radfahrer*innen mit einzubeziehen. Dies gilt vor allem dann, wenn der genutzte Datensatz nicht altersrepräsentativ ist.

Darüber hinaus gilt es natürlich ohnehin eine selbsterklärende und sicher befahrbare Infrastruktur für alle Radfahrer*innen zu schaffen.

*h) Existierende Crowdsourcing Datensätze können und müssen somit anhand der Soziodemografika Alter und Geschlecht sowie den Wegezwecken gefiltert werden, damit Aussagen über alle Radfahrer*innen eines Untersuchungsgebietes möglich sind.*

Aus den vorangegangenen Ergebnissen folgt damit zwingend, dass eine Stichprobe von GPS-Daten nach der Datenaufbereitung entlang des Alters, Geschlechts und des Wegezwecks der Passanten gewichtet werden sollte. Nur dies führt dazu, dass alle Radfahrer*innen eines Untersuchungsgebietes durch die Stichprobe abgebildet werden können. Das Verfahren kann dabei analog zu den bei der Auswertung von Haushaltsbefragungen genutzten beschrieben werden. Die Anteile der Altersklassen an der Rad fahrenden

Grundgesamtheit können dabei beispielsweise Befragungen wie Mobilität in Deutschland (MiD) oder Mobilität in Städten (SrV) entnommen werden.

Im günstigsten Fall sollte allerdings schon bei der Rekrutierung der Stichproben ein Fokus auf die Altersgruppen unter 30 Jahren und insbesondere auf diejenigen Radfahrer*innen im Rentenalter gelegt werden. Im Zuge der vorliegenden Arbeit erwies sich eine Rekrutierung über die Angehörigen diesbezüglich als sehr wirkungsvoll.

6.2 Stärken und Schwächen der Arbeit

6.2.1 Stichprobenzusammensetzung und Durchführung

Die Stichprobenzusammensetzung als geschichtete Stichprobe sorgte für die Erhebung erster Bewegungsdaten der Alterskohorte 65+. Diese ist in den meisten bekannten Studien wenig, oder gar nicht vertreten (Bspw. Charlton u. a. 2011; Hood, Sall und Charlton 2011; Broach, Dill und Gliebe 2012) und somit eine klare Stärke der Arbeit. Eine Herausforderung stellte dabei erwartungsgemäß die Rekrutierung von Proband*innen dieser Altersklasse dar. Neben der schon in der für die Typologisierung genutzten Onlinebefragung (A. Francke, Anke, Schaefer, *u. a.*, 2019) allgemein schwierigen Ansprache über Tageszeitungen, Aushänge, Probandenpools der TU-Dresden und Radioaufrufen, war die technische Umsetzung des Feldversuchs für einige ältere Probanden eine Herausforderung. In den meisten Fällen konnte durch intensive persönliche Betreuung Abhilfe geschaffen werden. In wenigen Fällen verhinderte der Besitz eines geeigneten Smartphones und die fehlende Bereitschaft zur Nutzung eines Leihgerätes die Datenaufzeichnung gänzlich. So konnten insgesamt Daten von 19 Personen der betreffenden Alterskohorte ausgewertet werden. Da diese Gruppe nach oben keine Klassengrenze aufwies, ist sie insgesamt auch die inhomogenste aller untersuchten Altersgruppen. Eine vertiefende Studie zum Radverkehrsverhalten Älterer bietet sich an, um diese ersten Ergebnisse zu erhärten und bestehende Wissenslücken zu schließen. Hierbei ist die ausschließliche Nutzung von Leihgeräten und eine enge Betreuung der Proband*innen zu empfehlen. Für die Tests bestimmter Zwischensubjekteffekte sind zukünftig eigene oder größere (Teil-)Stichproben sinnvoll, um die ersten Ergebnisse und Tendenzen aus der vorliegenden Untersuchung abzusichern.

Die als kritische Größe für eine hohe statistische Teststärke identifizierte Anzahl von rund 200 gültigen Proband*innen konnte aufgrund zahlreicher Ausfälle trotz mehrstufiger Rekrutierung nicht vollständig erreicht werden. Eine Absicherung von mittleren und großen Effektstärken statistischer Zusammenhänge ist daher nicht im Bereich von 88%-Teststärke möglich, sondern liegt leicht unterhalb dieses Wertes. Jedoch liegen die Ergebnisse im Bereich der Vorstudie (von Harten, 2017). Der reduzierte Stichprobenumfang liegt vor allem darin begründet, dass im Verlauf der Feldphase zwar die Übermittlung von Daten kontrolliert, deren Qualität zu diesem Zeitpunkt aber nur stichprobenhaft geprüft wurde. So konnte bezüglich des Ausfalls von Proband*innen durch ein Nachrückverfahren in der

zweiten Welle der Feldphase zwar nachgesteuert werden, allerdings kam es nach Abschluss der Feldphase noch zu datenbedingten Ausfällen, die in dieser Form nicht vorhersehbar waren.

Für zukünftige Studien erscheint es daher sinnvoll eine Testmetrik zu entwickeln, die automatisiert ungültige Datensätze im Zuge des Uploads erkennt. In der folgenden Datenauswertung hat sich dafür beispielsweise die Anzahl der GPS-Punkte je hochgeladenem Track als sinnvoll erwiesen. Auf diese Weise hätten schon in der ersten Feldphase ungültige Datensätze erkannt werden und problematische Smartphones durch Leihgeräte ersetzt werden können. Für Probleme sorgten im Versuchsverlauf sowohl ältere Geräte der Firma Apple, als auch weniger namhafte Hersteller aus Asien, wie Cubot oder Xiaomi, sowie Energiesparmodi die trotz gegenteiliger Hinweise aktiviert waren. Die Geräte zeichneten die Fahrten zwar wie intendiert auf, allerdings brach entweder die Aufzeichnungen nach einer bestimmten Zeit ab, oder es wurde nur eine sehr geringe Anzahl von GPS-Punkten entlang der Fahrten aufgezeichnet. Ergänzend sei erwähnt, dass inzwischen vor allem die Geräte der Firma Huawai Anwendungen, die auf den GPS-Sensor zugreifen, automatisiert nach einer bestimmten Zeit beenden, solange man die Applikation nicht händisch zu einer Liste von Ausnahmen hinzufügt. Dieser Sachverhalt ist aufgrund des vergleichsweise hohen und kontinuierlich wachsenden Marktanteils in der Bundesrepublik von 17,6% (Statista, 2020) für die Durchführung weiterer Studien von Bedeutung.

Die Versuchsdurchführung erfolgte weitestgehend problemfrei. Im Gegensatz zu den Ergebnissen der Onlinebefragungen, fiel die Gruppe der *Funktionellen* durch eine unerwartet hohe Radverkehrsfrequenz auf. Hier ist ein starker motivationaler Einfluss des Studiendesigns zu vermuten, obgleich die Proband*innen darauf hingewiesen wurden alltägliche Verhaltensweisen beizubehalten. Ein Grund hierfür können Konformitätseffekte („soziale Erwünschtheit“) analog zu denen in Befragungen sein (Bogner und Landrock, 2015). Für die Proband*innen kann es so beispielsweise erstrebenswert erscheinen im Rahmen der Studie möglichst viel verwertbares Material zu liefern, da anschließend eine Aufwandsentschädigung gezahlt wurde. Auch ein unterschwelliger Wettbewerb mit anderen Probanden ist denkbar und sorgt für ein verändertes Mobilitätsverhalten. Um derartige Effekte zu vermeiden, ist es gegebenenfalls sinnvoll auf einen monetären Anreiz zu verzichten. Schwer zu kontrollieren sind Konformitätseffekte hinsichtlich der gesellschaftlichen Erwünschtheit von Radfahren als solche („Radfahren ist gesund und gut für das Klima“).

Der Zeitraum der Datenerhebung erscheint insoweit sinnvoll gewählt, dass gutes Wetter die Radverkehrsleistung nicht negativ beeinträchtigte. Leider waren dadurch etwaige Wettereffekte, die als Item die Clusterbildung der verwendeten Typologie beeinflussen, nicht zu beobachten. Ein längerer Erhebungszeitraum würde die Beobachtung von Wetteref-

fekten mutmaßlich deutlich vereinfachen und gleichzeitig bereits genannte Konformitätseffekte deutlich verringern. Allerdings leidet darunter die Vergleichbarkeit der Daten aufgrund möglicher zeitlicher Verzerrungen und schwankender Fallzahlen der Einzelnutzer.

6.2.2 Datenverarbeitung

Die Datenverarbeitung nimmt in der vorliegenden Arbeit einen großen Stellenwert ein. Durch die Bereinigung um Ausreißer durch etablierte Methoden und einer sehr zuverlässigen Erkennung des Verkehrsmittels „Rad“ (97%) sowie einer Segmentierung der aufgezeichneten Daten in Aktivitäten und Wege (95%) konnte eine mit Haushaltstichproben vergleichbare Datengüte erreicht werden. Die verwendete, vollautomatisierte Methode ist bei einer vergleichbaren Datenstruktur auf andere Datensätze übertragbar und leistungsstark genug, um auch größere Datensätze innerhalb kurzer Zeit berechnen zu können.

Die für die Datenaufbereitung verwendetet Methode eines gleitenden Zeitfensters hat eine inhärente feste Grenze. Da innerorts das Zeitfenster für die Trennung von Wegen und Aktivitäten, bedingt durch mitunter sehr kurze Aktivitäten, wie beispielsweise Einkäufe, auf drei Minuten festgelegt wurde (auch um Pausen an Lichtsignalanlagen nicht als Unterbrechungen zu bewerten, (siehe Schüssler and Axhausen, 2008) führen längere Pausen, ohne Zweck im Sinne einer Aktivität, vor allem auf Freizeitfahrten meist zu einer Aufteilung in zwei oder mehr Wege. Möglicherweise werden durch die verwendete Methodik also die Wegelängen für Freizeitwege unterschätzt und deren Häufigkeit überschätzt. Ein Ansatz wäre eine Vergrößerung des gleitenden Zeitfensters auf beispielsweise fünf Minuten. Für die Ergebnisberechnung hätte dies jedoch nahezu eine Verdopplung der Rechenzeit zur Folge und kurze Einkaufsaktivitäten innerorts würden ggf. schlechter erkannt. Eine Summierung der Freizeitwege über den Tag hat sich diesbezüglich als sinnvolle Hilfskonstruktion erweisen. Parameter des Fahrverhaltens (Geschwindigkeiten, Beschleunigungen) wird von oben genanntem Effekt jedoch nicht beeinflusst. Im Zuge der verwendeten nutzerspezifischen Mittelwertbildung werden zudem die vorher getrennten Fahrten vor der Datenauswertung wieder zusammengefügt.

Bezüglich der Datenverarbeitung scheint es von großer Wichtigkeit die Klassifizierungsgenauigkeit von Verkehrsmitteln und Aktivitäten bzw. Wegen weiter zu verbessern. Die angewandte Methode ist auf den vorliegenden Datensatz mit einer Vielzahl an Radfahrten optimiert. Sie weist dementsprechend Verbesserungsbedarf hinsichtlich der Erkennung der übrigen Verkehrsmittel auf. Während Fußwege zuverlässig erkannt werden, ist die Erkennung der Modi Kfz, Bus, Tram oder Zug aktuell nicht implementiert und die genannten Modi werden als Klasse „Andere“ zusammengefasst. Die Moduserkennung wird in anderen Arbeiten hinreichend thematisiert. Als sinnvoll haben sich dabei Ansätze des maschinellen Lernens erwiesen.

Die untersuchten Parameter Fahrthäufigkeit, Fahrtweite, Fahrtdauer, Geschwindigkeit und Beschleunigung und deren Perzentile erwiesen sich als zweckmäßig, um Unterscheidungen bezüglich des Fahrverhaltens zu untersuchen. Zukünftig können diese um weitere Sensordaten, bspw. von Gyroskop und Accelerometer ergänzt werden. Auch eine Ergänzung um Geodaten, wie beispielsweise dem Grünanteil im Umfeld von Radverkehrsanlagen könnte sich zukünftig als hilfreich erweisen.

Als weitere Herausforderung im Verlauf der Datenaufbereitung erwies sich das Map-Matching der Radverkehrsdaten. Hierbei stehen sich zwei Problemstellungen diametral gegenüber: digitale städtische Verkehrsnetze enthalten hochgenaue Informationen zu Radverkehrsanlagen, lassen sich aber mit Open-Street-Map und Graphhopper aufgrund der abweichenden Datenstruktur nicht sinnvoll routen. Die Karten von OpenStreetMap hingegen lassen sich zwar sinnvoll Routen, enthalten aber nicht alle korrekten Angaben zu den Radverkehrsanlagen. Eine komplexe Angleichung des städtischen Datensatzes, samt Informationen zu den Radverkehrsanlagen, an das OSM-Netz war daher notwendig, jedoch wenig übertragbar auf andere Städte. Das Verschneiden der Netze birgt den Nachteil eines Datenverlusts vor allem an komplexen Knotenpunkten, da eine Pufferung aufgrund von Überlappungen nicht möglich ist. Das Matching ist also durch Kompatibilitätsprobleme weniger genau als möglich. Die beschriebene Problematik ist für jedes städtische Netz gleichermaßen zu vermuten und macht ebenfalls eine Verschneidung von Datensätzen notwendig. Eine Alternative wäre eine standardisierte Aufnahme des Typs der Radverkehrsanlage in den globalen OSM Datensatz, welche aktuell noch an regionalen Unterschieden scheitert. Eine Alternative wäre eine möglichst starke Standardisierung der Variablen(-namen) in den kommunalen GIS-Datenbanken, um wiederkehrende Herausforderungen wie bspw. Routing mit einem standardisierten Werkzeug behandeln zu können.

Weiterhin ist das Projizieren von Radfahrten auf einen Netzgraphen von der Problematik geprägt, dass Radfahrende nahezu alle Verkehrswege nutzen, oder zumindest zeitweise überfahren können. Das erfordert eine hohe Zahl an Freiheitsgraden beim Routing innerhalb des Matching-Prozesses. Bisherige auf dem Hidden-Markov-Algorithmus basierende Ansätze haben dabei noch großes Verbesserungspotential (Quddus, Ochieng und Noland, 2007; Newson und Krumm, 2009; Yang *u. a.*, 2018). In der vorliegenden Arbeit wurde ein für den Modus Fahrrad angepasster Graphhopper-Algorithmus verwendet, dessen Verbesserung allerdings nicht im Fokus stand. Dementsprechend ist das Map-Matching als eine Schlüsselkompetenz mit Verbesserungspotenzial zu sehen. Die auf dem Matching basierenden Daten bezüglich der Nutzung der Radverkehrsanlagen sind daher als Forschungsstand einzuordnen und bedürfen weiterer Forschungsarbeiten.

6.2.3 Datenauswertung

Die Datenauswertung basiert, wie bereits im vorangegangenen Absatz erwähnt, auf der Bildung von personenspezifischen Mittelwerten, da die Proband*innen unterschiedliche

Anzahlen von Fahrten aufgezeichnet haben. Ein größerer Datensatz bietet die Möglichkeit mittels Monte Carlo Simulation gleich große Teilstichproben für jeden betrachteten Nutzer zu ziehen. Ein derartiges Vorgehen würde die Aussagekraft der Ergebnisse nochmals deutlich erhöhen. Die genutzte deskriptive und inferenzstatistische Auswertung der Daten orientiert sich an den gängigen Standards und zeigt unterschiedliche Effekte. Die Effekte zwischen einzelnen Gruppen hätten mit einer größeren Stichprobe noch deutlich sicherer bestimmt werden können, als dies geschehen ist. Weiterhin hätten auch feinere Analysen von Untergruppen bspw. Geschlechterunterschiede innerhalb von Altersgruppen untersucht werden können. Die erreichte Stichprobengröße stellt also eine klare Limitierung der vorliegenden Arbeit hinsichtlich der statistischen Auswertung dar, obgleich sie international als größte repräsentative Stichprobe überhaupt gelten kann. Für einzelne vertiefende Fragestellungen bieten sich daher eigene Erhebungen eher an, als ein größerer Stichprobenumfang mit dem Anspruch alle offenen Forschungsfragen zu klären.

Den in der Onlinebefragung ermittelten Radfahrer*innen Typen konnten nur wenige spezifischen Radfahrverhaltensmerkmale zugeordnet werden. Dies kann im Kontext der Studie an von den Teilnehmer*innen als erwünscht vermuteten Verhalten liegen, welches einige Proband*innen zu einer Verhaltensänderung veranlasste. Sozial erwünschtes Verhalten lässt sich nur durch unbemerkte Beobachtung eliminieren. Dieser Ansatz steht jedoch der nötigen Anstrengungen für die Rekrutierung einzelner Teile der Stichprobe, welche auch monetäre Anreize beinhaltete, diametral entgegen. Im Zuge einer größeren Untersuchungsdauer ist allerdings davon auszugehen, dass kurzfristige Motivationseffekte aufgrund sozialer Erwünschtheit an Einfluss verlieren.

Eine Clusterverfahren für die Zuordnung auf Wegebasis wurde im Zuge der Arbeiten verworfen, da sich dieses als nicht sensitiv genug herausstellte. Im Wesentlichen konnten nur zwei Arten von Wegen gefunden werden. Alltagswege und sehr lange Freizeitwege. In der weiteren Forschung können gegebenenfalls Methoden des maschinellen Lernens für eine deutlichere Abgrenzung sorgen.

Unterschiedliche Nutzungshäufigkeiten unterschiedlicher Radfahrtypen, wie sie im Rahmen der vorliegenden Arbeit auftraten, sind aufgrund der nicht signifikanten Unterschiede in den Fahrverhaltensparametern als nicht kritisch einzuschätzen. Vielmehr bietet sich generell eine balancierte Stichprobe innerhalb eines kürzeren Zeitraumes oder eine randomisierte Auswahl von Fahrten innerhalb eines längeren Zeitraumes an, um einzelnen Viel-Nutzern unter den Proband*innen in Datensätzen nicht zu starkes Gewicht zukommen zu lassen.

6.3 Grenzen der Methodik

Die Grenzen der angewandten Methodik können in technische und methodische Grenzen unterschieden werden. Die technischen Grenzen liegen in der Genauigkeit der GPS – Da-

ten und der Verarbeitung beim Map–Matching begründet. Die Genauigkeit der GPS-Koordinaten, in der Regel bis zu einem Radius von 10m um den realen Standpunkt herum, erlaubt beispielsweise die Zuordnung zu Radverkehrsanlagen oder Mischverkehr auf der Straße nur über getroffene Zusatzannahmen wie bspw. die vorausgesetzte Regelbefolgung. Nutzt ein/e Proband*in regelwidrig die benutzungspflichtige Radverkehrsanlage nicht, dann wird dies in den aufgezeichneten Daten nicht sichtbar. Auch das Map–Matching birgt methodische Grenzen. Je nach genutztem Profil und den entsprechenden Freigaben und Gewichtungen von Anlagen für den Radverkehr können unterschiedliche Zuordnungen einer Radfahrt zu einem Straßennetz entstehen. Dabei ist es zwar das Ziel, eine möglichst hohe Übereinstimmung mit den real genutzten Wegen zu erreichen, eine 100-prozentige Übereinstimmung ist jedoch kaum möglich.

Im Zuge der Datenerhebung wurden zwar weitere Sensordaten, wie Beschleunigungsdaten, Kompassdaten oder Daten des Magnetometers der verwendeten Smartphones erhoben, die zum Teil eine deutlich höhere Genauigkeit bei der Zuordnung der Beschleunigungswerte erlaubt hätten, diese wurden aber im Zuge der Arbeit nicht verwendet, da die Orientierung des Smartphones im Raum (bspw. Hosentasche/Rucksack/Lenker) nicht vollständig bekannt war und somit eine Kalibrierung dieser Daten enormen Zusatzaufwand bedeutet hätte. Eine Nutzung dieser Parameter hätte jedoch möglicherweise auch die Erkennung besonders kritischer Situationen während der Fahrten ermöglicht. Dies ist mit dem verwendeten Parametersatz nicht der Fall.

Weiterhin wurde bei der Datenauswertung auf ein Höhenmodell verzichtet. Damit sind die Topografie und somit das Höhenprofil der Fahrt unterrepräsentiert. Das ist für das Untersuchungsgebiet insofern hinnehmbar, als das Steigungen in den überwiegenden Fällen eher moderat sind, und vor allem im Stadtzentrum gänzlich fehlen. Die angewandte Methodik ließe sich jedoch um ein Höhenmodell ergänzt auf Gebiete mit deutlich unterschiedlicher Topografie übertragen.

Methodischen Grenzen liegen vor allem in der Betrachtungstiefe begründet. Da die vorliegende Untersuchung mehr als 5.300 Fahrten umfasst, ist eine Einzelfallprüfung der Fahrten ausgeschlossen. Zwar wurden ca. 600 Fahrten stichpunktartig auf unterschiedliche Kriterien hin überprüft, aber eine Detailbetrachtung bspw. bezüglich der Wartezeiten oder welche Geschwindigkeit auf welchem Infrastrukturelement gefahren wurde, konnte aus Komplexitätsgründen nicht durchgeführt werden. Gleiches gilt für eine Analyse des gebauten verkehrlichen Umfeldes. Dies hat für die Radverkehrsmodellierung eine hohe Bedeutung und sollte in vertiefenden Untersuchungen einbezogen werden.

Die statistische Aussagekraft für Untergruppen der gezogenen Stichprobe schwindet zudem, je detaillierter der Betrachtungsfokus wird. Einzelne Untergruppen, speziell die der Menschen über 65 Jahre, sind aufgrund des geringen Umfangs kaum noch geeignet, statistische Unterschiede innerhalb der Gruppen zu betrachten. Es empfiehlt sich daher, vor

allem für die Gruppe der Fahrrad fahrenden Senioren, eine eigene Untersuchung mit vergleichbarem Stichprobenumfang. Ebenfalls nicht bzw. schwach repräsentiert sind Nichtradfahrer*innen, da diese durch das Erhebungsdesign nur schwer angesprochen werden konnten. Eine Forschungsprojekt wird dazu aktuell an der TU München durchgeführt (Mahne-Bieder, Popp und Rau, 2019).

Auch eine Analyse der Wartezeiten an Lichtsignalanlagen könnte für eine Unterscheidung unterschiedlicher Radfahrtypen zusätzliche Informationen liefern. Ein Item der der Typologisierung zugrundeliegenden Befragung ist die Akzeptanz von Lichtsignalanlagen beziehungsweise die Nichtbefolgung geltender Verkehrsregeln bei Rotlicht. Hierfür wäre ein zusätzlicher Datensatz der Lichtsignalanlagen bzw. deren Schaltzeiten und Programme notwendig gewesen. Dieser Datensatz lag zum Zeitpunkt der Abfassung dieser Arbeit nicht vor. Vor allem vor dem Hintergrund der dynamische LSA-Steuerung des Untersuchungsgebietes mit Anforderungen und Sonderfreigaben durch den ÖPNV erscheint diese Herausforderung nicht trivial lösbar und erfordert ein hohes Maß an Datenverfügbarkeit. Im Zuge der aktuell steigenden Bereitschaft zur Veröffentlichung digitaler kommunaler Daten kann die Analyse von Wartezeiten in der zukünftigen Forschung jedoch eine tragende Rolle spielen.

Die wohl wichtigste Grenze bei der Nutzung von digitalen Bewegungsdaten betrifft deren Freiheit von subjektiven Empfindungen des Radfahrer*innen. So können beispielsweise Anlagennutzungen durch einen Mangel an wirklich attraktiven Alternativen, im Sinne der Nutzung der am wenigsten schlechten Routenalternative, beeinflusst werden. Gleiches gilt für die gefahrene Geschwindigkeit: wurde die Route langsamer befahren, weil die Infrastruktur kein schnelleres Tempo zuließ, oder geschah dies aufgrund eines besonders attraktiven Umfeldes, welches zum Verweilen einlädt, beziehungsweise aufgrund körperlicher Einschränkungen des Radfahrer*innen? Erst in der Kombination mit dem Nutzerempfinden können die verwendeten digitalen Daten ein dezidiertes Bild der Güte der Radverkehrsinfrastruktur zeichnen. Derartige subjektive Wahrnehmungsdaten wurden in der vorliegenden Arbeit nicht ausgewertet.

Eine weitere Grenze der Methodik betrifft die Möglichkeit des technischen Zugangs zum Erhebungswerkzeug. Die verwendete Applikation ist nur in deutscher Sprache verfügbar und diskriminiert damit nicht Muttersprachler bzw. Menschen mit Migrationshintergrund zumindest in Teilen. Auch ältere Menschen, oder solche ohne Smartphone sind von der gewählten Erhebungsmethode in der Praxis ausgeschlossen. Während der Studie konnte auf Leihgeräte zurückgegriffen werden, in der Praxis erscheint diese Herangehensweise zumindest als aufwändig. Der Rahmenfehler gilt gleichermaßen für Menschen unter 16 Jahren. Das deutsche Recht bezeichnet Menschen ab dem 7. bis zum 18. Lebensjahr als beschränkt geschäftsfähig. In diesem Lebensabschnitt bedürfen rechtlich bindende Verträge und Geschäfte der Zustimmung der Eltern (§183 und §184 BGB). Die Rechtsprechung und das Sozialgesetzbuch (§36 SGB I) nennen das vollendete 15. Lebensjahr als

Eintrittszeitpunkt in die Teilgeschäftsfähigkeit bzw. Handlungsfähigkeit. Dies wird auch nach DSGVO als Eintrittsschwelle für eine eigene Erklärung bspw. für die Herausgabe personenbezogener oder beziehbarer Daten aufgegriffen. Dies stellt eine hohe Hürde für die Datenerhebung bei Minderjährigen dar, da de facto die Installation der Erhebungsapplikation mindestens bis zum 16. Lebensjahr die Zustimmung der Eltern erfordert. Im Zuge der vorliegenden Arbeit wurde diese Herausforderung nicht explizit fokussiert, da der zusätzliche Aufwand als sehr hoch eingeschätzt wurde. Eine Auswertung von Daten der Bevölkerungsgruppe unter 16 Jahren war damit nicht möglich. Lediglich Hol- und Bringefahrten, die durch die Eltern erbracht wurden, beinhalten explizit die Daten dieser Altersklasse. Aussagen über die Schulmobilität sind daher mit dem verwendeten Erhebungsdesign nicht möglich.

Eine der wichtigsten Grenzen des genutzten Verfahrens betrifft die Routenwahl der Proband*innen. Die Fahrverhaltensparameter wurden unter der Annahme etwa gleichverteilter Routenattribute wie bspw. Steigung und das Vorhandensein von Radverkehrsinfrastruktur ausgewertet. In der Praxis determiniert die Routenwahl als Reaktion auf die Lage von Quelle und Ziel der Ortsveränderung das Fahrverhalten. So ist es beispielsweise möglich, dass einzelne Proband*innen der Stichprobe Quelle und/oder Ziel ihrer Ortsveränderung in einer topografisch erhöhten Position vorfinden und daher bspw. das Fahrrad nur für die Fahrten bergab nutzen, während die Bergauffahrten mithilfe des ÖPNV realisiert werden. Dies kann in der Theorie zu einer Verzerrung der statistischen Ergebnisse führen. Vollständig bereinigen ließe sich dieser Fakt methodisch nur durch eine vollständig kontrollierte Laborstudie, beispielsweise auf einem Rundkurs. Dieser birgt jedoch die Gefahr, Verhaltensweisen, die in der Praxis realisiert werden, nicht abzubilden.

6.4 Zusammenfassung

Die Frage „Wie nutzbar für die Radverkehrsplanung sind durch Smartphoneapplikationen nicht repräsentativ erhobene Radverkehrsdaten?“ konnte im Rahmen der vorliegenden Arbeit beantwortet werden.

1. *Die Daten aus GPS-Erhebungen von Radfahrverhalten sollten nie ungefiltert genutzt werden.*
2. *Besonderes Augenmerk ist auf die Stichprobenzusammensetzung und den motivationalen Hintergrund der zugrundeliegenden Kampagne gelegt werden.*
3. *Grundsätzlich sind derartige Daten nur bei einer Filterung bzw. Gewichtung der Stichprobe sinnvoll zu nutzen. Hierbei bietet sich ein Vorgehen analog zu Haushaltsbefragungen an. Die fahrdynamischen Unterschiede zwischen Geschlechtern, Altersgruppen und Wegezwecken sind signifikant und können prinzipiell über eine Wichtung beziehungsweise Schichtung der Stichproben ausgeglichen werden.*

4. *Hierfür ist eine Gewichtung anhand der reell vorhandenen Radfahrer*innen der Grundgesamtheit eines Untersuchungsgebietes in den einzelnen Altersgruppen sowie anhand des Geschlechts und der Wegezwecke notwendig.*
5. *Die Nutzbarkeit von GPS-basierten Datensätzen Radfahrer*innen wird erhöht, wenn vorab gezielt alle Nutzergruppen und damit alle Radfahrer*innen eines Untersuchungsgebietes angesprochen werden.*
6. *GPS-basierte Datensätze ohne die Erfassung der Parameter Alter, Geschlecht und Wegezweck sollten in der kommunalen Radverkehrsplanung nicht verwendet werden*

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit liegen auf einer Linie mit der Forschung (vgl. Harvey and Krizek, (2007;) und Sener, Eluru and Bhat, (2009)). Sie bestätigen damit statistisch gesichert den Einfluss von Alter, Geschlecht und Wegezweck auf das Radverkehrsverhalten. Damit konnte gezeigt werden, dass eine anhand der angegebenen Kriterien kalibrierte Stichprobe Aussagen über die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen erlaubt.

Anhand der vorliegenden Differenzierung von Radverkehrsverhalten entlang der Variablen Alter, Geschlecht und Wegezweck kann somit auch die Frage nach dem Erscheinungsbild eines repräsentativen Datensatzes im Zuge der Nutzung von Massendaten in Form von GPS-Trajektorien beantwortet werden:

Existierende Crowdsourcing Radverkehrsdaten können und müssen, wie in dieser Arbeit beschrieben, mittels Filterung und Wichtung an den in Haushaltsbefragungen üblichen Standard der Repräsentativität einer Stichprobe für die betrachtete Grundgesamtheit angepasst werden. Im Zuge der Datenerhebung oder zumindest der Datenauswertung ist es von essenzieller Wichtigkeit, dass die Grundgesamtheit der Radfahrer*innen ausreichend repräsentiert wird. Einen wichtigen Ansatzpunkt liefern dabei die vorgenannten Haushaltsbefragungen. Diese liefern ein erstes Bild darüber, in welchen Altersgruppen, bzw. in welchem Verhältnis der Geschlechter die Radfahrer*innen einer Stadt oder eines Untersuchungsgebietes anzunehmen sind. Vorhandene Datensätze, die im Zuge von Crowdsourcing entstehen, werden sich nur in den seltensten Fällen an diesem Verhältnis orientieren, enthalten aber, so der Datensatz im Sinne eines Big-Data-Ansatzes erhoben wurde, zumeist Teilmengen dieser für das Untersuchungsgebiet repräsentativen Nutzeranteile.

Im Zuge dieser Arbeit konnte zudem gezeigt werden, dass Geschwindigkeiten und Beschleunigungen von Radfahrer*innen sich sowohl zwischen den Geschlechtern signifikant unterscheiden, als auch an den Rändern des Altersspektrums im Vergleich zur Mitte. So unterscheiden sich die unter 30jährigen signifikant von allen älteren Altersklassen, sowie die über 65jährigen von allen jüngeren Altersklassen. Die mittleren Altersklassen weisen untereinander keine signifikanten Unterschiede auf. Dies unterstreicht die Bedeutung sowohl sehr alter, als auch sehr junger Radfahrender für die Datenauswertung und in der Konsequenz auch für die Radverkehrsplanung.

Aufgrund von unterschiedlichen motivatorischen Hintergründen der Datenerhebung von Crowd-Sourced-Daten ist jedoch nicht davon auszugehen, dass alle Radfahrer*innen eines Untersuchungsgebietes durch das dahinterliegende Untersuchungsdesign gleichermaßen angesprochen werden. Umso wichtiger erscheint vor diesem Hintergrund die zusätzliche und bewusste Ansprache der angesprochenen Randgruppen, wie beispielsweise Senioren oder Kindern und eine Gewichtung der Analysedatensätze entsprechend der real vorliegenden Parameterausprägungen von Alter, Geschlecht und Wegezweck. Eine Erfassung dieser Variablen in den angesprochenen Datensätzen ist daher unumgänglich.

Weiterhin konnte in dieser Arbeit gezeigt werden, dass Radfahrende sich zwar anhand von Umfragen in vier Typen aufteilen lassen, diese Einteilung aber auf das Radverkehrsverhalten nur einen geringen und überwiegend nicht signifikanten Einfluss hat. Vor allem die Fahrverhaltensparameter Geschwindigkeit und Beschleunigung weisen nur sehr geringe Unterschiede zwischen den verschiedenen Radfahrtypen auf.

7. Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit konnte anhand von GPS-Daten nachgewiesen werden, dass Radverkehrsverhalten sich zwischen den Geschlechtern, Wegezwecken und Altersklassen unterscheidet. Für die Verwendung von GPS-Datensätzen, die unter Selbstselektion entstanden sind in der Verkehrsplanung, ist folglich darauf zu achten, dass diese die Alters- und Geschlechterverteilung der Radfahrer*innen im Untersuchungsgebiet annähernd repräsentativ wiedergeben. Eine Ziehung von entsprechenden Sub-Samples ist daher anzuraten. Diese dürften deutlich weniger umfangreich ausfallen als der eigentliche Datensatz – besitzen dafür aber eine höhere Reliabilität. Weiterhin ist eine nichtausschließliche Konzentration auf Arbeitswege sinnvoll.

Erstmals in einem GPS-Datensatz nachgewiesen wurde das Radverkehrsverhalten älterer Nutzer*innen (65+). Hier konnten zu erwartende Leistungsminderungen aufgezeigt werden. Diese können in der Praxis aber perspektivisch zunehmend durch elektrisch unterstütze Fahrräder ausgeglichen werden.

In den kommenden Jahren ist, auch aufgrund einer stetig steigenden Verfügbarkeit von Smartphones als Erhebungsinstrument sowie Trends wie dem Drang zum Self-Monitoring aus ökologischen oder Gesundheitszwecken, mit einer steigenden Datenverfügbarkeit für die Radverkehrsplanung zu rechnen. Ersteres wird bspw. durch stetig steigende Teilnehmerzahlen der Aktion STADTRADELN, einer dreiwöchigen Kampagne, bei der die Individualmobilität vorzugsweise mit dem Fahrrad durchgeführt wird, belegt. So stieg die Teilnehmerzahl in den letzten zehn Jahren stark an und überstieg im Jahr 2020 zum ersten Mal die 500.000 Teilnehmermarke. Im Rahmen des Forschungsprojektes MOVEBIS konnten im Jahr 2020 Daten von 150.000 Radfahrer*innen und insgesamt 2 Mio. Radfahrten erhoben werden. Auch Applikationen mit einem sportiven oder Gesundheitshintergrund wie Strava oder die Aktion „Mit den Rad zur Arbeit“ der gesetzlichen Krankenkasse AOK erfreuen sich steigender Nutzerzahlen. Die Verfügbarkeit von GPS-Datensätzen für die Radverkehrsplanung wird zukünftig also eher zunehmen.

Grundsätzlich ist auf nationaler und auch internationaler Ebene eine Standardisierung der Datenverarbeitung und eine Kombination mehrerer Datenquellen zielführend, um einen aussagekräftigen Datensatz für eine möglichst breite Nutzerbasis gewinnen zu können. Es existiert eine Vielzahl an Ansätzen und Datensätzen, die solitär betrachtet den Ansprüchen an einen repräsentativen Datensatz nicht genügen, aber in ihrer Gesamtheit eine derartig große Datenbasis stellen, dass ein repräsentativer Datensatz durch eine Gewichtung oder Filterung möglich scheint. So vereinen bereits jetzt die Datensätze der Firma Strava und jene aus der Kampagne Stadtradeln für das Untersuchungsgebiet der Stadt Dresden jährlich mehr als 150.000 Radfahrten (Francke und Lißner, 2017; Lißner

u. a., 2020). Weitere Potenziale bietet die Aktion „Mit dem Rad zur Arbeit“ des ADFC und der Krankenkasse AOK, oder weitere Applikationen wie BikeCitizens und SimRa[31].

Vor dem Hintergrund wachsender Datenangebote erscheint es daher wichtig, eine gemeinsame Definition von Wegen im Sinne der Verkehrsplanung zu implementieren und gezielt die bestehende Datenaufbereitung der unterschiedlichen Datensammelkampagnen auf ein einheitliches Maß abzustimmen. Nur auf diese Weise kann in den kommenden Jahren für eine Vergleichbarkeit und auch eine Fusion unterschiedlicher Datensätze gesorgt werden, mit dem Ziel einen möglichst umfangreichen Analysedatensatz für die Verkehrsplanung zur Verfügung zu stellen und gleichzeitig die Möglichkeiten des Crowd-Sourcing maximal auszunutzen.

Gleichzeitig sollte auch an einer Standardisierung der Kalibrierung derartiger Datensätze gearbeitet und geforscht werden. Es muss nicht zwingend eine Kampagne zur Datenerhebung alle Teilnehmer der Grundgesamtheit erreichen, solange dies nach einer Datenfusion unterschiedlicher Basisdatensätze auch möglich ist. So sind beispielsweise bundesweit einheitliche Erhebungsdesigns für Senioren, Kinder und unterschiedliche Zielgruppen im Erwachsenenalter denkbar, so diese anschließend zu einem finalen Analysedatensatz fusioniert werden können.

Die gewählte Methodik mit dem Smartphone als zentrales Erhebungswerkzeug lässt sich ohne Zweifel und bereits nachgewiesen auch auf andere Modi übertragen. So sind beispielsweise auch gezielte Kampagnen für den Fußverkehr denkbar, um Trennwirkungen von Verkehrsanlagen anhand von Wartezeiten sichtbar zu machen. Die Verkehrsplanung der vergangenen Jahre in Deutschland behandelt die aktive Mobilität, beispielsweise die Freigabezeiten an Lichtsignalanlagen betreffend, stiefmütterlich. So gibt die aktuelle Fassung des Handbuchs für die Bemessung von Straßenverkehrsanlagen (HBS) zwar Qualitätsstufen für den Radverkehr an Knotenpunkten vor, setzt diese aber als nachrangig zum Kfz-Verkehr ins planerische Bild (FGSV, 2015).

Bestehende Forschungsansätze, insbesondere zur Routenwahl von Radfahrer*innen greifen schon seit einiger Zeit auf GPS-basierte Datensätze von Radfahrer*innen zurück. Die verwendeten Datensätze entsprechen jedoch in den wenigsten Fällen der Grundgesamtheit der Radfahrer*innen im jeweiligen Untersuchungsgebiet. Zukünftig ist vor allem auf dem Gebiet der Verkehrsnachfragemodellierung und Routenwahl von Radfahrer*innen ein verstärktes Augenmerk auf eine repräsentative Stichprobenzusammensetzung zu legen, da vor allem Alter, Geschlecht und Wegezweck das Radverkehrsverhalten im Sinne von GPS-Datensätzen determinieren. Viele der bisher relevanten Arbeiten thematisieren zwar eine nicht repräsentative Stichprobenzusammensetzung, setzen sich aber mit der Auswirkung dieser Herausforderung nur ungenügend auseinander.

[31] Eine Applikation der TU Berlin, die vor allem Mängelmeldungen fokussiert.

Danksagung

Das Thema der vorliegenden Dissertation ist ein intrinsisch motiviertes. Nicht erst seit der Aufnahme der Arbeitstätigkeit an der Professur für Verkehrsökologie war mir aktive Mobilität und insbesondere der Radverkehr ein Herzensthema. Die Bearbeitung der Themenstellung hat mir daher viel Freude bereitet.

Dank gebührt zuerst meinem Doktorvater Prof. Dr.-Ing. Udo Becker, der mich nach vollendeter Diplomarbeit an den Lehrstuhl holte und mich fortan als Mentor in unterschiedlichen Forschungsprojekten und meiner Entwicklung als Wissenschaftler begleitete. Vielen Dank für das Zutrauen, die offenen Worte und viele Freiheiten in der Ausgestaltung von Lehre und Forschung. Im Zuge der vorliegenden Arbeit muss ich mich insbesondere für ein jederzeit offenes Ohr, wertvolle Ratschläge zu Struktur und Methodik der Arbeit und schier unendliche Geduld bedanken. Lieber Professor Becker, Danke!

Für die Anregung zur Fragestellung der Dissertation und den Einstieg in das Thema GPS-Daten in der Radverkehrsplanung gebührt mein Dank darüber hinaus Dr.-Ing. Thilo Becker, der mich insbesondere zu Beginn meiner akademischen Laufbahn jederzeit mit Rat und Tat unterstützte. Lieber Thilo, Danke!

Eine unschätzbare Hilfe während der Promotionsprojekte und bei diversen Fragestellungen waren mir zudem meine Kollegen. Zuerst genannt werden muss dabei Dipl.-Geogr. Stefan Huber, mit dem ich stundenlang methodische Feinheiten und Formulierungen diskutieren konnte und der immer ein offenes Ohr für Probleme hatte. Lieber Stefan: Danke dafür. Gleiches gilt für meine geschätzte Kollegin Prof. Dr. Angela Francke. Ohne dich währen viele Projektanträge wohl ins Leere gelaufen. Ein weiterer Dank gilt an Dipl.-Ing. Maike von Harten, die als Studentin in ihrer Diplomarbeit eine wertvolle Vorstudie zur vorliegenden Arbeit geliefert hat, sowie an Dr. Ing Falk Richter und Dipl.-Ing. Wolfram Schmidt, die mir insbesondere zu Beginn der akademischen Laufbahn jederzeit mit Rat und Tat und all ihrer Erfahrung zur Seite standen. Abschließend geht ein großer Dank an Frau Dipl.-Ing. Roswita Russig: ohne deine Ruhe und Erfahrung im Umgang mit den administrativen Hindernissen meiner Promotionsprojekte wäre ich verloren gewesen!

Für die Finanzierung der für die Promotion relevanten Projekte gebührt der Dank dem BMVI und dem Team um den nationalen Radverkehrsplan insbesondere sind hier Manuel Hundt und Heike Bunte zu nennen.

Final möchte ich noch meinen Liebsten danken: meinen Eltern Ingrid und Jörg Lißner für die Möglichkeit, an dieser Stelle diese Arbeit einreichen zu können, meiner Frau Sandra und meinen Kindern Anna und Hannes für Geduld und Ausdauer und dafür, meine manchmal schlechte Laune zu ertragen.

Literaturverzeichnis

Ahrens, G.-A. *u. a.* (2015) *Sonderauswertung zum Forschungsprojekt „ Mobilität in Städten – SrV 2013 "*. Verfügbar unter: https://tu-dresden.de/bu/verkehr/ivs/srv/ressourcen/dateien/2013/uebersichtsseite/SrV2013_Stadtgruppe_SrV-Staedtepegel.pdf?lang=de.

Ahrens, G. (2014) „Die Stunde der Wahrheit Präsentation und Diskussion der Ergebnisse des SrV 2013 Inhalt", in. Dresden.

Aitamurto, T., Landemore, H. und Saldivar Galli, J. (2017) „Unmasking the crowd: participants' motivation factors, expectations, and profile in a crowdsourced law reform", *Information Communication and Society*. Taylor & Francis, 20(8), S. 1239–1260. doi: 10.1080/1369118X.2016.1228993.

Apple (2007) *Apple erfindet mit dem iPhone das Mobiltelefon neu*. Verfügbar unter: https://www.apple.com/de/newsroom/2007/01/09Apple-Reinvents-the-Phone-with-iPhone/ (Zugegriffen: 5. November 2019).

Arnold, L. L. und Zandbergen, P. A. (2011) „Positional accuracy of the Wide Area Augmentation System in consumer-grade GPS units", *Computers and Geosciences*. Elsevier, 37(7), S. 883–892. doi: 10.1016/j.cageo.2010.12.011.

Axhausen, K. W. *u. a.* (2004) „Eighty weeks of global positioning system traces: Approaches to enriching trip information", *Transportation Research Record*, (1870), S. 46–54. doi: 10.3141/1870-06.

Axhausen, K. W. und Schüssler, N. (2008) „Identifying trips and activities and their characteristics from GPS raw data without further information", *Conference Paper*.

Bauer, M. (2017) *Vermessung und Ortung mit Satelliten*. 7. Aufl. Wichmann.

Bernstein, D. und Kornhauser, A. (1996) „An introduction to map matching for personal navigation assistants", *Technology*, 24064(August), S. 587–602. Verfügbar unter: http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:An+introduction+to+map+matching+for+personal+navigation+assistants#0.

Bierlaire, M., Chen, J. und Newman, J. (2013) „A probabilistic map matching method for smartphone GPS data", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Elsevier Ltd, 26, S. 78–98. doi: 10.1016/j.trc.2012.08.001.

BMU (2016) *Klimaschutzplan 2050 - Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung*. Verfügbar unter: https://www.bmu.de/fileadmin/Daten_BMU/Download_PDF/Klimaschutz/klimaschutzplan_2050_bf.pdf.

BMVI (2018) „Mobilität in Deutschland - Ergebnisbericht", *Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur*, S. 1–133. Verfügbar unter: http://www.mobilitaet-in-deutschland.de/pdf/MiD2017_Ergebnisbericht.pdf.

Bogner, K. und Landrock, U. (2015) „Antworttendenzen in standardisierten Umfragen", *GESIS Survey Guidelines*, Version 2.(December), S. 1–10. doi: 10.15465/gesis-sg.

Böhmer, T. (2018) „Städteranking ADFC Fahrradklimatest“. ADFC, S. 1–27. Verfügbar unter: https://fahrradklima-test.adfc.de/fileadmin/BV/FKT/Download-Material/Ergebnisse_2018/STAEDTERANKING_inkl._Uebersicht_Gewinnerstaedte_FKT2018.pdf.

Bombach, G. (2014) *Entwicklung Eines Crowdsourcing Ansatzes zur beobachtung der Strassenverhältnisse Für Radfahrer in Dresden Mit Goo- Gle Android*.

Boss, D. *u. a.* (2018) „Using crowdsourced data to monitor change in spatial patterns of bicycle ridership“, *Journal of Transport and Health*. Elsevier Ltd, 9(February), S. 226–233. doi: 10.1016/j.jth.2018.02.008.

Brabham, D. C. (2009) „Crowdsourcing the public participation process for planning projects“, *Planning Theory*, 8(3), S. 242–262. doi: 10.1177/1473095209104824.

Brandenburg, L. (2017) *Fahrradnutzung im ländlichen Raum*. Potsdam.

Bricka, S. *u. a.* (2009) „Household travel surveys with GPS an experiment“, *Transportation Research Record*, 102(2105), S. 51–56. doi: 10.3141/2105-07.

Broach, J., Dill, J. und Gliebe, J. (2012) „Where do cyclists ride? A route choice model developed with revealed preference GPS data“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. Elsevier Ltd, 46(10), S. 1730–1740. doi: 10.1016/j.tra.2012.07.005.

Bruns, F. *u. a.* (2018) „Allokation und Zuordnung öffentlicher Einnahmen und Ausgaben im Verkehr sowie Hemmnisse der Verkehrsvermeidung und -veranlagerung“.

Buehler, R. und Pucher, J. (2011) „Sustainable transport in freiburg: Lessons from germany’s environmental capital“, *International Journal of Sustainable Transportation*, 5(1), S. 43–70. doi: 10.1080/15568311003650531.

Bundesministerium für Verkehr Bau und Stadtentwicklung (BMVBS) (2012) „Nationaler Radverkehrsplan 2020. Den Radverkehr gemeinsam weiterentwickeln“. Verfügbar unter: http://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Anlage/VerkehrUndMobilitaet/Fahrrad/nationaler-radverkehrsplan-2020.pdf?__blob=publicationFile.

Casello, J. und Usyukov, V. (2014) „Modeling Cyclists’ Route Choice Based on GPS Data“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2430(2430), S. 155–161. doi: 10.3141/2430-16.

Charlton, B. *u. a.* (2011) „Bicycle Route Choice Data Collection using GPS-Enabled Smartphones“, *TRB 2011 Annual Meeting*, S. 1–10.

Cintia, P., Pappalardo, L. und Pedreschi, D. (2013) „‚Engine matters‘: A first large scale data driven study on cyclists’ performance“, *Proceedings - IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops, ICDMW 2013*, (Figure 1), S. 147–153. doi: 10.1109/ICDMW.2013.41.

Clarke, A. und Steele, R. (2011) „How personal fitness data can be re-used by smart cities“, *Proceedings of the 2011 7th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing, ISSNIP 2011*, S. 395–400. doi: 10.1109/ISSNIP.2011.6146582.

Conrow, L. *u. a.* (2018) „Comparing spatial patterns of crowdsourced and conventional bicycling datasets“, *Applied Geography*. Elsevier Ltd, 92(December 2017), S. 21–30. doi:

10.1016/j.apgeog.2018.01.009.

Damant-Sirois, G., Grimsrud, M. und El-Geneidy, A. M. (2014a) „What's your type: a multidimensional cyclist typology", *Transportation*, 41(6), S. 1153–1169. doi: 10.1007/s11116-014-9523-8.

Damant-Sirois, G., Grimsrud, M. und El-Geneidy, A. M. (2014b) „What's your type: a multidimensional cyclist typology", *Transportation*, 41(6), S. 1153–1169. doi: 10.1007/s11116-014-9523-8.

Department Of Defense, U. S. . (2008) „Global Positioning System Standard Positioning Service", *Www.Gps.Gov*, (September), S. 1–160. Verfügbar unter: http://www.gps.gov/technical/ps/2008-SPS-performance-standard.pdf.

Dill, J. und McNeil, N. (2013) „FOUR TYPES OF CYLISTS? EXAMINING A TYPOLOGY TO BETTER 2 UNDERSTAND BICYCLING BEHAVIOR AND POTENTIAL TRB 2014 Annual Meeting Paper revised from original submittal .", *Transportation Research Board 92rd Annual Meeting. January 12-16, Washington, D.C.*, 500, S. 1–10.

Doan, A., Ramakrishnan, R. und Halevy, A. Y. (2011) „Crowdsourcing systems on the World-Wide Web", *Communications of the ACM*, 54(4), S. 86. doi: 10.1145/1924421.1924442.

Dresden, L. (2017) *Radverkehrskonzept Dresden*. Dresden. Verfügbar unter: https://www.dresden.de/media/pdf/stadtplanung/verkehr/RadKonz_2017.pdf.

El-Geneidy, A., Krizek, K. J. und Iacono, M. (2007) „Predicting Bicycle Travel Speeds Along Different Facilities Using GPS Data: A Proof of Concept Model", *86th Annual Meeting of the Transportation Research Board, Washington D.C., USA.*, S. 1–13. Verfügbar unter: http://tram.mcgill.ca/Research/Publications/Bicycle_travel_speed.pdf.

Erdfelder, E. *u. a.* (2009) „Statistical power analyses using G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses", *Behavior Research Methods*, 41(4), S. 1149–1160. doi: 10.3758/BRM.41.4.1149.

Eriksson, J. *u. a.* (2008) „The pothole patrol: using a mobile sensor network for road surface monitoring", *Proceeding of the 6th international conference on Mobile systems, applications, and services - MobiSys '08*, S. 29. doi: 10.1145/1378600.1378605.

ESA (2020) *Galileo : Europas Unabhängigkeit und Europas Navigations-Satellit*. Verfügbar unter: https://www.esa.int/Space_in_Member_States/Germany/Galileo_Europas_Unabhaengigkeit_und_Kooperation (Zugegriffen: 30. Juli 2020).

FGSV (2010) *Empfehlungen für Radverkehrsanlagen*. Köln: FGSV Verlag.

FGSV (2012a) *Empfehlung für Verkehrserhebungen*. Germany: FGSV Verlag.

FGSV (2012b) *Empfehlungen für Verkehrserhebungen*. Köln: FGSV Verlag.

FGSV (2015) *Handbuch für die Bemessung von Straßenverkehrsanlagen*. Köln: FGSV Verlag.

Flade, A. (2013) *Der rastlose Mensch*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. doi: 10.1007/978-3-531-19086-0_7.

Flügel, S. *u. a.* (2017) „Empirical speed models for cycling in the Oslo road network“, *Transportation*, (1). doi: 10.1007/s11116-017-9841-8.

Follmer, R. und Lenz, B. (2008) „MiD 2008 Mobilität in Deutschland 2008“.

Francke, A., Anke, J., Lißner, S., *u. a.* (2019) „Are you an ambitious cyclist? Results of the cyclist profile questionnaire in Germany“, *Traffic Injury Prevention*, 20(sup3). doi: 10.1080/15389588.2019.1702647.

Francke, Angela *u. a.* (2019) „Are you an ambitious cyclist? Results of the cyclist profile questionnaire in Germany“, *Traffic Injury Prevention*. Taylor and Francis Inc., 20(sup3), S. 10–15. doi: 10.1080/15389588.2019.1702647.

Francke, A., Anke, J., Schaefer, L.-M., *u. a.* (2019) „What kind of cyclist are you? Results of a survey-based typology of cyclists in Germany“, in *Transportation Research Procedia*. doi: 10.1016/j.trpro.2019.09.065.

Francke, A. *u. a.* (2020) „Are you an ambitious cyclist? Results of the cyclist profile questionnaire in Germany“, *Traffic Injury Prevention*. Taylor & Francis, 0(0), S. 1–6. doi: 10.1080/15389588.2019.1702647.

Francke, A. und Lissner, S. (2017) *Big Data in Bicycle Traffic*. 1. Aufl. Dresden: Technische Universität Dresden, Chair of Transport Ecology and Chair of Traffic and Transportation Psychology.

Francke, A. und Lißner, S. (2017) „Big Data im Radverkehr“. Verfügbar unter: https://katalogbeta.slub-dresden.de//id/0020752915/.

Freiburg, G. T. (2012) *Radverkehrskonzept Freiburg*. Freiburg. Verfügbar unter: https://www.freiburg.de/pb/site/Freiburg/get/params_E1562625883/431673/05b_Erlaeuterungsbericht.pdf.

Garber, M. D., Watkins, K. E. und Kramer, M. R. (2019) „Comparing bicyclists who use smartphone apps to record rides with those who do not: Implications for representativeness and selection bias“, *Journal of Transport and Health*. Elsevier Ltd, 15(October), S. 100661. doi: 10.1016/j.jth.2019.100661.

Garg, A. (1991) „Ergonomics and the Older Worker: An Overview“, *Experimental Aging Research*, 17(3), S. 143–155. doi: 10.1080/03610739108253894.

Gatersleben, B. und Haddad, H. (2010) „Who is the typical bicyclist?“, *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*. Elsevier Ltd, 13(1), S. 41–48. doi: 10.1016/j.trf.2009.10.003.

Geller, R. (2006) *Four Types of Cyclists*, *Four Types of Transportation Cyclists*. Verfügbar unter: https://www.portlandoregon.gov/transportation/44597?a=237507.

Gerike, R. *u. a.* (2020a) „Sonderauswertung zum Forschungsprojekt ‚Mobilität in Städten - SrV 2018‘“, 2020. Verfügbar unter: https://tu-dresden.de/bu/verkehr/ivs/srv/ressourcen/dateien/SrV2018_Staedtevergleich.pdf.

Gerike, R. *u. a.* (2020b) „Sonderauswertung zum Forschungsprojekt ‚Mobilität in Städten - SrV 2018‘“, 2020.

Ghanayim, M. und Bekhor, S. (2018) „Modelling bicycle route choice using data from a GPS-assisted household survey“, *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 18(2), S. 158–177.

Gong, H. *u. a.* (2012) „A GPS/GIS method for travel mode detection in New York City“, *Computers, Environment and Urban Systems*. Elsevier Ltd, 36(2), S. 131–139. doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2011.05.003.

Gong, L. *u. a.* (2014) „Deriving Personal Trip Data from GPS Data: A Literature Review on the Existing Methodologies“, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. Elsevier B.V., 138(0), S. 557–565. doi: 10.1016/j.sbspro.2014.07.239.

Greenfeld, J. S. (2002) „Matching GPS Observations to Locations on a Digital Map“, *Transportation Research Board*, (3), S. 13.

Guido, G. *u. a.* (2013) „Using smartphones as a tool to capture road traffic attributes“, *Applied Mechanics and Materials*, 432, S. 2014. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.432.513.

Hardinghaus, M., Cyganski, R. und Bohle, W. (2019) *Attraktive Radinfrastruktur. Routenpräferenzen von Radfahrenden*. Berlin. Verfügbar unter: https://www.dlr.de/vf/PortalData/12/Resources/dokumente/projekte/infrad/DLR_Attraktive_Radinfrastruktur.pdf.

von Harten, M. (2017) *Welche Radfahrtypen können aus GPS-Datensätzen abgeleitet werden?* Dresden.

von Harten, M., Lißner, S. und Huber, S. (2021) *Mobilität von Radfahrenden in Deutschland – Nutzerbefragung im Rahmen der Kampagne Stadtradeln Verkehrsökologische Heft 15 / 2021 Schriftenreihe*. Dresden. doi: 10.13140/RG.2.2.14917.78568.

Harvey, F. und Krizek, K. (2007) „Commuter Bicyclist Behavior and Facility Disruption“, *Transportation Research Board*, S. 60. Verfügbar unter: https://trid.trb.org/view.aspx?id=811576.

Hassan, T., Vinodkumar, M. N. und Vinod, N. (2017) „Role of sensation seeking and attitudes as mediators between age of driver and risky driving of Powered Two Wheelers“, *Journal of Safety Research*. Elsevier Ltd. doi: 10.1016/j.jsr.2017.06.019.

Heesch, K. C. und Langdon, M. (2016) „The usefulness of GPS bicycle tracking data for evaluating the impact of infrastructure change on cycling behaviour“, *Health Promotion Journal of Australia*, 27(3), S. 222–229. doi: 10.1071/HE16032.

Heesch, K. C., Sahlqvist, S. und Garrard, J. (2012) „Gender differences in recreational and transport cycling: a cross-sectional mixed-methods comparison of cycling patterns, motivators, and constraints“, *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*. International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity, 9(1), S. 106. doi: 10.1186/1479-5868-9-106.

Higuera de Frutos, S. und Castro, M. (2014) „Using smartphones as a very low-cost tool for road inventories“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Elsevier Ltd, 38, S. 136–145. doi: 10.1016/j.trc.2013.11.012.

Hood, J., Sall, E. und Charlton, B. (2011) „A GPS-based bicycle route choice model for San Francisco, California“, *Transportation Letters*, 3(1), S. 63–75. doi: 10.3328/TL.2011.03.01.63-75.

Howe, J. (2006) „The Rise of Crowdsourcing“, *Wired Magazine*, 14(06), S. 1–5. doi: 10.1086/599595.

Huber, S. und Lißner, S. (2019) „Transportation Research Interdisciplinary Perspectives Disaggregation of aggregate GPS-based cycling data – How to enrich commercial cycling data sets for detailed cycling behaviour analysis“, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. The Authors, 2, S. 100041. doi: 10.1016/j.trip.2019.100041.

Huber, S., Lißner, S. und Francke, A. (2019) „Utility of GPS data for urban bicycle traffic planning in Germany: Potentiality, limitations and prospects“, *International Journal of Transport Development and Integration*, 3(1). doi: 10.2495/TDI-V3-N1-1-14.

Hulliger, B. (2016) „Einführung in die statistischen Methoden von Stichprobenerhebungen“.

infas (2018) „MiD-Kurzreport Trends, Verkehrsaufkommen Struktur“. Bonn: infas Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH, S. 32. Verfügbar unter: http://www.mobilitaet-in-deutschland.de/pdf/infas_Mobilitaet_in_Deutschland_2017_Kurzreport.pdf.

Jestico, B., Nelson, T. und Winters, M. (2016) „Mapping ridership using crowdsourced cycling data“, *Journal of Transport Geography*. The Authors, 52, S. 90–97. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2016.03.006.

Joo, S. *u. a.* (2015) „Categorizing bicycling environments using GPS-based public bicycle speed data“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Elsevier Ltd, 56, S. 239–250. doi: 10.1016/j.trc.2015.04.012.

Kaplan, E. und Hegarty, C. (2017) *Understanding GPS/GSSN - Principles and Applications*. 3. Aufl. Artech House Publishing.

Kopp, J. (2015) *GPS-gestützte Evaluation des Mobilitätsverhaltens von free-floating*. München. doi: https://doi.org/10.3929/ethz-a-010453113.

Körner, M. (2011) „Nutzungsmöglichkeiten von Floating Car Data zur Verkehrsflussoptimierung“, *Angewandte Geoinformatik 2011*, S. 381–386.

Korpilo, S., Virtanen, T. und Lehvävirta, S. (2017) „Smartphone GPS tracking—Inexpensive and efficient data collection on recreational movement“, *Landscape and Urban Planning*, S. 608–617. doi: 10.1016/j.landurbplan.2016.08.005.

Kumarage, S. (2018) „Use of Crowdsourced Travel Time Data in Traffic Engineering Applications USE OF CROWDSOURCED TRAVEL TIME DATA IN TRAFFIC ENGINEERING APPLICATIONS Sakitha Pathmila Kumarage Thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree Master o“, (June). doi: 10.13140/RG.2.2.16856.75521.

Landeshauptstadt Dresden (2020) *Results of the represetative Household Survey „ SrV 2018 “ private Mobility in Dresden*. Dresden. Verfügbar unter: https://www.dresden.de/media/pdf/stadtplanung/verkehr/SrV_2018_Ergebnisse.pdf.

Leben, J. (2015) *ANHANG: Zusammenhänge von Anforderungen Rad Fahrender an die Verkehrsinfrastruktur und ihrem Handeln bei der Verkehrsteilnahme. Empirische Generierung einer Typologie*. Berlin.

Lee, K. und Sener, I. (2019) „Understanding Potential Exposure of Bicyclists on Roadways to Traffic-Related Air Pollution: Findings from El Paso, Texas, Using Strava Metro Data“, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(3), S. 371. doi: 10.3390/ijerph16030371.

Lehmann, H. *u. a.* (2018) *Radler und Autofahrer – gefährliche Nähe auf Berlins Straßen*. Verfügbar unter: https://www.tagesspiegel.de/berlin/tagesspiegel-projekt-radmesser-radler-und-autofahrer-gefaehrliche-naehe-auf-berlins-strassen/22929508.html (Zugegriffen: 30. Juli 2020).

Lindemann, P. (2019) *Vergleich der Nutzbarkeit der Map-Matching Algorith- men von Graphhopper und Open Source Routing Machi- ne für die Projektion von Radverkehrstrajektorien.* Dresden.

Lißner, S. *u. a.* (2020) „Transportation Research Interdisciplinary Perspectives GPS-data in bicycle planning : “ Which cyclist leaves what kind of traces ? ” Results of a representative user study in Germany“, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. The Authors, 7, S. 100192. doi: 10.1016/j.trip.2020.100192.

Lißner, S., Francke, A. und Becker, T. (2018) „Modeling Cyclists Traffic Volume-Can Bicycle Planning benefit from Smartphone based Data?“, *Proceedings of 7th Transport Research Arena TRA 2018*, (April). doi: 10.5281/zenodo.2547479.

Lißner, S. und Huber, S. (2020) „Facing the needs for clean bicycle data – A bicycle-specific approach of GPS data processing“.

Livingston, M., McArthur, D. und Hong, J. (2020) „Predicting cycling volumes using crowdsourced activity data“, *Environment and Planning B …*, 0(0), S. 1–17. doi: 10.1177/2399808320925822.

Ma, X. und Luo, D. (2016) „Modeling cyclist acceleration process for bicycle traffic simulation using naturalistic data“, *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*. Elsevier Ltd, 40, S. 130–144. doi: 10.1016/j.trf.2016.04.009.

MacGougan, G., O'Keefe, K. und Klukas, R. (2010) „Accuracy and reliability of tightly coupled GPS/ultra-wideband positioning for surveying in urban environments“, *GPS Solutions*, 14(4), S. 351–364. doi: 10.1007/s10291-009-0158-8.

Mahne-Bieder, Popp und Rau (2019) „Identifying and understanding non-cyclists: Typology development for sustainable urban mobility“, *Transportation Research Procedia*, 41(2016), S. 614–616. doi: 10.1016/j.trpro.2019.09.109.

Martínez-Ruiz, V. *u. a.* (2014) „Association of cyclists' age and sex with risk of involvement in a crash before and after adjustment for cycling exposure“, *Accident Analysis and Prevention*. Elsevier Ltd, 62, S. 259–267. doi: 10.1016/j.aap.2013.10.011.

McArthur, D. P. und Hong, J. (2019) „Visualising where commuting cyclists travel using crowdsourced data“, *Journal of Transport Geography*. Elsevier, 74(October 2018), S. 233–

241. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2018.11.018.

Menghini, G. *u. a.* (2009) „Route choice of cyclists in Zurich: GPS-based discrete choice models“, *Arbeitsberichte Verkehrs- und Raumplanung, IVT , ETH Zurich*, 544(544), S. 1–25.

Menghini, G. *u. a.* (2010) „Route choice of cyclists in Zurich“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. Elsevier Ltd, 44(9), S. 754–765. doi: 10.1016/j.tra.2010.07.008.

Newson, P. und Krumm, J. (2009) „Hidden Markov map matching through noise and sparseness“, *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems - GIS '09*, S. 336–343. doi: 10.1145/1653771.1653818.

Niedersächsisches Ministerium für Wirtschaft, Arbeit, V. und D. (2018) *Kurzbericht Radverkehrsanalyse Niedersachsen*. Hannover. Verfügbar unter: https://www.mw.niedersachsen.de/download/138580/Kurzbericht_Radverkehrsanalyse_Niedersachsen.pdf.

Nobis, C. (2019) *MiD Analysen zum Radverkehr und Fußverkehr.*, *MiD Analysen zum Radverkehr und Fußverkehr. Studie von infas, DLR, IVT und infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur*. Bonn, Berlin.

Norman, G. . und Kesha, N. (2015) „Using smartphones for cycle planning“, *IPENZ Transportation Group Conference*, (May 2014).

Park, Y. und Akar, G. (2019) „Why do bicyclists take detours? A multilevel regression model using smartphone GPS data“, *Journal of Transport Geography*. Elsevier, 74(November 2018), S. 191–200. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2018.11.013.

Parkin, J. und Rotheram, J. (2010) „Design speeds and acceleration characteristics of bicycle traffic for use in planning, design and appraisal“, *Transport Policy*. Elsevier, 17(5), S. 335–341. doi: 10.1016/j.tranpol.2010.03.001.

Piwek, L., Joinson, A. und Morvan, J. (2015) „The use of self-monitoring solutions amongst cyclists: An online survey and empirical study“, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. Elsevier Ltd, 77, S. 126–136. doi: 10.1016/j.tra.2015.04.010.

Plazier, P. A., Weitkamp, G. und van den Berg, A. E. (2017) „"Cycling was never so easy!" An analysis of e-bike commuters' motives, travel behaviour and experiences using GPS-tracking and interviews“, *Journal of Transport Geography*. Elsevier, 65(June), S. 25–34. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2017.09.017.

Poliziani, C. *u. a.* (2020) „Categorizing three active cyclist typologies by exploring patterns on a multitude of GPS crowdsourced data attributes.“, *Research in Transportation Business and Management*. doi: 10.1016/j.rtbm.2020.100572.

Pritchard, R., Bucher, D. und Frøyen, Y. (2019) „Does new bicycle infrastructure result in new or rerouted bicyclists? A longitudinal GPS study in Oslo“, *Journal of Transport Geography*. Elsevier, 77(September 2018), S. 113–125. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2019.05.005.

Quddus, M. A., Ochieng, W. Y. und Noland, R. B. (2007) „Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 15(5), S. 312–328. doi: 10.1016/j.trc.2007.05.002.

Ransdell, L. B., Vener, J. und Huberty, J. (2009) „Masters athletes: An analysis of running, swimming and cycling performance by age and gender“, *Journal of Exercise Science and Fitness*. Elsevier (Singapore) Pte Ltd, 7(2), S. S61–S73. doi: 10.1016/S1728-869X(09)60024-1.

Reddy, S. *u. a.* (2010) „Biketastic: Sensing and Mapping for Better Biking“, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '10)*, 3, S. 1817–1820. doi: 10.1145/1753326.1753598.

Reinders, H. (2011) „Empirische Bildungsforschung“, *Empirische Bildungsforschung*, (April). doi: 10.1007/978-3-531-93015-2.

Rewa, K. C. (2012) „An Analysis of Stated and Revealed Preference Cycling Behaviour : A Case Study of the Regional Municipality of Waterloo“, S. 1–85. Verfügbar unter: https://uwspace.uwaterloo.ca/handle/10012/6910.

Romanillos, G. *u. a.* (2016) „Big Data and Cycling“, *Transport Reviews*, 36(1), S. 114–133. doi: 10.1080/01441647.2015.1084067.

Romanillos, G. und Zaltz Austwick, M. (2016) „Madrid cycle track: visualizing the cyclable city“, *Journal of Maps*. Taylor & Francis, 12(5), S. 1218–1226. doi: 10.1080/17445647.2015.1088901.

Roy, A. *u. a.* (2019) „Correcting Bias in Crowdsourced Data to Map Bicycle Ridership of All Bicyclists“, *Urban Science*, 3(2), S. 62. doi: 10.3390/urbansci3020062.

Rupi, F., Poliziani, C. und Schweizer, J. (2019) „Data-driven Bicycle Network Analysis Based on Traditional Counting Methods and GPS Traces from Smartphone“, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(8), S. 1–16. doi: 10.3390/ijgi8080322.

Rupi, F. und Schweizer, J. (2018) „Evaluating cyclist patterns using GPS data from smartphones“, *IET Intelligent Transport Systems*, 12(4), S. 279–285. doi: 10.1049/iet-its.2017.0285.

Rybarczyk, G. und Wu, C. (2010) „Bicycle facility planning using GIS and multi-criteria decision analysis“, *Applied Geography*. Elsevier Ltd, 30(2), S. 282–293. doi: 10.1016/j.apgeog.2009.08.005.

Schelewsky, M. *u. a.* (2014) *Smartphones unterstützen die Mobilitätsforschung*. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.

Schleinitz, K. *u. a.* (2017) „The German Naturalistic Cycling Study – Comparing cycling speed of riders of different e-bikes and conventional bicycles“, *Safety Science*. Elsevier Ltd, 92, S. 290–297. doi: 10.1016/j.ssci.2015.07.027.

Schnabel, W. und Lohse, D. (1997) *Grundlagen der Straßenverkehrstechnik und der Straßenverkehrsplanung*. 2. Auflage. Berlin: Verlag für Bauwesen.

Schuessler, N. und Axhausen, K. W. (2009) „Map-matching of GPS traces on high-resolution navigation networks using the Multiple Hypothesis Technique (MHT)“, *October*, (October), S. 1–22. Verfügbar unter: http://www.baug.ethz.ch/ivt/ivt/vpl/publications/reports/ab568.pdf.

Schuetze, C. F. (2017) „If You Build It, the Dutch Will Pedal“, *The New York Times*, S. 7–10. Verfügbar unter: https://www.nytimes.com/2017/09/06/world/europe/bicycling-utrecht-dutch-love-bikes-worlds-largest-bike-parking-garages.html.

Schüssler, N. und Axhausen, K. W. (2008) „Identifying trips and activities and their characteristics from GPS raw data without further information“, in *ETH Zürich Research Collection*. doi: doi.org/10.3929/ethz-a-005589980 Rights.

Segadilha, A. B. P. und Sanches, S. da P. (2014a) „Analysis of Bicycle Commuter Routes Using GPSs and GIS“, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 162, S. 198–207. doi: 10.1016/j.sbspro.2014.12.200.

Segadilha, A. B. P. und Sanches, S. da P. (2014b) „Analysis of Bicycle Commuter Routes Using GPSs and GIS“, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 162, S. 198–207. doi: 10.1016/j.sbspro.2014.12.200.

Sener, I. N., Eluru, N. und Bhat, C. R. (2009) „An analysis of bicycle route choice preferences in Texas, US“, *Transportation*, 36(5), S. 511–539. doi: 10.1007/s11116-009-9201-4.

Shen, L. und Stopher, P. R. (2014) „Review of GPS Travel Survey and GPS Data-Processing Methods“, *Transport Reviews*. Taylor & Francis, 34(3), S. 316–334. doi: 10.1080/01441647.2014.903530.

Shin, D. *u. a.* (2015) „Urban sensing: Using smartphones for transportation mode classification“, *Computers, Environment and Urban Systems*. Elsevier Ltd, 53, S. 76–86. doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2014.07.011.

Singh, G. *u. a.* (2017) „Smart patrolling: An efficient road surface monitoring using smartphone sensors and crowdsourcing“, *Pervasive and Mobile Computing*. Elsevier B.V., 40, S. 71–88. doi: 10.1016/j.pmcj.2017.06.002.

Stadt Münster (2016) *Radverkehrskonzept Münster 2025*. Verfügbar unter: https://www.stadt-muenster.de/verkehrsplanung/mit-dem-rad/radverkehrskonzept.html.

Stadtentwicklung Dresden (2017) *Radverkehr in Dresden - eine Bilanz Radverkehr in Dresden - Statistik*. Dresden. Verfügbar unter: https://www.dresden.de/media/pdf/presseamt/Radverkehrsbilanz_Pressekonferenz.pdf.

Stahel, W. und Pritscher, L. (2005) *Verallgemeinerte lineare Modelle*. doi: 10.1007/978-3-322-81932-1_5.

statista (2020) *Marktanteil von Huawei am weltweiten Absatz von Smartphones in den Jahren 2012 bis 2019*. Verfügbar unter: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/917130/umfrage/marktanteil-von-huawei-smartphones-weltweit/#:~:text=Die Statistik bildet den weltweiten,bei rund 17%2C6 Prozent. (Zugegriffen: 1. Juli 2020).

Stinson, M. a und Bhat, C. R. (2003) „FB: Survey of Route Choice Preferences of Commuter Bicyclists“.

Stopher, P. *u. a.* (2008) „Deducing mode and purpose from GPS data By The Australian Key Centre in“, *Transportation Planning Applications Conference of the Transportation*

Research Board, (March 2014). Verfügbar unter: http://ws.econ.usyd.edu.au/itls/wp-archive/itls-wp-08-06.pdf.

Stopher, P., Jiang, Q. und Fitzgerald, C. (2005) „Processing GPS Data from Travel Surveys“, S. 1–17.

Strang, T. *u. a.* (2008) *Lokalisierungsverfahren*. 1. Aufl. Shaker.

Strauss, J. und Miranda-Moreno, L. F. (2017) „Speed, travel time and delay for intersections and road segments in the Montreal network using cyclist Smartphone GPS data“, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. Elsevier, 57(September), S. 155–171. doi: 10.1016/j.trd.2017.09.001.

von Stülpnagel, R. und Krukar, J. (2018) „Risk perception during urban cycling: An assessment of crowdsourced and authoritative data“, *Accident Analysis & Prevention*. Elsevier, 121(May), S. 109–117. doi: 10.1016/j.aap.2018.09.009.

Sun, Y. und Mobasheri, A. (2017) „Utilizing crowdsourced data for studies of cycling and air pollution exposure: A case study using strava data“, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(3). doi: 10.3390/ijerph14030274.

Sun, Y., Moshfeghi, Y. und Liu, Z. (2017) „Exploiting crowdsourced geographic information and GIS for assessment of air pollution exposure during active travel“, *Journal of Transport and Health*. Elsevier Ltd, 6(June), S. 93–104. doi: 10.1016/j.jth.2017.06.004.

Ton, D., Duives, D., *u. a.* (2017) „Evaluating a data-driven approach for choice set identification“, *Travel Behaviour and Society*. Elsevier, 13(July), S. 1–17. doi: 10.1016/j.tbs.2018.07.001.

Ton, D., Cats, O., *u. a.* (2017) „How Do People Cycle in Amsterdam, Netherlands?“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2662(November), S. 75–82. doi: 10.3141/2662-09.

Tsui, S. und Shalaby, A. (2007) „Enhanced System for Link and Mode Identification for Personal Travel Surveys Based on Global Positioning Systems“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1972(April), S. 38–45. doi: 10.3141/1972-07.

UBA (2020) *Radverkehr Vorteile des Fahrradfahrens*, *Vorteile des Fahrradfahrens*. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/themen/verkehr-laerm/nachhaltige-mobilitaet/radverkehr#vorteile-des-fahrradfahrens.

Umweltbundesamt (2013) *Potenziale des Radver- kehrs für den Klimaschutz*, *UBA Texte 19/2013*. Dessau-Roßlau. Verfügbar unter: https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/461/publikationen/4451.pdf.

Umweltbundesamt (2015) *Evaluation zählt. Ein Anwendungshandbuch*. Verfügbar unter: www.uba.de/evaluation-verkehrsplanung.

Useche, S. A. *u. a.* (2019) „Explaining self-reported tra ffi c crashes of cyclists : An empirical study based on age and road risky behaviors“, *Safety Science*. Elsevier, 113(November 2018), S. 105–114. doi: 10.1016/j.ssci.2018.11.021.

Vassil, K. *u. a.* (2016) „The diffusion of internet voting. Usage patterns of internet voting in Estonia between 2005 and 2015“, *Government Information Quarterly*. The Authors, 33(3), S. 453–459. doi: 10.1016/j.giq.2016.06.007.

VCD (ohne Datum) *VCD - Mobilität für Menschen*. Verfügbar unter: https://www.vcd.org/der-vcd/ziele/ (Zugegriffen: 19. Februar 2021).

VuMA (2020) „Konsumenten punktgenau erreichen: Basisinformationen für fundierte Mediaentscheidungen“. Verfügbar unter: https://www.vuma.de/vuma-praxis/vuma-berichtsband/.

Watkins, K. *u. a.* (2016) „Comparison of Smartphone-based Cyclist GPS Data Sources“, *Transportation Research Board 95th Annual Meeting*, 16–5309.

Watkins, K. E. und LeDantec, C. (2016) „Using Crowdsourcing to Prioritize Bicycle Route Network Improvements. Report FHWA-GA-16-1439“, S. 217. doi: http://www.royalcommission.vic.gov.au/finaldocuments/summary/PF/VBRC_Summary_PF.pdf.

Weißbach, M. (2018) „Live Traffic Data Analysis Using Stream Processing“, in *2018 IEEE/ACM International Conference on Utility and Cloud Computing Companion (UCC Companion)*. Zurich. doi: 10.1109/UCC-Companion.2018.00036.

Witanto, J. N., Lim, H. und Atiquzzaman, M. (2018) „Smart government framework with geo-crowdsourcing and social media analysis“, *Future Generation Computer Systems*. Elsevier B.V., 89, S. 1–9. doi: 10.1016/j.future.2018.06.019.

Wittwer, R. (2014) *Zwangsmobilität und Verkehrsmittelorientierung junger Erwachsener: Eine Typologisierung*. Schriftenr. Dresden: Technische Universität Dresden Fakultät Verkehrswissenschaften „Friedrich List" Institut für Verkehrsplanung und Straßenverkehr Geschäftsführender Institutsdirektor: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Christian Lippold. Verfügbar unter: https://tu-dresden.de/bu/verkehr/ivs/vnm/ressourcen/dateien/institutsschriftenreihe/Heft-16.pdf?lang=de.

Wolf, J., Guensler, R. und Bachman, W. (2007) „Elimination of the Travel Diary: Experiment to Derive Trip Purpose from Global Positioning System Travel Data“, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1768(1), S. 125–134. doi: 10.3141/1768-15.

Xiao, G., Juan, Z. und Zhang, C. (2015) „Travel mode detection based on GPS track data and Bayesian networks“, *Ceus Computers , Environment and Urban Systems*. Elsevier Ltd, 54, S. 14–22. doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2015.05.005.

Yang, X. *u. a.* (2018) „Generating lane-based intersection maps from crowdsourcing big trace data“, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. Elsevier, 89(February), S. 168–187. doi: 10.1016/j.trc.2018.02.007.

Zhang, L. *u. a.* (2012) „Multi-Stage Approach To Travel-Mode Segmentation and Classification of Gps Traces“, *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII-4/(August), S. 87–93. doi: 10.5194/isprsarchives-xxxviii-4-w25-87-2011.

Zhou, C. *u. a.* (2017) „Travel mode detection method based on big smartphone global positioning system tracking data“, *Advances in Mechanical Engineering*, 9(6), S. 1–10. doi: 10.1177/1687814017708134.

Zogg, J.-M. (2011) „GPS und GNSS: Grundlagen der Ortung und Navigation mit Satelliten“. Verfügbar unter: http://www.zogg-jm.ch/Dateien/Update_Zogg_Deutsche_Version_Jan_09_Version_Z4x.pdf.

Anhang

Anhangsverzeichnis

A.1 Ergebnisse der Literaturrecherche

A.2 Erhebungshandbuch für Proband*innen der Feldstudie

A.3 Datenschutzerklärung für die App-Nutzung

A.4 Grafische Analyse der Normalverteilung der genutzten Modellparameter

A.5 Teststatistiken zur Berechnung der Effektgrößen

A.6 Einordung der beobachteten Effektgrößen

A.7 Modellkennwerte GLM Geschwindigkeit

A.8 Modellkennwerte GLM Fahrthäufigkeit

A.9 Modellkennwerte Fahrtweite

A.10 Modellkennwerte positive Beschleunigung

A.11 Modellkennwerte Bremsbeschleunigung

A.1 Ergebnis der Literaturrecherche

Tabelle 26: Auszug der Ergebnisse der Literaturanalyse

Autoren	***Ort***	***Jahr***	***Studienart***	***Studieninhalt***	***Anzahl Probanden***	***Anzahl Fahrten***	***Probandenziehung***	***Potenzieller Bias***	***Fahrverhalten betrachtet?***
Krizek, Harvey	*Minneapolis*	*2007*	*RP*	*Route-Choice-Model für Pendler*	*51*	*938 (852)*	*Ja, Alter, Geschlecht, Wohnort*	*Kleine Stichprobe, nur Pendler*	*Nein*
El Geneidy, Krizek	*Portland*	*2007*	*RP*	*Predicting travel speeds along different facilities using GPS-Data*	*8*	*315 Segmente*	*Nein, Wissenschaftler fuhren selbst*	*Hoch, zu kleines N, keine Information zu Geschlechtervertei-lung, oder Einkommen*	*Zum Teil, aber bezogen auf unterschiedliche Infrastrukturtypen*
Axhausen&Schüssler	*Zürich, Genf, Winterthur*	*2008*	*RP*	*Identifiing Trips and activities*	*4.882*	*Ca. 90.000*	*Ja, Zensus*	*Kleiner Bias, aber wohl weniger Radfahrten im Sample, da alle Modi vertreten*	*Nein*
Menghini G., Axhausen, KW.	*Zürich*	*2009*	*RP*	*Route Choice of Cyclists in Zürich*	*2435*	*2657*	*Ja, Zensus, aber nicht explizit für Radfahrende v*	*Möglich, da alle Verkehrsarten vertreten. Radfahrende können nicht explizit ausgewertet werden*	*Wegezahl je Woche, Geschwindigkeit, Wegelänge (Durchhschn.)*

Sener, Eluru, Bhat	*Texas*	*2009*	*SP*	*Routenwahlverhalten in Texas, US*	*1612*	*6484*	*Nein, Coverage Bias*	*Nur bekannte Alternativen werden verwendet, die sind nicht gelabled*	*Nein*
Reddy, S.; Shilton, K.	*Los Angeles*	*2010*	*RP/Fokus*	*Biketastic: Mapping and Sensing for better Biking*	*12*	*208*	*Nein, freiwillige Teilnahme*	*Hoch, Rekrutierung aus "Bike-Advocacies"*	*Nein*
Parkin, Rotherham	*Leeds*	*2010*	*RP*	*"Design speeds and acceleration characteristics of bicycle traffic for use in planning, design and appraisal"*	*16*	*510*	*Nein, Akquise über Verbände (Schneeballprinzip)*	*Ja, Alter ungleich verteilt, Alles Gewohnheitsfahrer, geringe Stichprobe, nur 4 Frauen*	*Ja*
Charlton, Sall	*San Francisco*	*2011*	*RP*	*Route Choice*	*338*	*2.777*	*Nein, demographische Daten optional*	*Eher regelmäßige Radfahrer und männlich (79%), Durchschnittsalter 34*	*Nein*
Broach, Gliebe	*Portland*	*2012*	*RP*	*Route Choice*	*164*	*1.449*	*Nein, keine Sportfahrten*	*Höheres Einkommen, höhere Bildung, Über dem Altersdurchschnitt*	*Nein*
Heesch, Sahlquist, Garrard	*Australien, Queensland, Melbourne, Sydney*	*2012*	*SP*	*Gender differences in recreational and transport cycling:*	*1826*	*-*	*Ja, nur Mitglieder von Bicycle Queensland*	*Ja, mehr Männer als Frauen (29%), Frauen tendenziell jünger und besser gebildet*	*Nein*

				a cross-sectional mixed-methods comparison of cycling patterns, motivators, and constraints			*und deren Familien*	*als der Schnitt, nicht repräsentativ gezogen,*	
Segadilha, A.; Sanches	*Sao Carlos (Brasilien)*	*2014*	*RP+SP*	*Analysis of bicycle commuter routes using GPS and GIS*	*49*	*?*	*Nein, freiwillige Teilnahme*	*Hoch, 80% Männer, nur 20% Frauen, 66% in der Altersgruppe zwischen 18 und 34 Jahren*	*Zum Teil, Infrastrukturpräferenzen*
Casello, .; Usyukov, V.	*Waterloo, Kanada*	*2014*	*RP*	*Modelling cyclists route choice based on GPS*	*400*	*724*	*Nein, freiwillige Teilnahme*	*Hoch sehr viele Experten, Geschlechterverteilung unbekannt*	*Nein*
Jestico, Winters	*Victoria*	*2016*	*RP*	*Mapping Ridership, Hochrechnungsverfahren anhand von Strava-Daten*	*3650*	*75.679*	*Nein*	*Hoch, Strava Daten, 79% Männer, stark sportlich eingefärbt, keine Tracks*	*Nein*
Behrendt,F.		*2016*	*RP*	*Why cycling matters for Smart Cities*	*80*	*?*	*Nein*	*Hoch, kleines N, keine Stichprobenauswahl*	*Nein*
Xioliang, Ma; Ding Luo;		*2016*	*RP (NCS)*	*"Modeling cyclist acceleration process for bicycle traffic simulation*	*11*	*126*	*Nein, Bekannte, Kommilitonen*	*Ja, geringe Stichprobe, nur 3 Frauen, Altersgruppen ungleich verteilt*	*Ja*

				using naturalistic data"					
Watkins, Le-Dantec	*Atlanta (USA)*	*2016*	*RP*	*"Comparison of Smartphone based Cyclist GPS-Data Sources"*	*1541/ 3226*	*18.446/ 51.408*	*Nein, Strava und Cycling Atlanta App*	*Ja, eher Männer, z.T sehr weite Wege (Strava) oder sehr jung (Cycle Atlanta) Strava hat nur 29% Commutes, CA immerhin 60%*	*Nein*
Flügel, Hulleberg, Fyri	*Oslo*	*2017*	*RP*	*Empirical speed models for cycling in Oslo*	*721*	*50.000*	*Ja, Alter, Geschlecht, Arbeitsplatz, Fahrzeugbesitz*	*Gering, Altersschnitt und Geschlecht sind nah am Bevölkerungsschnitt, Relation zwischen Alter und Geschwindigkeit ist non-linear*	*Nein*
Plazier, Weitkampf	*Niederlande*	*2017*	*RP+SP*	*Anlyse von Motiven mit dem E-Bike zu pendeln*	*24*	*1.090*	*Ja, Geschlecht, Alter*	*12/12, 25-64 Jahre, Daten wurden von November bis April aufgezeichnet*	*Ja*
Berardi, Rupi	*Bologna*	*2017*	*RP*	*Analysis of bicycle travel speed and distances*	*1-5*	*300*	*Nein, nur Wissenschaftler die selbst fahren*	*Hoch, N=1-3, starker Einfluss eines einzelnen oder mehrerer Fahrer*	*Nein*

Strauß, Miranda-Moreno	*Montreal*	*2017*	*RP*	*Speed and travel time at intersections*	*1.000*	*10.000*	*Nein*	*Nicht abzuschätzen, Nutzerdaten und Wege sind nicht verknüpft.*	*Nein*
Strauß, Zangenehpour	*Montreal*	*2017*	*RP*	*Cyclist Deceleration Rate as surrogate safety measure*	*1.000*	*10.000*	*Nein*	*Nicht abzuschätzen, da keine Daten zu den Teilnehmern*	*?*
Sun, Mobasheri	*Glasgow*	*2017*	*SP*	*Utilizing Crowdsourced data for studies of cycling and air pollution exposure*	*13.684*	*287.833*	*Nein keine,*	*Sehr hoch, Strava Daten, 82% Männer, 24km average trip length, 1.34h average trip duration*	*Nein*
Schleinitz, Petzoldt	*Chemnitz*	*2017*	*RP*	*German Naturalistic Cycling Study*	*85*	*1027*	*Ja, Alter, Häufigkeit und Fahrradtyp*	*Wenige Probanden, recht kurze Wege, niedrige Maximalgeschwindigkeiten*	*Ja*
Ton, Cats	*Amsterdam*	*2017*	*RP*	*How do people cycle in Amsterdam? Estimating cyclists' route choice determinants using GPS data from an urban area*	*5.000*	*12.413*	*Nein Fietstelweek-Daten*	*Self selction, aber in niedrigerem Maße, Frauen und Männer ausgeglichen. Altersgruppe zwischen 13 und 65 mit 80% Anteil, Sport-Einfluss in*	*Nein*

								den Niederlanden eher unwahrscheinlich	
Boss, Nelson, Winters	*Ontario*	*2017*	*RP*	*Using crowdsourced data to monitor change in spatial patterns of bicycle ridership*	*?*	*72.000*	*Nein, Strava*	*Ja, 78% Männer, mutmaßlich sportiv*	*Nein*
Ghanayim, M.; Bekhor, S.	*Tel Aviv*	*2018*	*RP*	*Modelling bicycle route choice using data from GPS-assisted household survey*	*221*	*545*	*Ja, Haushaltsbefragung, aber nicht explizit für Radfahrer*	*Möglich, wenig Radfahrende, hoher Männeranteil (73%) und geringes Durchschnittsalter (33J.) bei den Radfahrenden*	*Nein*
Lee, Sener	*El Paso, Texas*	*2019*	*RP*	*Understanding Potential Exposure of Bicyclists on Roadways to Traffic-Related Air Pollution*	*4.450*	*67.000*		*Self selection, 81% Männer, zw. 35 und 44 Jahren, 21% Commutes,* *Avg. Distance = 32km, avg. Time = 120min*	*Nein*
Park, Akar	*Ohio, USA*	*2019*	*RP*	*Why do bicyclists take detours? A multilevel regression model using smartphone GPS data*	*73*	*439*	*Nein, Schneeball-recruiting an der Hochschule*	*Tendenziell auch eher self selection, obwohl nur ausgewählte Mitarbeiter und Studenten die Aufforderung*	*Jain, Umwegpräferenzen, aber nicht unterschieden nach Personengruppen*

								zur Teilnahme bekamen 46,6% daily users und 57,5% männlich	
McArthur, Hong	*Glasgow*	*2019*	*RP*	*Visualising where commuting cyclists travel using crowdsourced data*	*15.292*	*359.945*	*Self selection durch Strava-Nutzer*	*Verzerrung hin zu männlich (86%), sehr aktiv (232 Uploads im Durchschnitt)*	*Nein*
Roy, Nelson, Winters	*Tempe (USA)*	*2019*	*RP*	*Correcting Bias in Crowdsourced Data to Map Bicycle Ridership of all Bicyclists"*	*28.571*	*642.298*	*Self selection durch Strava Nutzer*	*Verzerrung hin zu männlich (79%)*	*Nein*
Schirck-Matthews; Hochmair; Strelnikova, Juhasz	*Florida (USA)*	*2019*	*RP*	*Comparing the Characteristics of Bicycle Trips between Endomondo, Google Maps, and MapQuest*	*47*	*62*	*Self Selection in Endomondo und Selektion durch die Studie*	*Sehr kleines Sample, männlich dominiert (74%), Durchschnittsalter 46,5, 50% Freizeitfahrten*	*Routenwahl und Parameter der Trip-Geometrie*
Poliziani; Rupi	*Bologna (ITA)*	*2020*	*RP*	*„Categorizing three active Types of Cyclists"*	*2.135*	*16.135*	*Self selected Sample*	*46% Männer, 43,9% unter 30 Jahren*	*Ja, Clusteransatz*

A.2 Erhebungshandbuch für Proband*innen

Handbuch für die Radverkehrsverhaltensstudie der TU Dresden

Zeitraum: Juni 2018

Kontakt: Sven Lißner

Tel. 0351-46336929

Mail: sven.lissner@tu-dresden.de

Inhalt

1 Einleitung 2

2 Ablauf 2

3 Umgang mit dem Smartphone 3

4 Begleitende Kurzbefragung 9

5 Wichtige Hinweise 9

Einleitung

Mit dieser Studie möchten wir Informationen über das Radverkehrsverhalten unterschiedlicher Bevölkerungsschichten erhalten. Dabei sollen unterschiedliche Verhaltensmuster und Vorlieben der verschiedenen Gruppen herausgearbeitet werden. So können Empfehlungen für die Planungspraxis abgeleitet werden.

In Vorbereitung der Feldstudie wurden 200 Personen so ausgewählt, dass insgesamt ca. 100 Frauen und 100 Männer aller Altersgruppen von 16 Jahren bis jenseits des Rentenalters vorhanden sind. Außerdem besteht für die übrigen Teilnehmer der Befragung die Möglichkeit durch ihre Teilnahme an der Studie als Vergleichsgruppe zu fungieren. Sie gehören zur Vergleichsgruppe

Für das Gelingen der Studie ist es sehr wichtig, dass Sie sich wie gewohnt verhalten und dabei alle Radfahrten aufzeichnen. Die GPS-Daten Ihrer Fahrten werden dabei anonymisiert aufgezeichnet.

Zusätzlich möchten wir Sie bitten, die tägliche Kurzbefragung zu möglichen Ereignissen bei Ihren Radfahrten auszufüllen. Diese Informationen sind für uns sehr wichtig, da wir Besonderheiten in Ihren Fahrdaten (z.B. plötzliche und starke Verzögerungen; besonders langsame Fahrten) so besser verstehen können.

Ablauf

Sie wurden für die **bundesweite Kontrollerhebung** ausgewählt, daher findet Ihre Datenaufzeichnung vom **13.Juni bis 26.Juni 2018** statt.

Sollten Sie bei der Installation der App Hilfe benötigen und/oder Probleme mit der Datenübertragung haben, dann zögern Sie nicht uns zu kontaktieren:

Sven Lißner

Mail: Sven.lissner@tu-dresden.de Tel: 0351/463-36929

Um die Daten auf unseren Server übertragen zu können, brauchen Sie ein funktionierendes Datennetz in Form eines WLAN (Wireless-LAN). Für die Kontrollgruppe ist dies Grundvoraussetzung zur Datenübermittlung.

Die iOS Variante der App ist ab dem 06.06.2018 im App-Store zu finden.

Im Anschluss an die Feldstudie werden die Daten ausgewertet. Erste Ergebnisse werden spätestens zu Beginn des Jahres 2019 veröffentlicht.

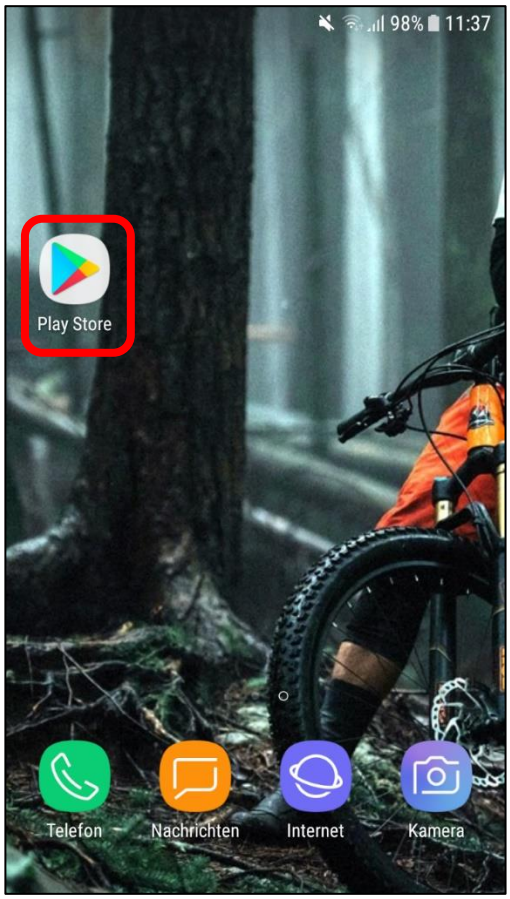
Umgang mit dem Smartphone

APP-DOWNLOAD

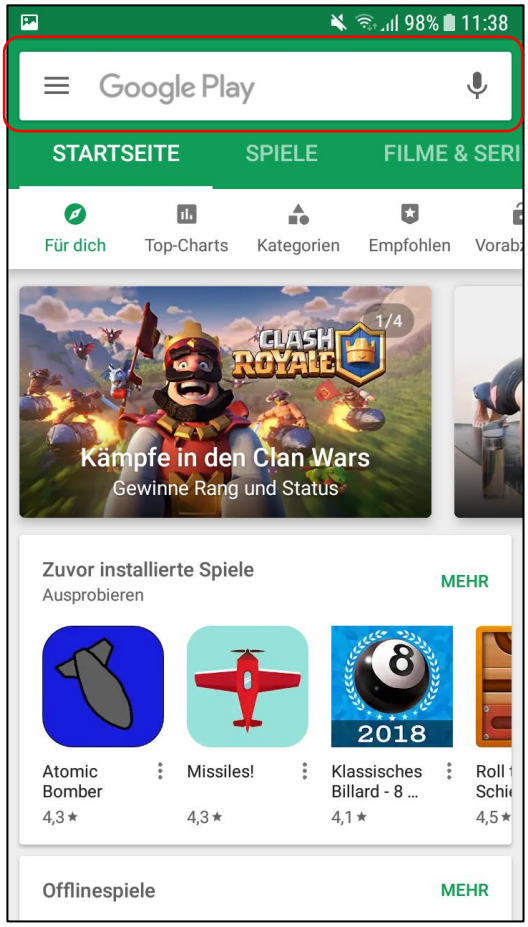
Der App-Download ist der erste Schritt zur Teilnahme an der Feldstudie. Dieser wird auf den folgenden Seiten detailliert beschrieben. Bitte nutzen Sie dazu den per E-Mail erhaltenen Login-Code und das Passwort. Achten Sie hierbei insbesondere auf Groß- und Kleinschreibung sowie die Verwendung von der „i“ in der Großschreibung und des „L“ in der Kleinschreibung sowie dem großen „o“ und der Ziffer Null. Diese ähneln sich sehr.

INSTALLATION

Es gibt unterschiedliche Betriebssysteme für Smartphones. Im Folgenden wird die Installation für Android erläutert.



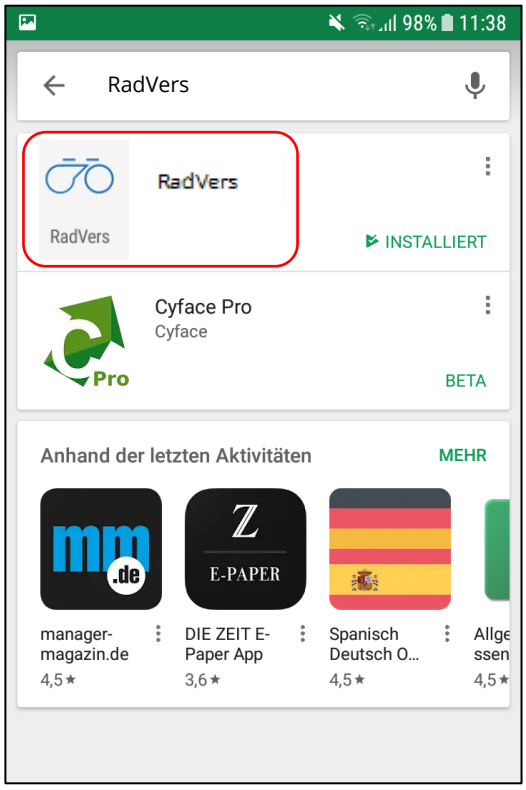
(1) Navigieren Sie zum Play Store.
Öffnen Sie Play Store.

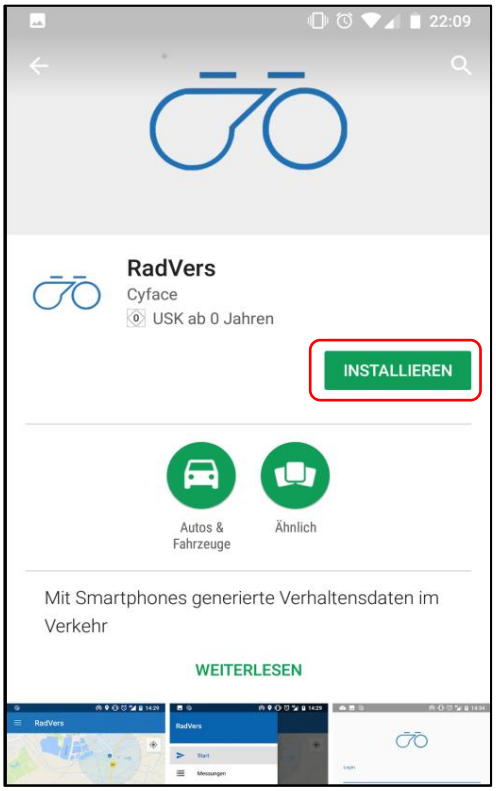


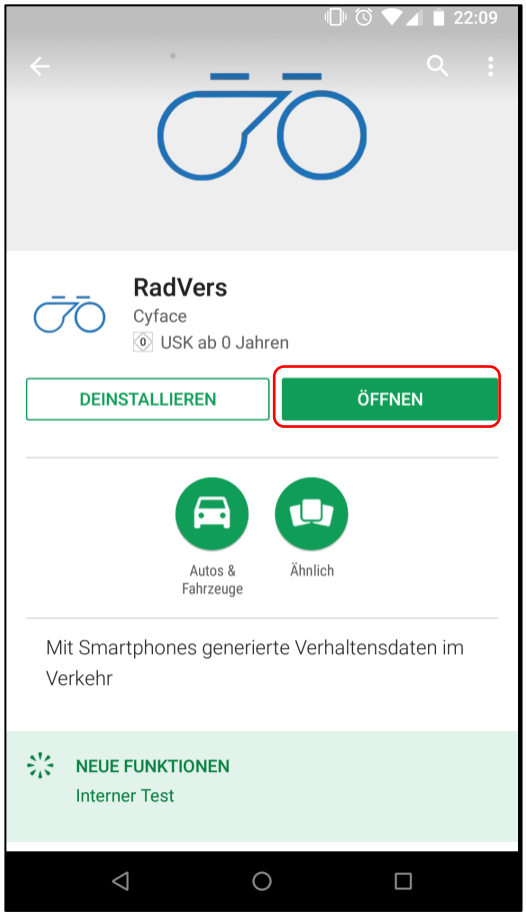
(2) Drücken Sie auf die Suchleiste. Geben Sie den Namen „**RadVers**“ ein.

(3) Drücken Sie auf „**RadVers**“

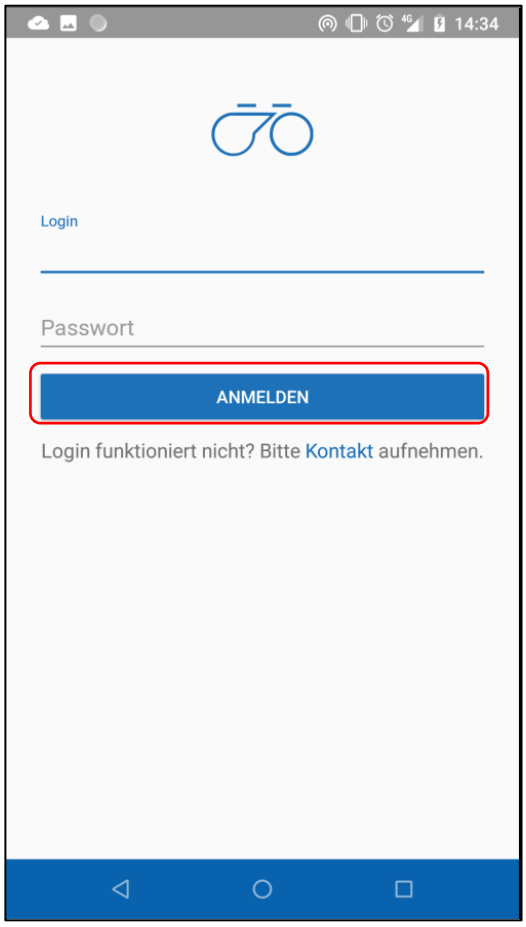
(4) ...und anschließend auf „INSTALLIEREN“







(5) Nach dem Installieren sehen Sie den folgenden Bildschirm. Betätigen Sie „ÖFFNEN“.



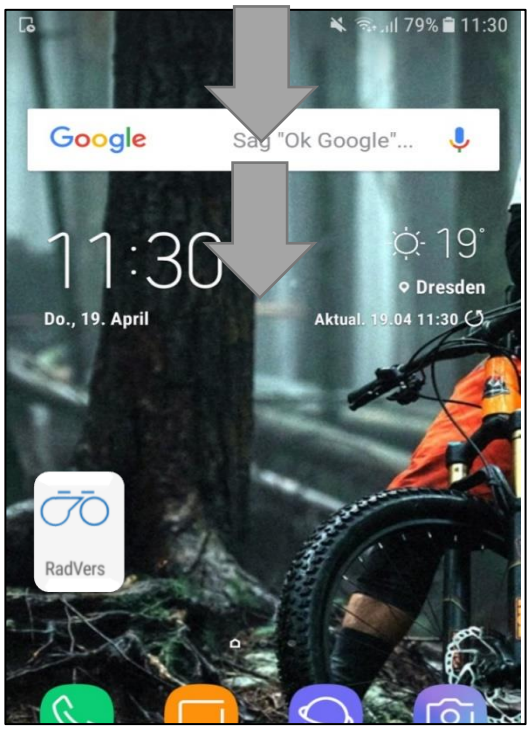
(6) Die Applikation wurde erfolgreich installiert. Nach dem ersten Start benötigen Sie die per E-Mail erhaltene Kombination aus Login und Passwort. Bitte geben Sie diese in die entsprechenden Felder ein. Achten Sie dabei auf Groß- und Kleinschreibung.

Bestätigen Sie Ihre Eingabe mit „ANMELDEN“.

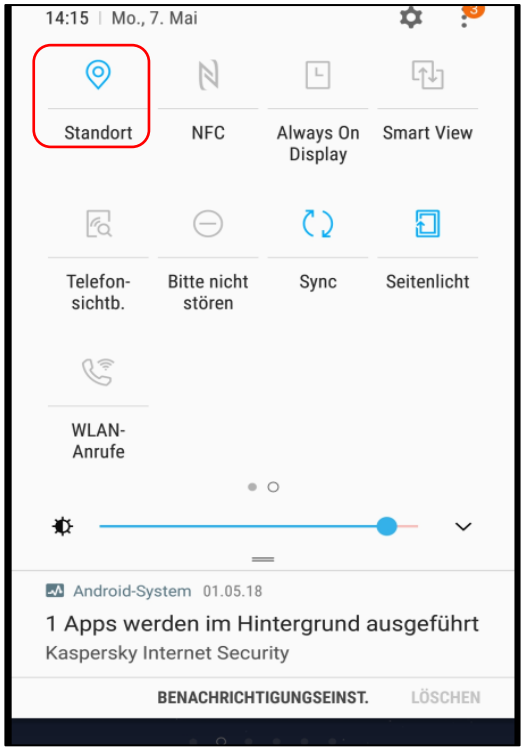
WICHTIG: Für die erste Anmeldung muss ihr Telefon eine aktive Datenverbindung haben.

DATENAUFZEICHNUNG

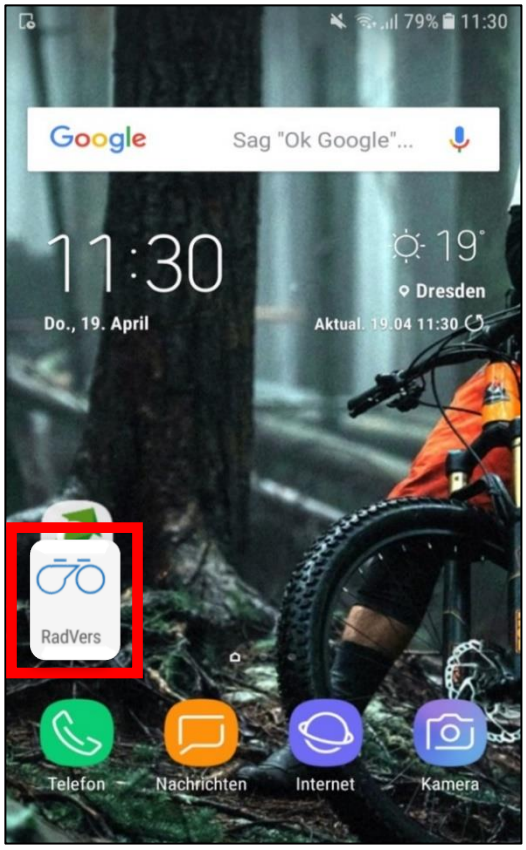
Für die Aufnahme Ihrer Fahrradfahrt wird die Anwendung RadVers genutzt. Bitte starten bzw. entsperren Sie Ihr Gerät um mit der Anleitung fortzufahren. Wenn Sie ein Leihgerät bekommen haben, ist die App RadVers bereits auf Ihrem Smartphone installiert. Im Folgenden werden Bildausschnitte des Testgeräts gezeigt.



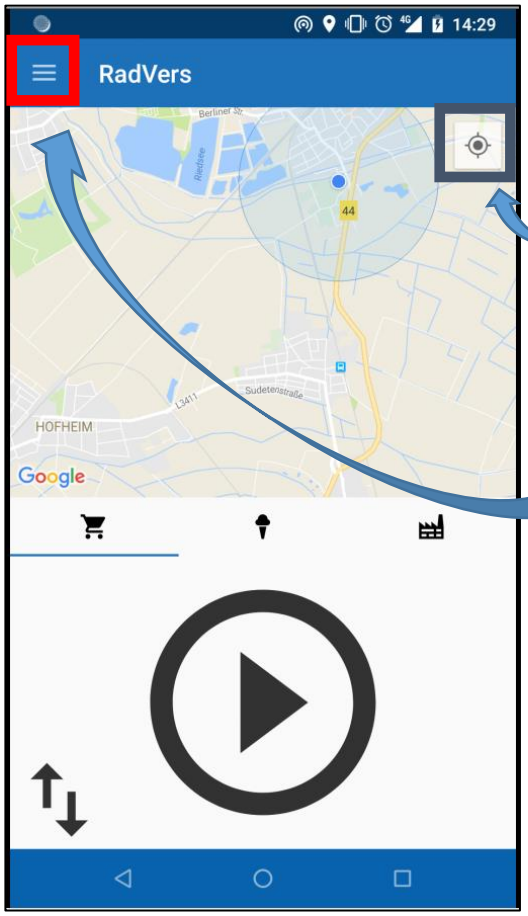
(1) Sie befinden sich auf dem Startbildschirm Ihres Gerätes.
Für die Datenaufzeichnung ist es wichtig, dass Sie Ihren Standort aktiviert lassen. Dazu wischen Sie vom oberen Rand Ihres Smartphones zweimal nach unten.



(2) Sie sehen nun die Schnelleinstellungen. Aktivieren Sie „Standort“ bzw. „GPS“. Wenn die Schaltfläche „GPS“ oder „Standort“ farbig unterlegt ist, ist der Dienst bereits aktiviert. Sie müssen nichts tun.



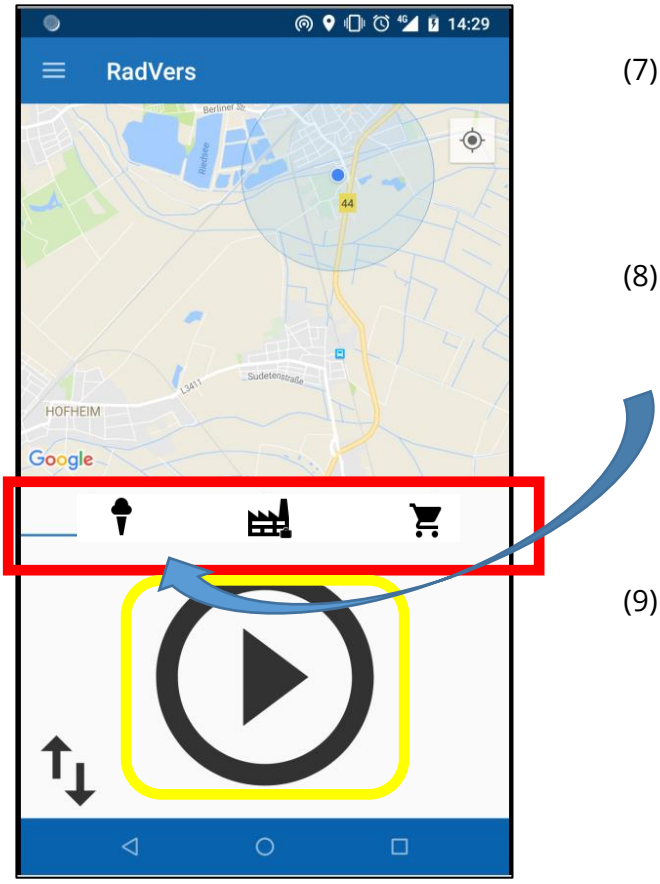
(3) Öffnen Sie bitte die Anwendung RadVers.



(4) Beim Öffnen der App gelangen Sie zum Startbildschirm.

(5) Auf dem Startbildschirm sehen Sie den Ausschnitt einer Karte. Der blaue Punkt und der Pfeil stellen Ihren momentanen Standort dar. Die Schaltfläche (blau umrandet) dient der Zentrierung der Karte.

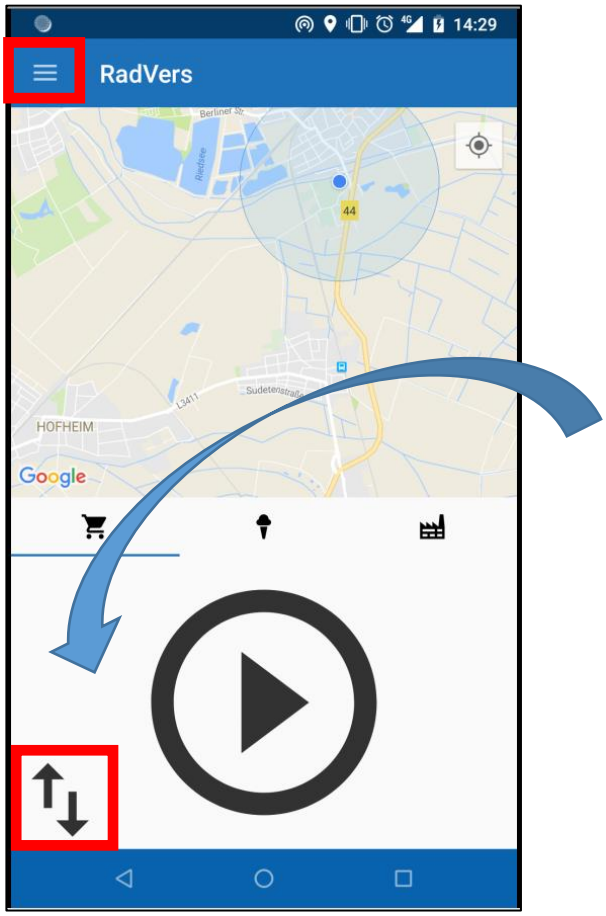
(6) Im Menü können Sie Ihre Messungen einsehen sowie in den Menüunterpunkten Feedback und Impressum in Kontakt zu dem Forscherteamteam der TU-Dresden kommen.



(7) Auf dem Startbildschirm sind drei verschiedene Symbole vorhanden, die die Wegezwecke (Freizeit, Arbeit, Einkaufen) darstellen sollen.

(8) Das blau unterstrichene Wahlfeld veranschaulicht den derzeitig aktivierten Wegezweck. Um den Wegezweck zu ändern, drücken Sie auf das gewünschte Feld und es wird blau unterstrichen. Das Ergebnis dazu sehen Sie in den unteren Abbildungen.

(9) Um die Aufnahme Ihrer Fahrradfahrt zu starten, drücken Sie auf die „Start-/Pause“-Taste (gelb markiert). Drücken Sie die Taste vor Ihrer Fahrt!



(10) Nach beenden Ihrer Fahrt, drücken Sie erneut die „Start-/Pause“-Taste. Ihre Fahrt wurde aufgenommen.

(11) Wenn Sie sehen wollen, ob ihre Messung aufgezeichnet wurde, drücken Sie bitte auf die Menüschaltfläche (rot markiert).

(12) Die Synchronisation über WLAN ist als Standard voreingestellt Ihre Messungen werden auf unseren Server übertragen sobald Sie sich in einem WLAN-Netz befinden und die „Synchronisieren“-Taste betätigen.

Begleitende Kurzbefragung

Einen wichtigen Teil der Feldstudie bildet die begleitende Kurzbefragung. Um besondere Merkmale Ihrer Radfahrten festhalten zu können, möchten wir Sie bitten, die bei der Schulung zur Verfügung gestellten Frageblätter oder am besten den folgenden Link

https://umfragen.psych.tu-dresden.de/sozsci/feldstudie_begleitfb/

zu nutzen. Im Erhebungszeitraum erhalten Sie von uns Erinnerungs-Emails, welche ebenfalls den Link für die begleitende Kurzbefragung enthalten. Die Kurzbefragung enthält dabei Fragen zu kritischen Ereignissen (z.B. Beinahe-Unfall) oder anderen Merkmalen (z.B. Begleitung von Kindern mit dem Fahrrad) Ihrer Radfahrten.

Wichtige Hinweise

Ab Beginn ihres Erhebungszeitraums möchten wir Sie für die folgenden zwei Wochen bitten, alle Wege die Sie mit dem Fahrrad zurücklegen, mit der App aufzuzeichnen. Sollte es im betreffenden Zeitraum zu einer extrem niederschlagsreichen Wetterlage kommen, die Sie beim Radfahren sehr stark einschränkt, ist es möglich, dass wir Sie darum bitten, die Datenaufzeichnung noch eine weitere Woche fortzusetzen.

- Bitte zeichnen Sie nur Radfahrten auf!
- Bitte verhalten Sie sich wie immer.
  Bitte fahren Sie nicht weiter oder andere Routen als sonst auch.
- Regelverstöße werden nicht verfolgt.
- Bitte seien Sie ehrlich! Fahren Sie alle Routen selbst.
- Bitte nutzen Sie die Symbole für den Wegezweck beim START jeder Aufzeichnung.
- Bitte nutzen Sie die Einstellung „synchronisieren“, vorzugsweise natürlich aus dem WLAN.
- Bitte nehmen Sie auch an der begleitenden Kurzbefragung teil bzw. nutzen Sie die bei der Schulung zur Verfügung gestellten Frageblätter.

Gern sind wir Ihnen auch bei all diesen Schritten behilflich. Kontaktieren Sie uns einfach, wenn etwas nicht funktioniert, oder Sie Fragen haben. Gern können Sie dazu auch die angebotenen Schulungen Nutzen.

A.3 Datenschutzerklärung

Datenschutzerklärung / Einwilligungserklärung für das Forschungsprojekt „RadVerS“

1. Datenerhebende Stelle und Zweck der Datenverarbeitung

Im Rahmen des Forschungsprojekts Radverhaltensstudie im Weiteren „RadVerS“ soll untersucht werden wie sich das realisierte Verhalten unterschiedlicher Nutzergruppen im Radverkehr unterscheidet. Dazu werden im Rahmen des Projektes einige Parameter erhoben. Dies betrifft unter anderem den Wegezweck, die gefahrene Route, die Oberflächenbeschaffenheit und soziodemografische Daten des Radfahrenden selbst. Diese Daten werden im Anschluss an die Feldphase durch die Professuren für Verkehrsökologie und Verkehrspsychologie der TU Dresden ausgewertet. Alleinig für vorgenannten Forschungszweck sollen personenbezogene Daten von Probanden durch die TU Dresden [Fakultät für Verkehrswissenschaften, Institut für Verkehrsplanung und Straßenverkehr, Die Professuren Verkehrsökolgie und Verkehrspsychologie. *Anschrift: Hettnerstraße 1, 01062 Dresden; Email: sven.lissner@tu-dresden.de; Telefon: 0351/4633929*] verarbeitet werden (Verarbeitung im Sinne von Erhebung, Speicherung, Veränderung und Nutzung). Hierzu ist eine freiwillige und informierte Einwilligung erforderlich.

2. Datenverarbeitung

Die Einwilligungserklärung umfasst die Verarbeitung folgender personenbezogener Daten:

- Name, Nachname, Postzleitzahl
- E-Mail-Adresse
- Alter und Geschlecht und Bildungsstand
- Beruflicher und familiärer Status
- GPS-Koordinaten (geographische Länge und Breite, Höhe, Datum, Zeit, Genauigkeitsangabe, Geschwindigkeit)
- Wegezweck der Radfahrt
- 3-Achsen Beschleunigungs-, Gyroskop- und Magnetometerdaten
- eine nicht-anonyme User-ID des Nutzers, die es erlaubt, Daten vom gleichen Gerät zu erkennen und diese in Verbindung mit sozio-demografischen Merkmalen (Alter,Geschlecht, Bildung) zu bringen
- Das Modell des verwendeten Smartphones

3. Anonymität

Die Datenerhebung erfolgt personenbezogen. Das bedeutet, dass auf Grund der erhobenen Daten Rückschlüsse auf Sie, insbesondere auf Ihr Verkehrsverhalten, gezogen werden können. Wir sichern jedoch zu, dass die Daten unverzüglich anonymisiert werden, sobald es der Forschungszweck erlaubt. Es kann jedoch unter Umständen und im Einzelfall möglich sein, dass keine vollständige Anonymisierung möglich ist.

4. Datenübermittlung

Insofern dies nicht anders gesetzlich bestimmt ist, erfolgt keine Übermittlung von personenbezogenen Daten an Dritte.

5. Veröffentlichung

Die Forschungsergebnisse werden in wissenschaftlich üblicher Form veröffentlicht. Wir sichern

zu, dass aus den Veröffentlichungen keinerlei Rückschlüsse auf natürliche Personen möglich sind.

6. Freiwilligkeit und Widerruf

Die Teilnahme am Forschungsprojekt ist freiwillig. Eine Nichtteilnahme hat keine Folgen! Diese Einwilligung kann jederzeit schriftlich und formlos bei der datenerhebenden Stelle und mit Wirkung auf die Zukunft widerrufen werden. In diesem Fall werden Ihren personenbezogenen Daten unverzüglich gelöscht.

☐ **Hiermit bestätige ich, dass ich die Datenschutzerklärung (jederzeit einsehbar unter https://www.verkehrsökologie.de/datenschutz/ gelesen und verstanden habe und unter diesen Bedingungen freiwillig am Forschungsprojekt „RadVerS“ teilnehmen möchte.**

A.4 Grafische Analyse der Normalverteilung der untersuchten Parameter

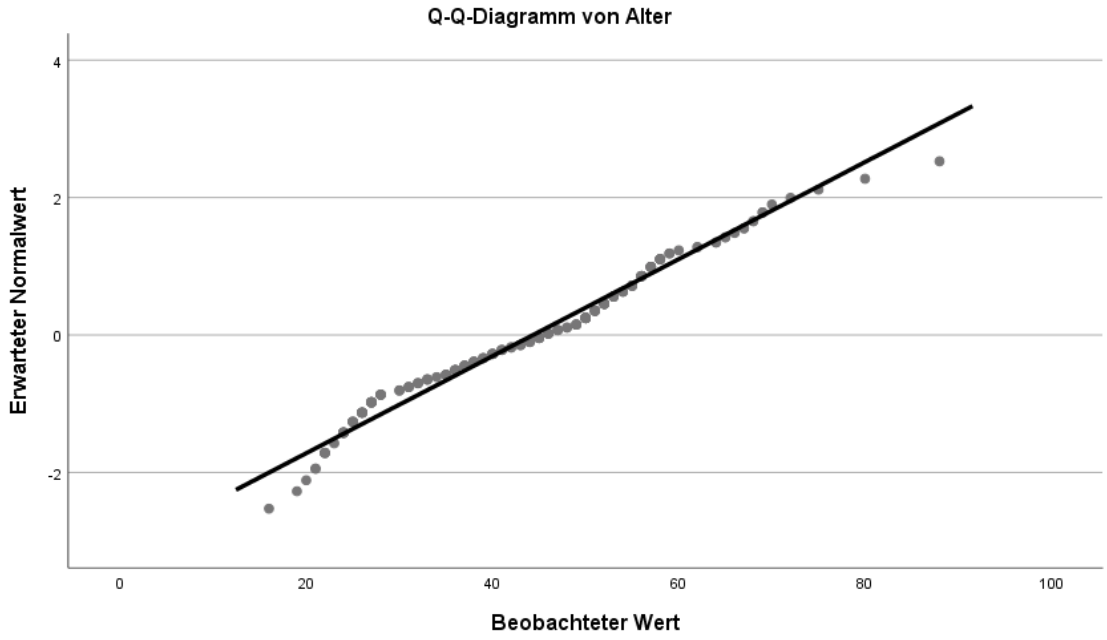


Abbildung 57: Q-Q-Diagramm der Variable Alter (SPSS 27)

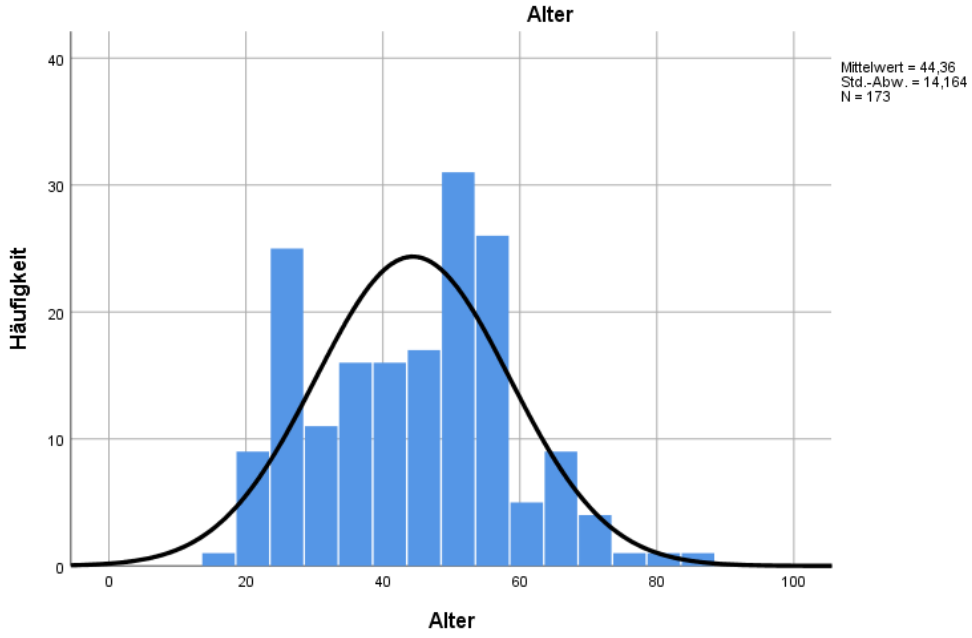


Abbildung 58: Häufigkeitsverteilung der Variable Alter (SPSS 27)

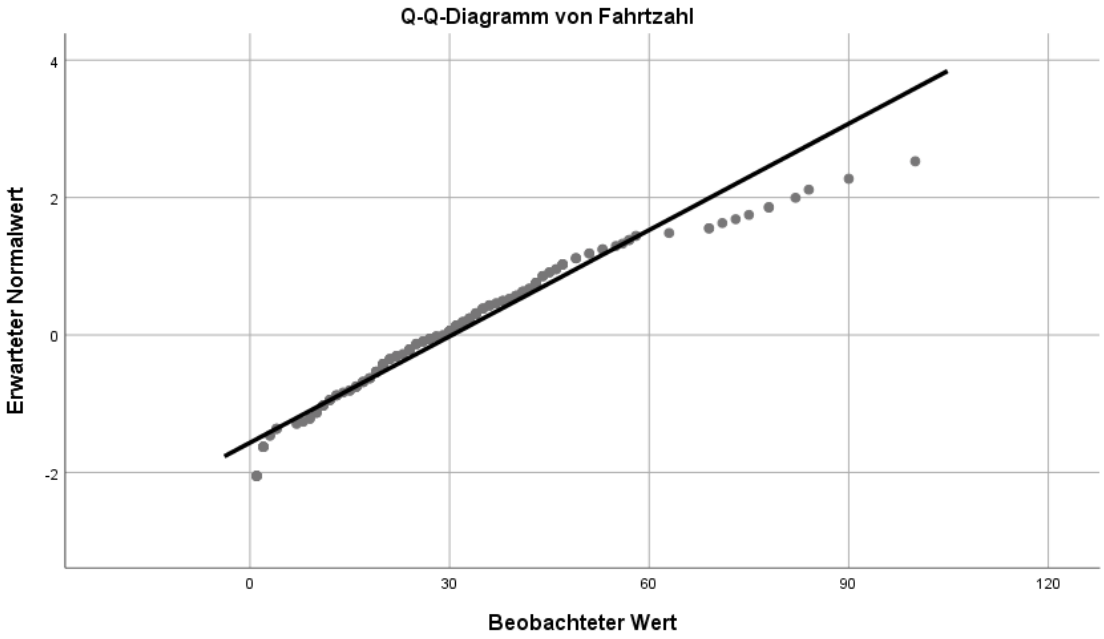


Abbildung 59: Q-Q-Diagramm der Variable Fahrtenanzahl (SPSS 27)

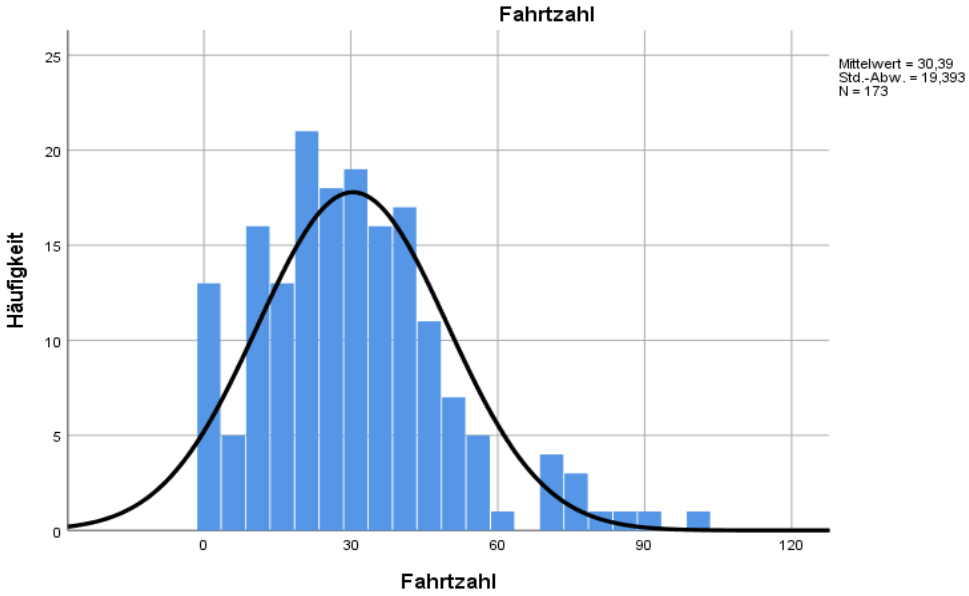


Abbildung 60: Häufigkeitsverteilung der Variable Fahrtenanzahl (SPSS 27)

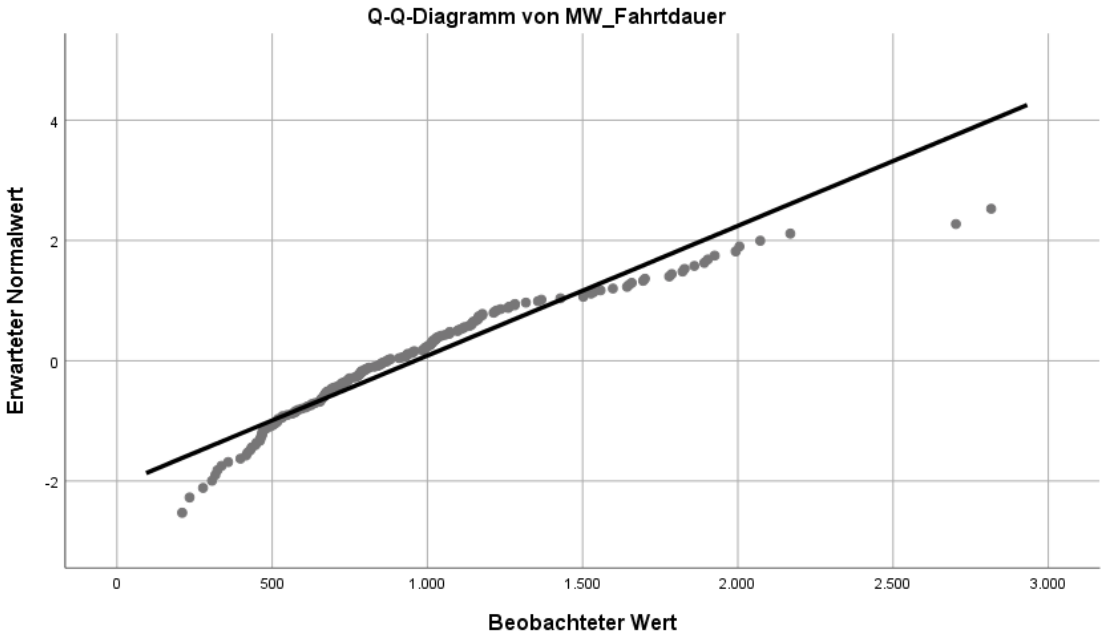


Abbildung 61: Q-Q-Diagramm Variable Fahrtdauer (SPSS 27)

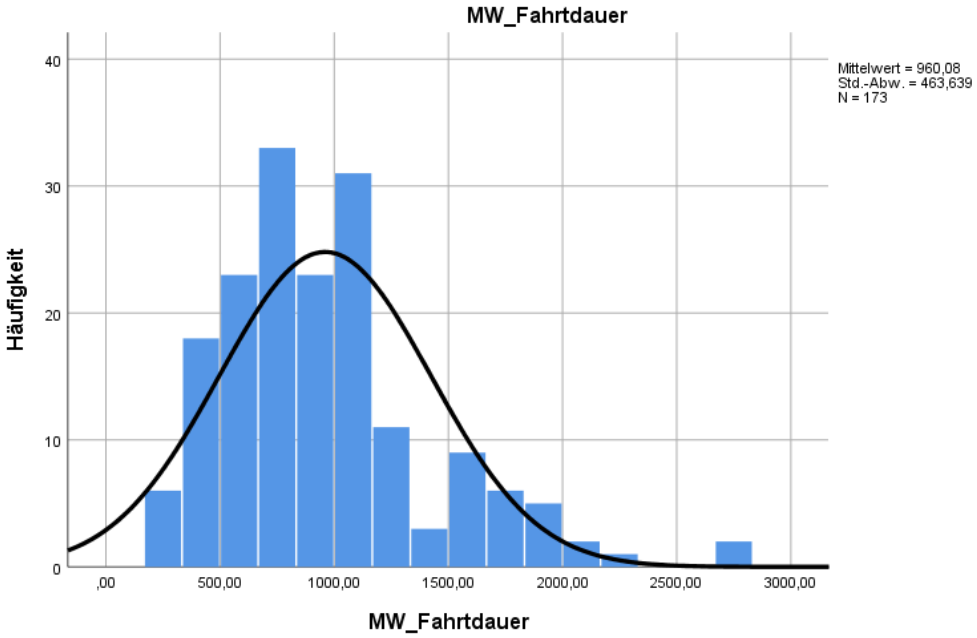


Abbildung 62: Häufigkeitsverteilung der Variable Fahrtdauer (SPSS 27)

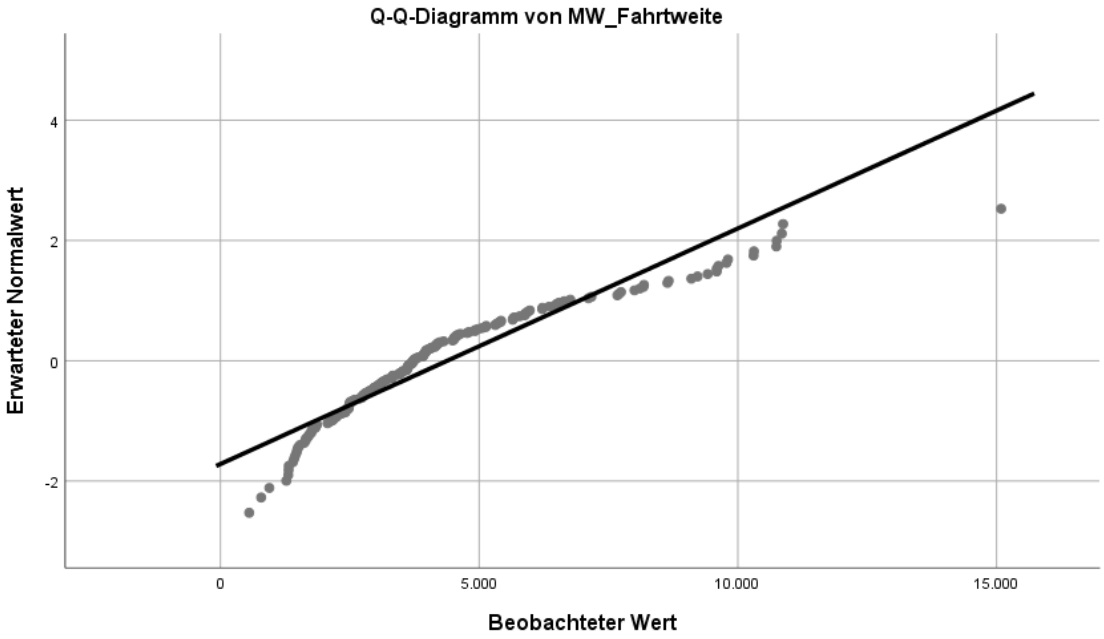


Abbildung 63: Q-Q-Diagramm Variable Mittelwert der Fahrtweite (SPSS 27)

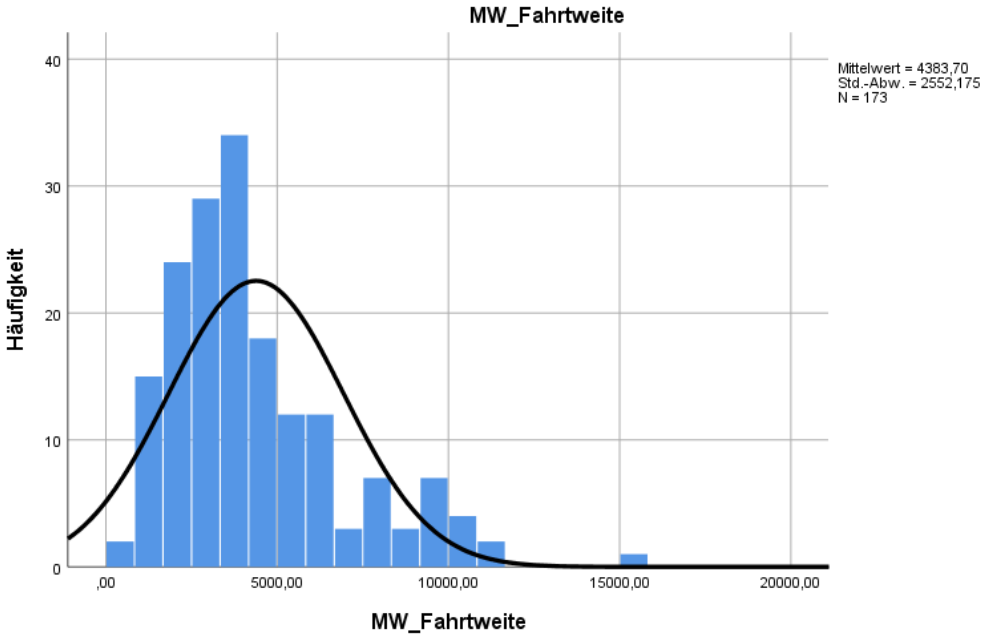


Abbildung 64: Häufigkeitsverteilung Variable Mittelwert der Fahrtweite (SPSS 27)

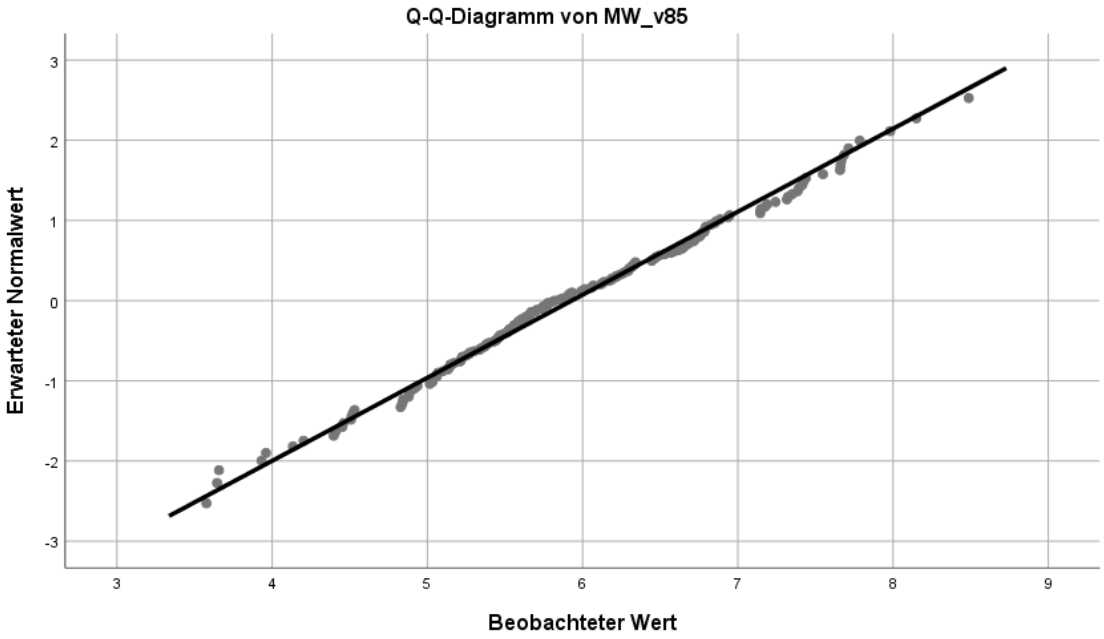


Abbildung 65: Q-Q-Diagramm Mittelwert der Variable v85 (SPSS 27)

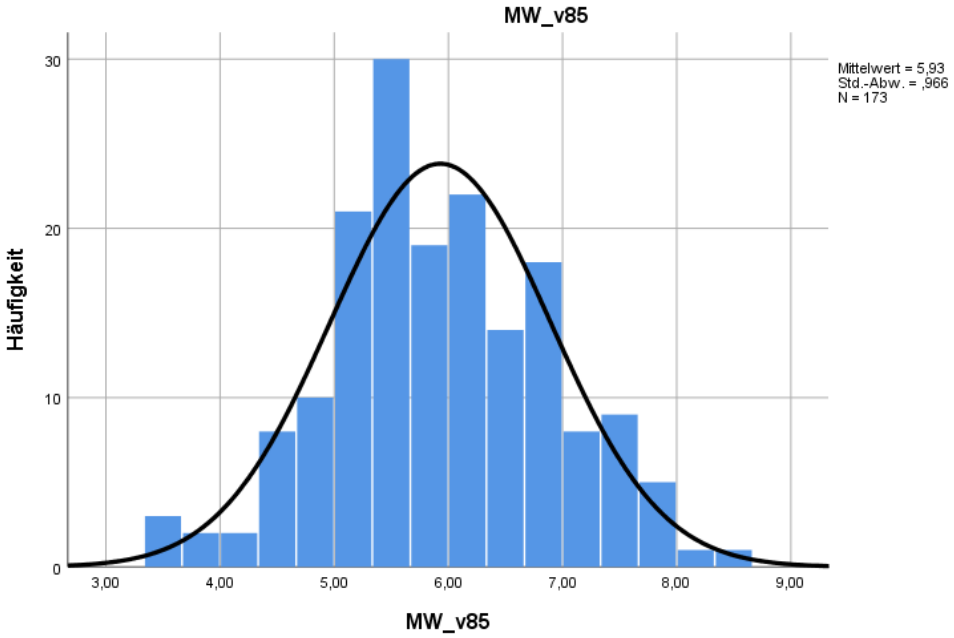


Abbildung 66: Häufigkeitsverteilung Mittelwert der Variable v85 (SPSS 27)

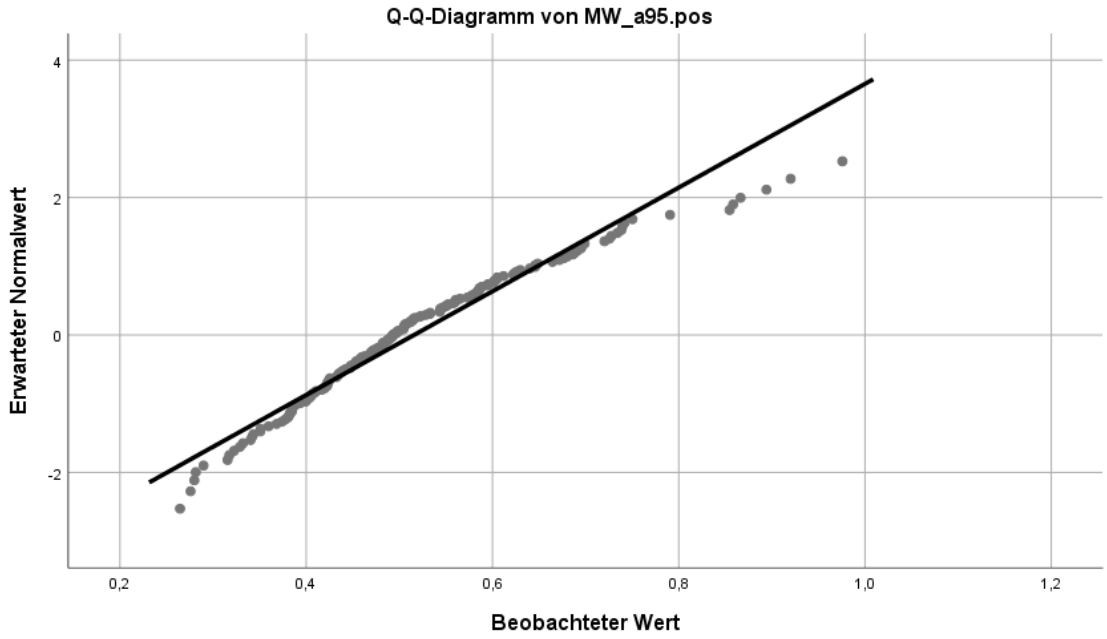


Abbildung 67: Q-Q-Diagramm der Variable Mittelwert von a95.pos (SPSS 27)

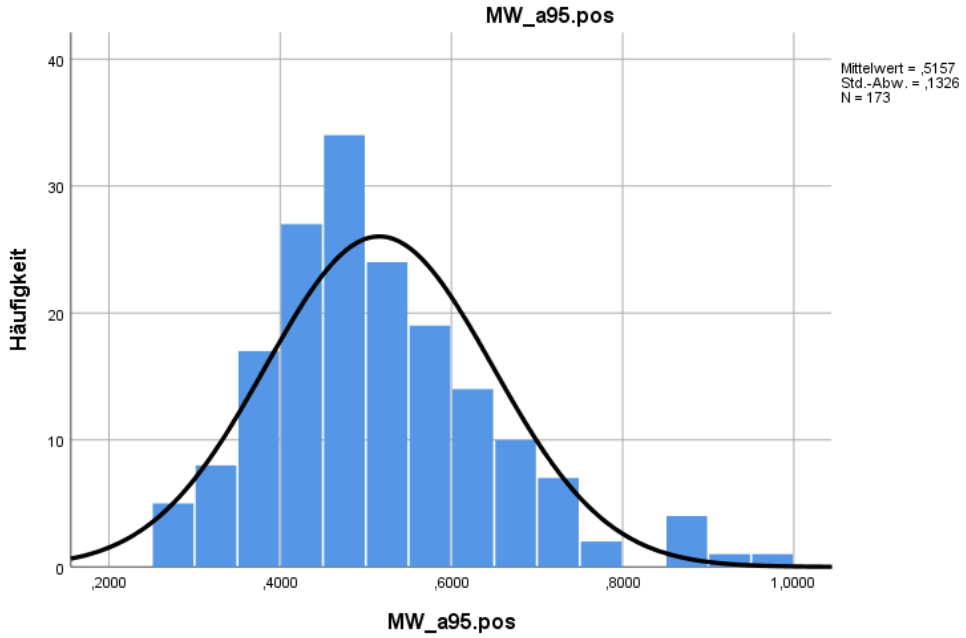


Abbildung 68: Häufigkeitsverteilung der Variable Mittelwert von a95.pos (SPSS 27)

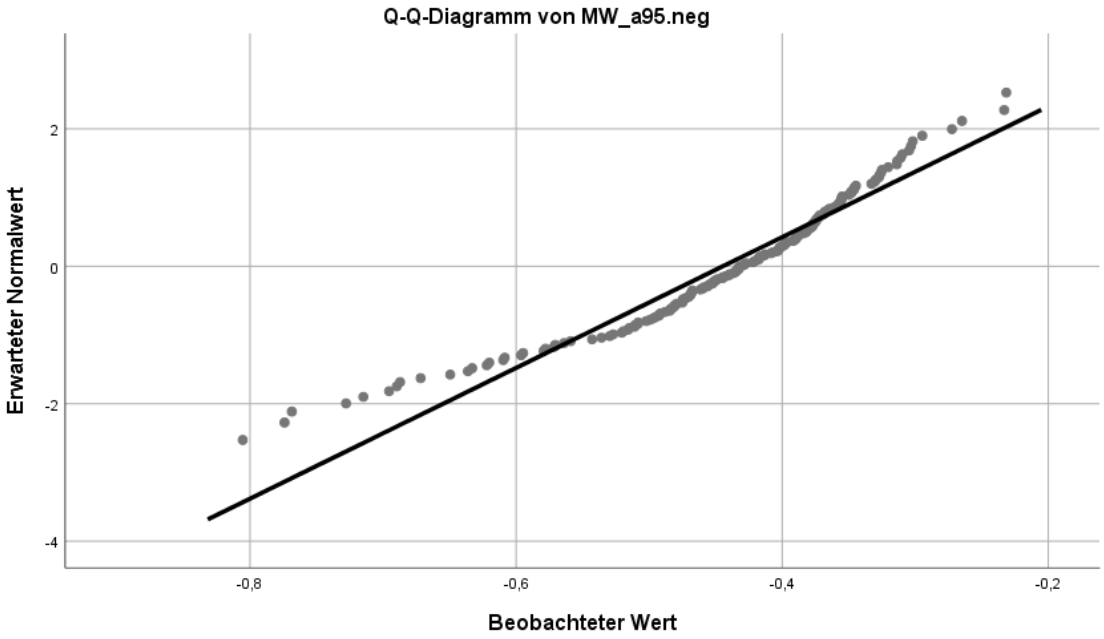


Abbildung 69: Q-Q-Diagramm der Variable Mittelwert von a95.neg (SPSS 27)

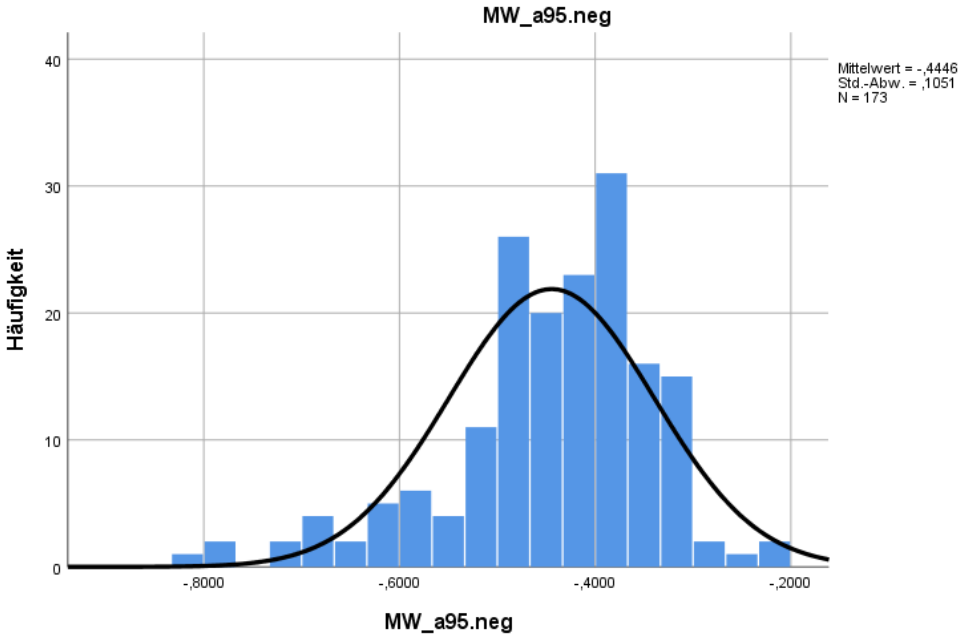


Abbildung 70: Häufigkeitsverteilung der Variable Mittelwert von a95.neg (SPSS 27)

A.5 Teststatistiken zur Berechnung der Effektgrößen

Tabelle 27: Teststatistiken der verwendeten Unterschiedstests für die Gruppenvariablen Geschlecht, Alter, Radfahrtyp, Wegezweck

Statistik für Test[a]							
	Fahrt-zahl	MW_Fahrt-weite	MW_Fahrt-dauer	MW_Umweg-faktor	MW_v85	MW_a95.pos	MW_a95.neg
Mann-Whitney-U	3661,000	2604,000	2916,000	3097,000	2078,000	2398,000	3214,000
Wilcoxon-W	8126,000	5764,000	6076,000	6257,000	5238,000	5558,000	7679,000
Z	-0,159	-3,380	-2,429	-1,877	-4,983	-4,007	-1,521
Asymptotische Signi-fikanz (2-seitig)	0,874	0,001	0,015	0,060	0,000	0,000	0,128
a. Gruppenvariable: Geschlecht							
Statistik für Test[a,b]							
	Fahrt-zahl	MW_Fahrt-weite	MW_Fahrt-dauer	MW_Umweg-faktor	MW_v85	MW_a95.pos	MW_a95.neg
Kruskal-Wallis H	4,170	11,239	11,398	1,628	3,248	1,626	3,218
df	3	3	3	3	3	3	3
Asymptotische Signi-fikanz	0,244	0,011	0,010	0,653	0,355	0,653	0,359
a. Kruskal-Wallis-Test							
b. Gruppenvariable: Radfahrtyp							
Statistik für Test[a,b]							
	Fahrt-zahl	MW_Fahrt-weite	MW_Fahrt-dauer	MW_Umweg-faktor	MW_v85	MW_a95.pos	MW_a95.neg
Kruskal-Wallis H	14,730	10,013	14,914	17,234	14,254	30,883	18,966
df	4	4	4	4	4	4	4
Asymptotische Signi-fikanz	0,005	0,040	0,005	0,002	0,007	0,000	0,001
a. Kruskal-Wallis-Test							
b. Gruppenvariable: Altersklasse_WS							
Statistik für Test[a,b]							
	Fahrt-zahl	MW_Fahrt-weite	MW_Fahrt-dauer	MW_Umweg-faktor	MW_v85	MW_a95.pos	MW_a95.neg
Kruskal-Wallis H	74,458	49,343	40,544	6,742	34,439	39,138	40,710
df	2	2	2	2	2	2	2
Asymptotische Signi-fikanz	0,000	0,000	0,000	0,034	0,000	0,000	0,000
a. Kruskal-Wallis-Test							
b. Gruppenvariable: Wegezweck							

A.6 Einordnung der beobachteten Effektstärken

Tabelle 28: Beurteilungsgrenze für verbale Interpretation von Effektstärken ((Cohen, 1988, S. 25ff; Zöfel, 2003, S. 151; Sedlmeier und Renkewitz, 2007, S. 572; Bühner und Matthias, 2009, S. 270)

Größe des Effekts	r, rho	d	Phi und w	Eta²
sehr kleiner Effekt	<0,2			
kleiner Effekt	0,2 – 0,5	0,2 – 0,5	0,1 – 0,3	0,01 – 0,06
mittlerer Effekt	0,5 – 0,7	0,5 – 0,8	0,3 – 0,5	0,06 – 0,14
großer Effekt	0,7 - 0,9	> 0.8	>0,5	>0,14
sehr großer Effekt	>0,9			

A.7 Modellkennwerte Geschwindigkeit

Verallgemeinertes Lineares Modell für v85 Geschwindigkeit

Tabelle 29: Anpassungsgüte des GLM für abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Anpassungsgüte[a]

	Wert	df	Wert/df
Abweichung	364,769	413	,883
Skalierte Abweichung	424,000	413	
Pearson-Chi-Quadrat	364,769	413	,883
Skaliertes Pearson-Chi-Quadrat	424,000	413	
Log-Likelihood[b]	-569,731		
Akaike-Informations-Kriterium (AIC)	1163,461		
AIC mit Korrektur für endliche Stichproben (AICC)	1164,220		
Bayes-Informationskriterium (BIC)	1212,058		
Konsistentes AIC (CAIC)	1224,058		

Abhängige Variable: Mittelwertvonspeed_85perc

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

a. Informationskriterien liegen in einem möglichst kleinen Format vor.

b. Die vollständige Log-Likelihood-Funktion wird angezeigt und bei der Berechung der Informationskriterien verwendet.

Tabelle 30: Modelleffekte GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Tests der Modelleffekte v85

Quelle	Typ III Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	10400,874	1	,000
Wegezweck	46,414	2	,000
Geschlecht	66,403	1	,000
Radfahrtyp	7,848	3	,049
Altersklasse	40,586	4	,000

Abhängige Variable: Mittelwertvonspeed_85perc

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

Tabelle 31: Parameterschätzer GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Parameterschätzer Modell v85

Parameter	Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	95% Wald-Konfidenzintervall Unterer Wert	95% Wald-Konfidenzintervall Oberer Wert	Hypothesentest Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	4,295	,2232	3,858	4,733	370,402	1	,000
[Wegezweck=1]	,628	,1079	,416	,839	33,813	1	,000
[Wegezweck=2]	-,046	,1126	-,267	,175	,167	1	,682
[Wegezweck=3]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Geschlecht=1]	,742	,0911	,564	,921	66,403	1	,000
[Geschlecht=2]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Radfahrtyp=1]	,296	,1437	,014	,578	4,241	1	,039
[Radfahrtyp=2]	,074	,1252	-,171	,320	,353	1	,552
[Radfahrtyp=3]	,292	,1295	,039	,546	5,100	1	,024
[Radfahrtyp=4]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Altersklasse =1]	1,268	,2232	,830	1,705	32,250	1	,000
[Altersklasse =2]	,770	,2205	,338	1,202	12,199	1	,000
[Altersklasse =3]	,716	,2164	,292	1,140	10,954	1	,001
[Altersklasse =4]	,687	,2272	,241	1,132	9,136	1	,003
[Altersklasse =5]	0[a]	.	.	.	.	.	.
(Skala)	,860[b]	,0591	,752	,984			

Abhängige Variable: Mittelwertvonspeed_85perc

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Auf 0 gesetzt, da dieser Parameter redundant ist.

b. Maximum-Likelihood-Schätzer.

Tabelle 32: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Alter, GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Alter

(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	,4976[a]	,13290	1	,000	,2371	,7581
	45-54	,5513[a]	,12871	1	,000	,2991	,8036
	55-65	,5810[a]	,14676	1	,000	,2934	,8687
	65+	1,2676[a]	,22322	1	,000	,8301	1,7051
30-44	16-29	-,4976[a]	,13290	1	,000	-,7581	-,2371
	45-54	,0537	,12139	1	,658	-,1842	,2916
	55-65	,0834	,14011	1	,552	-,1912	,3580
	65+	,7700[a]	,22046	1	,000	,3379	1,2021
45-54	16-29	-,5513[a]	,12871	1	,000	-,8036	-,2991
	30-44	-,0537	,12139	1	,658	-,2916	,1842
	55-65	,0297	,13571	1	,827	-,2363	,2957
	65+	,7163[a]	,21643	1	,001	,2921	1,1405
55-65	16-29	-,5810[a]	,14676	1	,000	-,8687	-,2934
	30-44	-,0834	,14011	1	,552	-,3580	,1912
	45-54	-,0297	,13571	1	,827	-,2957	,2363
	65+	,6866[a]	,22717	1	,003	,2414	1,1319
65+	16-29	-1,2676[a]	,22322	1	,000	-1,7051	-,8301
	30-44	-,7700[a]	,22046	1	,000	-1,2021	-,3379
	45-54	-,7163[a]	,21643	1	,001	-1,1405	-,2921
	55-65	-,6866[a]	,22717	1	,003	-1,1319	-,2414

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvonspeed_85perc

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 33: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Radfahrtyp, GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Radfahrtyp

(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
ambitioniert	passioniert	,2215	,13369	1	,097	-,0405	,4836
	pragmatisch	,0035	,13686	1	,979	-,2647	,2718
	funktionell	,2959[a]	,14369	1	,039	,0143	,5775
passioniert	ambitioniert	-,2215	,13369	1	,097	-,4836	,0405
	pragmatisch	-,2180	,11741	1	,063	-,4481	,0121
	funktionell	,0744	,12519	1	,552	-,1710	,3197
pragmatisch	ambitioniert	-,0035	,13686	1	,979	-,2718	,2647
	passioniert	,2180	,11741	1	,063	-,0121	,4481
	funktionell	,2924[a]	,12947	1	,024	,0386	,5461
funktionell	ambitioniert	-,2959[a]	,14369	1	,039	-,5775	-,0143
	passioniert	-,0744	,12519	1	,552	-,3197	,1710
	pragmatisch	-,2924[a]	,12947	1	,024	-,5461	-,0386

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvonspeed_85perc

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 34: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Wegezweck, GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Wegezweck

(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	,6737[a]	,11373	1	,000	,4508	,8966
	Freizeit	,6276[a]	,10794	1	,000	,4161	,8392
Einkaufen	Arbeit	-,6737[a]	,11373	1	,000	-,8966	-,4508
	Freizeit	-,0461	,11261	1	,682	-,2668	,1746
Freizeit	Arbeit	-,6276[a]	,10794	1	,000	-,8392	-,4161
	Einkaufen	,0461	,11261	1	,682	-,1746	,2668

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvonspeed_85perc

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 35: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Geschlecht, GLM für die abhängige Variable MW_v85 (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Geschlecht

(I)Geschlecht	(J)Geschlecht	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
m	w	,7421[a]	,09107	1	,000	,5636	,9207
w	m	-,7421[a]	,09107	1	,000	-,9207	-,5636

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvonspeed_85perc, a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

A.8 Modellkennwerte Fahrthäufigkeit

Tabelle 36: Modelleffekte des GLM für abhängige Variable Fahrthäufigkeit (SPSS 27)

Tests der Modelleffekte

Quelle	Typ III Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	43088,065	1	,000
Altersklasse_WS	211,198	4	,000
Geschlecht	3,182	1	,074
Radfahrtyp	42,537	3	,000

Abhängige Variable: Anzahlvontrip_id

Modell: (Konstanter Term), Altersklasse_WS, Geschlecht, Radfahrtyp

Tabelle 37: Anpassungsgüte des GLM für abhängige Variable Fahrthäufigkeit (SPSS 27)

Anpassungsgüte[a]

	Wert	df	Wert/df
Abweichung	1959,058	166	11,802
Skalierte Abweichung	1959,058	166	
Pearson-Chi-Quadrat	1840,783	166	11,089
Skaliertes Pearson-Chi-Quadrat	1840,783	166	
Log-Likelihood[b]	-1413,251		
Akaike-Informations-Kriterium (AIC)	2844,502		
AIC mit Korrektur für endliche Stichproben (AICC)	2845,592		
Bayes-Informationskriterium (BIC)	2872,985		
Konsistentes AIC (CAIC)	2881,985		

Abhängige Variable: Anzahlvontrip_id

Modell: (Konstanter Term), Altersklasse_WS, Geschlecht, Radfahrtyp

a. Informationskriterien liegen in einem möglichst kleinen Format vor.

b. Die vollständige Log-Likelihood-Funktion wird angezeigt und bei der Berechung der Informationskriterien verwendet.

Tabelle 38: Parameterschätzer GLM für die abhängige Variable Fahrthäufigkeit (SPSS 27)

Parameterschätzer

Parameter	Regressionskoeffi-zientB	Std.-Feh-ler	95% Wald-Konfidenzin-tervall Unterer Wert	Oberer Wert	Hypothesentest Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	3,562	,0600	3,444	3,679	3522,123	1	,000
[Altersklasse=16-29]	-,154	,0611	-,274	-,034	6,329	1	,012
[Altersklasse=30-44]	-,275	,0603	-,393	-,157	20,841	1	,000
[Altersklasse=45-54]	,236	,0568	,124	,347	17,220	1	,000
[Altersklasse=55-65]	-,041	,0615	-,161	,080	,434	1	,510
[Altersklasse=65+]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Geschlecht=m]	-,050	,0279	-,104	,005	3,182	1	,074
[Geschlecht=w]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Radfahrtyp=Ambitio-nierte]	-,253	,0427	-,336	-,169	34,952	1	,000
[Radfahrtyp=Funktio-nelle]	-,157	,0395	-,235	-,080	15,809	1	,000
[Radfahrtyp=Passio-niert]	-,050	,0350	-,119	,018	2,057	1	,152
[Radfahrtyp=Pragmati-ker]	0[a]	.	.	.	.	.	.
(Skala)	1[b]						

Abhängige Variable: Anzahlvontrip_id

Modell: (Konstanter Term), Altersklasse_WS, Geschlecht, Radfahrtyp

a. Auf 0 gesetzt, da dieser Parameter redundant ist.

b. Auf den angezeigten Wert festgesetzt.

Tabelle 39: Korrelationsmatrix der verwendeten Modellparameter, abhängige Variable Fahrtanzahl

Korrelationen der Parameterschätzer

	(Konstanter Term)	[Altersklasse=16-29]	[Altersklasse=30-44]	[Altersklasse=45-54]	[Altersklasse=55-65]	[Altersklasse=65+]	[Geschlecht=m]	[Geschlecht=w]	[Radfahrtyp=Ambitionierte]	[Radfahrtyp=Funktionelle]	[Radfahrtyp=Passioniert]	[Radfahrtyp=Pragmatiker]
(Konstanter Term)	1,000	-,772	-,797	-,816	-,734	.[a]	-,287	.[a]	-,274	-,330	-,383	.[a]
[Altersklasse=16-29]	-,772	1,000	,738	,777	,716	.[a]	,053	.[a]	,041	,045	,054	.[a]
[Altersklasse=30-44]	-,797	,738	1,000	,791	,730	.[a]	,062	.[a]	,025	,063	,099	.[a]
[Altersklasse=45-54]	-,816	,777	,791	1,000	,771	.[a]	-,007	.[a]	,038	,057	,068	.[a]
[Altersklasse=55-65]	-,734	,716	,730	,771	1,000	.[a]	-,004	.[a]	-,041	,005	,042	.[a]
[Altersklasse=65+]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Geschlecht=m]	-,287	,053	,062	-,007	-,004	.[a]	1,000	.[a]	,001	,047	,041	.[a]
[Geschlecht=w]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Radfahrtyp=Ambitionierte]	-,274	,041	,025	,038	-,041	.[a]	,001	.[a]	1,000	,391	,436	.[a]
[Radfahrtyp=Funktionelle]	-,330	,045	,063	,057	,005	.[a]	,047	.[a]	,391	1,000	,475	.[a]
[Radfahrtyp=Passioniert]	-,383	,054	,099	,068	,042	.[a]	,041	.[a]	,436	,475	1,000	.[a]
[Radfahrtyp=Pragmatiker]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]

Abhängige Variable: Anzahlvontrip_id

Modell: (Konstanter Term), Altersklasse_WS, Geschlecht, Radfahrtyp, a. Mindestens einer der beiden Parameterschätzer ist redundant

Tabelle 40: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Wegezweck, GLM für die abhängige Fahrtanzahl (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Wegezweck

(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	11,27[a]	,462	1	,000	10,37	12,18
	Freizeit	5,31[a]	,483	1	,000	4,37	6,26
Einkaufen	Arbeit	-11,27[a]	,462	1	,000	-12,18	-10,37
	Freizeit	-5,96[a]	,382	1	,000	-6,71	-5,21
Freizeit	Arbeit	-5,31[a]	,483	1	,000	-6,26	-4,37
	Einkaufen	5,96[a]	,382	1	,000	5,21	6,71

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

*der paarweise Vergleich für die Wegzwecke wurde mit einem separaten Datensatz gerechnet, in dem die Wegezwecke je Proband separat aufgeführt wurden.

Tabelle 41: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Altersklasse, GLM für die abhängige Fahrtanzahl (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Altersklasse

(I)Altersklasse	(J)Altersklasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	3,00[a]	1,096	1	,006	,86	5,15
	45-54	-12,51[a]	1,232	1	,000	-14,93	-10,10
	55-65	-3,15[a]	1,290	1	,015	-5,68	-,62
	65+	-4,37[a]	1,802	1	,015	-7,90	-,83
30-44	16-29	-3,00[a]	1,096	1	,006	-5,15	-,86
	45-54	-15,52[a]	1,145	1	,000	-17,76	-13,27
	55-65	-6,15[a]	1,199	1	,000	-8,50	-3,80
	65+	-7,37[a]	1,746	1	,000	-10,79	-3,95
45-54	16-29	12,51[a]	1,232	1	,000	10,10	14,93
	30-44	15,52[a]	1,145	1	,000	13,27	17,76
	55-65	9,36[a]	1,326	1	,000	6,77	11,96
	65+	8,15[a]	1,826	1	,000	4,57	11,73
55-65	16-29	3,15[a]	1,290	1	,015	,62	5,68
	30-44	6,15[a]	1,199	1	,000	3,80	8,50
	45-54	-9,36[a]	1,326	1	,000	-11,96	-6,77
	65+	-1,22	1,863	1	,514	-4,87	2,44

65+	16-29	4,37[a]	1,802	1	,015	,83	7,90
	30-44	7,37[a]	1,746	1	,000	3,95	10,79
	45-54	-8,15[a]	1,826	1	,000	-11,73	-4,57
	55-65	1,22	1,863	1	,514	-2,44	4,87

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 42: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Geschlecht, GLM für die abhängige Fahrtanzahl (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Geschlecht

(I)Geschlecht	(J)Geschlecht	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
m	w	-1,45	,817	1	,075	-3,05	,15
w	m	1,45	,817	1	,075	-,15	3,05

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id

Tabelle 43: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Radfahrtyp, GLM für die abhängige Fahrtanzahl (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Radfahrtyp

(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Ambitionierte	Funktionelle	-2,55[a]	1,210	1	,035	-4,92	-,18
	Passioniert	-5,71[a]	1,149	1	,000	-7,97	-3,46
	Pragmatiker	-7,32[a]	1,214	1	,000	-9,70	-4,94
Funktionelle	Ambitionierte	2,55[a]	1,210	1	,035	,18	4,92
	Passioniert	-3,16[a]	1,124	1	,005	-5,37	-,96
	Pragmatiker	-4,77[a]	1,194	1	,000	-7,11	-2,43
Passioniert	Ambitionierte	5,71[a]	1,149	1	,000	3,46	7,97
	Funktionelle	3,16[a]	1,124	1	,005	,96	5,37
	Pragmatiker	-1,61	1,123	1	,153	-3,81	,60
Pragmatiker	Ambitionierte	7,32[a]	1,214	1	,000	4,94	9,70
	Funktionelle	4,77[a]	1,194	1	,000	2,43	7,11
	Passioniert	1,61	1,123	1	,153	-,60	3,81

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Anzahlvontrip_id

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

A.9 Modellkennwerte Fahrtweite

Tabelle 44: Anpassungsgüte des GLM für abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Anpassungsgüte[a]

	Wert	df	Wert/df
Abweichung	2568741880,371	413	6219713,996
Skalierte Abweichung	424,000	413	
Pearson-Chi-Quadrat	2568741880,371	413	6219713,996
Skaliertes Pearson-Chi-Quadrat	424,000	413	
Log-Likelihood[b]	-3912,423		
Akaike-Informations-Kriterium (AIC)	7848,846		
AIC mit Korrektur für endliche Stichproben (AICC)	7849,605		
Bayes-Informationskriterium (BIC)	7897,443		
Konsistentes AIC (CAIC)	7909,443		

Abhängige Variable: Mittelwertvontotal_distance

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

a. Informationskriterien liegen in einem möglichst kleinen Format vor.

b. Die vollständige Log-Likelihood-Funktion wird angezeigt und bei der Berechung der Informationskriterien verwendet.

Tabelle 45: Modelleffekte des GLM für abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Tests der Modelleffekte

	Typ III		
Quelle	Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	694,918	1	,000
Wegezweck	50,927	2	,000
Geschlecht	11,022	1	,001
Radfahrtyp	30,580	3	,000
Altersklasse_WS	6,631	4	,157

Abhängige Variable: Mittelwertvontotal_distance

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

Tabelle 46: Parameterschätzer des GLM für abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Parameterschätzer

Parameter	Regressionskoeffi-zientB	Std.-Fehler	95% Wald-Konfidenzinter-vall		Hypothesentest		
			Unterer Wert	Oberer Wert	Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	3374,551	592,2482	2213,765	4535,336	32,466	1	,000
[Wegezweck=1]	772,026	286,4285	210,637	1333,416	7,265	1	,007
[Wegezweck=2]	-1366,488	298,8372	-1952,198	-780,778	20,909	1	,000
[Wegezweck=3]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Geschlecht=1]	802,360	241,6841	328,667	1276,052	11,022	1	,001
[Geschlecht=2]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Radfahrtyp=1]	1653,896	381,3031	906,555	2401,236	18,814	1	,000
[Radfahrtyp=2]	-210,079	332,2101	-861,199	441,041	,400	1	,527
[Radfahrtyp=3]	100,119	343,5618	-573,250	773,488	,085	1	,771
[Radfahrtyp=4]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Alters-klasse_WS=1]	-309,902	592,3510	-1470,888	851,085	,274	1	,601
[Alters-klasse_WS=2]	-413,561	585,0373	-1560,213	733,091	,500	1	,480
[Alters-klasse_WS=3]	296,540	574,3286	-829,123	1422,204	,267	1	,606
[Alters-klasse_WS=4]	206,186	602,8431	-975,365	1387,737	,117	1	,732
[Alters-klasse_WS=5]	0[a]	.	.	.	.	.	.
(Skala)	6058353,491[b]	416089,4261	5295339,971	6931310,781			

Abhängige Variable: Mittelwertvontotal_distance

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

a. Auf 0 gesetzt, da dieser Parameter redundant ist.

b. Maximum-Likelihood-Schätzer.

Tabelle 47: Korrelationsmatrix des GLM für abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Korrelationen der Parameterschätzer

	(Konstanter Term)	[Wegezweck=1]	[Wegezweck=2]	[Wegezweck=3]	[Geschlecht=1]	[Geschlecht=2]	[Radfahrtyp=1]	[Radfahrtyp=2]	[Radfahrtyp=3]	[Radfahrtyp=4]	[Altersklasse=1]	[Altersklasse=2]	[Altersklasse=3]	[Altersklasse=4]	[Altersklasse=5]
(Konstanter Term)	1,000	-,133	-,211	.[a]	-,236	.[a]	-,234	-,319	-,248	.[a]	-,776	-,780	-,785	-,760	.[a]
[Wegezweck=1]	-,133	1,000	,469	.[a]	-,005	.[a]	,028	,008	,002	.[a]	-,110	-,133	-,112	-,107	.[a]
[Wegezweck=2]	-,211	,469	1,000	.[a]	,026	.[a]	-,011	,004	,012	.[a]	-,019	-,029	-,023	-,021	.[a]
[Wegezweck=3]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Geschlecht=1]	-,236	-,005	,026	.[a]	1,000	.[a]	-,042	-,010	-,040	.[a]	,053	,053	,002	,018	.[a]
[Geschlecht=2]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Radfahrtyp=1]	-,234	,028	-,011	.[a]	-,042	.[a]	1,000	,513	,502	.[a]	-,029	-,064	-,052	-,068	.[a]
[Radfahrtyp=2]	-,319	,008	,004	.[a]	-,010	.[a]	,513	1,000	,575	.[a]	-,024	-,013	-,021	,007	.[a]
[Radfahrtyp=3]	-,248	,002	,012	.[a]	-,040	.[a]	,502	,575	1,000	.[a]	-,069	-,098	-,081	-,037	.[a]
[Radfahrtyp=4]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Altersklasse=1]	-,776	-,110	-,019	.[a]	,053	.[a]	-,029	-,024	-,069	.[a]	1,000	,821	,829	,788	.[a]
[Altersklasse=2]	-,780	-,133	-,029	.[a]	,053	.[a]	-,064	-,013	-,098	.[a]	,821	1,000	,846	,804	.[a]
[Altersklasse=3]	-,785	-,112	-,023	.[a]	,002	.[a]	-,052	-,021	-,081	.[a]	,829	,846	1,000	,814	.[a]
[Altersklasse=4]	-,760	-,107	-,021	.[a]	,018	.[a]	-,068	,007	-,037	.[a]	,788	,804	,814	1,000	.[a]
[Altersklasse=5]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]

Abhängige Variable: Mittelwertvontotal_distance

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse_WS

a. Mindestens einer der beiden Parameterschätzer ist redundant.

Tabelle 48: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Wegezweck, GLM für die abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Wegezweck

(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	2138,5146[a]	301,79595	1	,000	1416,0212	2861,0080
	Freizeit	772,0264[a]	286,42847	1	,021	86,3224	1457,7304
Einkaufen	Arbeit	-2138,5146[a]	301,79595	1	,000	-2861,0080	-1416,0212
	Freizeit	-1366,4882[a]	298,83723	1	,000	-2081,8985	-651,0779
Freizeit	Arbeit	-772,0264[a]	286,42847	1	,021	-1457,7304	-86,3224
	Einkaufen	1366,4882[a]	298,83723	1	,000	651,0779	2081,8985

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 49: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Geschlecht, GLM für die abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Geschlecht

(I)Geschlecht	(J)Geschlecht	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
m	w	802,3595[a]	241,68410	1	,001	328,6674	1276,0516
w	m	-802,3595[a]	241,68410	1	,001	-1276,0516	-328,6674

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 50: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Radfahrtyp, GLM für die abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Radfahrtyp

(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
ambitioniert	passioniert	1863,9744[a]	354,77886	1	,000	927,9765	2799,9723
	pragmatisch	1553,7765[a]	363,18931	1	,000	595,5897	2511,9633
	funktionell	1653,8955[a]	381,30308	1	,000	647,9199	2659,8712
passioniert	ambitioniert	-1863,9744[a]	354,77886	1	,000	-2799,9723	-927,9765
	pragmatisch	-310,1979	311,57366	1	1,000	-1132,2094	511,8136
	funktionell	-210,0789	332,21012	1	1,000	-1086,5346	666,3769
pragmatisch	ambitioniert	-1553,7765[a]	363,18931	1	,000	-2511,9633	-595,5897
	passioniert	310,1979	311,57366	1	1,000	-511,8136	1132,2094
	funktionell	100,1190	343,56178	1	1,000	-806,2854	1006,5234
funktionell	ambitioniert	-1653,8955[a]	381,30308	1	,000	-2659,8712	-647,9199
	passioniert	210,0789	332,21012	1	1,000	-666,3769	1086,5346
	pragmatisch	-100,1190	343,56178	1	1,000	-1006,5234	806,2854

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 51: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Altersklasse, GLM für die abhängige Variable Fahrtweite (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Altersklassen

(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Diffe-renz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	103,6595	352,68774	1	1,000	-886,3469	1093,6659
	45-54	-606,4420	341,54564	1	,758	-1565,1722	352,2881
	55-65	-516,0874	389,46299	1	1,000	-1609,3232	577,1484
	65+	-309,9016	592,35097	1	1,000	-1972,6508	1352,8476
30-44	16-29	-103,6595	352,68774	1	1,000	-1093,6659	886,3469
	45-54	-710,1015	322,13251	1	,275	-1614,3384	194,1353
	55-65	-619,7469	371,79938	1	,955	-1663,4003	423,9065
	65+	-413,5611	585,03727	1	1,000	-2055,7805	1228,6583
45-54	16-29	606,4420	341,54564	1	,758	-352,2881	1565,1722
	30-44	710,1015	322,13251	1	,275	-194,1353	1614,3384
	55-65	90,3546	360,12368	1	1,000	-920,5247	1101,2340
	65+	296,5404	574,32865	1	1,000	-1315,6195	1908,7004
55-65	16-29	516,0874	389,46299	1	1,000	-577,1484	1609,3232
	30-44	619,7469	371,79938	1	,955	-423,9065	1663,4003
	45-54	-90,3546	360,12368	1	1,000	-1101,2340	920,5247
	65+	206,1858	602,84312	1	1,000	-1486,0152	1898,3868
65+	16-29	309,9016	592,35097	1	1,000	-1352,8476	1972,6508
	30-44	413,5611	585,03727	1	1,000	-1228,6583	2055,7805
	45-54	-296,5404	574,32865	1	1,000	-1908,7004	1315,6195
	55-65	-206,1858	602,84312	1	1,000	-1898,3868	1486,0152

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen Mittelwertvontotal_distance

A.10 Modellkennwerte positive Beschleunigung

Tabelle 52: Anpassungsgüte des GLM für abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Anpassungsgüte[a]

	Wert	df	Wert/df
Abweichung	8,932	413	,022
Skalierte Abweichung	424,000	413	
Pearson-Chi-Quadrat	8,932	413	,022
Skaliertes Pearson-Chi-Quadrat	424,000	413	
Log-Likelihood[b]	216,712		
Akaike-Informations-Kriterium (AIC)	-409,424		
AIC mit Korrektur für endliche Stichproben (AICC)	-408,665		
Bayes-Informationskriterium (BIC)	-360,827		
Konsistentes AIC (CAIC)	-348,827		

Abhängige Variable: MW_ACC_pos_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Informationskriterien liegen in einem möglichst kleinen Format vor.

b. Die vollständige Log-Likelihood-Funktion wird angezeigt und bei der Berechung der Informationskriterien verwendet.

Tabelle 53: Modelleffekte des GLM für abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Tests der Modelleffekte

Quelle	Typ III Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	3205,477	1	,000
Wegezweck	38,426	2	,000
Geschlecht	27,770	1	,000
Radfahrtyp	,917	3	,821
Altersklasse	59,020	4	,000

Abhängige Variable: MW_ACC_pos_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

Tabelle 54: Parameterschätzer des GLM für abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Parameterschätzer

Parameter	RegressionskoeffizientB	Std.-Fehler	95% Wald-Konfidenzintervall Unterer Wert	Oberer Wert	Hypothesentest Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	,351	,0349	,282	,419	100,796	1	,000
[Wegezweck=1]	,090	,0169	,057	,124	28,661	1	,000
[Wegezweck=2]	-,004	,0176	-,039	,030	,062	1	,803
[Wegezweck=3]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Geschlecht=1]	,075	,0143	,047	,103	27,770	1	,000
[Geschlecht=2]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Radfahrtyp=1]	,017	,0225	-,027	,061	,544	1	,461
[Radfahrtyp=2]	,002	,0196	-,037	,040	,007	1	,932
[Radfahrtyp=3]	-,003	,0203	-,043	,037	,023	1	,879
[Radfahrtyp=4]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Altersklasse=1]	,181	,0349	,113	,250	26,904	1	,000
[Altersklasse=2]	,095	,0345	,028	,163	7,644	1	,006
[Altersklasse=3]	,044	,0339	-,023	,110	1,668	1	,197
[Altersklasse=4]	,058	,0355	-,011	,128	2,699	1	,100
[Altersklasse=5]	0[a]	.	.	.	.	.	.
(Skala)	,021[b]	,0014	,018	,024			

Abhängige Variable: MW_ACC_pos_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Auf 0 gesetzt, da dieser Parameter redundant ist.

b. Maximum-Likelihood-Schätzer.

Tabelle 55: Korrelationsmatrix des GLM für abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Korrelationen der Parameterschätzer

	(Konstanter Term)	[Wegezweck=1]	[Wegezweck=2]	[Wegezweck=3]	[Geschlecht=1]	[Geschlecht=2]	[Radfahrtyp=1]	[Radfahrtyp=2]	[Radfahrtyp=3]	[Radfahrtyp=4]	[Altersklasse=1]	[Altersklasse=2]	[Altersklasse=3]	[Altersklasse=4]	[Altersklasse=5]
(Konstanter Term)	1,000	-,133	-,211	.[a]	-,236	.[a]	-,234	-,319	-,248	.[a]	-,776	-,780	-,785	-,760	.[a]
[Wegezweck=1]	-,133	1,000	,469	.[a]	-,005	.[a]	,028	,008	,002	.[a]	-,110	-,133	-,112	-,107	.[a]
[Wegezweck=2]	-,211	,469	1,000	.[a]	,026	.[a]	-,011	,004	,012	.[a]	-,019	-,029	-,023	-,021	.[a]
[Wegezweck=3]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Geschlecht=1]	-,236	-,005	,026	.[a]	1,000	.[a]	-,042	-,010	-,040	.[a]	,053	,053	,002	,018	.[a]
[Geschlecht=2]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Radfahrtyp=1]	-,234	,028	-,011	.[a]	-,042	.[a]	1,000	,513	,502	.[a]	-,029	-,064	-,052	-,068	.[a]
[Radfahrtyp=2]	-,319	,008	,004	.[a]	-,010	.[a]	,513	1,000	,575	.[a]	-,024	-,013	-,021	,007	.[a]
[Radfahrtyp=3]	-,248	,002	,012	.[a]	-,040	.[a]	,502	,575	1,000	.[a]	-,069	-,098	-,081	-,037	.[a]
[Radfahrtyp=4]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Altersklasse=1]	-,776	-,110	-,019	.[a]	,053	.[a]	-,029	-,024	-,069	.[a]	1,000	,821	,829	,788	.[a]
[Altersklasse=2]	-,780	-,133	-,029	.[a]	,053	.[a]	-,064	-,013	-,098	.[a]	,821	1,000	,846	,804	.[a]
[Altersklasse=3]	-,785	-,112	-,023	.[a]	,002	.[a]	-,052	-,021	-,081	.[a]	,829	,846	1,000	,814	.[a]
[Altersklasse=4]	-,760	-,107	-,021	.[a]	,018	.[a]	-,068	,007	-,037	.[a]	,788	,804	,814	1,000	.[a]
[Altersklasse=5]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]

Abhängige Variable: MW_ACC_pos_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Mindestens einer der beiden Parameterschätzer ist redundant.

Tabelle 56: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Wegezweck, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Wegezweck

(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	,0948[a]	,01780	1	,000	,0522	,1374
	Freizeit	,0904[a]	,01689	1	,000	,0500	,1309
Einkaufen	Arbeit	-,0948[a]	,01780	1	,000	-,1374	-,0522
	Freizeit	-,0044	,01762	1	1,000	-,0466	,0378
Freizeit	Arbeit	-,0904[a]	,01689	1	,000	-,1309	-,0500
	Einkaufen	,0044	,01762	1	1,000	-,0378	,0466

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 57: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Geschlecht, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Geschlecht

(I)Geschlecht	(J)Geschlecht	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
m	w	,0751[a]	,01425	1	,000	,0472	,1030
w	m	-,0751[a]	,01425	1	,000	-,1030	-,0472

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 58: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Radfahrtyp, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Radfahrtyp

(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
ambitioniert	passioniert	,0149	,02092	1	1,000	-,0403	,0701
	pragmatisch	,0197	,02142	1	1,000	-,0368	,0762
	funktionell	,0166	,02248	1	1,000	-,0427	,0759
passioniert	ambitioniert	-,0149	,02092	1	1,000	-,0701	,0403
	pragmatisch	,0048	,01837	1	1,000	-,0437	,0532
	funktionell	,0017	,01959	1	1,000	-,0500	,0534
pragmatisch	ambitioniert	-,0197	,02142	1	1,000	-,0762	,0368
	passioniert	-,0048	,01837	1	1,000	-,0532	,0437
	funktionell	-,0031	,02026	1	1,000	-,0565	,0504
funktionell	ambitioniert	-,0166	,02248	1	1,000	-,0759	,0427
	passioniert	-,0017	,01959	1	1,000	-,0534	,0500
	pragmatisch	,0031	,02026	1	1,000	-,0504	,0565

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95

Tabelle 59: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Alter, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Alter

(I)Alters-klasse	(J)Alters-klasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	,0858[a]	,02080	1	,000	,0274	,1442
	45-54	,1374[a]	,02014	1	,000	,0809	,1940
	55-65	,1228[a]	,02297	1	,000	,0583	,1872
	65+	,1812[a]	,03493	1	,000	,0831	,2792
30-44	16-29	-,0858[a]	,02080	1	,000	-,1442	-,0274
	45-54	,0516	,01900	1	,066	-,0017	,1050
	55-65	,0370	,02192	1	,916	-,0246	,0985
	65+	,0954	,03450	1	,057	-,0015	,1922
45-54	16-29	-,1374[a]	,02014	1	,000	-,1940	-,0809
	30-44	-,0516	,01900	1	,066	-,1050	,0017
	55-65	-,0147	,02124	1	1,000	-,0743	,0449
	65+	,0437	,03387	1	1,000	-,0513	,1388
55-65	16-29	-,1228[a]	,02297	1	,000	-,1872	-,0583
	30-44	-,0370	,02192	1	,916	-,0985	,0246
	45-54	,0147	,02124	1	1,000	-,0449	,0743
	65+	,0584	,03555	1	1,000	-,0414	,1582
65+	16-29	-,1812[a]	,03493	1	,000	-,2792	-,0831
	30-44	-,0954	,03450	1	,057	-,1922	,0015
	45-54	-,0437	,03387	1	1,000	-,1388	,0513
	55-65	-,0584	,03555	1	1,000	-,1582	,0414

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_pos_0.95

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

A.11 Modellkennwerte Bremsbeschleunigung

Tabelle 60: Anpassungsgüte des GLM für abhängige Variable Bremsbeschleunigung (SPSS 27)

Anpassungsgüte[a]

	Wert	df	Wert/df
Abweichung	37,207	413	,090
Skalierte Abweichung	424,000	413	
Pearson-Chi-Quadrat	37,207	413	,090
Skaliertes Pearson-Chi-Quadrat	424,000	413	
Log-Likelihood[b]	-85,781		
Akaike-Informations-Kriterium (AIC)	195,563		
AIC mit Korrektur für endliche Stichproben (AICC)	196,322		
Bayes-Informationskriterium (BIC)	244,160		
Konsistentes AIC (CAIC)	256,160		

Abhängige Variable: MW_ACC_neg_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Informationskriterien liegen in einem möglichst kleinen Format vor.

b. Die vollständige Log-Likelihood-Funktion wird angezeigt und bei der Berechung der Informationskriterien verwendet.

Tabelle 61: Modelleffekte des GLM für abhängige Variable Bremsbeschleunigung (SPSS 27)

Tests der Modelleffekte

	Typ III		
Quelle	Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	595,101	1	,000
Wegezweck	2,186	2	,335
Geschlecht	5,768	1	,016
Radfahrtyp	1,913	3	,591
Altersklasse	16,496	4	,002

Abhängige Variable: MW_ACC_neg_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

Tabelle 62: Parameterschätzer des GLM für abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Parameterschätzer

Parameter	Regressionskoeffizient B	Std.-Fehler	95% Wald-Konfidenzintervall		Hypothesentest		
			Unterer Wert	Oberer Wert	Wald-Chi-Quadrat	df	Sig.
(Konstanter Term)	-,300	,0713	-,440	-,160	17,736	1	,000
[Wegezweck=1]	-,039	,0345	-,107	,029	1,277	1	,258
[Wegezweck=2]	,011	,0360	-,059	,082	,097	1	,755
[Wegezweck=3]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Geschlecht=1]	-,070	,0291	-,127	-,013	5,768	1	,016
[Geschlecht=2]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Radfahrtyp=1]	,004	,0459	-,086	,094	,007	1	,932
[Radfahrtyp=2]	-,040	,0400	-,119	,038	1,010	1	,315
[Radfahrtyp=3]	,004	,0413	-,077	,085	,009	1	,926
[Radfahrtyp=4]	0[a]	.	.	.	.	.	.
[Altersklasse=1]	-,202	,0713	-,342	-,062	8,021	1	,005
[Altersklasse=2]	-,090	,0704	-,228	,048	1,637	1	,201
[Altersklasse=3]	-,054	,0691	-,189	,082	,605	1	,437
[Altersklasse=4]	-,075	,0726	-,217	,068	1,054	1	,304
[Altersklasse=5]	0[a]	.	.	.	.	.	.
(Skala)	,088[b]	,0060	,077	,100			

Abhängige Variable: MW_ACC_neg_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Auf 0 gesetzt, da dieser Parameter redundant ist.

b. Maximum-Likelihood-Schätzer.

Tabelle 63: Korrelationsmatrix des GLM für abhängige Variable Bremsbeschleunigung (SPSS 27)

Korrelationen der Parameterschätzer

	(Konstanter Term)	[Wege-zweck=1]	[Wege-zweck=2]	[Wege-zweck=3]	[Ge-schlecht=1]	[Ge-schlecht=2]	[Radfahr-typ=1]	[Radfahr-typ=2]	[Radfahr-typ=3]	[Radfahr-typ=4]	[Alters-klasse=1]	[Alters-klasse=2]	[Alters-klasse=3]	[Alters-klasse=4]	[Alters-klasse=5]
(Konstanter Term)	1,000	-,133	-,211	.[a]	-,236	.[a]	-,234	-,319	-,248	.[a]	-,776	-,780	-,785	-,760	.[a]
[Wegezweck=1]	-,133	1,000	,469	.[a]	-,005	.[a]	,028	,008	,002	.[a]	-,110	-,133	-,112	-,107	.[a]
[Wegezweck=2]	-,211	,469	1,000	.[a]	,026	.[a]	-,011	,004	,012	.[a]	-,019	-,029	-,023	-,021	.[a]
[Wegezweck=3]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Geschlecht=1]	-,236	-,005	,026	.[a]	1,000	.[a]	-,042	-,010	-,040	.[a]	,053	,053	,002	,018	.[a]
[Geschlecht=2]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Radfahrtyp=1]	-,234	,028	-,011	.[a]	-,042	.[a]	1,000	,513	,502	.[a]	-,029	-,064	-,052	-,068	.[a]
[Radfahrtyp=2]	-,319	,008	,004	.[a]	-,010	.[a]	,513	1,000	,575	.[a]	-,024	-,013	-,021	,007	.[a]
[Radfahrtyp=3]	-,248	,002	,012	.[a]	-,040	.[a]	,502	,575	1,000	.[a]	-,069	-,098	-,081	-,037	.[a]
[Radfahrtyp=4]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]
[Altersklasse=1]	-,776	-,110	-,019	.[a]	,053	.[a]	-,029	-,024	-,069	.[a]	1,000	,821	,829	,788	.[a]
[Altersklasse=2]	-,780	-,133	-,029	.[a]	,053	.[a]	-,064	-,013	-,098	.[a]	,821	1,000	,846	,804	.[a]
[Altersklasse=3]	-,785	-,112	-,023	.[a]	,002	.[a]	-,052	-,021	-,081	.[a]	,829	,846	1,000	,814	.[a]
[Altersklasse=4]	-,760	-,107	-,021	.[a]	,018	.[a]	-,068	,007	-,037	.[a]	,788	,804	,814	1,000	.[a]
[Altersklasse=5]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]	.[a]

Abhängige Variable: MW_ACC_neg_0.95

Modell: (Konstanter Term), Wegezweck, Geschlecht, Radfahrtyp, Altersklasse

a. Mindestens einer der beiden Parameterschätzer ist redundant.

Tabelle 64: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Wegezweck, GLM für die abhängige Variable Bremsbeschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Wegezweck

(I)Wegezweck	(J)Wegezweck	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz Unterer Wert	Oberer Wert
Arbeit	Einkaufen	-,0502	,03632	1	,501	-,1371	,0368
	Freizeit	-,0390	,03447	1	,775	-,1215	,0436
Einkaufen	Arbeit	,0502	,03632	1	,501	-,0368	,1371
	Freizeit	,0112	,03597	1	1,000	-,0749	,0973
Freizeit	Arbeit	,0390	,03447	1	,775	-,0436	,1215
	Einkaufen	-,0112	,03597	1	1,000	-,0973	,0749

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_neg_0.95

Tabelle 65: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Geschlecht, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Geschlecht

(I)Geschlecht	(J)Geschlecht	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz Unterer Wert	Oberer Wert
m	w	-,0699[a]	,02909	1	,016	-,1269	-,0128
w	m	,0699[a]	,02909	1	,016	,0128	,1269

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_neg_0.95

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.

Tabelle 66: Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Radfahrtyp, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Radfahrtyp

(I)Radfahrtyp	(J)Radfahrtyp	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz	
						Unterer Wert	Oberer Wert
ambitioniert	passioniert	,0441	,04270	1	1,000	-,0685	,1568
	pragmatisch	,0001	,04371	1	1,000	-,1152	,1154
	funktionell	,0039	,04589	1	1,000	-,1172	,1250
passioniert	ambitioniert	-,0441	,04270	1	1,000	-,1568	,0685
	pragmatisch	-,0440	,03750	1	1,000	-,1430	,0549
	funktionell	-,0402	,03998	1	1,000	-,1457	,0653
pragmatisch	ambitioniert	-,0001	,04371	1	1,000	-,1154	,1152
	passioniert	,0440	,03750	1	1,000	-,0549	,1430
	funktionell	,0038	,04135	1	1,000	-,1052	,1129
funktionell	ambitioniert	-,0039	,04589	1	1,000	-,1250	,1172
	passioniert	,0402	,03998	1	1,000	-,0653	,1457
	pragmatisch	-,0038	,04135	1	1,000	-,1129	,1052

Tabelle 67. Paarweise Vergleiche (Bonferroni) Variable Alter, GLM für die abhängige Variable Beschleunigung (SPSS 27)

Paarweise Vergleiche Alter

(I)Altersklasse	(J)Altersklasse	Mittlere Differenz (I-J)	Std.-Fehler	df	Bonferroni-Sig.	95% Wald-Konfidenzintervall für die Differenz Unterer Wert	Oberer Wert
16-29	30-44	-,1118	,04245	1	,084	-,2310	,0073
	45-54	-,1481[a]	,04111	1	,003	-,2635	-,0327
	55-65	-,1274	,04687	1	,066	-,2590	,0042
	65+	-,2019[a]	,07129	1	,046	-,4020	-,0018
30-44	16-29	,1118	,04245	1	,084	-,0073	,2310
	45-54	-,0363	,03877	1	1,000	-,1451	,0725
	55-65	-,0156	,04475	1	1,000	-,1412	,1100
	65+	-,0901	,07041	1	1,000	-,2877	,1076
45-54	16-29	,1481[a]	,04111	1	,003	,0327	,2635
	30-44	,0363	,03877	1	1,000	-,0725	,1451
	55-65	,0207	,04334	1	1,000	-,1009	,1424
	65+	-,0538	,06912	1	1,000	-,2478	,1403
55-65	16-29	,1274	,04687	1	,066	-,0042	,2590
	30-44	,0156	,04475	1	1,000	-,1100	,1412
	45-54	-,0207	,04334	1	1,000	-,1424	,1009
	65+	-,0745	,07255	1	1,000	-,2782	,1292
65+	16-29	,2019[a]	,07129	1	,046	,0018	,4020
	30-44	,0901	,07041	1	1,000	-,1076	,2877
	45-54	,0538	,06912	1	1,000	-,1403	,2478
	55-65	,0745	,07255	1	1,000	-,1292	,2782

Paarweise Vergleiche der geschätzten Randmittel auf der Grundlage der ursprünglichen Skala der abhängigen Variablen MW_ACC_neg_0.95

a. Die mittlere Differenz ist auf dem ,05-Niveau signifikant.