



Technische Universität München

PROFESSUR FÜR SIEDLUNGSSTRUKTUR UND
VERKEHRSPLANUNG

INGENIEURFAKULTÄT BAU GEO UMWELT

Vergleich der Nutzerprofile von Bikesharing und Shared E-Scooter Angeboten in München

Bachelorthesis

von

Sophia Fuchs

Matrikelnummer: 03681766

Betreuung durch:

Prof. Dr.-Ing. Gebhard Wulfhorst

M.Sc. David Durán Rodas

M.Sc. Maximilian Pfertner

Abgabetermin: 15. 09. 2020

Zusammenfassung

Aufgrund der aktuellen umwelt- und verkehrsrelevanten Probleme des motorisierten Individualverkehrs (MIV) wächst die Bedeutung neuer, flexibel nutzbarer Mobilitätssysteme. Daher wurde sich im Zuge dieser Bachelorthesis mit den Bike Sharing und Shared E-Scooter Systemen beschäftigt, um einen genaueren Eindruck über die Nutzer dieser Systeme zu erhalten. Ziel dieser Bachelorarbeit ist es Nutzer von Shared Mobility Systemen, wie Bike Sharing und Shared E-Scootern mit deren Eigenschaften und Merkmale zu identifizieren, um daraus Nutzerprofile zu erstellen. Dies dient dazu potenzielle Nutzer dieser Verkehrsmittel zu ermitteln, was zu folgender Forschungsfrage führt:

Welche Gemeinsamkeiten und Unterschiede, sei es im Verhaltens-, Einstellungs-, psychografischen oder soziodemografischen Profil, lassen sich zwischen Bike Sharing Nutzern und Shared E-Scooter Nutzern identifizieren und typisieren?

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurde beginnend mit der Literaturrecherche Erkenntnisse über die Relevanz der beiden Shared Mobilitätssysteme sowie die Eigenschaften, Motivationen der Nutzer und Hemmnisse der Nichtnutzer gesammelt. Des Weiteren dient diese Recherche zur Gegenüberstellung der derzeitigen Anbieter von Shared Bikes und Shared E-Scootern in München. Anschließend wurden die Daten einer bereits bestehenden Umfrage hinsichtlich der Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer ausgewertet. Dabei wurden Tests bezüglich der soziodemografischen, psychografischen, verhaltens- und einstellungsbezogenen Parameter durchgeführt, um Signifikanzen zu identifizieren. Die signifikanten Parameter wurden anschließend zum Erstellen von Modellen verwendet, welche letztlich dazu dienen sollen Nutzer und Nichtnutzer der verschiedenen Klassifizierungen vorhersagen zu können und damit potenzielle Nutzer zu identifizieren. Die Ergebnisse zeigen insbesondere, dass Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer eine Reihe von psychografischen, verhaltens- und einstellungsbezogenen Gemeinsamkeiten aufweisen, welche im Zuge dieser Arbeit näher erläutert werden. Außerdem konnte festgestellt werden, dass die soziodemografischen Parameter bei der Nutzern der Shared E-Scooter keine Signifikanzen im Gegensatz zu den Bike Sharing Nutzern aufweisen konnten.

Abstract

Due to the current environmental and traffic-related problems of motorized individual traffic (MIV), the importance of new, flexibly usable mobility systems is growing. Therefore, in the course of this bachelor's thesis, the Bike Sharing and Shared E-Scooter systems were studied in order to get a more precise impression of the users of these systems. The goal of this bachelor thesis is to identify users of shared mobility systems such as bike sharing and shared e-scooters with their characteristics and features in order to create user profiles. This ultimately serves to identify potential users of these modes of transport, which leads to the following research question:

Which similarities and differences, be it in behavioral, attitude, psychographic or sociodemographic profiles, can be identified and typified between bike sharing users and shared e-scooter users?

To answer the research question, starting with a literature review, insights were gathered into the relevance of the two shared mobility systems as well as the characteristics, motivations of users and barriers of non-users. Furthermore, this served as a comparison of the current providers of shared bikes and shared e-scooters in Munich. Subsequently, the data of an already existing survey regarding bike sharing, shared e-scooters and micromobility users and non-users was evaluated. Tests were conducted with regard to sociodemographic, psychographic, behavioral and attitudinal parameters in order to identify significances. The significant parameters were then used to create models that will ultimately be used to predict users and non-users of the different classifications and thus identify potential users. In particular, the results show that bike sharing and shared e-scooters have a number of psychographic, behavioral and attitude-related similarities, which will be discussed in more detail in the course of this thesis. Furthermore, it was found that the sociodemographic parameters of the users of the shared e-scooters did not show any significance in contrast to the bike sharing users.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	5
Tabellenverzeichnis	7
Abkürzungsverzeichnis	9
1 Einleitung	10
1.1 Problemstellung – Aktuelle Verkehrssituation	10
1.2 Notwendigkeit neuer Verkehrsmittel – Trends und Angebote	11
1.3 Ziele und Forschungsfrage	11
2 Literaturrecherche	14
2.1 Bike Sharing Systeme	14
2.1.1 Allgemeine Informationen	14
2.1.2 Relevanz	16
2.1.3 Vergleich der Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse	18
2.1.4 Entwicklungen	22
2.2 E-Scooter Sharing Systeme	27
2.2.1 Allgemeine Informationen	27
2.2.2 Relevanz	28
2.2.3 Vergleich der Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse	30
2.2.4 Entwicklungen	32
2.2.5 Vergleich der Angebote in München	34
3 Methodik	38
3.1 Datensichtung	41
3.2 Explorative Datenanalyse	44
3.3 Filtration und Klassifikation der Daten	44
3.4 Signifikanztests	45
3.5 Modelle	47
4 Ergebnisse	50
4.1 Explorative Datenanalyse	50
4.1.1 Bike Sharing	51
4.1.2 Shared E-Scooter	60
4.1.3 Mikromobilität	63
4.2 Charakteristiken von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern	68
4.3 Filtration und Klassifikation der Daten	71
4.4 Tests und Modelle	74
4.4.1 Signifikanztests	74
4.4.2 Modelle	81

5 Diskussion	99
5.1 Datengrundlage	99
5.2 Modelle	100
5.3 Vergleich der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzerprofile	100
5.4 Übereinstimmungen der Ergebnisse mit den Erkenntnissen der Literaturrecherche .	102
5.5 Personalisiertes Mobilitätsmanagement zur Effektivitätssteigerung	102
6 Fazit	104
Literaturverzeichnis	106

Abbildungsverzeichnis

1.1	Flowchart der Bachelorthesis (eigene Darstellung)	13
2.1	Anteil der Verkehrsmittel, welche durch das Shared Bike ersetzt wurden[Fishman, 2016]	18
2.2	Anzahl der Bike Sharing Anbieter weltweit in den Jahren 2010 bis 2018 [Roland Berger, 2019]	23
2.3	Weltweite Präsenz von Bike Sharing Systemen im Jahr 2017 [Roland Berger, 2018]	24
2.4	Investitionssummen in Shared E-Scooter Anbietern weltweit bis 2019 [Schellong et al., 2019]	33
2.5	Anzahl der E-Scooter in Deutschland im Jahr 2019 [Tack et al., 2019]	34
3.1	Flussdiagramm des methodischen Vorgehens zur Datenauswertung (eigene Darstellung)	40
4.1	Darstellung der Geschlechterverhältnisse der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	51
4.2	Visualisierung der Altersstruktur der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	52
4.3	Darstellung der Nettoeinkommensverhältnisse pro Haushalt der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	53
4.4	Visualisierung des höchsten Bildungsgrades der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	54
4.5	Darstellung des Gleichberechtigungsempfindens der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	55
4.6	Visualisierung der Bedeutsamkeit eines starken Staates für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	56
4.7	Darstellung des Traditionsbewusstseins der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer	56
4.8	Visualisierung der Empfindung des Spaßfaktors der Nutzung des privaten Fahrrads für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	57
4.9	Darstellung der Empfindung des Autofahrens als Entspannung für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	58
4.10	Visualisierung der Häufigkeit der Nutzung von Shared Cars von Nutzern und Nichtnutzern von Bike Sharing Systemen (eigene Darstellung)	59
4.11	Darstellung der Häufigkeit der Nutzung des privaten Fahrrads von Bike Sharing Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	60
4.12	Visualisierung der Abenteuerlust der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	61
4.13	Darstellung des Entspannungsfaktors der Nutzung eines Shared Bikes für Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	62
4.14	Grafische Darstellung der Häufigkeit der Nutzung von Shared Cars von Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	63

4.15	Visualisierung des Geschlechterverhältnisses von Mikromobilitätsnutzern und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	64
4.16	Darstellung der Nettoeinkommensverhältnisse pro Haushalt der Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen (eigene Darstellung)	65
4.17	Visualisierung der Bedeutung der Gleichheit der Menschen für die Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen (eigene Darstellung)	66
4.18	Visualisierung des Spaßfaktors des Fahrrad Fahrens für die Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	67
4.19	Darstellung der Häufigkeit der Nutzung eines Shared Cars von Nutzern von Mikromobilen und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	68

*

Tabellenverzeichnis

2.1	Überblick über die Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse von Bike Sharing Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	20
2.2	Vergleich der Bike Sharing Anbieter in München [Rube, 2016] [Satow, 2018] [Donkey Republic, 2020] [Call a bike, 2020] [Schubert, 2017] [MVG, 2020]	26
2.3	Überblick über die Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse von Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	31
2.4	Vergleich der Shared E-Scooter Anbieter in München [Lime, 2020a] [Rondinella, 2019] [Soyer, 2019] [Korte, 2019] [Lime, 2020b] [TIER, 2020] [Weimer, 2019] [Passarge, 2020][Bird, 2020] [Brosch, 2020][JUMP, 2020]	35
3.1	Nutzerklassifizierung (eigene Darstellung)	38
3.2	Übersicht der Umfrage (eigene Darstellung)	42
3.3	Vier Felder Tafel (eigene Darstellung)	45
3.4	Konfusionsmatrix (eigene Darstellung)	48
4.1	Gruppierung der Parameter (eigene Darstellung)	73
4.2	Signifikante soziodemografische Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Mikromobilen und Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern(eigene Darstellung)	76
4.3	Signifikante verhaltensbezogene Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)	77
4.4	Signifikante verhaltensbezogene Parameter der Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	78
4.5	Signifikante psychografische und einstellungsbezogene Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Shared E-Scooter, Mikromobil und Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	79
4.6	Genauigkeit der verschiedenen LOGIT Modellen bezüglich Nutzer und Nichtnutzer von verschiedenen Verkehrsmittel (eigene Darstellung)	81
4.7	Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der signifikanten Parameter der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	82
4.8	Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parametern der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	85
4.9	Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der jeweiligen signifikanten Parameter der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	87
4.10	Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parameter der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	89
4.11	Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der signifikanten Parameter der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	91
4.12	Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parameter der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)	93

4.13 Genauigkeiten der verschiedenen Naive Bayes Modellen bezüglich der Nutzer und Nichtnutzer der verschiedenen Verkehrsmittel (eigene Darstellung)	95
4.14 Nutzerprofile von verschiedenen Verkehrsmitteln	97

*

Abkürzungsverzeichnis

AIC	Akaike Information Criterion
BSS	Bike Sharing System
eKFV	Elektrokleinstfahrzeug-Verordnung
ESS	Shared E-Scooter System
HVZ	Hauptverkehrszeit
Kfz	Kraftfahrzeug
MIV	Motorisierter Individualverkehr
ÖPNV	Öffentlicher Personennahverkehr
ÖV	Öffentlicher Verkehr

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Problemstellung – Aktuelle Verkehrssituation

Etwa 57 % aller Wege in Deutschland werden mit dem Motorisierten Individualverkehr (MIV) zurückgelegt und die darüber beanspruchten Verkehrsmittel gelten somit als die meist Genutzten [Follmer, 2019a]. Dabei sind 75 % der MIV-Nutzer selbst Fahrer, was auch den durchschnittlich niedrigen PKW-Besetzungsgrad (Personenkraftwagen-Besetzungsgrad) erklärt, welcher mit 1,5 Personen pro Fahrzeug gegenüber den letzten Jahren unverändert geblieben ist [Follmer, 2019a]. Der geringe Besetzungsgrad des MIVs wirkt sich dabei enorm auf den Platzverbrauch aus. So nimmt der MIV nahezu 60 % der gesamten Verkehrsfläche ein [Knaup, 2016]. Bezogen auf den Besetzungsgrad eines Pkws werden damit etwa 47 m^2 pro Person verbraucht, wohingegen öffentliche Verkehrsmittel, wie Busse und Straßenbahnen etwa 6 m^2 pro Person benötigen und bei Fußgängern mit nur 1 m^2 pro Person gerechnet wird [Knaup, 2016].

Aufgrund der derzeitigen Verkehrsinfrastruktur, die noch immer primär für den MIV geplant und ausgelegt wird, zeigen Statistiken des Umweltbundesamtes, dass neben den Siedlungsflächen an zweiter Stelle die Verkehrsflächen mit 48.819 km^2 einen sehr hohen Flächenbedarf einnehmen [Wilke, 2020]. Dies hat nicht nur in urbanen Gebieten eine erhebliche Raumknappheit zur Folge, sondern führt auch aufgrund der massiven Flächenversiegelung zu gravierenden ökologischen Auswirkungen [Bayerisches Landesamt für Umwelt, 2019]. Die steigende Flächenverknappung und Urbanisierung der Städte überlasten die Verkehrsknotenpunkte insbesondere während den Hauptverkehrszeiten (HVZ) und behindern damit gleichzeitig ihren Ausbau.

Laut einer Studie des Verkehrsinformationsanbieters INRIX verbrachten Münchner Autofahrer im Jahr 2018 durchschnittlich etwa 140 Stunden im Stau [INRIX, 2019]. Durch das ständige Bremsen und Anfahren während eines Staus entstehen die höchsten Emissionen. So kommt es insbesondere in den Hauptverkehrszeiten (HVZ) an wichtigen Knotenpunkten und Streckenabschnitten, wie beispielsweise am Mittleren Ring in München, zu erheblichen Überlastungen der Verkehrsinfrastruktur [Schubert, 2018]. Diese Probleme wurden nicht nur im Raum München beobachtet, sondern auch in anderen Städten Deutschlands [Cookson, 2020]. Neben der verlorenen Zeit entstanden 2017 allein in den fünf staureichsten Gebieten (München, Berlin, Hamburg, Stuttgart und dem Ruhrgebiet) Gesamtkosten in Höhe von 16,4 Milliarden € [Cookson, 2020].

Neben den zeitlichen und wirtschaftlichen Faktoren veränderte sich aufgrund der Zunahme an Staus auch die Fahrweise vieler Autofahrer. So gaben 61 % der befragten Autofahrer in einer Umfrage an, eine aggressive bis sehr aggressive Fahrweise im Verkehr wahrzunehmen [INRIX, 2019]. Dies zeigte sich auch an der zunehmenden Anzahl von Verkehrsunfällen (Sachschäden), welche in Deutschland in den letzten sieben Jahren verzeichnet werden konnten [Statistisches Bundesamt, 2019]. Gegenwärtig stößt jedoch nicht nur der MIV an seine Grenzen, sondern auch der öffent-

liche Personennahverkehr (ÖPNV) sieht sich mit enormen Kapazitätsproblemen hinsichtlich der Anzahl an Fahrgästen in den Hauptverkehrszeiten (HVZ) konfrontiert, was sich für die Nutzer bereits durch einen Verlust an Pünktlichkeit und Komfort bemerkbar macht [Völklein, 2016].

1.2 Notwendigkeit neuer Verkehrsmittel – Trends und Angebote

Die bereits im vorhergehenden Kapitel erwähnten Problematiken der aktuellen Verkehrssituation, wie Überlastung von Straße und Schiene, Staus, Verkehrsunfällen, Flächenverknappung sowie Emissionen stellen Verkehrs- und Stadtplaner derzeit vor immense Aufgaben, welche mit Hilfe von innovativen Verkehrskonzepten und Verkehrsmitteln bewältigt werden können. Nach Einschätzungen des bayerischen Radverkehrsprogramms befinden sich 40% aller Wege, welche derzeit mit dem MIV zurückgelegt werden, innerhalb eines maximalen Radius von nur 5 km [Bayrisches Staatsministerium für Wohnen, Bau und Verkehr, 2018]. Somit können insbesondere belastete Streckenabschnitte in Städten alternativ auch mit anderen Verkehrsmitteln, wie dem Fahrrad oder E-Scooter zurückgelegt werden. Es ist jedoch anzumerken, dass Fahrräder gegenüber E-Scootern eine größere Reichweite besitzen und aus diesem Grund längere Strecken zurücklegen können. Diese beiden Verkehrsmittel tragen langfristig dazu bei, Städte von Stau, Lärm und Schadstoffen zu entlasten, welche der individuelle Automobilverkehr mit sich bringt [Blanck et al., 2017].

Um derartige Entwicklungen voranzutreiben und zu fördern, haben sowohl das Bundesministerium für Verkehr und Infrastruktur als auch das bayerische Staatsministerium für Wohnen, Bau und Verkehr spezielle Programme zur Förderung des Radverkehrs aufgestellt, durch welche insbesondere der Alltagsradverkehr mittels infrastruktureller Investitionen ausgebaut werden soll. Auf diese Weise wird versucht, ein flächendeckendes Radwegenetz zu schaffen, welches Städte und Gemeinden miteinander verbindet und gleichzeitig das Landschaftsbild nachhaltig prägen soll [Knaup, 2016]. Da Fahrräder und E-Scooter die gleiche Infrastruktur nutzen, werden mittels dieser Initiative zugleich auch E-Scooter mit gefördert.

Die Gründe für die zunehmende öffentliche und politische Aufmerksamkeit von Shared Bikes und Shared E-Scooter liegen zum einen an der Umweltfreundlichkeit dieser Verkehrsmittel sowie an der Förderung und Verbesserung der Gesundheit, Kommunikation und Lebensqualität der Nutzer [Shaheen et al., 2010] [Fishman, 2016]. Weitere Vorteile des Fahrrad- und E-Scooter-Verkehrs sind der geringe Flächenverbrauch und der geringe Kostenfaktor dieser Verkehrsmittel im Vergleich zum MIV. So zeigt die Kosten-Nutzen-Analyse von Gössling (2018), dass jedes Fahrrad 30 Cent pro Kilometer zum Nutzen der Gesellschaft erwirtschaftet, während jeder Autofahrer 20 Cent pro Kilometer an Kosten verursacht, die vom Staat und letztlich dem Steuerzahler subventioniert werden müssen [Gössling, 2018] [Reichel, 2018].

Angesichts der beschriebenen Vorteile der Sharing-Angebote sowie der aktuellen medialen, sozialen und politischen Präsenz der Thematik ist es wichtig, diese zu analysieren und Optionen zur Erweiterung zu erarbeiten. Generell bietet Shared-Mobility dem Verbraucher die Möglichkeit, spontan zu agieren und somit zeitlich und örtlich unabhängig zu sein.

1.3 Ziele und Forschungsfrage

Ziel dieser Arbeit soll es daher sein, auf Basis von Befragungsdaten Profile von Shared-Mobility Nutzern zu erstellen, um Konkurrenzen und Überschneidungen zu erfassen. Diese sollen dazu dienen, potenzielle Nutzer besser einschätzen zu können und diese durch ein personalisiertes Mobilitätsmanagement effektiver zu erreichen, um Sharing-Angebote in der Gesellschaft zu etablieren. Basierend auf den gesammelten Erkenntnissen werden anschließend geeignete Maßnahmen zur Steigerung der Attraktivität von Sharing-Angeboten für die Nutzer vorgestellt. Daraus ergibt sich

die folgende Forschungsfrage:

Welche Gemeinsamkeiten und Unterschiede, sei es im Verhaltens-, Einstellungs-, psychografischen oder soziodemografischen Profil, lassen sich zwischen Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzern identifizieren und typisieren?

Um die Forschungsfrage zu beantworten, wurden daher mit Hilfe einer Literaturrecherche Erkenntnisse über die Relevanz der Bike Sharing und Shared E-Scooter Systeme gesammelt. Hierzu wurden zudem Eigenschaften und Motivationen der Nutzer sowie Hemmnisse der Nichtnutzer mit Hilfe verschiedener Studien erfasst, um diese mit den Erkenntnissen aus der Datenauswertung vergleichen zu können. Des Weiteren wurden die verschiedenen Angebote der Shared-Mobility Anbieter in München verglichen und die Entwicklung der beiden Shared-Mobility Konzepte beleuchtet, um gewisse Trends und Potenziale identifizieren zu können.

Im Anschluss daran wurden die Daten einer bereits bestehenden Umfrage hinsichtlich Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer analysiert. Beginnend mit einer explorativen Datenanalyse wurden in diesem Rahmen Plots mit den einzelnen Parametern zur Identifizierung von Auffälligkeiten und Trends erstellt. Anschließend wurden Signifikanztests bezüglich der soziodemografischen, psychografischen, verhaltens- und einstellungsbezogenen Parameter durchgeführt, um Abhängigkeiten zwischen den jeweiligen Parametern und den Nutzern und Nichtnutzern zu erkennen. Darauf aufbauend wurden die ermittelten signifikanten Parametern für die Erstellung der verschiedenen Modelle eingesetzt. Gute Modelle können letztlich Nutzer und Nichtnutzer der verschiedenen Klassifizierungen richtig vorhersagen und damit Profile von potenziellen Nutzern beschreiben. In der Abbildung 1.1 wird somit die Struktur der Arbeit, wie bereits beschrieben, mit Hilfe eines Flowcharts dargestellt.

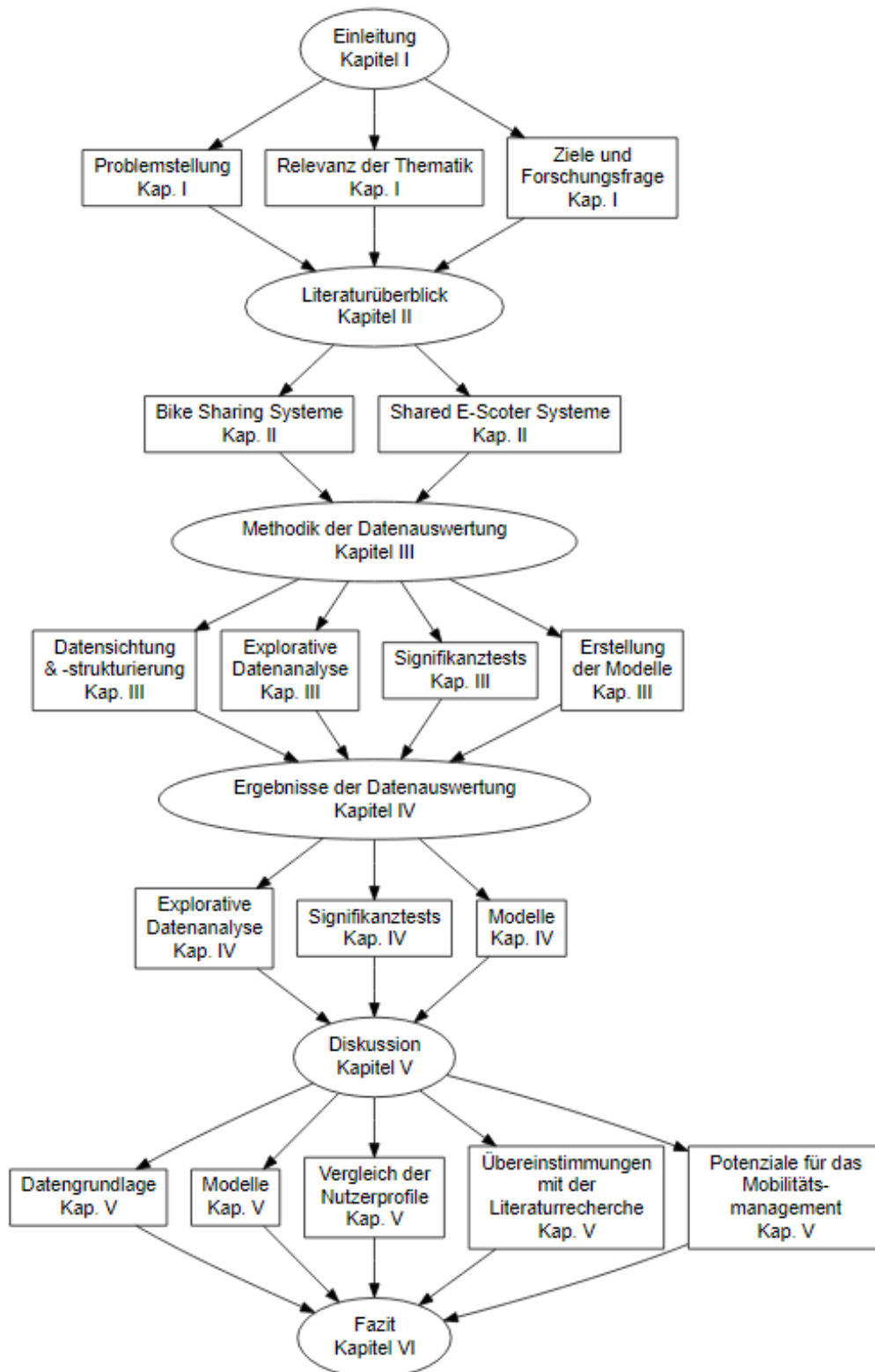


Abbildung 1.1: Flowchart der Bachelorthesis (eigene Darstellung)

Kapitel 2

Literaturrecherche

Besonders in den letzten Jahren konnte man hohe Investitionen im Bereich der Mikromobilität beobachten [Gössling, 2020]. Dabei gibt es momentan jedoch noch keine einheitliche Definition, welche den Begriff der Mikromobilität beschreibt. Im Allgemeinen wird damit jedoch die Fortbewegung einer Einzelperson mit einem Kleinfahrzeug verbunden [Zim et al., 2018]. Hierbei gibt es noch keine klare Abgrenzung, ob es sich dabei um ein elektrisch betriebenes oder nicht elektrifiziertes Fahrzeug handelt [Zim et al., 2018]. Insbesondere der Shared-Mobility Bereich bietet derzeit ein großes Marktpotenzial an Mikromobilen, wie Shared Bikes, Pedelecs und E-Scooter [INRIX, 2019].

Dieses Kapitel wird daher näher auf die Sharing-Systeme von Fahrrädern und E-Scootern eingehen und damit einen groben Überblick über die Literatur und den aktuellen Wissensstand vermitteln. Die aus der Literaturrecherche gewonnenen Ergebnisse dienen als Grundlage, die in dieser Arbeit gesammelten Kenntnisse zu bewerten. In dem nachfolgenden Abschnitt werden daher die Bike Sharing Systeme näher beleuchtet und im Anschluss daran auf Shared E-Scooter Systeme eingegangen.

2.1 Bike Sharing Systeme

In diesem Kapitel werden allgemeinen Informationen, die Bedeutung von Bike Sharing Systemen sowie die Charakteristiken von Nutzern erläutert. Um ein umfassendes Bild zu erhalten, wird außerdem auf die Entwicklung dieser Systeme sowie auf das derzeitige Angebot in München eingegangen.

2.1.1 Allgemeine Informationen

Bereits 1984 hat der Ökonom Martin Weitzman erstmals den Begriff Share Economy eingeführt [Weitzman, 1984]. Dabei wird sich auf „die gemeinschaftliche Nutzung von Gütern durch Teilen, Tauschen, Leihen, Mieten oder Schenken sowie die Vermittlung von Dienstleistungen“ bezogen [Weitzman, 1984]. Insbesondere während des letzten Jahrzehntes erlebte die Share Economy einen starken Zuwachs als Gegenbewegung zur derzeitigen Konsum- und Wachstumsgesellschaft [Haese, 2015]. So gibt es bereits eine Vielzahl von Unternehmen in den verschiedensten Bereichen, wie beispielsweise AirBnB, ShareNow, Uber, welche diese Wirtschaftsform zu etablieren versuchen [Robinson, 2019]. So beträgt einer Studie zur Folge die Adaption von Shar Economy Angeboten innerhalb der deutschen Bevölkerung im Jahr 2017 39%, sowie 16% bezogen auf den Shared-Mobility Bereich [Beutin, 2017].

Der Begriff der Shared-Mobility lässt sich aus dem Englischen ableiten und beschreibt die gemeinsame Nutzung eines Verkehrsmittels [Davis, 2014]. Dabei kann es sich um ein Auto, Fahrrad, einen E-Scooter oder ein anderes Verkehrsmittel handeln. Dies bietet dem Menschen bei Bedarf

die Möglichkeit, eines dieser Verkehrsmittel für eine begrenzte Zeitdauer auszuleihen, um diese anschließend wieder an den vorgesehenen Stationen, Ortsbereichen oder bei dem Verleiher abzugeben [Cohen and Shaheen, 2016]. Zusätzlich zu der gebotenen Alternative zur Besitzgesellschaft, verfolgt sie das Ziel „durch eine bessere Ausnutzung materieller Güter“ [Heinrichs and Grunenberg, 2012] einen nachhaltigen positiven Effekt auf das Konsumverhalten sowie die Umwelt zu haben. So können zum Beispiel Shared-Mobility Konzepte dazu beitragen, das Problem der „ersten und letzten Meile“ zu lösen [DeMaio, 2009]. Als „erste“ oder „letzte Meile“ wird hierbei der Abstand zwischen dem Start oder Ziel einer Fahrt und der nächstgelegenen Haltestelle des öffentlichen Verkehrs bezeichnet [DeMaio, 2009]. Diese Distanz wird von vielen Menschen als Anlass genommen, die gesamte Strecke mit dem Auto zurückzulegen, um insbesondere während heißer Sommer- oder kalter Wintertagen die Strecken nicht zu Fuß zurücklegen zu müssen [Fishman et al., 2014]. Zur Überbrückung dieser Meile dienen dabei beispielsweise Shared Bikes, welche dem Nutzer die Möglichkeit bieten ein Fahrrad für einen gewissen Zeitraum auszuleihen [DeMaio, 2009].

So wurde das Bike Sharing Konzept erstmals 1965 in Amsterdam von dem Anbieter „White Bikes“ [Davis, 2014] eingeführt, welcher den Bürgern der Stadt die Möglichkeit gab, die weißen Fahrräder kostenlos zu nutzen. Aufgrund der mangelnden Sicherheitsvorkehrungen kam es jedoch zu Vandalismus und Diebstahl [DeMaio, 2009]. Aus diesem Grund konnte „White Bikes“ nicht den gewünschten Erfolg erzielen. Es dauerte einige Jahrzehnte, bis die notwendigen Technologien und Konzepte entwickelt wurden und sich diese etabliert konnten. Mittlerweile werden in über 800 Städten Bike Sharing Systeme angeboten, welche mit Hilfe von GPS-Signalen den jeweiligen Fuhrpark jederzeit zurückverfolgen können [Cohen and Shaheen, 2016].

So wurde die Entwicklung von Shared Bikes von Forschern in 4 Generationen aufgeteilt [Parkes et al., 2013]. Dabei zeichnet sich die erste Generation dadurch aus, dass erstmals Fahrräder, wie das „White Bike“, den Bürgern kostenlos und ohne Sicherheitsvorkehrungen zur Verfügung gestellt wurden [Fishman et al., 2014]. Während der zweiten Generation der Shared Bikes konnten sich Nutzer über ein sogenanntes Pfandsystem Fahrräder ausleihen [Fishman et al., 2014]. Da jedoch sowohl die erste als auch die zweite Generation der Shared Bikes aufgrund der Anonymität der Nutzer Gefahr von Diebstahl und Vandalismus ausgesetzt war, etablierten sich mit der dritten Generation neue Systeme [DeMaio, 2009]. So wurden Bike Sharing Stationen eingeführt, welche dazu dienen, das Fahrrad an bestimmten Stellen auszuleihen und wieder zurückzugeben [Shaheen et al., 2012]. Dabei wurden neue Technologien zur bargeldlosen Bezahlung und zur Rückverfolgung der Fahrräder erstmalig eingesetzt [Shaheen et al., 2012]. Aufgrund dieser Fortschritte und dem öffentlichen Interesse kam es zu einer weltweiten Verbreitung von Bike Sharing Systemen [Shaheen and Guzman, 2011]. Die vierte Generation lässt sich aufgrund ihrer ähnlichen Merkmale nicht eindeutig von der vorherigen Generation abgrenzen. Sie ist gekennzeichnet durch stationslose Bike Sharing Systeme, Pedelecs sowie die Verknüpfung des Angebots mit dem ÖPNV [Satow, 2018] [Fishman et al., 2014].

Bei den Organisationsformen von Bike Sharing Systemen wird dabei klassischerweise zwischen Station-based und Free-Floating Service unterschieden. So haben Nutzer von Free-Floating Services die Möglichkeit, ein Fahrrad an einem beliebigen Ort auszuleihen und können dieses auch wieder innerhalb eines vordefinierten Geschäftsbereiches abstellen [Shaheen and Guzman, 2011]. Nutzer von Station-Based Systemen hingegen müssen ein Fahrrad an einer der vorhergesehenen Stationen ausleihen und können dieses entweder an derselben oder einer anderen Station wieder zurückgeben [Fishman et al., 2014]. Bei dem Vergleich der verschiedenen Bike Sharing Systeme können die Anbieter von Free-Floating Systemen sich die Kosten für den Bau, Betrieb und die Wartung der Stationen sparen [Durán Rodas, 2017]. Aufgrund des eingebauten GPS können die Shared Bikes außerdem jederzeit zurückverfolgt werden [Durán Rodas, 2017]. Somit kann sichergestellt werden, dass sich die Fahrräder in dem zugewiesenen Geschäftsbereich aufhalten und zugleich kann damit besser gegen Diebstahl vorgegangen werden [Durán Rodas, 2017]. Ein weiteres Vorteil ist die flexible Rückgabe des Shared Bikes, welche dem Nutzer den Weg zur nächstgelegenen Station erspart [Durán Rodas, 2017]. Seit einigen Jahren gibt es Kombinationen der zwei

unterschiedlichen Systeme, welche als Hybrid-Service bezeichnet werden. Dabei teilen die Anbieter ihren Tätigkeitsbereich in Free-Floating und Station-Based Teilbereiche ein oder positionieren Stationen innerhalb ihres Free-Floating Bereiches [Albinski, 2019]. Diese Stationen können sowohl ortsgebunden als auch virtuell von Betreibern definiert werden. Des Weiteren gibt es im Sortiment einiger Anbieter neben den klassischen Shared Bikes mittlerweile neue elektrisch betriebene Fahrräder sowie Lastenfahrräder [Rad, 2020].

2.1.2 Relevanz

Bike Sharing Systeme haben das Potenzial Einfluss auf Umwelt, Gesellschaft und den gesamten Mobilitätssektor zu nehmen, was bisher anhand vieler erfolgreiche Projekte gezeigt werden konnte [Shaheen et al., 2013].

Umweltrelevanz

Insgesamt ist der Verkehrsbereich mit etwa 164 Millionen Tonnen CO₂ jährlich für die zweithöchsten Treibhausgasemissionen in Deutschland verantwortlich [Umweltbundesamt, 2018b]. Hierbei lässt sich der Großteil der Treibhausgasemissionen, die der Verkehrssektor verursacht, auf den MIV zurückführen, wie eine Studie des schweizerischen Bundesamtes für Umwelt bestätigt [Bundesamt für Umwelt, 2013]. Zudem werden aufgrund des Automobilverkehrs seit geraumer Zeit hohe Konzentrationen an Feinstaubemissionen gemessen. So haben sich beispielsweise die PM₁₀ Emissionen, welche auf den Verkehrssektor zurückzuführen sind, in den letzten 22 Jahre mehr als verdoppelt, was aus der zunehmenden Nutzung des MIVs resultiert [Umweltbundesamt, 2018a]. Nach jüngsten Studien sind Treibhausgas- und Feinstaubemissionen nicht nur für die Umwelt bedenklich, sondern wirken sich außerdem negativ auf die Gesundheit der Menschen aus und haben damit den Diskurs um die Nachhaltigkeit des MIVs weiter vorangetrieben [Ärztblatt, 2019].

Zusätzlich zu den Emissionen, die durch den MIV verursacht werden, gibt es noch andere Einflüsse auf den Menschen. In einem Vergleich der verschiedenen Verkehrsquellen hat eine Umfrage des Robert Koch Instituts ergeben, dass sich im Durchschnitt die meisten Befragten, und damit mehr als 38%, am stärksten durch den Straßenverkehrslärm belästigt fühlen [Niemann et al., 2012]. Daraus resultieren jährliche Gesamtkosten in Millionenhöhe für Lärmschutzmaßnahmen, um den Mensch und die Umwelt vor dieser Belastung zu schützen [Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2017]. Zur Verringerung dieser Probleme und ihren Folgen können umweltverträgliche Verkehrsmittel, wie etwa Bike Sharing Systeme, dazu beitragen, Treibhausgas-, Feinstaub- sowie Lärmemissionen zu verringern [Umweltbundesamt, 2018b] [Ärztblatt, 2019] [Niemann et al., 2012]. Durch Nutzung von Shared Bikes sowie privaten Fahrrädern kann die Anzahl der Autos auf den Straßen reduziert werden. Dies führt zu einer Entlastung der Umwelt und der Straßen sowie zu einer Verminderung der Risiken für die Gesundheit [Shaheen et al., 2013]. Des Weiteren kann die Nutzung von privaten Fahrrädern sowie Shared Bikes gleichzeitig den Lärm, der täglich durch den Straßen- sowie Schienenverkehr entsteht, verringern und damit nicht nur die unmittelbare Umgebung entlasten, sondern auch, wie oben genannt, wirtschaftliche Vorteile bieten [Niemann et al., 2012][Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2017].

Gesellschaftliche und wirtschaftliche Relevanz

Neben den umweltrelevanten Vorteilen bietet der Radverkehr auch diverse gesellschaftliche Mehrwerte. So müssen sich beispielsweise Shared Bike Nutzer nicht um Wartung, Reparatur und Unterbringung des Fahrrads kümmern [Shaheen et al., 2013]. Dies kommt insbesondere Nutzern zugute, welche ansonsten nicht regelmäßig das Fahrrad als Verkehrsmittel benutzen oder kein Funktionstüchtiges Fahrrad besitzen [Shaheen et al., 2013]. Dies wurde auch durch eine Umfrage des kostenlosen, französischen Bike Sharing Anbieters „Vélo’v“ bestätigt, nach dem 96% der Nutzer angaben, das eigene Fahrrad zuvor nicht regelmäßig in der Stadt genutzt zu haben [Bührmann, 2011]. Radfahren sowie das Zufußgehen gelten als aktive Mobilität und verbessern als solche nicht

nur die Umwelt und Gesundheit der Nutzer, sondern tragen auch allgemein zur Steigerung der Lebensqualität bei [Lambrecht, 2018]. Bike Sharing Systeme, die damit zur aktiven Mobilität gezählt werden, stärken aufgrund der körperlichen Aktivität der Nutzer nicht nur nachweislich deren Immunsystem, sondern gleichzeitig auch deren generelle mentale und physische Verfassung [Woodcock et al., 2014]. Die Zeit, welche dabei an der frischen Luft verbracht wird, trägt nicht nur zur Gesundheit der Nutzer bei, sondern kann auch gleichzeitig den sozialen Austausch mit anderen Menschen fördern, welcher von Shaheen als „network effect“ beschrieben wird [Cohen and Shaheen, 2016]. Des Weiteren können Shared Bikes auch entsprechende wirtschaftliche Vorteile bieten. So können Benutzer je nach Anbieter beispielsweise durch Mitgliedschaften Freiminuten, Flatrates sowie Ermäßigungen erhalten [Shaheen et al., 2013]. Die Mitgliedschaften sowie die Kosten pro Minute sind im Vergleich zu anderen öffentlichen Verkehrsmitteln oder der Anschaffung und Unterhaltung eines eigenen Fahrrads kostengünstiger.

Verschiedene Forscher haben sich außerdem mit der Sicherheit von Shared Bikes im Straßenverkehr und den damit verbundenen Verkehrsunfällen auseinandergesetzt [Fishman, 2016]. In einer amerikanischen Studie wurden Bike Sharing Angebote gezielt in Städten platziert, um nach einem gewissen zeitlichen Abstand vergleichen zu können, wie sich die Anzahl der im Krankenhaus registrierten Verletzungen verändert hat [Fishman, 2016]. So konnte ein Anstieg bei der Fahrradnutzung und zugleich ein Rückgang der Verletzungen nach der Implementierung von Bike-Sharing Angeboten im Vergleich zum vorherigen Stand wahrgenommen werden [Fishman, 2016]. Eine weitere Studie zeigt jedoch, dass sich die gesundheitlichen Auswirkungen je nach Nutzergruppe unterschiedlich abbilden. In diesem Rahmen wurde bei einer Umfrage in London festgestellt, dass die Nutzer von Bike Sharing Systemen in unterschiedlichem Maße gesundheitlich profitieren [Woodcock et al., 2014]. Hierbei hat sich ergeben, dass insbesondere Männer und ältere Menschen größere Vorteile als Frauen und jüngere Menschen haben [Woodcock et al., 2014]. Laut dieser Studie führte es bei etwa 50% der männlichen Nutzer zu einer Verringerung von Herzkrankungen, wohingegen sich bei Frauen am stärksten die Zahl an Depressionen reduzierte [Woodcock et al., 2014]. Eine weitere Studie aus London konnte bestätigen, dass Radfahren zu einer Verbesserung des Herz-Kreislauf-Systems sowie zu einem gesteigerten Wohlbefinden führt [Ogilvie and Goodman, 2012].

Verkehrsrelevanz

Neben umweltrelevanten und gesellschaftlichen gibt es diverse verkehrsrelevante Vorteile. Laut einer Studie zur Mobilität in Deutschland zeigen Sharing Angebote insbesondere in Ballungsräumen und Städten bereits eine „beachtliche Durchdringung“ [Follmer, 2019b]. So können Bike Sharing Systeme sowie private Fahrräder zu einer unmittelbaren Entlastung von Straßen und Schienen führen. Des Weiteren können Shared Bikes dazu beitragen, die sogenannte „erste und letzte Meile“ mit Hilfe des geliehenen Rades zu überbrücken [Cohen and Shaheen, 2016]. Damit kann zum einen die Nutzung von verschiedenen Verkehrsmitteln sowie die Vernetzung des Mobilitätskonzeptes einer Stadt gefördert werden [Cohen and Shaheen, 2016]. Durch diesen Umstieg kann der Gebrauch von Autos insbesondere in Städten verringert werden, was zur Entlastung von Verkehrsknotenpunkten führt [Cohen and Shaheen, 2016]. Jedoch zeigen einige Studien, dass Shared Bikes noch immer als gelegentliche Option genutzt werden. Insbesondere für Strecken, welche ansonsten zu Fuß oder mit dem öffentlichen Verkehr zurückgelegt werden, dient das Shared Bike als Alternative [Follmer, 2019b]. So ergab eine Umfrage in London, dass 31% der Nutzer den Fußweg und 47% den öffentlichen Nahverkehr durch das Bike Sharing Angebot ersetzt haben [Woodcock et al., 2014]. Ähnliche Ergebnisse wurden auch in weiteren Studien ermittelt, welche in Abbildung 2.1 dargestellt sind.

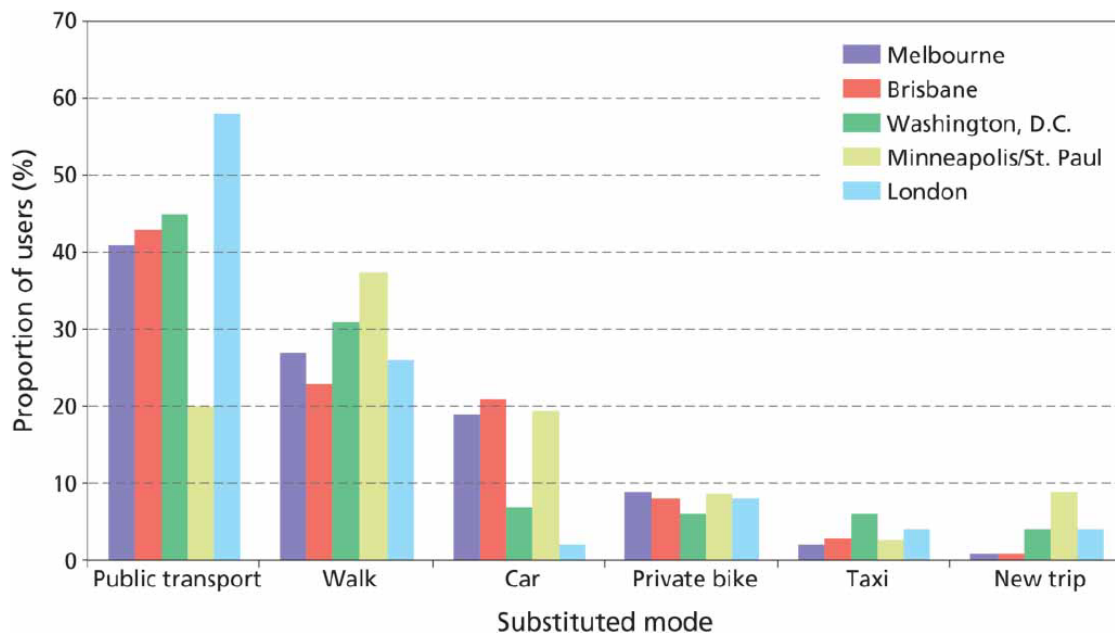


Abbildung 2.1: Anteil der Verkehrsmittel, welche durch das Shared Bike ersetzt wurden [Fishman, 2016]

Diverse Studien, wie beispielsweise in Abbildung 2.1 dargestellt, belegen somit, dass Bike Sharing Systeme derzeit mehrheitlich nicht als Ersatz für das private Auto fungieren und somit nur einen vergleichsweise geringen Beitrag zu einer umweltfreundlichen Verkehrsgestaltung leisten können [Follmer, 2019b]. Diese Ergebnisse zeigen, dass Shared Bikes öffentliche Verkehrsmittel entlasten, sowie aufgrund der Überbrückung der „ersten und letzten Meile“ zu einer Reduktion des Autogebrauchs beitragen können, jedoch das Auto derzeit nicht ersetzen.

Neben der mangelnden Wirksamkeit für den Verkehrssektor und die unzureichende Sicherheit im Verkehr, wie die fehlende Bereitstellung von Helmen, haben Bike Sharing Systemen auch infrastrukturelle und gesellschaftliche Probleme. Diverse Studien zeigen, dass die Positionierung und Zugänglichkeit der Bike Sharing Stationen entscheidend zur Nutzung beiträgt. So haben Nutzer zum einen angegeben Shared Bikes auf Grund der Nähe zum Wohnort und Arbeitsplatz zu nutzen und zum anderen konnte registriert werden, dass Stationen zwischen öffentlich schlecht zugänglichen Strecken erhöhte Nutzerzahlen verzeichnen [Molina-Garcia et al., 2015] [Fishman et al., 2014]. Des Weiteren charakterisiert die Bike Sharing Nutzergruppe ihr junges Alter, was vermutlich auf das Ausleihe-, Rückgabe- und Sicherheitssystem der meisten Bike Sharing Anbieter zurückzuführen ist [Bührmann, 2011]. So kann ein Shared Bike größtenteils nur über eine App ausgeliehen werden, was einen Internetzugang voraussetzt. Somit ist es für Menschen ohne Smartphone, also überwiegend für die ältere Generation, nicht möglich ein Shared Bike Angebot zu nutzen. Die ungleiche Nutzerverteilung sortiert sich nicht nur nach Generationen, sondern, wie eine Studie aus Amerika zeigt, auch nach der ethnisch-sozialen Herkunft und damit in der Regel nach dem finanziellen Status [McNeil et al., 2017]. Diese Studie zeigt, dass die größte, typische Nutzergruppe jung, weiß und wohlhabend ist [McNeil et al., 2017].

2.1.3 Vergleich der Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse

Dieses Kapitel dient zum Vergleich der Merkmale von Nutzern und Nichtnutzern von Bike Sharing Systemen. Die Tabelle 2.1 gibt einen Überblick zu den Charakteristiken, Motivationen sowie Weg-

zwecken und Verwendungszeitpunkten der Bike Sharing Nutzer. Des Weiteren werden Umstände aufgeführt, welche potenzielle Nutzer davon abhalten, auf Angebote von Bike Sharing Anbieter zurückzugreifen. Informationen hierzu basieren auf einigen hilfreichen Studien und Umfragen zur Bike Sharing Thematik. Im Anschluss daran werden einzelne Punkte näher erläutert.

Tabelle 2.1: Überblick über die Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse von Bike Sharing Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

	Autoren									
	Fishman 2016	Buck et al. 2013	Bührmann 2011	Fishman et al. 2014	Fuller et al. 2011	Molina-Garcia et al. 2015	Ogilvie et al. 2012	Pfrommer et al. 2014	Satow 2018	Shaheen et al. 2013
Charakteristiken der Nutzer										
Hohe Flexibilität und Aktivität		•					•		•	•
Hoher männlicher Anteil	•			•			•		•	
Hohes durchschnittliches Einkommen	•			•			•		•	
Kurze Wegstrecken	•	•		•			•		•	
niedriges Durchschnittsalter	•	•	•	•			•		•	•
Nutzer des ÖVs und der aktiven Mobilität	•		•	•			•		•	•
Saisonal- und wetterbedingt				•			•		•	
Unregelmäßige Nutzung		•		•			•		•	
Zufriedenheit mit dem Angebot			•							
Motivationen der Nutzer										
Bequemlichkeit	•			•						•
Gesundheitliche Vorteile	•									•
Kostensparnis				•					•	
Nähe der Station zu Arbeit und Wohnsitz				•						
Räumliche Anordnung der Stationen				•						
Reduktion der Reisezeit				•						
Wegzwecke & Verwendungszweck der Nutzer										
Arbeitswege		•								
Ersatzverkehrsmittel		•								
Jahresmitglieder : Arbeitswegergänzung		•								
Nutzung zu HVZ		•						•		
Spontan Nutzer: längere Freizeitausflüge		•								
Wochenendnutzung			•							
Wochenendnutzung unter Tags								•		
Hemmnisse der Nichtnutzer										
Fehlender Helmzugang				•						
Komfort des Autos				•						
Schlechte Wetterbedingungen				•						
Sicherheitsbedenken im Straßenverkehr				•						
Unzureichende Radinfrastruktur				•						

Charakteristiken der Nutzer

Diverse Umfragen spiegeln einen erhöhten männlichen Nutzeranteil wieder, welcher jedoch nach Standort und Kreis der Befragten schwankt [Shaheen et al., 2013]. Ein weiteres Merkmal der Bike Sharing Nutzer sind zudem das junge Durchschnittsalter sowie die hohe Flexibilität und ein hohes durchschnittliches Jahreseinkommen [Bührmann, 2011][Fishman et al., 2014].

Eine Studie aus London zeigt außerdem, dass Stationen für das Ausleihen und die Rückgabe von Shared Bikes unterschiedlich verteilt sind, was zur Folge hat, dass insbesondere in Gebieten mit einem niedrigen Einkommensdurchschnitt weniger bis keine Stationen in der Nähe sind [Ogilvie and Goodman, 2012]. Diese ungleichmäßige Verteilung und der damit unterschiedliche Zugang zu Shared Bikes führt dazu, dass Personen aus einkommensstarken Gebieten stärker in der Statistik vertreten sind [Ogilvie and Goodman, 2012][Duran-Rodas et al., 2020]. Gleichzeitig stellte diese Studie jedoch fest, dass Nutzer aus benachteiligten Gebieten Shared Bike Angebote häufiger benutzen. Gründe hierfür können der Mangel an einem eigenen Fahrrad sowie die fehlenden Abstellmöglichkeiten sein [Ogilvie and Goodman, 2012]. Eine gleichmäßigere und gerechtere Verteilung der Stationen kann damit die oftmals mangelnde Infrastruktur ergänzen und die Mobilität steigern [Ogilvie and Goodman, 2012][Duran-Rodas et al., 2020].

Das Verhalten regelmäßiger Nutzer zeigt, dass das Angebot primär für kurze Wegstrecken verwendet wird, was sich auch in der Reisezeit widerspiegelt [Buck et al., 2013]. Ein Grund hierfür können die Tarife der Anbieter sein, welche dem Nutzern oftmals Preisvergünstigungen oder Freipreise für die Nutzungsdauer von unter dreißig Minuten anbieten [Satow, 2018]. Umfragen haben außerdem ergeben, dass sich die Häufigkeit der Nutzung von Shared Bikes je nach Jahreszeit und Klima stark voneinander unterscheidet. So greifen Nutzer während der warmen Monate regelmäßiger zu einem Shared Bike als im Winter [Fishman et al., 2014]. Dieses Phänomen wurde sowohl in europäischen als auch in amerikanischen Klimazonen beobachtet [Fishman et al., 2014]. Auch die Länge der Ausflüge wird dabei häufig von den saisonalen Unterschieden und dem damit verbundenen Wetter bestimmt. So werden längere Wege hauptsächlich während den warmen Jahreszeiten zurückgelegt [Fishman et al., 2014].

Motivationen der Nutzer

Die Mehrheit der Nutzer eines nordamerikanischen Anbieters gaben an, sich für das Shared Bike aufgrund der höheren Bequemlichkeit im Vergleich zu öffentlichen Verkehrsmitteln entschieden zu haben [Shaheen et al., 2013]. Dies wurde anhand diverser Studien und Umfragen bestätigt [Fishman et al., 2014][Fuller et al., 2011]. Ein ebenso häufig genannter Faktor ist die Reduzierung der Reisezeit durch die Nutzung von Shared Bikes [Fishman et al., 2014]. Insbesondere in Regionen mit mangelnder Erschließung des Öffentlichen Nahverkehrs oder geringer Taktung bietet das Shared Bike eine schnellere und unabhängigere Fortbewegungsmöglichkeit [Shaheen et al., 2013]. Die Lage der Stationen des Station-Based Systems sowie die Nähe der Nutzer zu diesen spielt bei der Wahl dieses Verkehrsmittels eine entscheidende Rolle [Fuller et al., 2011]. So gaben die Mehrheit der Nutzer an, eine Bike Sharing Station in der Nähe ihres Wohnsitzes oder ihres Arbeitsplatzes zu haben [Fishman et al., 2014]. Der Betreiber „Capital Bikeshare“ führt regelmäßig Umfragen in Nordamerika durch, um seine Nutzer besser einschätzen zu können [Shaheen et al., 2013]. Laut einer Umfrage im Jahr 2013 gaben 69% der Befragten, dass sie Zeitersparnis und die schnellere Fortbewegung als die größten Vorteile des Bike Sharings im Vergleich zum Zufußgehen sehen [Shaheen et al., 2013]. Ähnliche Ergebnisse zu dieser Thematik ergaben bereits auch andere Studien, wie beispielsweise der Bericht „Transport for London 2014“ zeigt [Shaheen et al., 2013].

Wegzwecke & Verwendungszeitpunkt der Nutzung

Eine Auswertung von Daten aus London zeigte, dass das Shared Bike in der Regel unter der Woche für den Weg von und zur Arbeit oder Universität und damit zu den Hauptverkehrszeiten (HVZ),

verwendet wird [Pfrommer et al., 2014]. Des Weiteren gaben Nutzer an, das Shared Bike zu nutzen, wenn kein alternatives öffentliches Verkehrsmittel zur Verfügung steht [Bührmann, 2011]. Die beiden Hauptgründe dafür sind der Betriebsschluss des ÖPNV oder die fehlende Zugänglichkeit von bestimmten Streckenabschnitten [Shaheen et al., 2013]. Anhand von Studien wurde bereits die unterschiedliche Handhabung der Shared Bikes von spontanen Nutzern und Jahresmitgliedern erfasst. So gaben spontane Nutzer an, das Shared Bike für längere Freizeitausflüge zu nutzen, wohingegen Jahresmitglieder dieses vor allem für kurze Zwischenstrecken zur Arbeit und Universität taten [Buck et al., 2013].

Hinderungsgründe für potenzielle Nutzer

Laut einer Umfrage des Anbieters „Alta Bike“ gaben 61% der Nichtnutzer in Melbourne an, dass für sie die fehlende Bereitstellung eines Helmes und das damit verbundene Sicherheitsrisiko, das größte Hindernis für eine Nutzung von Shared Bikes darstellt [Fishman et al., 2014]. Gleichzeitig wurde bei einer Umfrage der „Trafix Gruppe“ in Melbourne herausgefunden, dass Bike Sharing Nutzer eine verbindliche Helmpflicht als störend empfinden würden, da die Mehrheit das Mitnehmen des eigenen Helmes als unpraktisch empfinden und oftmals auch der Zugang zu einem eigenen Helm fehlt [Fishman et al., 2014]. Diese Haltung spiegelt sich auch in der Erhebung bezüglich der Benutzung von Helmen wieder. So resultierte aus einer amerikanischen Umfrage, dass deutlich mehr private Fahrradfahrer gegenüber Bike Sharing Nutzern einen Helm tragen [Fishman et al., 2014]. Ein weiterer Hinderungsgrund der Nichtnutzer ist die Empfindung der Komfortabilität des Autos im Vergleich zu anderen Verkehrsmitteln [Fishman et al., 2014]. Außerdem ist das unzureichend ausgebaute Radwegenetz ein weiterer Mangel, der von den Nichtnutzern als Grund genannt wird [Fishman et al., 2014].

2.1.4 Entwicklungen

Globale Entwicklung

Global befinden sich bis 2018 über 10 Millionen Leihräder auf dem Markt [Roland Berger, 2018]. So hat sich die Anzahl der Anbieter seit 2010 vervierfacht und liegt im Jahr 2018 bei über 1600 registrierten Bike Sharing Anbietern, wie Abbildung 2.2 zeigt [Roland Berger, 2019].

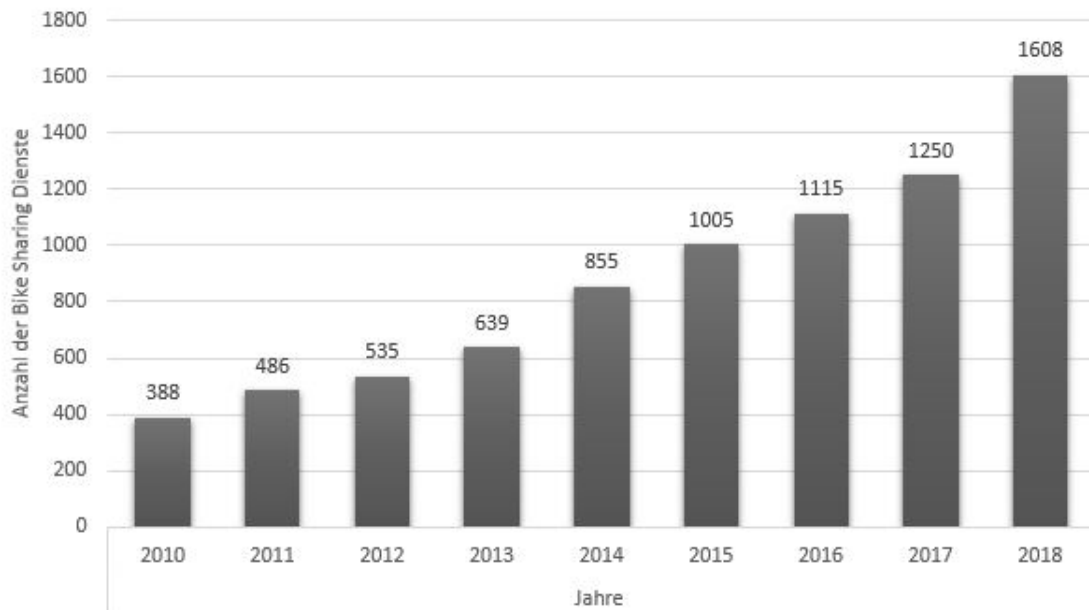


Abbildung 2.2: Anzahl der Bike Sharing Anbieter weltweit in den Jahren 2010 bis 2018 [Roland Berger, 2019]

Dieser Trend und das Potenzial von Sharing Angeboten wird auch anhand des weltweiten Marktvolumens von Bike Sharing Diensten deutlich, welches sich in den letzten 4 Jahren verdreifacht hat. Schätzungen zufolge geht man von einem Marktvolumen von 7 Milliarden Euro bis 2021 aus [Roland Berger, 2018]. Hierbei ist der größte Markt der asiatische, in welchem allein in chinesischen Metropolen 34% der Bevölkerung das Angebot im Jahr 2017 aktiv genutzt hat [Roland Berger, 2018]. Dabei konzentriert sich das Angebot auf urbane Gebiete, um eine möglichst große Nutzergruppe zu erreichen. So stellt die in Abbildung 2.3 dargestellte Grafik die globale Verteilung der Bike Sharing Systeme dar und zeigt, dass der Schwerpunkt der Märkte in metropolreichen Regionen, wie Asien, dem Pazifikraum und Europa liegt [Roland Berger, 2018].

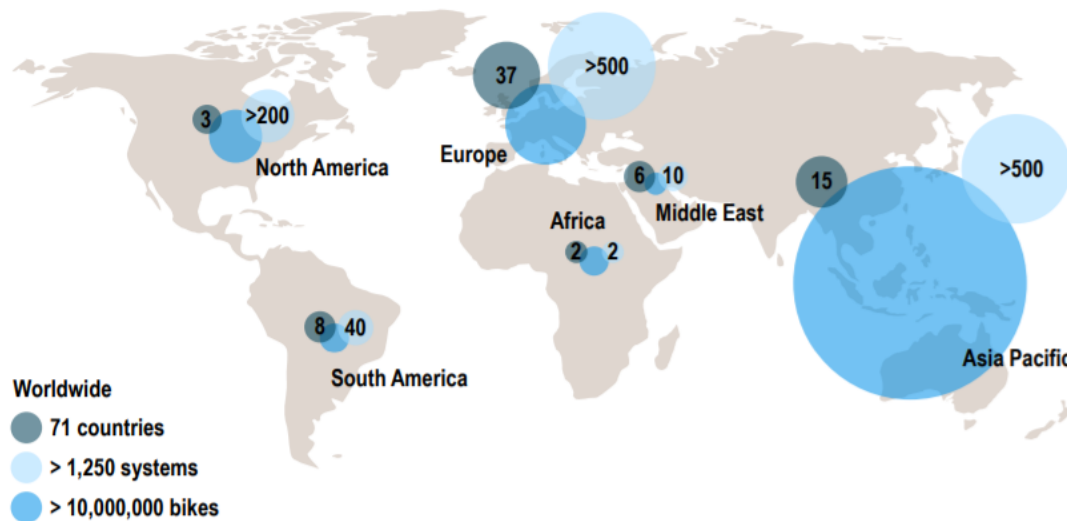


Abbildung 2.3: Weltweite Präsenz von Bike Sharing Systemen im Jahr 2017 [Roland Berger, 2018]

Europäische Entwicklung

Auch in Europa hat sich die Anzahl an Bike Sharing Anbietern seit 2001 deutlich erhöht [Büttner and Petersen, 2011]. Hauptverantwortlich für diese Entwicklung waren zwei große Anbieter, welche 2007 in Barcelona und Paris begannen [Büttner and Petersen, 2011]. So liegt Paris 2017 mit mehr als 15.000 Shared Bikes hinter London, welches im europäischen Vergleich mit 18.000 Shared Bikes die meisten hat [Roland Berger, 2018]. In Europa konzentrieren sich dabei die meisten Anbieter auf die Städte und Zentren und sind mit Ausnahme von Osteuropa gut verteilt [Büttner and Petersen, 2011]. Es hat sich außerdem gezeigt, dass Bike Sharing Systeme ausgesprochen beliebt in europäischen Ländern sind, welche zuvor keine Fahrradkultur aufweisen konnten [Büttner and Petersen, 2011].

Bundesweite Entwicklung

Deutschland hingegen ist eines der europäischen Länder, welches für sein vergleichsweise gutes Fahrradnetz und seine Fahrradkultur bekannt ist [Büttner and Petersen, 2011]. So sind Bike Sharing Systeme in Deutschland weniger nachgefragt als beispielsweise in Frankreich oder Spanien und werden daher nur gelegentlich genutzt [Büttner and Petersen, 2011]. Gleichzeitig ist das Auto noch immer das meist genutzte Verkehrsmittel in Deutschland und so lag das Augenmerk der Verkehrsplaner und Politiker während der letzten Jahrzehnte auf einer möglichst autokonformen Gestaltung der Städte [Knaup, 2016]. Aus diversen Gründen haben Bund und Länder in den letzten Jahren spezielle Programme und Förderungen zum gezielten Ausbau von Radinfrastrukturen aufgestellt, welche auch dem Shared Bike zugutekommt [Bayrisches Staatsministerium für Wohnen, Bau und Verkehr, 2018]. Insgesamt hat der Markt jedoch noch Luft nach oben, was sich in der geringen Anzahl an aktiven Bike Sharing Nutzern widerspiegelt. So gaben in einer Online-Umfrage aus dem Jahr 2017 2,5 % der Befragten an, Shared Bikes genutzt zu haben [Brandt, 2018].

Regionale Entwicklung

Laut einer Greenpeace-Studie aus dem Jahre 2018 ist München, was das Bike Sharing Angebot betrifft, deutschlandweit am besten aufgestellt [Moser, 2017]. So ist die Anzahl an Shared Bikes mit 2,26 pro 1.000 Einwohner bundesweit am höchsten [Moser, 2017]. Die Möglichkeiten sind laut weiterer Studien jedoch noch nicht ausgeschöpft, da das ermittelte Potenzial bei 30.000 bis 40.000

Fahrrädern liegt [Satow, 2018].

Insbesondere der städtische Anbieter MVG hat konkrete Expansionspläne, die von Bund und Land gefördert werden [USP-Projekte, 2016]. Das Ziel hierbei ist es, die umliegenden Gebiete zu erschließen und dort Station-Based Fahrräder zu positionieren [USP-Projekte, 2016]. Hiermit soll versucht werden, verschiedene Gemeinden besser zu verbinden, anzubinden und zu integrieren [USP-Projekte, 2016]. Die regionalen Märkte entwickeln sich dynamisch und sind meist hart umkämpft. Mit elektrisch betriebenen Lastenfahrrädern und E-Bikes gibt es in München neue ergänzende Angebote der bisherigen Anbieter und mit „Jump“ seit 2019 einen neuen weiteren Betreiber, welcher ausschließlich E-Bikes und E-Scooter anbietet. Derzeit gibt es drei Betreiber klassischer Bike Sharing Systeme. Zwei dieser Anbieter haben ebenfalls E-Bikes im Sortiment (Münchner Verkehrsgesellschaft, Call a Bike). In der Tabelle 2.2 sind die Leistungen der drei Anbieter klassischer, nicht elektrifizierter Shared Bikes aufgelistet.

Tabelle 2.2: Vergleich der Bike Sharing Anbieter in München [Rube, 2016] [Satow, 2018] [Donkey Republic, 2020] [Call a bike, 2020] [Schubert, 2017] [MVG, 2020]

Anbieter	MVG Rad	Call a Bike	Donkey Republic
Betreiber	Münchner Verkehrsgesellschaft	Deutsche Bahn	-
Dauer des Einsatzes	24 h	24 h	24 h
Organisationsform	Free Floating/ Stationär	Free Floating	Hub-Zentral
Registrierung	Per App (Online)	Per App oder über Stationsterminal	Per App (Online)
Bedienung	Per App	Per App oder Telefon	Per App
Reservierung	15 Minuten vor Fahrtbeginn	Nicht möglich	Nicht möglich – Stornierung bis zur Freischaltung möglich
Ausleihe	Per App	Per App oder Telefon (kostenlos)	Per App
Rückgabe	Station oder innerhalb des Geschäftsbereiches	Station oder im Kerngebiet	Virtuelle Stationen in App sichtbar
Preise/ Tarife:	<p>Preise:</p> <p>8 Cent pro Min. 12 Euro pro 24h 48 Euro pro Jahr (Ersten 30 Min. pro Tag kostenlos, danach 5 Cent pro Min.)</p>	<p>Tarife:</p> <p>Light: 10 Cent pro Min. 9 Euro pro 24h</p> <p>Basis: 1 Euro pro 30 Min. 9 Euro pro 24 h Jahrespreis 3 Euro</p> <p>Komfort 0 Euro pro ersten 30 Min. 1 Euro je weitere 30 Min. 9 Euro pro 24 h 4 Euro pro Monat Kein Jahrespreis</p>	<p>Leihgebühren:</p> <p>1,70 Euro <15 Min. 2,20 Euro <30 Min. 3,39 Euro <1 h 22 Euro < 24 h</p>
Ermäßigungen	<p>Isar Card Abonnenten: 5 Cent pro Min. 36 Euro pro Jahr (Ersten 30 Min. pro Tag kostenlos)</p> <p>Studierende 5 Cent pro Min. 12 Euro pro Halbjahr</p>	<p>Komfort Tarif für BahnCard Inhaber: 3,25 Euro pro Monat</p>	
Zusätzliche Kosten		Abstellen außerhalb der Stationen 1 Euro (Flex-Fee)	
Anzahl Stationen	125 (Rube, 2016)	134	Keine Daten
Größe Geschäftsbereich	110 km ²	43,7 km (Schubert, 2017)	Keine Daten
Anzahl verfügbarer Shared Bikes	1200 (Rube, 2016)	1400 (Schubert, 2017)	Keine Daten
Nutzeranzahl	Ca. 53.000 (Stand 2017)	Ca. 70.000 (Stand 2015)	Keine Daten
Einführung	2015	2001	2018
Ausstattung	8 Gang Nabenschaltung Höhenverstellbarer Sattel Korb am Lenkrad LED Leuchte auf Vorder- und Rückseite	7 Gang Schaltung Gepäckträger Sattel leicht verstellbar Halogenscheinwerfer	3 Gangschaltung Höhenverstellbarer Sattel 2 Gepäckträger (vorn und hinten jedoch ohne Spanngurt) Vorder- und Rücklicht Smartphone Halterung am Lenkrad

Mit „Call a Bike“ startete 2001 der erste Bike Sharing Anbieter in München, welcher von der Deutschen Bahn betrieben wird [Call a bike, 2020]. Seit fünf Jahren gibt es mit „MVG Rad“ auch einen weiteren Bike Sharing Betreiber, welcher von einem öffentlichen Verkehrsunternehmen geführt wird [Rube, 2016]. Diese beiden bieten dem Nutzer Ermäßigungen und eine Verknüpfung mit ihrem bisherigen Verkehrsangebot an [Call a bike, 2020] [USP-Prjoekte, 2016]. So können beispielsweise Studenten und Isarcard-Abonnenten bei dem Anbieter „MVG Rad“ Ermäßigungen für die Radnutzung erwarten, wohingegen Bahn Card Abonnenten Vergünstigungen bei dem Anbieter „Call a Bike“ erhalten.

Die Shared Bikes können jeweils per App des Anbieters ausgeliehen werden, wobei „Call a Bike“ den Nutzern anbietet, diese auch telefonisch ausleihen zu können. Dadurch können auch Menschen ohne mobilen Internetzugang Shared Bikes nutzen. Die Organisationsformen der jeweiligen Anbieter in München unterscheiden sich voneinander. So nutzt der „MVG Rad“ Anbieter beispielsweise eine Kombination des Station-Based und Free-Floating Organisationssystems, wohingegen der „Donkey Republic“ Betreiber auf ein „hybrides Verleihsystem“ setzt [Satow, 2018]. Das System dieses Anbieters basiert auf virtuellen Stationen, an welchen der Nutzer Shared Bikes jederzeit ausleihen und abgeben kann [Satow, 2018]. Diese Stationen befinden sich in einem vordefinierten Geschäftsbereich. Ebenso kann „Call a Bike“ als hybrides Fahrradleihsystem beschrieben werden, da Shared Bikes sowohl an virtuellen Stationen als auch in dem gesamten Geschäftsbereich jederzeit ausgeliehen und zurückgegeben werden können [Call a bike, 2020].

Während sich „Call a Bike“ auf das Münchner Kerngebiet konzentriert, expandiert „MVG Rad“ auch zunehmend in das Umland [USP-Prjoekte, 2016]. Durch den kleineren Geschäftsbereich und die größeren Anzahl an zur Verfügung gestellten Fahrrädern bietet „Call a Bike“ eine deutlich höhere Dichte an Shared Bikes. Mit höhenverstellbarem Sattel, Gepäckträger und Licht bieten die Unternehmen den Nutzern eine ähnliche Grundausstattung. Jedoch unterscheiden sich diese bei der Gangschaltung, was sich stark auf die Verwendung auswirken kann. So eignet sich beispielsweise „Donkey Republic“ mit lediglich drei Gängen und einer Smartphone Halterung für kurze, ebene Ausflüge von Touristen [Donkey Republic, 2020].

2.2 E-Scooter Sharing Systeme

Dieses Kapitel enthält allgemeine Informationen zu Shared E-Scooter Systemen und beschreibt die Relevanz dieses Mobilitätssystems. Außerdem werden Verhaltensmuster und Merkmale von Nutzern analysiert. Des Weiteren wird auf die Entwicklung dieses Shared Systems näher eingegangen sowie die derzeitigen Angebote in München miteinander verglichen.

2.2.1 Allgemeine Informationen

Derzeit befinden sich eine Reihe von sogenannten Mikromobilen auf dem Markt, wie beispielsweise Hoverboards, Segways oder E-Scooter [Zim et al., 2018]. Dabei stellen die E-Scooter eines der jüngsten Erfolgsprodukte im Bereich der Mikromobilität dar [Gössling, 2020]. Ein E-Scooter wird als elektrisch betriebener Roller bezeichnet auf denen die Fahrer stehen und der mit einer Geschwindigkeit von bis zu 20 km/h in Deutschland gefahren werden kann [Meunier, 2019]. So steht der Nutzer auf dem Verbindungsstück der zwei Räder und kann über die Armaturen am Lenkrad die Geschwindigkeit regeln und das Fahrzeug steuern [Bai and Jiao, 2020].

Neben E-Scootern für die private Nutzung gibt es auch einen großen Markt an Shared E-Scooter. Bei dem Angebot der Shared E-Scooter handelt es sich um ein Free-Floating System, welches dem Nutzer die Möglichkeit bietet, jederzeit E-Scooter innerhalb des Geschäftsbereiches auszuleihen und wieder abzustellen [Degele et al., 2018]. 2017 wurden E-Scooter in einigen Städten der USA, wie San Francisco, Austin und Washington D.C. erstmals im Straßenverkehr zugelassen und mit dem Betreiber „Bird“ ging der erste kommerzielle Shared Anbieter an den Markt [James et al.,

2019][Gössling, 2020][Wild, 2018]. Schon unmittelbar nach der Einführung entstand eine große Nachfrage nach dem neuen Fortbewegungsmittel, welche sich allein 2018 mit 38,5 Millionen Fahrten in den USA abbildet [James et al., 2019].

In Deutschland wurden die Grundlagen für die Nutzung des E-Scooters im Straßenverkehr mit der Elektrokleinstfahrzeug-Verordnung (eKFV) am 15. Juni 2019 beschlossen [Strate, 2019]. Diese Verordnung regelt den Gebrauch von E-Scootern sowie Segways im Straßenverkehr [Strate, 2019]. Sie schreibt diesen eine maximale Geschwindigkeit von 20 km/h, ein Mindestalter von 18 Jahren für das Ausleihen sowie die Benutzung des Radweges vor, falls vorhanden [Strate, 2019]. Eine weitere Vorgabe zur Nutzung eines E-Scooters im Straßenverkehr, welche sowohl Privatbesitzer als auch Shared Anbieter betrifft, ist der Abschluss einer Kfz Haftpflichtversicherung [Strate, 2019].

Für die Zulassung von E-Scootern in Deutschland sind die jeweiligen Städte zuständig [Gössling, 2020]. So können die Verantwortlichen über die Art und Weise der Einführung von E-Scootern selber bestimmen [Gössling, 2020]. Dies hatte zur Folge, dass einige Städte erstmals in Pilotprojekten die Auswirkungen von E-Scootern auf die Verkehrsinfrastruktur testeten [Gössling, 2020]. Der Großteil der Städte weltweit legte jedoch den Zulassungsstart ohne konkrete Regelungen und Kontrollen bezüglich Anbieter- und E-Scooteranzahl fest [Gössling, 2020]. Dies hatte zur Folge, dass es insbesondere zu Konflikten mit Fußgängern und Radfahrern sowie zur Benutzung des öffentlichen Raums kam [Gössling, 2020]. Die Betrachtung der Problematik seitens der Bevölkerung sowie der Medien unterscheidet sich dabei je nach Stadt [Gössling, 2020]. Insgesamt gibt es aufgrund der Neuartigkeit dieses Segments und des begrenzten Datenzugangs nur eine geringe Anzahl an aussagekräftigen Studien sowie wissenschaftlichen Beiträgen [Jiao and Bai, 2020].

2.2.2 Relevanz

Umweltrelevanz

Im folgenden Kapitel werden die Umweltaspekte, welche der Shared E-Scooter mit sich bringt, näher betrachtet. Eine besonders große Rolle spielt hierbei der Akku, welcher in der Regel auf einer Lithium-Ionen Technologie basiert und den Antrieb mit elektrischer Energie versorgt [Meunier, 2019]. Zur Herstellung der Akkus werden neben Lithium auch weitere zum Teil seltene Rohstoffe, wie Nickel, Kupfer, Aluminium sowie Kobalt, eingesetzt, welche überwiegend in Asien, Afrika und Südamerika abgebaut werden [Meunier, 2019]. Die Förderung dieser Rohstoffe hat zum Teil negative Auswirkungen auf die Umwelt und die Menschen vor Ort [Meunier, 2019]. Ein Beispiel hierfür ist Kobalt, welches zu 64% im Kongo gefördert wird und von der EU aufgrund seines "Versorgungsrisiko[s] und [seiner] großen wirtschaftlichen Bedeutung" [Baranzelli et al., 2017] als kritischer Rohstoff deklariert wurde. In einer Studie des Umweltbundesamtes wurden die Umwelt- und Gesundheitsauswirkungen, welche aufgrund des Kobaltabbaus im Kongo entstehen, genauer dargestellt [Meunier, 2019]. Durch die Förderung von Kobalt kam es in den betroffenen Ländern zu Wasserverschmutzungen, Wasserknappheit, sowie Emissionen, welche sowohl gesundheitliche und wirtschaftliche Folgen für die Bevölkerung als auch Auswirkungen auf die Umwelt haben [Meunier, 2019].

Ein weiterer Rohstoff, welcher durch seine Förderung negative Folgen für Umwelt sowie Menschen verursacht, ist Lithium. Bei der Gewinnung dieses Rohstoffes werden in Südamerika große Mengen an Wasser verbraucht, was vor allem in den Regionen mit Wasserknappheit zur existenziellen Bedrohung für die lokale Bevölkerung führen kann [Bundestag - Wissenschaftlicher Dienst 8: Umwelt, Naturschutz, Reaktorsicherheit, Bildung und Forschung, 2019]. So wurde auch anhand einer Studie der Beitrag der jeweiligen Aspekte von Shared E-Scootern zur Klimaerwärmung bestimmt [Hollingsworth et al., 2019]. Hierbei hat sich herausgestellt, dass insbesondere die Herstellung von Lithium-Ionen Batterien sowie das Einsammeln und Platzieren der E-Scooter den größten klimatischen Effekt hat [Hollingsworth et al., 2019]. So tragen die Batterien mit 46% SO₂-Äquivalent am meisten zur Versauerung bei [Hollingsworth et al., 2019].

Weiteren Berechnungen zufolge werden pro gefahrener Meile im Durchschnitt 202 g CO₂-Äquivalent benötigt, welches zur Hälfte an der Herstellung und Gewinnung der Materialien liegt und zu 43% auf das tägliche Einsammeln und Platzieren der E-Scooter mit dem Auto zurückzuführen ist [Hollingsworth et al., 2019]. Insgesamt reihen sich E-Scooter, bezogen auf die CO₂ Emissionen pro Kilometer, mit 126 g pro Kilometer hinter dem Mittelklassewagen ein [Stalinski, 2019]. Damit verursacht der E-Scooter höhere Emissionen als beispielsweise ein E-Bike oder die Fortbewegung mit dem ÖPNV [Stalinski, 2019].

Da die Sharing Modelle der E-Scooter keine frei zugängliche Ladeinfrastruktur vorsehen, lagert ein Großteil der Anbieter das Einsammeln, Aufladen und Platzieren an externe Dienstleister aus. Diese sammeln die E-Scooter in der Regel abends, ein ohne auf den Akkustand zu achten, um dabei Zeit zu sparen [Hollingsworth et al., 2019]. Da es bei Free-Floating Systemen keine Rückgabestationen gibt, müssen die Mitarbeiter die einzelnen GPS Positionen der E-Scooter im gesamten Geschäftsbereich abfahren [Hollingsworth et al., 2019]. Dies hat zur Folge, dass keine optimierten Routen verfolgt werden [Hollingsworth et al., 2019].

Ein weiterer Aspekt ist die Lebensdauer der E-Scooter. Die verschiedenen Betreiber rechnen dabei mit einer Nutzungsdauer zwischen sechs Monaten bis maximal zwei Jahren [Hollingsworth et al., 2019]. Da die Shared E-Scooter jedoch im öffentlichen Raum der Witterung und häufigem Vandalismus ausgesetzt sind, kann das Ende der Lebensdauer auch deutlich früher erreicht sein [Hollingsworth et al., 2019]. Diese müssen anschließend ordnungsgemäß entsorgt werden, da es derzeit keine ausgereiften Recyclingkonzepte gibt [Hollingsworth et al., 2019]. Im Vergleich zum Auto ist die Präsidentin des Umweltbundesamtes Maria Krautzberger sich jedoch sicher, dass der E-Scooter eine entsprechend bessere Umweltbilanz aufweist [Meunier, 2019].

Gesellschaftliche Relevanz

Als schnelles, bequemes und sehr flexibles Verkehrsmittel bietet der E-Scooter den Nutzern eine reizvolle Alternative zu Fuß- und Radverkehr, was allerdings aus gesundheitlicher sowie umweltrelevanter Sicht kritisch zu betrachten ist [Gössling, 2020] [Jiao and Bai, 2020]. Da es keine Vorrichtung für das Gepäck gibt, ist es speziell für Transportfahrten nicht geeignet [Meunier, 2019]. In Deutschland teilen sich E-Scooter die Infrastruktur mit dem Fahrrad. Da die Radverkehrsinfrastruktur jedoch nicht für ein weiteres Verkehrsmittel ausgelegt ist, kann es zu entsprechenden Konflikten der verschiedenen Verkehrsteilnehmer kommen [Meunier, 2019]. Dies wird auch durch die Unsicherheit der Politik bezüglich passender Gesetze sowie Richtlinien zur Regelung des E-Scooter Verkehrs gefördert und äußert sich in diversen Meinungsunterschieden innerhalb der Bevölkerung [Gössling, 2020]. Einen weiteren Einfluss hat hierbei das Sicherheitsempfinden der Fußgänger [James et al., 2019]. So gaben 56% der Befragten in einer amerikanischen Umfrage an, dass sie sich aufgrund der E-Scooter im Straßenverkehr unsicher bis sehr unsicher fühlten [James et al., 2019]. Aufgrund dieser Bedenken und der Platzprobleme gibt es bereits Städte, wie Seattle, welche E-Scooter im öffentlichen Raum wieder verboten haben [Jiao and Bai, 2020]. Neben den umweltrelevanten und gesellschaftlichen Aspekten, welche der E-Scooter mit sich bringt, gibt es auch eine Reihe verkehrsrelevanter Punkte, welche zu beachten sind.

Verkehrsrelevanz

Bei Betrachtung des Platzbedarf von E-Scootern kann dieser schätzungsweise mit dem des Fahrrads gleichgesetzt werden und reiht sich damit nur knapp hinter dem Fußverkehr ein, welcher den geringsten Platz im öffentlichen Raum einnimmt [James et al., 2019]. Da die Verkehrsinfrastruktur nicht für ein neues Verkehrsmittel ausgelegt ist und es keine vollständigen Regelungen auf Länder oder Bundesebene gibt, führt der E-Scooter zu neuen Herausforderungen für die Stadtverwaltung sowie für Verkehrsplaner [Bai and Jiao, 2020]. Dies hat auch zur Folge, dass es zu Konflikten zwischen den verschiedenen Verkehrsteilnehmern kommt, welche sich aufgrund der E-Scooter Nut-

zer verdrängt fühlen [Meunier, 2019]. Gleichzeitig können E-Scooter jedoch einen entscheidenden Beitrag zu der Überbrückung der ersten bzw. letzten Meile leisten sowie zu einer verbesserten Verknüpfung von diversen Verkehrsmitteln dienen [James et al., 2019]. Für den Großteil der Nutzer bietet der E-Scooter keine Alternative zum Auto, sondern ersetzt laut einer Umfrage aus Paris mit 47 % das zu Fuß Gehen, mit 29 % den Öffentlichen Nahverkehr und mit nur 8 % das Auto- und Taxifahrten [Meunier, 2019]. Dies zeigt sich auch durch die durchschnittlich kurzen zurückgelegten Distanzen des E-Scooter, welche bei knapp 2 km liegen [Endt and Mainka, 2019].

Da die Anbieter den Nutzern keine Stationen zum Parken der E-Scooter zur Verfügung stellen, können diese im gesamten Geschäftsbereich des jeweiligen Betreibers abgestellt werden. Dies hat zur Folge, dass laut einer amerikanischen Umfrage 16 % der E-Scooter nicht angemessen geparkt wurden [James et al., 2019]. Das Hauptproblem hierbei ist das Blockieren sowie Verengen der Gehwege durch die abgestellten E-Scooter [Jiao and Bai, 2020]. Dabei ist das Empfinden der Störung je nach Nutzergruppe sehr unterschiedlich. So gaben beispielsweise 33 % der Shared E-Scooter Nichtnutzer an, sich durch das Parken zu jeder Zeit gestört zu fühlen, wohingegen nur 7 % der Nutzer dies als dauerhafte Störung empfinden [James et al., 2019]. Chinesische Wissenschaftler haben jedoch herausgefunden, dass sogenanntes Geofencing sowohl das unangemessene Parken als auch die Nachfrage nach Abstellmöglichkeiten verbessern und reduzieren kann [Jiao and Bai, 2020]. Darunter versteht man, dass bestimmte Koordinatenbereiche innerhalb des Geschäftsgebietes für den Nutzer gesperrt werden, um ihn darauf hinzuweisen, im Straßenverkehr verantwortungsbewusst unterwegs zu sein und sich an Parkregeln zu halten [Jiao and Bai, 2020].

So gaben weniger als 1 % der E-Scooter Nutzer an, einen Helm zu tragen [Strate, 2019]. Diese geringe Anzahl ist auch eine Folge der unzureichenden Aufklärung von Seiten der Anbieter, welche in Kampagnen zum großen Teil nicht darauf hinweisen, Schutzausrüstung, wie einen Helm, zu tragen und damit dazu beitragen, dass Nutzer die Gefahr unterschätzen [Jiao and Bai, 2020]. Zur Einschätzung des Verletzungsrisikos, welches von E-Scootern ausgeht, hat das Austin Health Department in Texas (USA) die im Krankenhaus registrierten Verletzungen während eines Monats dokumentiert und klassifiziert [Hawes et al., 2019]. Dies führte zum Ergebnis, dass 59 % der 271 verletzten Personen Shared E-Scooter Nutzer waren und 11,8 % der Verletzungen in direkter Verbindung mit dem Shared E-Scooter standen [Hawes et al., 2019]. Gleichzeitig 33% der Verletzten an, das erste Mal mit einem E-Scooter gefahren zu sein. Dies lässt auf die Unerfahrenheit der Nutzer als Unfallursache schließen [Hawes et al., 2019]. Eine weitere Erkenntnis dieser Studie ist, dass es sich bei 48 % der E-Scooter Verletzungen um Kopfverletzungen handelte, was die Notwendigkeit geeigneter Schutzausrüstungen bestärkt [Hawes et al., 2019]. Weiterhin gab die Hälfte der Befragten an, dass die Oberflächenbeschaffenheit der Wege zu dem Unfall beigetragen hat, was die mangelnde Eignung der Infrastruktur unterstreicht [Hawes et al., 2019]. Vergleicht man die Anzahl der Unfälle von E-Scootern mit denen von Fahrrädern, so ergab eine Umfrage aus München, dass in Abhängigkeit von der Strecke sieben Mal mehr Unfälle mit dem E-Scooter passieren [Endt and Mainka, 2019].

2.2.3 Vergleich der Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse

Im nachfolgenden werden Merkmale und Eigenschaften der Nutzer von Shared E-Scooter Systemen miteinander verglichen. Die Tabelle 2.3 stellt einen Überblick zu den Charakteristiken, Motivationen sowie Wegzwecken und Verwendungszeitpunkten der Shared E-Scooter Nutzer dar. Es werden außerdem Gründe aufgeführt, die potenzielle Nutzer davon abhalten, auf Angebote von Shared E-Scooter Betreibern zuzugreifen. Die Informationen hierzu stammen aus aktuellen Studien und Umfragen, die im Zuge des Shared E-Scooter Angebots gemacht wurden. Im Anschluss an die Übersicht, welche in Tabelle 2.3 aufgeführt ist werden einzelne Aspekte näher erläutert.

Tabelle 2.3: Überblick über die Charakteristiken, Motivationen, Verwendungen und Hemmnisse von Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

		Autoren					
		Bai und Jiao 02/2020	Bai und Jiao 07/2020	Degele et al. 2018	Fitt und Curl 2019	Gössling 2020	Heineke et al. 2019
Charakteristiken der Nutzer	Ersatz für Fußweg und Rad				•	•	
	Führerscheinbesitzer				•		
	Gesunde Nutzer				•		
	Hoher Bildungsgrad	•			•	•	
	Hoher männlicher Anteil	•	•	•	•		
	Hohes durchschnittliches Einkommen				•		
	Kurze Wegstrecken	•		•		•	
	Mittleres Durchschnittsalter	•					
	Niedriges Durchschnittsalter			•	•		
	Unregelmäßige Nutzung			•	•		
Vollzeitbeschäftigungsverhältnis				•			
Motivationen der Nutzer	Bequemlichkeit	•			•		
	Geschwindigkeit/ Zeitersparnis						•
	Spaß und Freizeitvergnügen	•		•	•	•	
Wegzwecke, Räumlichkeit & Verwendungszeitpunkt	Nachmittags	•	•				
	Räumlichkeit: Stadtzentrum		•	•			
	Räumlichkeit: Universitätsumgebung	•	•				
	Unter der Woche zur Arbeit			•			
	Wegzwecke: Freizeit & in die Stadt				•		•
Wochenendnutzung		•	•				
Hemmnisse der Nichtnutzer	Kein geeigneter Nutzen				•		
	Kein Interesse				•		
	Sicherheitsbedenken				•		

Charakteristiken der Nutzer

Generell ersetzt der Shared E-Scooter die kurzen Wege, welche der Nutzer ansonsten mit dem Rad oder zu Fuß zurückgelegt würde [Meunier, 2019]. Nach einer amerikanischen Umfrage haben 52% der Befragten ebenfalls angegeben das Taxi aufgrund des Shared E-Scooters ersetzen zu können [James et al., 2019]. Für viele Nutzer stellt der E-Scooter jedoch kein regelmäßiges Verkehrsmittel dar, wurde aber bereits von 71% der Befragten ausprobiert [Fitt and Curl, 2019]. Aufgrund der unregelmäßigen und zum Teil spontanen Nutzung des Shared E-Scooters lassen sich demnach nur schwer konkrete Eigenschaften und Merkmale von Nutzern identifizieren [Fitt and Curl, 2019]. Dies zeichnet sich beispielsweise bei der Bestimmung der Altersgruppe von Shared E-Scootern ab. Dabei ist eines der Probleme bei der Festlegung des Durchschnittsalters der Nutzer die Varianz innerhalb verschiedener Studien. So gehen einige Studien von jungen Nutzergruppen aus, während andere einen eher mittleren Altersbereich bestimmt haben [Jiao and Bai, 2020][Degele et al., 2018]. Shared E-Scooter Nutzer zeichnen sich außerdem durch einen hohen Bildungsgrad, ein Vollzeitbeschäftigungsverhältnis sowie den Besitz eines Führerscheins aus [Fitt and Curl, 2019]. Weitere Charakteristiken der Nutzer sind ein hohes durchschnittliches Einkommen sowie ein hoher männlicher Anteil, was Ähnlichkeiten mit den Bike Sharing Nutzern aufweist [Fitt and Curl, 2019].

Motivation der Nutzer

Die Hauptmotivation für Nutzer des Shared E-Scooters stellt der Spaßfaktor und das Vergnügen dar [Gössling, 2020]. Somit dient der Shared E-Scooter in erster Linie als Freizeitaktivität, was auch zu dem häufigsten Verwendungszeitpunkt des E-Scooters passt [Degele et al., 2018]. Darauf folgen die Bequemlichkeit, Geschwindigkeit und Zeitersparnis als weitere Faktoren [Bai and Jiao, 2020][Heineke et al., 2019].

Wegzwecke, Räumlichkeit & Verwendungszeitpunkt der Nutzung

Die bevorzugte Tageszeit der Nutzung des Shared E-Scooters ist der Nachmittag, was darauf schließen lässt, dass diese primär für Freizeitaktivitäten und nicht für den Arbeitsweg genutzt werden

[Bai and Jiao, 2020]. Räumlich konzentriert sich der E-Scooter Verkehr in der Regel auf das Stadtzentrum sowie auf die Umgebung von Universitäten [Bai and Jiao, 2020]. Dies lässt annehmen, dass damit kurze Wege im Kerngebiet sowie zwischen verschiedenen Universitätsstandorten oder auf dem Campus zurückgelegt werden. Insofern kann davon ausgegangen werden, dass Studenten einen großen Teil der Nutzer ausmachen. Shared E-Scooter werden außerdem häufig am Wochenende genutzt, was sich mit der Motivation der Nutzer deckt [Bai and Jiao, 2020].

Hinderungsgründe für potenzielle Nutzer

Gründe dafür, Shared E-Scooter nicht zu nutzen, sind laut einer Umfrage in Neuseeland das fehlendes Interesse sowie mangelnder sichtbarer Nutzen für die Befragten [Fitt and Curl, 2019]. Bedenken bezüglich der Sicherheit dieses Verkehrsmittels im Straßenverkehr stellen ein weiteres Hemmnis für die Befragten dar [Fitt and Curl, 2019]. Ein Hindernis für die Nutzung ist des Weiteren die Frage nach der Gerechtigkeit und Zugänglichkeit des Shared E-Scooter Angebots [Fitt and Curl, 2019]. So wird neben einer Kreditkarte auch ein Smartphone mit mobilem Internetzugang benötigt, was für 16% der Befragten ein Hindernis darstellt [Fitt and Curl, 2019].

2.2.4 Entwicklungen

Bei Betrachtung der Verkaufszahlen ist sichtbar, dass der Markt für privat genutzte E-Scooter zwar steigt, jedoch im Vergleich zum Verkauf an Shared Anbietern deutlich geringer ausfällt [Gössling, 2020]. Wie bereits erwähnt, haben Investoren das Potenzial dieser Mobilitätsform für sich entdeckt, was sich an der Zahl der Anbieter sowie der steigenden Anzahl an Shared E-Scootern in den Städten zeigt [Gössling, 2020]. Schätzungen der „Boston Consulting Group“ zufolge wird bis zum Jahr 2025 ein Marktwert des E-Scooter Geschäfts von 40 bis 50 Milliarden US-Dollar erwartet, welches das starke Investment erklärt [Gössling, 2020].

Die Hauptmärkte befinden sich dabei vor allem in Europa, Nordamerika und China [Gössling, 2020]. Den größten Marktwert, wie Abbildung 2.4 zeigt, hatte 2019 mit Abstand der Anbieter „Lime“ mit geschätzten 765 Millionen US-Dollar [Schellong et al., 2019]. An zweiter Stelle reiht sich der Anbieter „Bird“ mit einem Marktwert von 415 Millionen US-Dollar ein [Schellong et al., 2019]. Nimmt man die zwölf größten Anbieter aus dem Jahre 2019, wird deutlich, dass „Lime“ und „Bird“ die mit Abstand größten Marktanteile haben, was sich auch in den erhaltenen Investitionssummen in der Abbildung 2.4 wieder spiegelt.

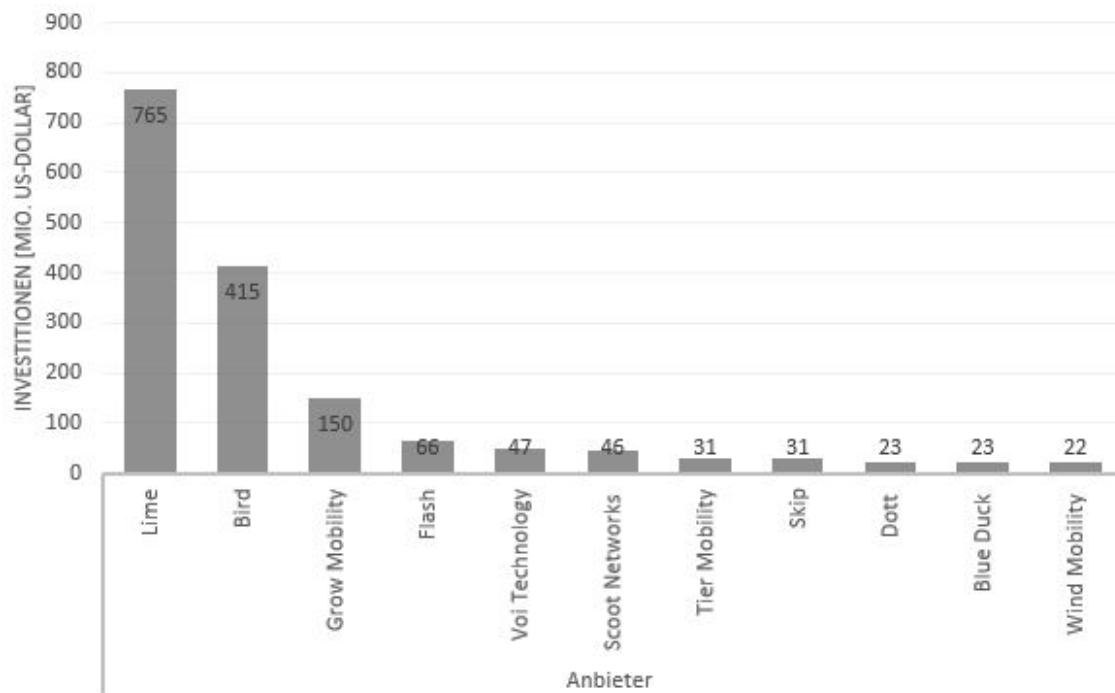


Abbildung 2.4: Investitionssummen in Shared E-Scooter Anbietern weltweit bis 2019 [Schellong et al., 2019]

Schätzungen zufolge wurden bereits bis August 2019 125 Millionen Fahrten alleine mit Shared E-Scootern dieser beiden Anbieter gemacht [Gössling, 2020]. Eine weitere beachtliche Entwicklung lässt sich bei der Anzahl an Übernahmen beobachten. So wurden bereits unzählige kleinere Anbieter, wie „Koko“, „Yellow“ und „Circ“ von den beiden Marktführern übernommen [Gössling, 2020].

Diese schnelle Entwicklung im Markt hängt auch mit der rapiden Verbreitung und Akzeptanz der Shared E-Scooter in vielen Städten zusammen. In Paris wurden beispielsweise nach der Einführung von E-Scootern innerhalb von nur sechs Monaten über 2 Millionen Fahrten registriert [Gössling, 2020]. Aufgrund fehlender Richtlinien und Regelungen führte diese Entwicklung in vielen Städten weltweit zu Problemen und Konflikten, welche erst nach und nach durch Vorschriften der Städte gelöst werden konnten [Gössling, 2020]. Deutschlandweit verzeichnet Berlin 2019 mit 11.091 die höchste Anzahl an Shared E-Scootern, gefolgt von Hamburg und Köln [Tack et al., 2019]. An vierter Stelle reiht sich München mit einer Anzahl von 5.401 E-Scootern ein. Bezogen auf die Anzahl der E-Scooter sind in Deutschland die Anbieter „Lime“, „Tier“ sowie „VOI“ am häufigsten vertreten, wie in Abbildung 2.5 dargestellt [Tack et al., 2019].

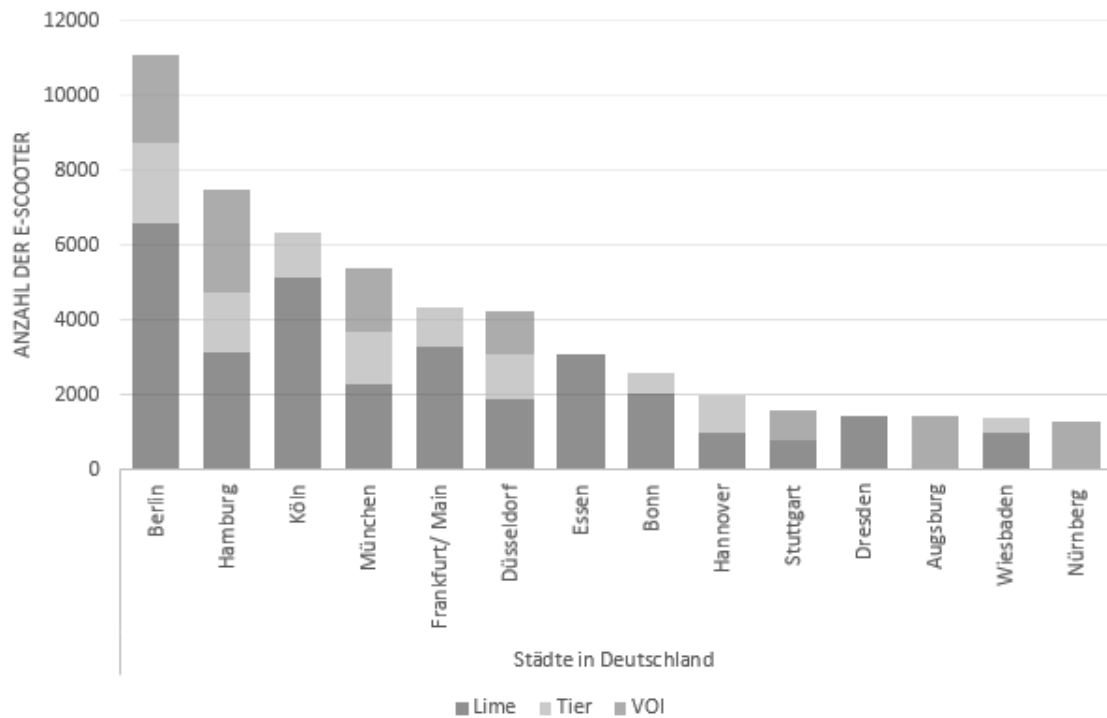


Abbildung 2.5: Anzahl der E-Scooter in Deutschland im Jahr 2019 [Tack et al., 2019]

2.2.5 Vergleich der Angebote in München

Derzeit bieten sieben verschiedene Shared E-Scooter Anbieter den Nutzern ihre Dienste in München an. Unter den Betreibern gibt es mit „Tier“ einen deutschen Anbieter, welcher mit der Münchner Verkehrsgesellschaft kooperiert. Die Mehrheit der Anbieter stammt aus Nordamerika und versucht derzeit, sich mit ihren Diensten global zu etablieren. In der Tabelle 2.4 sind die Angebote der verschiedenen Anbieter aufgelistet.

Tabelle 2.4: Vergleich der Shared E-Scooter Anbieter in München [Lime, 2020a] [Rondinella, 2019] [Soyer, 2019] [Korte, 2019] [Lime, 2020b] [TIER, 2020] [Weimer, 2019] [Passarge, 2020][Bird, 2020] [Brosch, 2020][JUMP, 2020]

Anbieter	Bird	Circ	Dott	Jump	Lime	Tier	Voi
Betreiber	Amerikanischer Anbieter	Tochterfirma von Bird	Niederländische Anbieter	Amerikanischer Anbieter	Amerikanischer Anbieter	Berliner Anbieter und Partner der Münchner Verkehrsgesellschaft	Schwedischer Anbieter
Dauer des Einsatzes	24 h	24h	24h	24 h	24 h	24 h	Genauere Zeiten in App (nicht 24h verfügbar)
Organisationsform	Free Floating	Free Floating	Free Floating	Free Floating	Free Floating	Free Floating	Free Floating
Registrierung	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App
Erreichbarkeit des Anbieters	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon	Per Email oder Telefon
Bedienung	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App	Per App
Reservierung	30 Minuten (kostenpflichtig)	Keine Angabe	Keine Angabe	1 Euro pro Reservierung	15 Minuten (kostenpflichtig)	Keine Angabe	Keine Angaben
Ausleihe	Per App (online)	Per App	Per App (online)	Per App (Uber)	Per App (online)	Per App (online)	Per App (online)
Rückgabe		Innerhalb des Geschäftsbereiches	Ausgewiesene Parkplätze nutzen			Innerhalb des Geschäftsbereiches	Ausgewiesene Parkzonen bei welchen Nutzer beim Abstellen Rabatt erhält
Preise/Tarife:	1 € für das Ausleihen plus 0,25 € pro Minute	1 € für das Ausleihen plus 0,20 €	1 € für das Ausleihen plus 0,23 € pro Minute	1 € für das Ausleihen plus 0,20 € pro Minute	1 € für das Ausleihen plus 0,20€ pro Minute	1 Euro für das Ausleihen plus 0,19 € pro Minute	1 € für das Ausleihen plus 0,15 € pro Minute
Erlaubte Höchstgeschwindigkeit	20 km/h	20 km/h	20 km/h	20 km/h	20 km/h	20 km/h	20 km/h
Reichweite	50 km	34 – 45 km	50 km		50 km	40 km	30 – 35 km
Mindestalter	18 Jahre	18 Jahre	18 Jahre	18 Jahre	18 Jahre	18 Jahre	18 Jahre

Aufladen	Einsammlung von lokalen Dienstleistern	Einsammlung der E-Scooter von lokalen Dienstleistern während gesamten Tag zur Ladung, Wartung sowie Reparatur	Festangestellte Mitarbeiter sorgen sich um Reparatur, Aufladung und Wartung der E-Scooter		Service-Team überprüft regelmäßig Akku Ladung und Einsammlung nachts von sogenannten „Juicer“	Einsammlung nachts von sogenannten „Ranger“	Einsammlung der E-Scooter nachts von sogenannten „Hunter“
Anzahl verfügbarer Shared E-Scooter	Keine Angabe	Keine Angabe	Ca. 1100 im Kerngebiet (Stand 2019)	Keine Angabe	281 (Stand Juli 2019)	811 (Stand Juli 2019)	924 (Stand Juli 2019)
Einführung	Ende August 2019		November 2019	Oktober 2019	Frühjahr 2019	Juli 2019	Juli 2019
Besonderheit	Bei Abstellen der E-Scooter in „Park-Nest“ erhält Nutzer Freiminuten	Smartphonehalterung, Trinkflaschenhalterung, USB-Anschluss	Nachfrageorientiertes nachhaltiges Shared Konzept (Angabe des Anbieters)	Anbieter stellt auch E-Bikes zur Verfügung		Tacho	Bei Teilnahme an Verkehrsschule erhält der Nutzer Freiminuten
Bewertung in Google Play Store	3,7	Keine Bewertungen (neu)	4,1	4,0 (über Uber App)	4,0	4,4	4,2
Anzahl der Bewertungen	34.856	0	1.559	6 Mio.	103.130	10.480	12.70

Die aktuell sieben verschiedenen Shared E-Scooter Anbieter in München geben Nutzern die Möglichkeit, E-Scooter für einen bestimmten Zeitraum auszuleihen. Diese haben sich nach der Zulassung der E-Scooter im Frühjahr 2019 in München nach und nach niedergelassen. Alle Anbieter außer „Voi“ bieten dem Nutzer die Chance, die E-Scooter zu jeder Uhrzeit ausleihen zu können, was es ihm ermöglicht, mit diesen äußerst flexibel zu agieren [Donath, 2019]. Zur Nutzung der Sharing Systeme wird jedoch ein Smartphone mit mobilem Internetzugang vorausgesetzt, um sich nach erfolgreicher Registrierung einen E-Scooter per entsprechender App ausleihen zu können. In dieser wird dem Nutzer angezeigt, wo sich die nächsten verfügbaren E-Scooter befinden [Fitt and Curl, 2019].

Nach Nutzung des E-Scooters kann dieser dann im gesamten Geschäftsbereich des jeweiligen Anbieters abgestellt werden, welcher in der entsprechenden App dargestellt ist. Es gibt jedoch auch Anbieter, wie beispielsweise „Bird“, die dem Nutzer spezielle Abstellflächen anzeigen [Bird, 2020]. Falls der Nutzer diese in Anspruch nimmt, enthält er vom Anbieter als Gegenleistung Freiminuten für die nächste Fahrt [Bird, 2020]. Dies trägt dazu bei, dass E-Scooter sachgemäß geparkt werden

und kein Hindernis für andere Verkehrsteilnehmer darstellen. Generell können E-Scooter ab einem Mindestalter von vierzehn Jahren benutzt werden, jedoch gilt für die Angebote der Sharing Anbieter ein Mindestalter von achtzehn Jahren [Donath, 2019]. Einige Betreiber, wie beispielsweise „Bird“, „Jump“ und „Lime“, bieten die Option, den E-Scooter vor der Fahrt gegen gewissen Zeitraum zu reservieren, was jedoch zu Mehrkosten für den Nutzer führt (siehe Tabelle 2.4).

Die Preise für die Nutzung der E-Scooter weisen je nach Betreiber geringe Unterschiede auf. Alle Anbieter haben gemeinsam, dass sie eine Aktivierungsgebühr von einem Euro pro Fahrt verlangen. Diese fällt zusätzlich zu dem anschließenden Preis pro genutzter Minute an, welcher je nach Anbieter variiert (siehe Tabelle 2.4). Dabei muss der Nutzer pro Fahrt eine Aktivierungsgebühr von einem Euro zusätzlich zum anschließenden Preis pro genutzter Minute zahlen. Im direkten Vergleich ist der Anbieter „Voi“ mit 15 Cent pro Minute am kostengünstigsten, wohingegen der Betreiber „Bird“ mit 25 Cent pro Minute den höchsten Preis verlangt.

Die Reichweite des Shared E-Scooter unterscheidet sich je nach Anbieter und Modell und kann pro Aufladung zwischen 30 und 50 km liegen (siehe Tabelle 2.4). Alle Anbieter in München lassen ihre E-Scooter täglich zum Aufladen und neuplatzieren einsammeln. Je nach Betreiber gibt es unterschiedliche Angestelltenverhältnisse, wie externe Dienstleister, Festangestellte oder Zeitarbeitsverträge (siehe Tabelle 2.4). Die Betreiber unterscheiden sich außerdem in der Anzahl ihrer bereitgestellten E-Scooter. So beläuft sich die Anzahl an Shared E-Scootern des Anbieters „Dott“ auf über 1.100, wohingegen der Betreiber „Lime“ im Juli 2019 in etwa 281 E-Scooter in München platziert hatte [Passarge, 2020] [Tack et al., 2019]. Da es jedoch keine vollständigen Angaben von Seiten der Betreiber gibt, lassen sich die genauen Zahlen schwer abschätzen und vergleichen. Einige Betreiber bieten den Nutzern Besonderheiten an, womit diese versuchen, sich voneinander abzuheben. So haben beispielsweise die E-Scooter des Anbieters „Circ“ eine entsprechende Smartphone-, Trinkflaschenhalterung, sowie einen USB Anschluss zum Laden des Smartphones [Circ, 2020]. Auch der niederländische Anbieter „Dott“ versucht, sich durch sein nachfrageorientiertes und nachhaltiges Konzept von der Masse abzuheben, um den aktuellen Zeitgeist zu treffen [Brosch, 2020]. Der Anbieter „Voi“ stellt seinen Nutzern eine sogenannte online Verkehrsschule zur Verfügung, um derzeitige Probleme, welche der Shared E-Scooter mit sich bringt, entgegenzuwirken und zugleich dem Nutzer mittels Freiminuten einen zusätzlichen Anreiz zu bieten [Donath, 2019].

Kapitel 3

Methodik

Ziel des Vorgehens ist die Auswertung der Daten, um Eigenschaften und Profile von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern zu klassifizieren. Die Nutzer und Nichtnutzer von Verkehrsmitteln können dabei nach bestimmten Modellen, siehe Tabelle 3.1, definiert werden. Auf Basis der Auswertung wurden somit Nutzer von Mikromobilen definiert als diejenigen, welche Bike Sharing Systeme und/ oder Shared E-Scooter Systeme nutzen. Zudem wurde eine weitere Klassifikation eingeführt, welche Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer voneinander abhebt, um somit eine genauere Unterscheidung der Nutzer zu erhalten. Daher wird im Zuge der Analyse wie folgt unterschieden:

- Nur Bike Sharing Nutzer
- Nur Shared E-Scooter Nutzer
- Gemeinsamer Nutzer von Bike Sharing und Shared E-Scooter Systemen
- Kein Nutzer von Bike Sharing und/ oder Shared E-Scooter Systemen

Da jedoch die Größe des Datensatzes für diese Kategorisierung, welche anders als die oben erwähnten Klassifikationen zwischen vier verschiedenen Arten von Nutzern unterscheidet, zu klein ist und die Ergebnisse der Modelle nicht die vordefinierten Genauigkeiten zur Vorhersage dieser Unterscheidung erreichen konnten, wurde diese Klassifikation nicht für die Erstellung der Nutzerprofile verwendet. Im Rahmen der Auswertung wurde sich für das Modell zwei, welches ebenfalls in Tabelle 3.1 dargestellt ist, entschieden. Der Grund hierfür liegt in der Größe des Datensatzes, welcher nur eine geringe Anzahl an Shared E-Scooter Nutzerdaten enthält. Um dennoch aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten wurde dieses Modell gewählt, da es die größte Anzahl an Shared E-Scooter Nutzer abfängt. Wie in Tabelle 3.1 dargestellt, definiert Modell 2 somit Nutzer als Personen, die unabhängig von ihrer Häufigkeit ein bestimmtes Verkehrsmittel nutzen.

Tabelle 3.1: Nutzerklassifizierung (eigene Darstellung)

Nutzung eines bestimmten Verkehrsmittels	Modell 1	Modell 2	Modell 3	Modell 4
Tägliche Nutzung	Häufige Nutzer	Nutzer	Nutzer	Nutzer
Wöchentliche Nutzung				
Monatliche Nutzung				
Weniger als monatliche Nutzung	Sporadische Nutzer	Nichtnutzer	Nichtnutzer	Nichtnutzer
Nahezu keine Nutzung				
Keine Nutzung			Nichtnutzer	

Zu Beginn der Analyse werden die vorliegenden Daten gesichtet und klassifiziert. Dazu wurden die jeweiligen Datensätze, mit denen die Plots erstellt werden sollen, in einem Datenframe zusammengefasst und Datensätze mit fehlenden Informationen aus diesem gelöscht. Dies diente dem Ziel eine aussagekräftige Datensammlung für die Erstellung der Plots zu erhalten (siehe Abbildung 3.1).

Im Anschluss an die Datenaufbereitung wurde eine explorative Datenanalyse durchgeführt. Das Ziel der visuellen Auswertung war es Auffälligkeiten zu erkennen, um im Anschluss daran mit Hilfe von statistischen Testverfahren signifikante Parameter herauszufiltern (siehe Abbildung 3.1). Abschließend bot sie die Grundlage zur Erstellung von Modellen, um darauf aufbauend potenzielle Nutzer vorherzusagen und Nutzerprofile zu erfassen. Die Abbildung 3.1 veranschaulicht den Ablauf der Datenauswertung mit Hilfe eines Flussdiagramms, das zur übersichtlichen Darstellung des methodischen Vorgehens dient, welches im Rahmen dieser Bachelorthesis angewandt wurde.

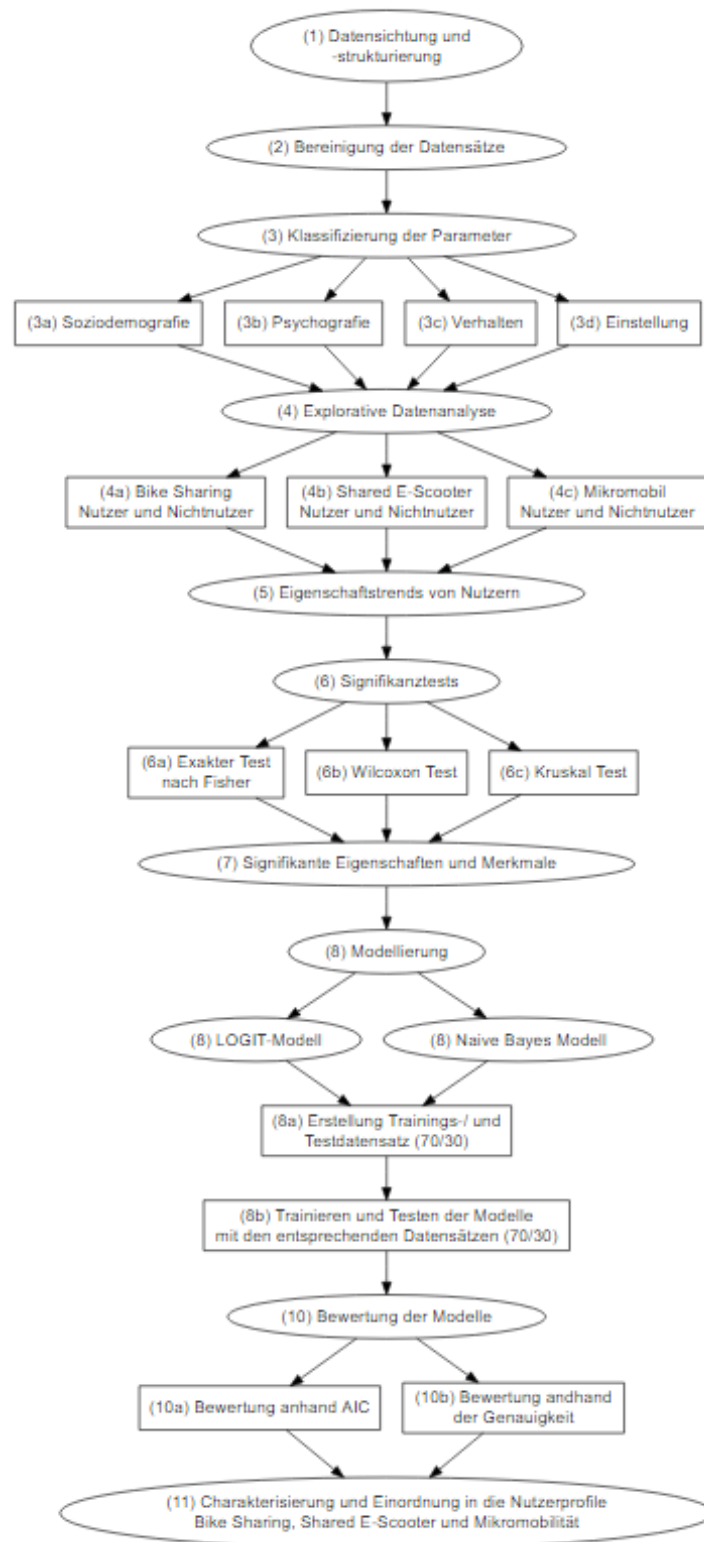


Abbildung 3.1: Flussdiagramm des methodischen Vorgehens zur Datenauswertung (eigene Darstellung)

3.1 Datensichtung

Die verwendeten Daten dienen dazu Nutzer von verschiedenen Verkehrsmitteln zu erfassen und wurden im Rahmen einer Masterthesis von Michael Stöckle an der Technischen Universität München erfasst [Stöckle, 2020]. Dabei handelte es sich um eine Kombination einer offline und einer online Umfrage, welche eine möglichst große Zielgruppe generieren sollte und aus diesem Grund mit Hilfe von verschiedenen Medien, wie Email, WhatsApp und Flyer verbreitet wurde [Stöckle, 2020]. Das Ergebnis dieser Umfrage ist eine Sammlung aus 408 verwendbaren Datensätzen, welche als Grundlage der statistischen Auswertung dienen [Stöckle, 2020].

Hierbei handelt es sich um eine umfassende Umfrage, die sich in soziodemografische, psychografische, verhaltens- sowie einstellungsbezogene Bereiche unterteilen lässt [Stöckle, 2020]. Dabei wurden soziodemografische Parameter verwendet, um die soziale und wirtschaftliche Stellung der Befragten in der Gesellschaft näher zu beschreiben [Hoffmeyer-Zlotnik and Warner, 2014]. Hierzu wurde in dieser Umfrage bezogen auf den Haushalt nach der Größe und dem Einkommen gefragt sowie nach dem Geschlecht, dem Alter, dem Migrationshintergrund, dem Bildungsgrad und dem Arbeitsverhältnis [Stöckle, 2020]. Zur detaillierten Beschreibung der Befragten wurden außerdem psychografische Fragen gestellt, da nachweislich festgestellt wurde, dass insbesondere Werte und Einstellungen einen erheblichen Einfluss auf das Nutzer- und Konsumverhalten haben können [Stöckle, 2020]. Die psychografischen Parameter wurden dabei mit Hilfe von Skalenfragen erfasst, welche in Tabelle 3.2 dargestellt sind und dem Befragten die Möglichkeit gaben im Bereich zwischen eins und fünf die zutreffendste Antwortmöglichkeit anzugeben [Stöckle, 2020]. Zur Bestimmung der Einstellung der Befragten wurde in der Umfrage zwischen den verschiedenen Arten von Verkehrsmitteln und deren Wahrnehmung bezüglich dieser unterschieden, welche die Teilnehmer ebenfalls mittels Skalenfragen angeben konnten (siehe Tabelle 3.2). Außerdem wurde in dieser Umfrage nach dem Nutzerverhalten verschiedener Fortbewegungsmittel gefragt. So konnte mit Hilfe von Zeiträumen die Häufigkeit, mit welcher ein bestimmtes Verkehrsmittel genutzt wurde, festgestellt werden [Stöckle, 2020]. Mit Hilfe dieser Angaben kann die tendenzielle Nutzung bestimmter Verkehrsmitteltypen abgeschätzt werden.

Weitere Kategorien, die für diese Arbeit aufgrund mangelnder Relevanz keine Verwendung fanden, sind die Wahrnehmung von Bike Sharing Systemen sowie der Wohnort der Befragten [Stöckle, 2020]. Die Befragung zielte darauf ab Eigenschaften von Nutzern zu identifizieren, in dem die befragte Person eine der vorgeschlagenen Antwortmöglichkeiten auswählen konnten, um somit quantitative Daten zu sammeln [Stöckle, 2020]. Die Tabelle 3.2 dient hierbei als Übersicht über die verschiedenen Bereiche, welche mit Hilfe der Befragung erfasst werden sollten und listet die damit verbundenen Fragen und Antwortmöglichkeiten auf.

Tabelle 3.2: Übersicht der Umfrage (eigene Darstellung)

Verhaltensbezogene Fragen	
Wie oft benutzen Sie folgende Transportmittel?	<ul style="list-style-type: none"> - Täglich oder fast täglich - Ein bis drei Tage pro Woche - Ein bis drei Tage pro Monat - Weniger als monatlich - Ich benutze es fast nie - Ich benutze es nicht mehr - Ich habe es nie benutzt
Art der Transportmittel	<ul style="list-style-type: none"> - Zu Fuß - Shared Car - E-Scooter - Privates Fahrrad - Privates Moped bzw. Motorrad - Privates Auto als Fahrer - Privates Auto als Mitfahrer - U-Bahn - Tram - S-Bahn bzw. Regionaler Zug - Bus
Einstellungsbezogene Fragen	
Wie sehr stimmen Sie den folgenden Aussagen zu oder nicht zu?	<ul style="list-style-type: none"> - Das Verkehrsmittel ist bequem - Das Verkehrsmittel ist entspannend - Das Verkehrsmittel macht Spaß - Das Verkehrsmittel ist gesund - Das Verkehrsmittel ist sicher - Das Verkehrsmittel ist umweltfreundlich - Das Verkehrsmittel ist für jeden zugänglich
Art der Transportmittel	<ul style="list-style-type: none"> - Shared Bike - Öffentlicher Verkehr - Fahrrad - Auto
Antwortmöglichkeiten	<ul style="list-style-type: none"> - Ich stimme ausdrücklich zu - Ich stimme in gewisser Weise zu - Ich stimme weder zu noch widerspreche ich - Ich bin ein wenig anderer Meinung - Ich bin entschieden anderer Meinung
Psychografische Fragen	
Wie sehr ähnelt jeder Mensch Ihnen oder ähnelt Ihnen nicht?	<ul style="list-style-type: none"> - Neue Ideen auszudenken und kreativ zu sein ist wichtig für die Person. Die Person mag es, Dinge auf eine eigene, originelle Art und Weise zu tun. - Für die Person ist es wichtig, reich zu sein. Die Person möchte viel Geld und teure Dinge haben. - Die Person hält es für wichtig, dass alle Menschen auf der Welt gleich behandelt werden sollten. Die Person ist der Meinung, dass alle Menschen die gleichen Chancen haben sollten. - Es ist wichtig für die Person, ihre Fähigkeiten zu zeigen. Die Person möchte, dass die Leute bewundern, was sie tut. - Für die Person ist es wichtig, in einer sicheren Umgebung zu leben. Die Person meidet alles, was die Sicherheit der Person gefährden könnte. - Die Person liebt Überraschungen und ist immer auf der Suche nach neuen Dingen, die es zu tun gibt. Die Person denkt, dass es wichtig ist, viele verschiedene Dinge im Leben zu tun. - Die Person ist der Meinung, dass die Menschen tun sollten, was man ihnen sagt. Die Person ist der Meinung, dass Menschen immer Regeln befolgen sollten, auch wenn niemand zuschaut. - Für die Person ist es wichtig, Menschen zuzuhören, die anders sind als sie selbst. Selbst wenn die Person mit ihnen nicht einverstanden ist, möchte sie sie dennoch verstehen.

	<ul style="list-style-type: none"> - Dem Menschen ist es wichtig, demütig und bescheiden zu sein. Die Person versucht, nicht aufzufallen. - Für die Person ist es wichtig, sich zu amüsieren. Die Person "verwöhnt" sich gerne selbst. - Es ist für die Person wichtig, selbst zu entscheiden, was sie tun will. Die Person möchte frei sein und nicht von anderen abhängig sein. - Es ist für die Person sehr wichtig, den Menschen um sie herum zu helfen. Die Person möchte sich um ihr Wohlbefinden kümmern. - Es ist wichtig für die Person, sehr erfolgreich zu sein. Die Person hofft, dass ihre Leistungen anerkannt werden. - Für die Person ist es wichtig, dass die Regierung ihre persönliche Sicherheit vor allen Bedrohungen gewährleistet. Die Person möchte, dass der Staat stark ist, damit er seine Bürger verteidigen kann. - Die Person sucht das Abenteuer und geht gerne Risiken ein. Die Person möchte ein aufregendes Leben führen. - Es ist wichtig für die Person, sich immer korrekt zu verhalten. Die Person möchte vermeiden, etwas zu tun, von dem man sagt, es sei falsch. - Für die Person ist es wichtig, von anderen respektiert zu werden. Die Person möchte, dass die Menschen tun, was sie sagt. - Für die Person ist es wichtig, Freunden gegenüber loyal zu sein. Die Person möchte sich den Menschen widmen, die ihr nahestehen. - Die Person ist der festen Überzeugung, dass der Mensch für die Natur sorgen sollte. Die Sorge um die Umwelt ist für die Person wichtig. - Tradition ist wichtig für die Person. Die Person versucht, den Bräuchen zu folgen, die der Person durch Religion oder Familie überliefert wurden. - Die Person sucht jede Gelegenheit, Spaß zu haben. Es ist der Person wichtig, Dinge zu tun, die ihr Freude bereiten.
Antwortmöglichkeiten	<ul style="list-style-type: none"> - Mir sehr ähnlich - Wie ich - Ähnlich wie ich - Ein wenig wie ich - Nicht wie ich - Ganz und gar nicht wie ich
Soziodemografische Fragen	
Wie alt sind Sie?	<ul style="list-style-type: none"> - 0 - 17 Jahre - 18 - 29 Jahre - 30 - 39 Jahre - 40 - 49 Jahre - 50 - 59 Jahre - 60 - 69 Jahre - 69 - 79 Jahre - 80 Jahre oder älter
Was ist Ihr Geschlecht?	<ul style="list-style-type: none"> - Männlich - Weiblich - Divers
Was ist Ihr höchster Bildungsgrad?	<ul style="list-style-type: none"> - Noch in der Schule, kein Abschluss (bisher) - Mittlerer Schulabschluss - Gymnasial Schulabschluss - Technischer Schulabschluss - Bachelor Abschluss - Master Abschluss - Ph.D. Abschluss - Einen anderen Abschluss
Was ist Ihr Angestelltenverhältnis?	<ul style="list-style-type: none"> - Vollzeitbeschäftigung - Teilzeitbeschäftigung - Lehrling/ Praktikant - Nicht beschäftigt - Student (Schule)

	<ul style="list-style-type: none"> - Student (Universität) - Hausfrau/ -mann - Rentner - Anderes Angestelltenverhältnis
Wie hoch ist Ihr monatliches netto Haushaltseinkommen?	<ul style="list-style-type: none"> - Weniger als 500 € - 500 bis weniger als 900 € - 900 bis weniger als 1500 € - 1500 bis weniger als 2000 € - 2000 bis weniger als 3000 € - 3000 bis weniger als 4000 € - 4000 bis weniger als 5000 € - 5000 bis weniger als 6000 € - 6000 bis weniger als 7000 € - mehr als 7000 €
Wie viele Personen leben in ihrem Haushalt inklusive Ihnen selbst?	<ul style="list-style-type: none"> - eine Person - zwei Personen - drei Personen - vier Personen - fünf Personen - sechs oder mehr Personen
Haben Sie einen Migrationshintergrund?	<ul style="list-style-type: none"> - Ja - Nein

3.2 Explorative Datenanalyse

Ziel der explorativen Datenanalyse war die Visualisierung von unbekanntem, ungefiltertem Datensätzen sowie das Erfassen von Strukturen und Besonderheiten [Hedderich and Sachs, 2018]. Es wurde hierbei die Programmiersprache R verwendet, welche insbesondere für statistische Auswertungen geeignet ist [Hedderich and Sachs, 2018]. Zur Visualisierung der Daten wurde die Bibliothek „ggplot2“ genutzt, welche den Vorteil bietet auch komplexe Datensätze einfach und verständlich darzustellen [Kunstmann, 2016]. Aufgrund des einheitlichen Schemas dieser Programmierbibliothek ist es möglich, erstellte Plots in wenigen Schritten anzupassen und abzuändern [Kunstmann, 2016]. Bei der Erstellung der Plots wurden zusätzlich lückenhafte Datensätze entfernt, um eine Verzerrung der Daten zu vermeiden. Als Grundlage der Analyse wurden außerdem Nutzer und Nichtnutzer nach dem Modell zwei, wie bereits zuvor erläutert, klassifiziert, um vergleichbare Ergebnisse während der gesamten statistischen Auswertung zu garantieren. Das Vorgehen, welches bei der Auswahl des Modells verwendet wurde, wird im nachfolgenden Kapitel 4 definiert und erläutert. Zur Visualisierung der Zusammenhänge zwischen den Nutzern und Nichtnutzern bestimmter Verkehrsmittel wurden Plots zu den jeweiligen soziodemografischen, psychografischen, verhaltens- sowie einstellungsbezogenen Parametern erstellt. Dabei wurden die Grafiken jeweils für Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilnutzer und Nichtnutzer erstellt.

3.3 Filtration und Klassifikation der Daten

Im Anschluss an die Trends, welche im Zuge der explorativen Datenanalyse beobachtet werden konnten, wurden die jeweiligen Parameter der Umfrage gefiltert, klassifiziert und zusammengefasst. Die neue Filtration und Klassifikation der Daten wurde für die Kategorien Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilnutzer und Nichtnutzer verwendet. Hierzu wurden aussagekräftige Daten herausgefiltert und ähnliche Antworten zusammengefasst, um im Zuge der Analyse Aussagen treffen zu können. Dabei wurden die soziodemografischen und verhaltensbezogenen Parameter abhängig von deren Verteilung in verschiedene Klassen zusammengefasst, um die Vielzahl kleinerer Klassen in größere übergeordnete Klassen zu gruppieren. Die psychografischen und einstellungsbezogenen Parameter hingegen wurden in numerische Klassen eingeteilt. Dabei wurden

die Antwortmöglichkeiten auf eine numerische Skala projiziert, um die Tests zur Bestimmung der Signifikanzen vorzubereiten.

3.4 Signifikanztests

Im Anschluss an die explorative Datenanalyse wurden diverse Tests durchgeführt, um signifikante Variablen zu bestimmen und Auffälligkeiten in der Visualisierung zu überprüfen und zu bestätigen. Dabei wurde zur Ermittlung der Signifikanz der exakte Test nach Fisher [Sprenst, 2011], der Wilcoxon Test [Rey and Neuhäuser, 2011] und der Kruskal-Wallis Test [Kruskal and Wallis, 1952] zur Berücksichtigung der verschiedenen Eingangswerte verwendet. Generell werden zur Überprüfung von Hypothesen bestimmte Tests eingesetzt [Hedderich and Sachs, 2018]. Durch das Ergebnis der Tests können Rückschlüsse auf die Korrektheit der Hypothese gezogen werden [Hedderich and Sachs, 2018]. Zur Bestätigung der Hypothese wird dabei in der Regel die Gegenhypothese bzw. Nullhypothese H_0 aufgestellt und versucht diese zu widerlegen [Hedderich and Sachs, 2018]. Bei der Nullhypothese H_0 wird davon ausgegangen, dass Nutzer und Nichtnutzer von bestimmten Verkehrsmitteln unabhängig von dem getesteten Parameter sind. Im Gegenzug wird bei der Hypothese H_1 angenommen, dass eine Abhängigkeit der Nutzer und Nichtnutzer zu dem getesteten Parameter besteht, welcher somit signifikant ist. Damit die Nullhypothese H_0 abgelehnt wird und somit das Eintreten der Ursprungshypothese H_1 bestätigt werden kann, muss die Nullhypothese das Signifikanzniveau $\alpha < 5\%$ erreichen [Hedderich and Sachs, 2018]. Dies sagt aus, dass die Nullhypothese mit einer Wahrscheinlichkeit kleiner 5% eintritt, und somit abzulehnen ist, wobei der getestete Parameter als umso signifikanter gilt, je kleiner die Eintrittswahrscheinlichkeit für H_0 ist [Sprenst, 2011].

Der exakte Test nach Fisher bestimmt das kleinste Signifikanzniveau, welches auch als P-Wert ausgedrückt werden kann und als Grundlage zur Ablehnung oder Akzeptanz der Nullhypothese dient [Hedderich and Sachs, 2018]. Mathematische Grundlage dieses Testes ist eine vier Felder Tafel, siehe Tabelle 3.3, welche die verschiedenen Merkmalskombinationen darstellt. Darauf aufbauend kann die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der Nullhypothese H_0 berechnet werden [Hedderich and Sachs, 2018]. Voraussetzung für diesen Test ist, dass die Zielvariable binär ist. Die Berechnung der hypergeometrischen Wahrscheinlichkeit lässt sich somit mit der Formel (I) ausdrücken [Sprenst, 2011].

$$P = \frac{(a+b)!(c+d)!(b+d)!}{n!} \quad (I)$$

Tabelle 3.3: Vier Felder Tafel (eigene Darstellung)

		Parameter 2		Bsp. Geschlecht	Zeilensumme
		Weiblich	Männlich		
Parameter 1 Bsp. Nutzertyp	Nutzer	a	b		a+b
	Nichtnutzer	c	d		c+d
	Spaltensumme	a+c	b+d		n

Ein weiterer Test zur Bestimmung der Signifikanz ist der nicht parametrische Wilcoxon-Rangsummentest, welcher von zwei unabhängigen Gruppen ausgeht und diese miteinander vergleicht, um damit die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der Nullhypothese zu berechnen [Rey and Neuhäuser, 2011][Wilcoxon, 1945]. Somit unterteilt dieser Test den Input der Antwortmöglichkeiten eines bestimmten Parameters (Beispiel: psychografischer Parameter), entsprechend der Gruppierung, welche im Rahmen dieser Bachelorarbeit die Unterscheidung zwischen Nutzer und Nichtnutzer ist [Fahrmeir et al., 2016]. Im Anschluss daran wird der niedrigste Parameterwert in den beiden

Gruppen gesucht und diesem der kleinsten Rang zugewiesen [Wilcoxon, 1945]. Dieses Vorgehen wird für die gesamte Stichprobe aufsteigend wiederholt, bis jedem Wert ein Rang zugewiesen wurde [Wilcoxon, 1945]. Falls gleiche Werte in dem Datensatz enthalten sind, wird hierfür die Summe der jeweiligen zu vergebenden Ränge gebildet und gemittelt [Fahrmeir et al., 2016]. Nach Vergabe der Ränge werden für die jeweiligen Populationen die Rangsummen berechnet [Fahrmeir et al., 2016]. Im Anschluss kann der P-Wert für die Nullhypothese H_0 berechnet werden, welcher im Rahmen dieser Auswertung die Unabhängigkeit des Nutzertyps von einem Parameter entspricht. Der Berechnung liegt dabei folgende Formel (II) zugrunde [Fahrmeir et al., 2016].

$$P(T_w = r) = \frac{F_p(r = \binom{n}{2}, n, m + 1)}{\binom{n+m}{n}} \quad (II)$$

r : Rangsumme der jeweiligen Populationsgruppe (Bsp. Nutzertyp)

n : Größe der Population X (Bsp. Nutzer)

m : Größe der Population Y (Bsp. Nichtnutzer)

$F_p(x,y,z)$: Gibt die Anzahl an Rangkombinationen an, um auf die Rangsumme r zu kommen.

T_w : Testwert

Ist die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der Nullhypothese H_0 (siehe Formel II) kleiner als das definierte Signifikanzniveau 5 % kann die Nullhypothese widerlegt und folglich die Hypothese H_1 angenommen werden [Fahrmeir et al., 2016]. Es kann somit davon ausgegangen werden, dass der jeweilige Parameter und der Nutzertyp abhängig voneinander sind und es sich, um einen signifikanten Parameter zur Beschreibung des Nutzertyps handelt [Fahrmeir et al., 2016].

Ein Weiterer Test zur Bestimmung der Signifikanz von Parametern ist der Kruskal-Wallis Test, welcher bei nicht normalverteilten Parametern eingesetzt wird [Kruskal and Wallis, 1952]. Es handelt sich hierbei ebenfalls wie bei dem Wilcoxon Test um einen Rangsummentest zur Überprüfung der Tendenz, in diesem Fall jedoch für mehr als zwei unabhängige Gruppen [Dalgaard, 2008]. Somit kann beispielsweise mit Hilfe der Gruppe zur Verkehrsmittelwahl zwischen Bike Sharing Nutzern, Shared E-Scooter Nutzern sowie gemeinsamen Nutzern von Shared Bikes und E-Scootern und Nichtnutzer unterschieden werden. Ein weiteres Merkmal bei diesem Test ist, dass die Gruppen nicht dieselbe Größe aufweisen müssen [Dalgaard, 2008]. Die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der Nullhypothese H_0 wird mittels des Kruskal-Wallis Tests durch die Formel (III) ausgedrückt, wobei die Rangsummen mit R_i bezeichnet werden [Kruskal and Wallis, 1952].

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{i=1}^c \frac{R_i^2}{n_i} - 3(N+1) \quad (III)$$

H : Prüfgröße

C : Anzahl an Stichproben

n_i : Anzahl an Beobachtungen in der i -ten Stichprobe

N : Summe von n_i und damit die Anzahl der Beobachtungen in allen Stichproben

R_i : Rangsumme in der i -ten Stichprobe

Da bei großem Stichprobenumfang die Prüfgröße H Chi-Quadrat-verteilt ist, wird im Anschluss daran der berechnete H -Wert mit dem H -Wert aus der Chi-Quadrat Tabelle verglichen [Dodge, 2008]. Ist bei diesem Abgleich der H -Wert, welcher mit der Formel (III) bestimmt wurde, größer als der Wert der Chi-Quadrat-Tabelle, kann die Nullhypothese widerlegt und die Signifikanz der Hypothese nachgewiesen werden [Dodge, 2008]. Je nach Parametereigenschaft wurden die verschiedenen Tests zur Bestimmung der Signifikanz angewendet, um entsprechend signifikante Variablen zu identifizieren. Nähere Erläuterungen zu der Auswahl der Tests für die jeweiligen Parameter finden sich im Kapitel 4.

3.5 Modelle

Die signifikanten Variablen, welche mit Hilfe der verschiedenen Tests ermittelt wurden, dienen als Grundlage für das Trainieren entsprechender Modelle. Eingesetzt wurde hierbei das logistische Regressionsmodell (LOGIT-Modell) [Agresti, 2019] sowie das Naive Bayes Modell [Janssen and Laatz, 2017]. Ziel ist es mit Hilfe der signifikanten Eigenschaften, eine Klassifizierung der Nutzer von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilen zu erreichen. Somit können für die jeweiligen Nutzer dieser Mobilitätssysteme mittels der Modelle Nutzerprofile erstellt und Vorhersagen bezüglich potentieller Nutzer und Nichtnutzer getroffen werden.

Hierzu wurde der ursprüngliche Datensatz in Trainings- und Testdaten zufällig aufgeteilt. Es wurden anschließend die verschiedenen Modelle mit dem Trainingsdatensatz erstellt. Es wurden jeweils Modelle mit den signifikanten Parametern für soziodemografischen, psychografischen, verhaltens- und einstellungsbezogenen Klassen und den Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer erstellt. Die trainierten Modelle wurden anschließend dafür verwendet um Nutzer und Nichtnutzer der verschiedenen Systeme zu klassifizieren. Dazu wurde eine Konfusionsmatrix gebildet, welche mit einem unbekanntem Testdatensatz erstellt wurde. Auf Basis der Konfusionsmatrix wurde die Genauigkeit der jeweiligen Modelle berechnet. Bei der Auswertung der Modelle wird in dieser Arbeit aufgrund des geringen Trainingsumfangs eine Genauigkeit von größer 70% als ausreichend gut befunden. Um eine aussagekräftige Genauigkeit zu erhalten wurde die Genauigkeit für 10 verschiedene, zufällig gewählte Testdatensätze berechnet. Der Mittelwert dieser Genauigkeiten wurde anschließend für die jeweiligen Modelle bestimmt. Die guten Modelle geben letztlich Auskünfte über Nutzerprofile von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätssystemen.

Es wurden zu Beginn logistische Regressionsmodelle für Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer mit den jeweiligen signifikanten Parametern erstellt. Des Weiteren wurden Modelle, welche alle signifikanten Parameter enthalten, für Bike Sharing, Shared E-Scooter sowie Mikromobilitätssysteme gebildet. Da die Klassifizierung der Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer hingegen vier verschiedene Kategorien beinhaltet, wurden in diesem Fall Naive Bayes Modelle für die jeweiligen signifikanten Parameter erstellt, da das logistische Regressionsmodell nur für eine binäre Variable trainiert werden kann. Anwendung findet das LOGIT-Modell zur Überprüfung von Zusammenhängen zwischen verschiedenen Variablen. Dabei handelt es sich um einen Vergleich von unabhängigen signifikanten mit abhängigen, binären Variablen und ermöglicht somit eine Klassifizierung [Agresti, 2019].

Die Vorteile des Modells bestehen darin, dass es einfach zu implementieren ist, eine hohe Aussagekraft hat sowie auch bei großen Datensätzen eingesetzt werden kann [Trueck and Rachev, 2009]. Gleichzeitig sorgt dieses Modell auch bei einer Vielzahl an unabhängigen signifikanten Variablen für eine hohe Genauigkeit [Trueck and Rachev, 2009]. Im Gegenzug dazu hängt es jedoch stark von der Datenqualität ab und davon, wie eindeutig die Bestimmung der signifikanten Variablen ausfällt [Trueck and Rachev, 2009]. Ein weiteres Problem ist das vergleichsweise leichte overfitten und das damit zu starke Anpassen auf die Trainingsdaten [Trueck and Rachev, 2009].

Das LOGIT-Modell kann mit Hilfe von verschiedenen untereinander unabhängigen, signifikanten Variablen durch Modellierung darauf schließen mit welcher Wahrscheinlichkeit die Werte der Binärvariablen eintreten können und wird mittels Formel (IV) bestimmt [Agresti, 2019]. Anhand dieser Wahrscheinlichkeit lassen sich die Eingabedaten entsprechend klassifizieren und damit in diesem Beispiel Nutzer und Nichtnutzer vorhersagen. Dies dient dem Ziel die Korrelation zwischen Nutzergruppe und Nutzereigenschaft zu bestimmen. So kann die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der binären Variable für die, in der Auswertung angewandte multiple logistische Regression, mit der Formel (V) beschrieben werden [Agresti, 2019].

$$\text{logit}(p(x)) = \log\left(\frac{p(x)}{1-p(x)}\right) = \alpha + \beta x \quad (IV)$$

$$\text{logit}[P(B)] = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (V)$$

$p(x)$: Wahrscheinlichkeit für das Eintreten von x

β_p : Beschreibt die Zu- bzw. Abnahme der Sigmoid-Kurve für den jeweiligen Parameter p

x_p : Werte der jeweiligen signifikanten Variablen (Bsp. signifikante soziodemografische Parameter)

α : Verschiebung der Sigmoid-Kurve

$P(B)$: Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der binären Variable (Bsp. Nutzertyp)

Für die Modellierung und Vorhersage wurde der Datensatz, wie bereits beschrieben, in 70 % Trainings- und 30 % Testdaten unterteilt. Somit wurden die Trainingsdaten für das Erstellen der Modelle eingesetzt und die Testdaten zur Ermittlung der Genauigkeit des jeweiligen Modells genutzt. Die Genauigkeit des erzeugten Modelles lässt sich damit über eine Konfusionsmatrix (siehe Abbildung 3.4) ermitteln. So lässt sich aus der Matrix die Anzahl der richtig vorhergesagten Binärvariablen ablesen und darüber die prozentuale Genauigkeit berechnen.

Tabelle 3.4: Konfusionsmatrix (eigene Darstellung)

	Vorhergesagte Nutzer	Vorhergesagte Nichtnutzer
Nutzer	Anzahl korrekter Vorhersagen	Anzahl falscher Vorhersagen
Nichtnutzer	Anzahl falscher Vorhersagen	Anzahl korrekter Vorhersagen

Aus den Einträgen der Konfusionsmatrix lässt sich die Genauigkeit des Modells mit der Formel (VI) ermitteln.

$$\text{Genauigkeit} = \frac{\text{Anzahl korrekter Vorhersagen}}{\text{Gesamte Anzahl Vorhersagen}} \quad (VI)$$

Abgesehen von der Bestimmung der Genauigkeit des LOGIT Modells, zur Einschätzung der Güte eines Modells, kann auch der AIC (Akaike Information Criterion) der jeweiligen Modelle verglichen werden [Akaike, 1998]. Dieses Informationskriterium dient als Vergleichswert, um Modelle mit demselben Aussageziel miteinander vergleichen zu können [Akaike, 1998]. Dabei ist dieser Wert jedoch nicht als alleiniges Gütemerkmal zu verwenden [Akaike, 1998]. So wird beim Vergleich der Modelle das Modell mit den niedrigeren AIC Wert bevorzugt [Akaike, 1998].

Ein weiteres Modell, welches insbesondere bei einer geringen Anzahl an Datensätzen eingesetzt wird, ist das Naive Bayes Modell [Kruse et al., 2015]. Vorteil dieses Modells ist seine Stabilität der Klassifikation bei kleinen Datensätzen sowie wenigen unabhängigen Parametern. Zudem ist dieses Modell vergleichsweise unempfindlich gegenüber fehlenden Daten und kann mit einem einfachen Algorithmus erstellt werden [Berrar, 2019]. Nachteilig ist, dass das Modell keine gute Klassifizierungen bei große Datensätze sowie einer Vielzahl von unabhängigen Attributen zulässt [Berrar, 2019].

Das Naive Bayes Modell berechnet damit für jedes Attribut die bedingte Wahrscheinlichkeit und setzt voraus, dass alle Attribute bedingt unabhängig sind. Grundlage hierfür ist der Satz von Bayes mit welchem sich die bedingte Wahrscheinlichkeit zweier Ereignisse, beispielsweise A und B, ausdrücken lässt. Es beschreibt außerdem den Zusammenhang zwischen der Wahrscheinlichkeit

für das Eintreten des Ereignisses B unter der Bedingung, dass das Ereignis A bereits eingetreten ist ($P(B|A)$), sowie der Wahrscheinlichkeit für das Eintreten des Ereignisses A unter der Voraussetzung, dass das Ereignis B bereits eingetreten ist ($P(A|B)$) [Janssen and Laatz, 2017]. Der Satz von Bayes kann folglich durch die Formel (VII) ausgedrückt werden [Janssen and Laatz, 2017]. Im Rahmen dieser Bachelorarbeit bestimmt das Naive Bayes Modell für die Klassen Nutzer und Nichtnutzer die bedingte Wahrscheinlichkeit der jeweiligen signifikanten Parameter [Janssen and Laatz, 2017]. Anhand dessen lässt sich überprüfen und bestätigen, welche Parameter die Eigenschaften der Nutzer ausmachen [Janssen and Laatz, 2017].

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B)} \quad (VIII)$$

$P(A_i|B)$: Wahrscheinlichkeit für das Eintreten, der voneinander unabhängigen Ereignisse A_i , unter der Bedingung, dass das Ereignis B eingetreten ist.

$P(B|A_i)$: Wahrscheinlichkeit für das Eintreten des Ereignisses B unter der Bedingung, dass die voneinander unabhängigen Ereignisse A_i eingetreten ist.

$P(A_i)$: Wahrscheinlichkeit für die voneinander unabhängigen Ereignisse A_i

$P(B)$: Wahrscheinlichkeit für das Ereignis B

Hier wurde, wie bei dem logistischen Regressionsmodell, eine Aufteilung des Datensatzes in Trainings- und Testdaten im Verhältnis von 70/30 festgelegt. Die Bestimmung der Genauigkeit des Modells erfolgte ebenfalls über die Konfusionsmatrix (siehe Tabelle 3.4). Im Unterschied zum LOGIT-Modell kann diese jedoch mehr als zwei Dimensionen aufweisen. Die Berechnung der Genauigkeit wird anschließend ebenfalls mit der Formel (VI) bestimmt.

Kapitel 4

Ergebnisse

Dieses Kapitel zeigt die Ergebnisse, welche mit Hilfe der in Kapitel 3 angegebenen Methodik ermittelt werden konnten. Zu Beginn werden Plots dargestellt, welche Auffälligkeiten aufweisen, um darauf aufbauend Charakteristiken von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Nutzern von Mikromobilen zu ermitteln. Im Anschluss werden die signifikanten Parameter für die jeweiligen Nutzer, welche im Zuge der geeigneten Signifikanztests bestätigt wurden, dargestellt. Diese dienen zur Erstellung der verschiedenen LOGIT und Naive Bayes Modelle, welche für die Nutzer von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern mit den jeweiligen signifikanten Parametern trainiert werden. Im Zuge der Ermittlung der Genauigkeit der einzelnen Modelle kann bestimmt werden, welche Modelle gute Vorhersagen bezüglich der Nutzer und Nichtnutzer treffen. Abschließend werden die Nutzerprofile der für gut befundenen Modelle vorgestellt.

4.1 Explorative Datenanalyse

Das bereits beschriebene Modell 2, wurde im Rahmen der Datenauswertung für die Klassifizierung von Bike Sharing, Shared E-Scooter sowie Mikromobil Nutzer und Nichtnutzer verwendet. Es ergab sich hierbei ein Bike Sharing Nutzeranteil von 43,6 % und ein Shared E-Scooter Nutzeranteil von nur 19,6 %. Wie bereits im Kapitel 3 erläutert, gliedert sich die Erhebung, auf deren Grundlage die Datenauswertung erstellt wurde, in soziodemografische, psychografische, verhaltens- sowie einstellungsbezogene Parameter, die der Analyse der Merkmale und Eigenschaften der Nutzer von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern dienen.

4.1.1 Bike Sharing

Ausgehend von den soziodemografischen Parametern für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer konnten mit Hilfe der graphischen Darstellung folgende Auffälligkeiten bei den Nutzern festgestellt werden. Die Mehrheit der männlichen Befragten, 65,9 %, gaben dabei an, dass sie Bike Sharing Systeme nutzen (siehe Abbildung 4.1).

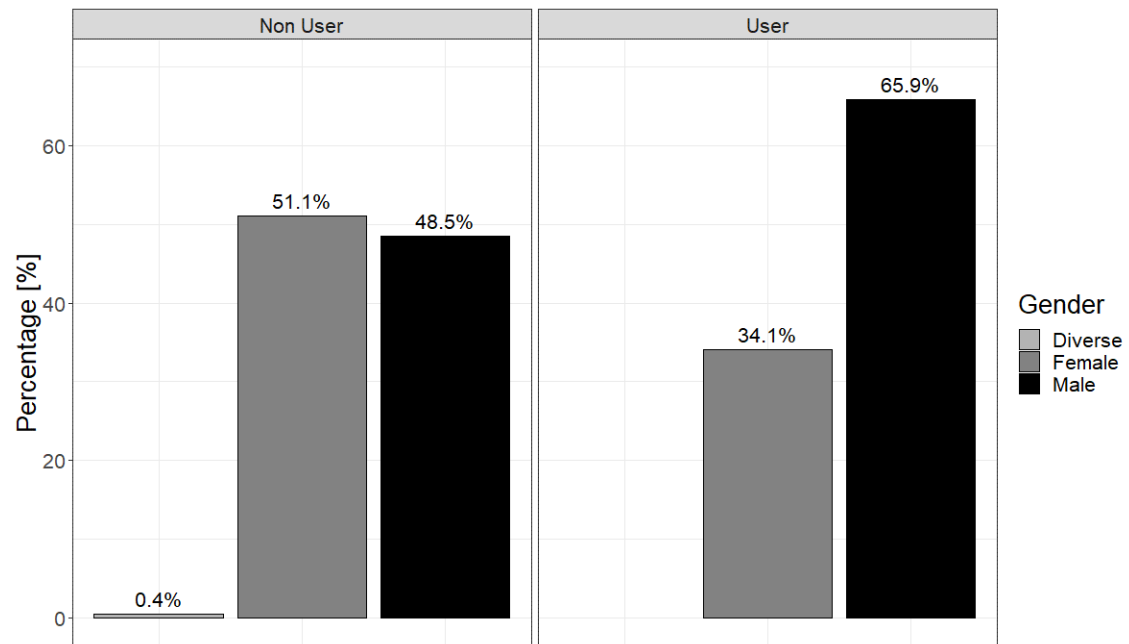


Abbildung 4.1: Darstellung der Geschlechterverhältnisse der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Darüber hinaus wurde festgestellt, dass Bike Sharing Systeme vor allem unter jungen Menschen genutzt werden. So gaben beispielsweise 78,6 % der Bike Sharing Benutzer an, dass sie derzeit zwischen 18 und 39 Jahre alt sind (siehe Abbildung 4.2). Gleichzeitig ist jedoch zu beobachten, dass unter den Teilnehmern der Umfrage im Allgemeinen ein hoher Anteil junger Personen in der Altersgruppe der 18- bis 39-Jährigen zu finden ist, der mit 70,8 % den größten Anteil ausmacht.

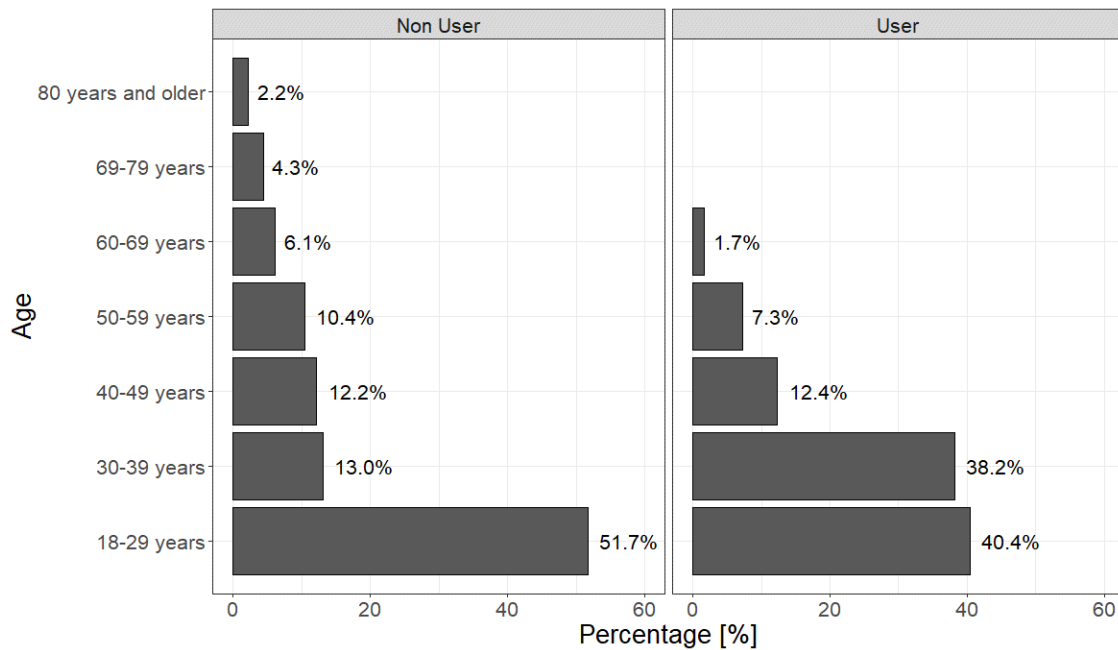


Abbildung 4.2: Visualisierung der Altersstruktur der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Die Erhebung repräsentiert außerdem das gesamte Spektrum der Einkommensverhältnisse, was für die Charakterisierung von Bike Sharing Nutzern von Vorteil ist. Die Darstellung des Nettoeinkommens des jeweiligen Haushaltes zeigt, dass 43,5 % der Nutzer von Shared Bikes über ein durchschnittliches Nettoeinkommen zwischen 1500 € und 4000 € verfügt. Der größte Teil der Nichtnutzer (41,6 %) hingegen gab an, ein geringes Einkommen von < 500 € bis 1500 € zu erhalten, wie aus Abbildung 4.3 hervorgeht.

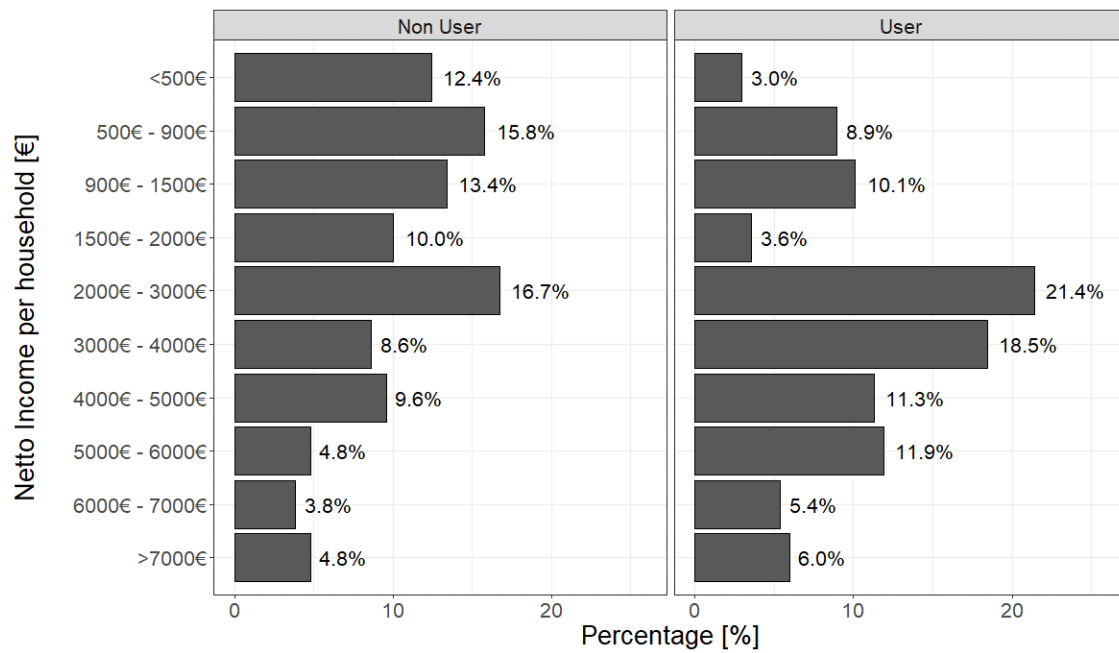


Abbildung 4.3: Darstellung der Nettoeinkommensverhältnisse pro Haushalt der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Gleichzeitig zeigen die Plots, dass die Mehrheit der Nutzer von Bike Sharing Systemen derzeit in einem Ein- oder Zwei-Personen-Haushalt lebt. Dies wurde von 68,4 % der Nutzer berichtet, von denen 40,7 % mit einer anderen Person zusammenleben. Im Allgemeinen gab die Mehrheit der Befragten an, derzeit in einem Ein- bis Zweipersonenhaushalt zu leben. Ein weiterer soziodemografischer Parameter, welcher Bestandteil der Erhebung war, ist die Frage nach dem Bildungsgrad. 87 % der Bike Sharing Nutzer gaben an über einen Hochschulabschluss zu verfügen, wobei 55,6 % davon einen Masterabschluss besitzen, wie Abbildung 4.4 zeigt.

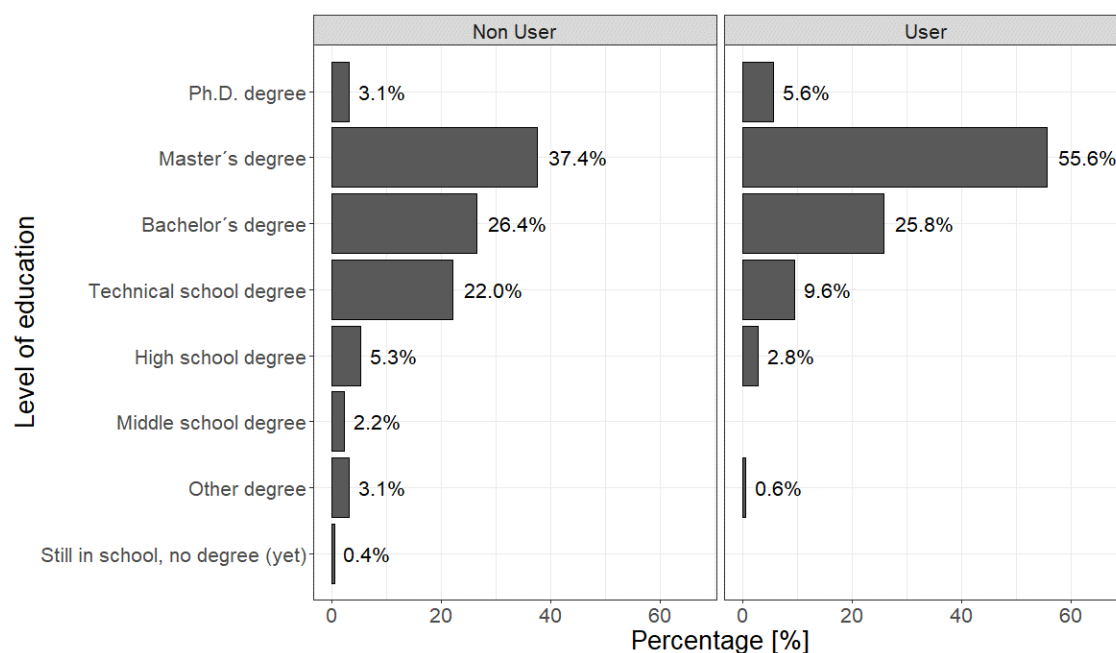


Abbildung 4.4: Visualisierung des höchsten Bildungsgrades der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Bei der Frage nach dem Arbeitsverhältnis wurde festgestellt, dass die Mehrheit Shared Bike Nutzer, mit 55,9 %, zum Zeitpunkt der Befragung einer Vollzeitbeschäftigung nachgingen. An zweiter Stelle reihen sich die Studenten mit einem Anteil von 27,1 % bei den Nutzern von Bike Sharing Systemen und 38,4 % unter den Nichtnutzern ein.

Zur weiteren Untersuchung der Merkmale der Bike Sharing Nutzer wurden Plots mit den psychografischen Parametern erzeugt um einen tieferen Einblick über die charakterprägenden Merkmale der Nutzer zu gewinnen. Zu diesem Zweck enthält die Befragung 21 verschiedene Aussagen, welche von den Teilnehmern zu bewerten waren. Für jede dieser Stellungnahmen konnten diese angeben, inwieweit die jeweilige Aussage auf diese zutreffend sind (siehe Tabelle 3.2). Im Zusammenhang mit den Plots konnten dabei Anomalien in fünf verschiedenen Aussagen beobachtet werden, die im Folgenden näher erläutert sind. Unter den Nutzern von Bike Sharing Systemen waren sich nahezu alle einig, dass sie die Gleichberechtigung aller Menschen für wichtig erachten (97,8 %). Im Vergleich gaben 47,5 % der Nutzer an, dies für besonders wichtig zu halten, während nur 32,6 % der Nichtnutzer dieselbe Einstellung dazu teilen, wie in Abbildung 4.5 verdeutlicht wird.

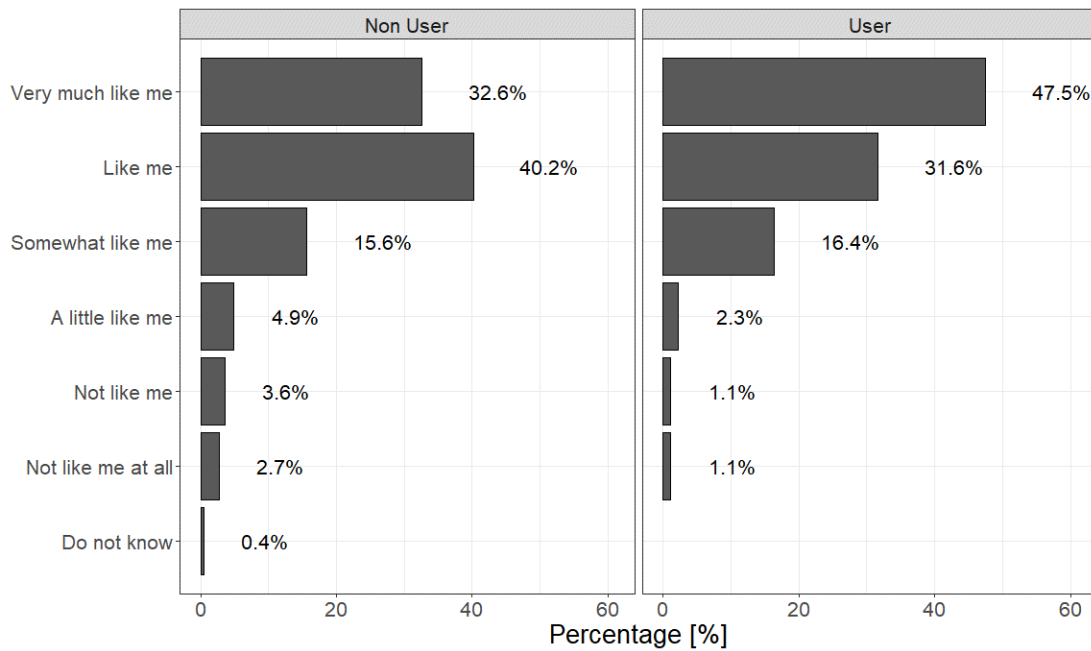


Abbildung 4.5: Darstellung des Gleichberechtigungsempfindens der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Bike Sharing Nutzer empfinden es in gewisser Art und Weise wichtig, sich in einer sicheren Umgebung aufzuhalten, was von 56,1 % entsprechend bestätigt wurde. Gleichzeitig gaben in der Befragung nur 3,4 % der Shared Bike Nutzer an, dass sie dies für sehr wichtig halten, dies aber nicht als absolute Priorität ansehen. Ein weiterer Faktor, welcher Teil der Befragung war, ist die Bedeutung eines starken, schützenden Staates für die Teilnehmer der Umfrage. 42,9 % der Nutzer von Bike Sharing Systemen gaben an, dies in gewisser Weise als wichtig zu erachten, während 27,4 % diesem psychografischen Parameter keine Wichtigkeit zuweisen. Generell lässt sich sagen, dass den Nichtnutzern von Bike Sharing Systemen mit 36,3 % ein starker Staat wichtig bis sehr wichtig und sich damit, wie Abbildung 4.6 zeigt, von den Nutzern abhebt.

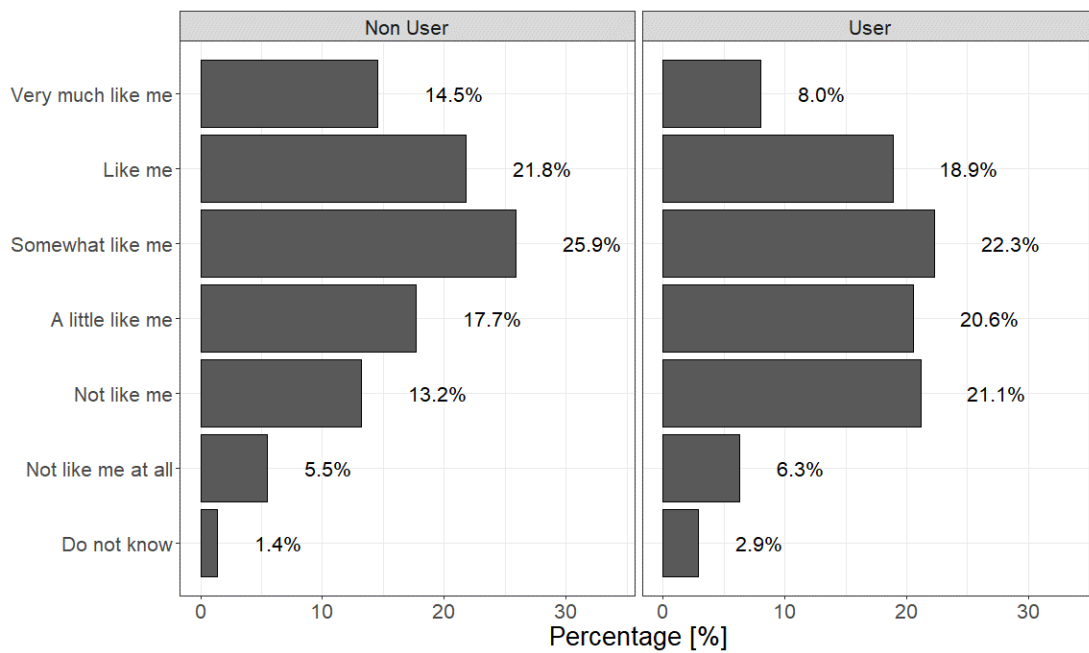


Abbildung 4.6: Visualisierung der Bedeutsamkeit eines starken Staates für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Das Traditionsbewusstsein war ebenfalls Teil der Umfrage. Lediglich 9,6 % der Benutzer identifizieren sich mit traditionellen Werten und die Mehrheit der Nutzer dieser Umfrage mit 50,8 % gaben an keiner traditionellen Lebensweise zu folgen.

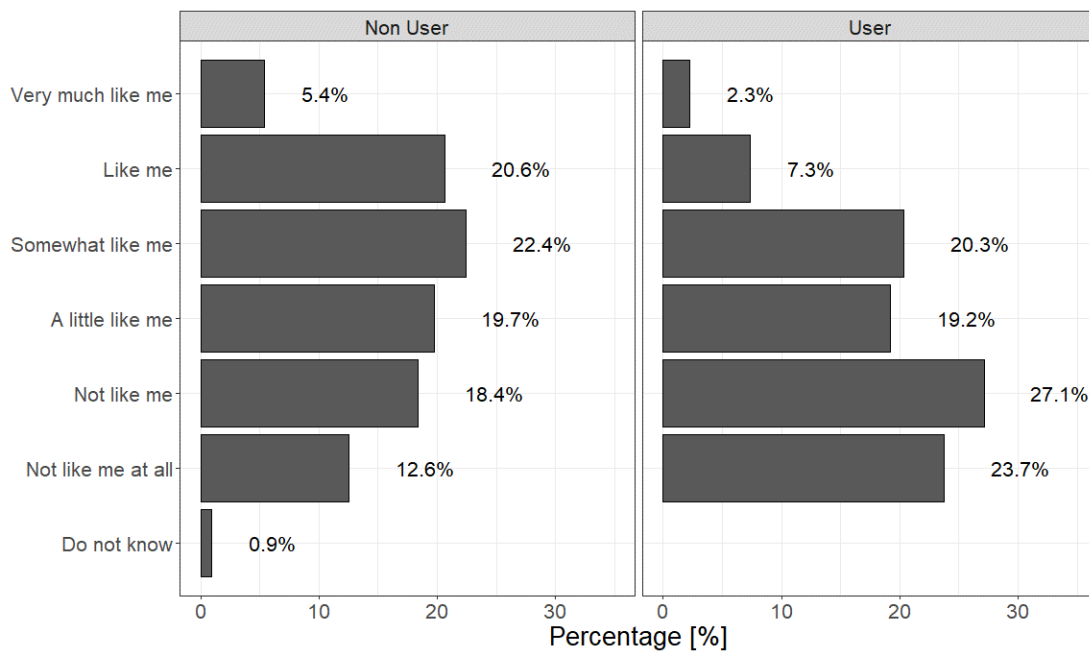


Abbildung 4.7: Darstellung des Traditionsbewusstseins der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer

Die Mehrzahl (50,9 %) der in der Untersuchung identifizierten Nutzer von Shared Bikes gab zudem an, dass sie in gewisser Hinsicht abenteuerlustig seien. Unter den Benutzern gaben außerdem 28,2 % an, dass diese Eigenschaft ihren Charakter definitiv beeinflusst.

In der Umfrage wurden die Teilnehmer nach ihrer Einstellung und ihrem Empfinden gegenüber Bike Sharing Systemen, dem privaten Fahrrad, dem öffentlichen Verkehr sowie dem privaten Auto gefragt (siehe Tabelle 3.2). Ziel dieser Fragen war es einen intensiven Einblick hinsichtlich der Einstellung der Befragten bezüglich diverser Verkehrsmittel zu erhalten. Diese Informationen können anschließend gezielt verwendet werden, um geeignete Alternativen sowie Einblicke zu den derzeit genutzten Verkehrsmitteln zu erhalten.

Die grafische Visualisierung dieser Parameter ergab, dass Nutzer von Shared Bikes vor allem das private Fahrrad mit positiven Effekten assoziieren. So gaben beispielsweise 88,1 % der Nutzer an, dass sie das eigene Fahrrad als bequemes Transportmittel empfinden und zugleich keiner der Nutzer es als unbequem empfand. Abgesehen vom Komfort empfinden 48,0 % der Bike Sharing Nutzer das private Fahrrad als ein entspanntes Verkehrsmittel, während nur 33,5 % der Nichtnutzer diese Einstellung teilen. Ein zusätzlicher positiver Effekt, den das Fahrrad für die Befragten hat, ist der Spaßfaktor. So empfinden beispielsweise 70,5 % der Shared Bike Nutzer das Radfahren als Vergnügen, wie Abbildung 4.8 zeigt.

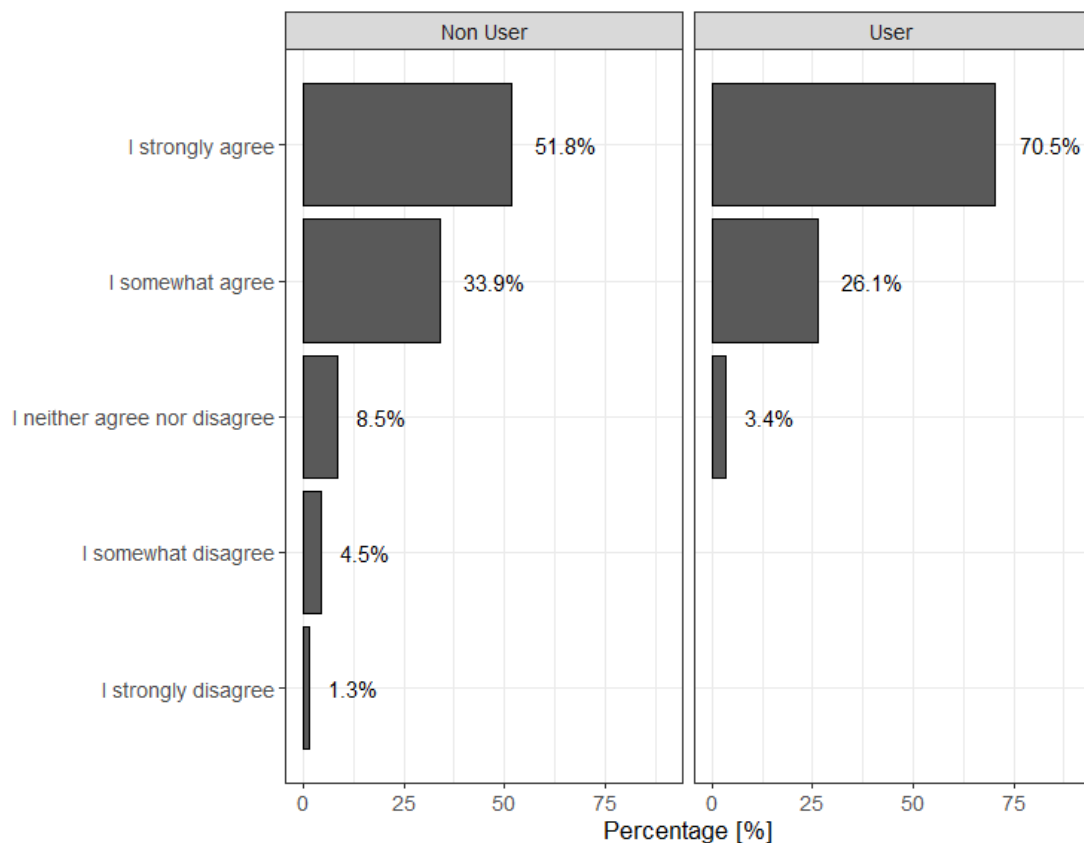


Abbildung 4.8: Visualisierung der Empfindung des Spaßfaktors der Nutzung des privaten Fahrrads für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Neben den Auffälligkeiten in Bezug auf die Einstellung der Nutzer von Bike Sharing Systemen zu privaten Fahrrädern, zeigen die Plots auch einige Besonderheiten in der Meinung der Nutzer zur

Benutzung des privaten Pkws als Verkehrsmittel. Dabei zeigte die Umfrage, dass nur die Minderheit der Nutzer von Shared Bikes mit 27,3 % das Autofahren als bequemes Fortbewegungsmittel betrachten, wohingegen 44,9 % der Nichtnutzer dem Auto Bequemlichkeitsvorteile zuschreiben. Auch empfinden 44,6 % der Nutzer von Bike Sharing Systemen das Autofahren eher nicht als entspannend, was in Abbildung 4.9 dargestellt wird.

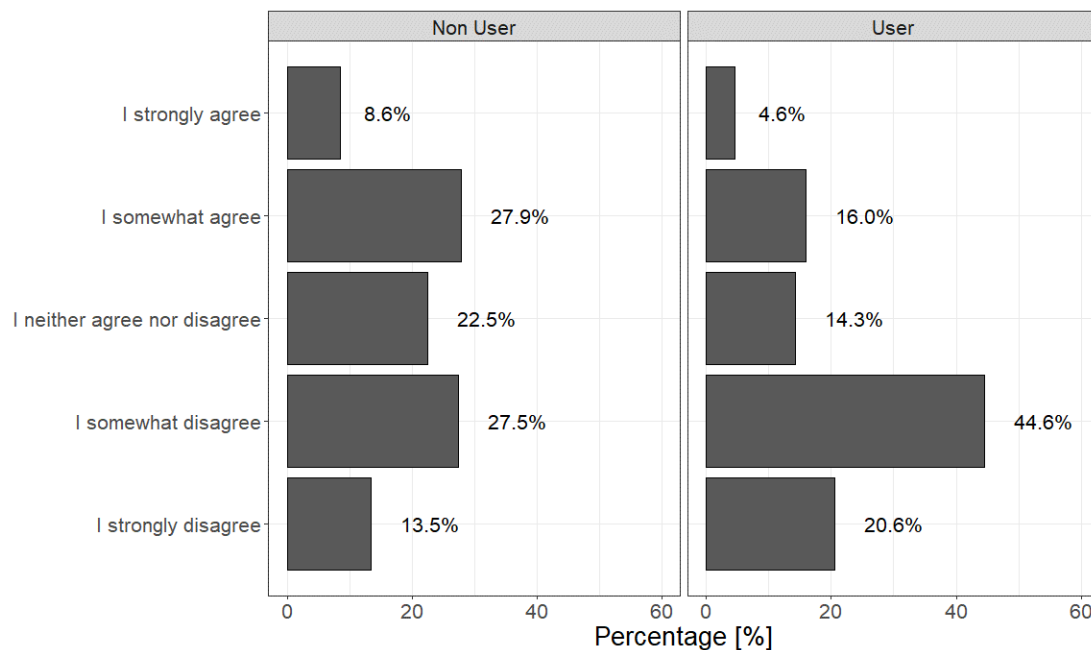


Abbildung 4.9: Darstellung der Empfindung des Autofahrens als Entspannung für Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Des Weiteren lässt sich bei der Betrachtung der Einstellung der Nutzer und Nichtnutzer von Bike Sharing Systemen feststellen, dass die Mehrheit der Nichtnutzer mit 51,1 % in gewisser Weise Spaß am Auto fahren hat, wohingegen nur 41,6 % der Nutzer dies von sich behaupten. Um abschließend einen Einblick über die Nutzungsweise verschiedener Verkehrsmittel zu erhalten, wurden den Teilnehmern der Befragung diverse Fragen bezüglich ihres Nutzerverhaltens gestellt (siehe Tabelle 3.2). Dabei konnten die Teilnehmer angeben mit welcher Häufigkeit Sie unterschiedliche Verkehrsmittel, wie beispielsweise das eigene Auto oder das private Fahrrad, nutzen. Mit Hilfe der Grafiken konnte ermittelt werden, welche Verkehrsmittel im Alltag der Bike Sharing Nutzer zum Einsatz kommen. So gaben beispielsweise 63,6 % der Nutzer von Bike Sharing Systemen an, bereits ein Shared Car genutzt zu haben. Allerdings zeigte sich auch, dass für die Mehrheit (68,3 %) der Shared Bike Nutzer das Shared Car nicht regelmäßig zum Einsatz kommt, wie Abbildung 4.10 zeigt.

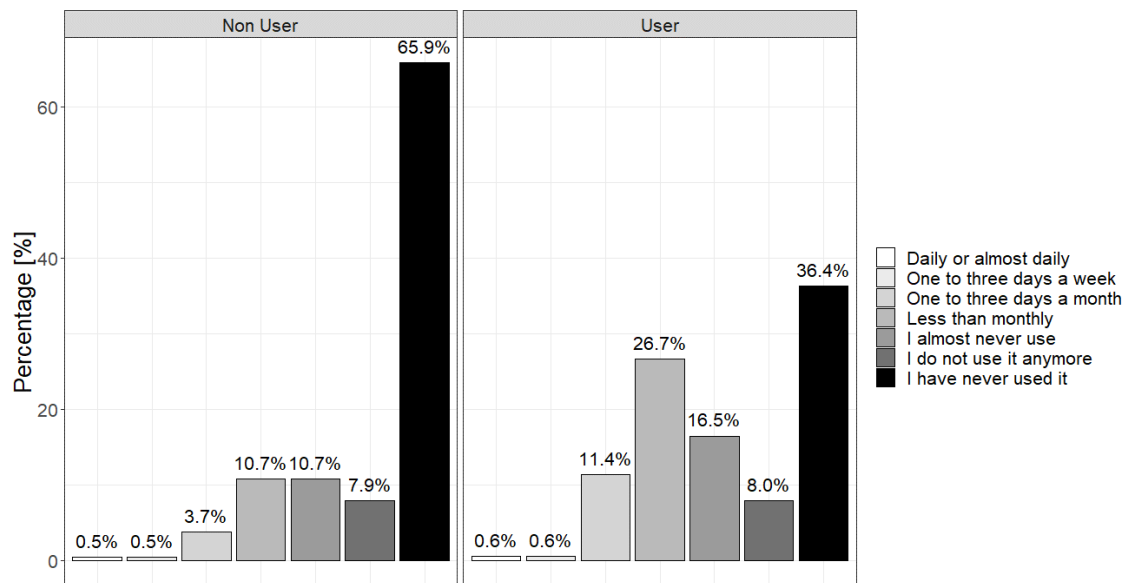


Abbildung 4.10: Visualisierung der Häufigkeit der Nutzung von Shared Cars von Nutzern und Nichtnutzern von Bike Sharing Systemen (eigene Darstellung)

Es konnte auch gezeigt werden, dass 36 % der Bike Sharing Nutzer bereits ein Shared E-Scooter benutzt haben, wohingegen dies gerade einmal 13 % der Nichtnutzer angaben. Bei Betrachtung der Häufigkeit der Nutzung von Shared E-Scooter fällt auf, dass dieses Fortbewegungsmittel genauso wie der Shared Car von den Nutzern von Bike Sharing Systemen nicht regelmäßig genutzt wird. So gaben beispielsweise gerade einmal 6,8 % der Bike Sharing Nutzer an einen Shared E-Scooter monatlich zu nutzen. Eine andere Beobachtung wurde in Bezug auf die Nutzungshäufigkeit von privaten Fahrrädern gemacht. So gaben 67,4 % der Bike Sharing Nutzer und 42,8 % der Nichtnutzer an, täglich oder nahezu täglich ihr eigenes Fahrrad zu verwenden (siehe Abbildung 4.11).

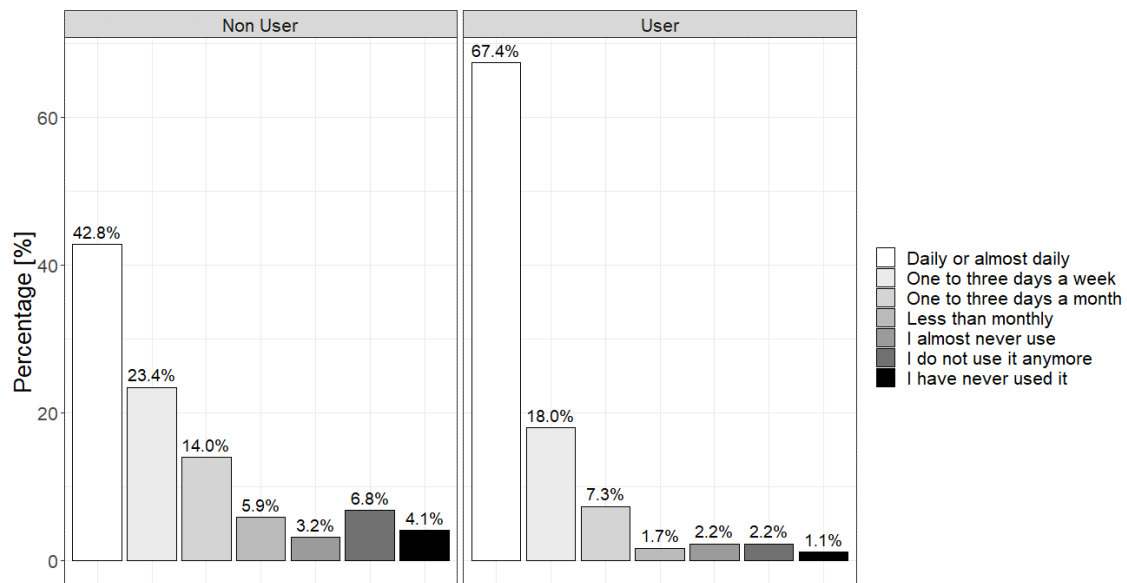


Abbildung 4.11: Darstellung der Häufigkeit der Nutzung des privaten Fahrrads von Bike Sharing Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

Zudem konnten Besonderheiten in der Nutzung des öffentlichen Verkehrs durch Bike Sharing Benutzer identifiziert werden. Die Grafiken zeigten, dass 59,6 % der Nutzer von Shared Bikes mindestens monatlich und 33 % nahezu täglich die U-Bahn benutzen. Ähnliche Beobachtungen wurden auch bei der Nutzung der Tram registriert. Diese wird von 40,3 % der Bike Sharing Nutzer auf monatlicher Basis genutzt.

4.1.2 Shared E-Scooter

Abgesehen von den Merkmalen und Eigenschaften von Bike Sharing Nutzern, die mit Hilfe der Plots gezeigt werden konnten, wurden auch Graphiken zu den Charakteristiken von Shared E-Scooter Nutzern erstellt. Hierbei wurde ebenfalls im Hinblick auf soziodemografische, psychografische, verhaltens- sowie einstellungsbezogenen Parameter Plots erstellt, welche ein umfassendes Bild der Shared E-Scooter Nutzer zeigen sollen. Da jedoch der Anteil der Shared E-Scooter Nutzer, der im Rahmen der Umfrage ermittelt werden konnte, nur 19,6 % beträgt, sind die Ergebnisse kritisch zu betrachten. Aufgrund des geringen Nutzeranteils entsteht somit ein ungleiches Verhältnis zwischen den jeweiligen Datenmengen, was sich auf die Aussagequalität der Shared E-Scooter Nutzer im Vergleich zu den anderen Nutzergruppen niederschlägt.

Bei der Analyse der soziodemografischen Parameter wurde mit 61,3 % ein hoher Anteil männlicher Nutzer von Shared E-Scooter Systemen festgestellt. Zudem handelt es sich um eine junge Benutzergruppe, die mehrheitlich zwischen 18 und 29 Jahre alt ist (55 %). Die Darstellungen zeigten darüber hinaus, dass die Mehrheit (50 %) der Shared E-Scooter Nutzer einen Masterabschluss besitzen. Es wurde ebenfalls festgestellt, dass 81,3 % der Benutzer und 74,5 % der Nichtnutzer von Shared E-Scooter Systemen einen Universitätsabschluss haben damit die Mehrheit der Befragten Akademiker sind. Ein weiterer soziodemografischer Parameter, der in die Umfrage integriert wurde, ist die Art der Beschäftigung, in der sich die Teilnehmer der Umfrage befinden. Die Mehrheit der Shared E-Scooter-Nutzer (48,8 %) ist derzeit in Vollbeschäftigung tätig und mit einem Anteil von 33,8 % sind Studierende am zweithäufigsten unter den Shared E-Scooter Nutzern vertreten. Die Auswertung ergab außerdem, dass der größte Teil der Nutzer mit 77,2 % in einem Ein- bis Zweipersonenhaushalt lebt.

Neben der graphischen Darstellung soziodemografischer Merkmale wurden zusätzlich Plots zu den psychografischen Parametern erstellt, um genauere Informationen über die charakterlichen Wesenszüge der Shared E-Scooter Nutzer zu erhalten. Es fiel dabei auf, dass 51,1 % der Benutzer von Shared E-Scooter Systemen dem materiellen Wohlstand eine gewisse Bedeutung beimessen. Im Vergleich dazu gaben 66,5 % der Nichtnutzer an, dass sie sich selbst nicht als eine Person bezeichnen würden, die großen Wert auf Reichtum legt. Zusätzlich gaben 55,2 % der Benutzer an, dass es für sie von gewisser Bedeutung ist, ein aufregendes Leben zu führen und nur 18 % der Benutzer der Shared E-Scooter gaben an, keine Lust auf Abenteuer zu haben, was in Abbildung 4.12 gezeigt wird.

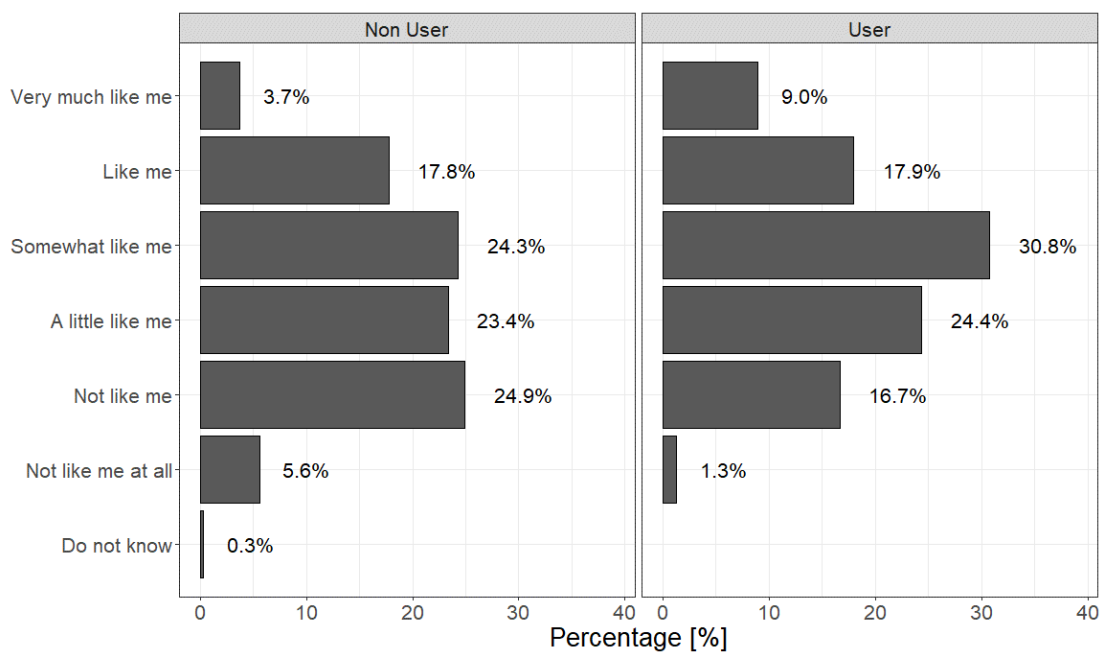


Abbildung 4.12: Visualisierung der Abenteuerlust der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Abschließend konnten mit Hilfe der Plots Besonderheiten, was die Bedeutung von Traditionen für die Nutzer von Shared E-Scooter, visualisiert werden. Dabei zeigte sich, dass nahezu alle Benutzer (89,7 %) der Auffassung sind, dass sie sich nicht als eine Person identifizieren, die in ihrem Leben erheblich von traditionelle Werte und Einstellungen beeinflusst wird. Zusätzlich zu den soziodemografischen und psychografischen Parametern wurden auch Grafiken erstellt, welche die Einstellungen der Shared E-Scooter Nutzer in Bezug auf verschiedene Verkehrsmittel widerspiegeln.

Die Darstellungen zeigen, dass Shared E-Scooter Nutzer den Bike Sharing Systemen verschiedene Vorteile zuordnen. So stimmten beispielsweise 60,3 % der Benutzer von Shared E-Scooter uneingeschränkt zu, das Shared Bike aufgrund seiner Bequemlichkeit zu benutzen. Entsprechendes gilt auch für die Nutzung eines Shared Bikes, welches aufgrund der entspannenden Fortbewegung, die 65,4 % der Nutzer mindestens in gewisser Form als Vorteil dieses Verkehrsmittels betrachten, verwendet wird (siehe Abbildung 4.13).

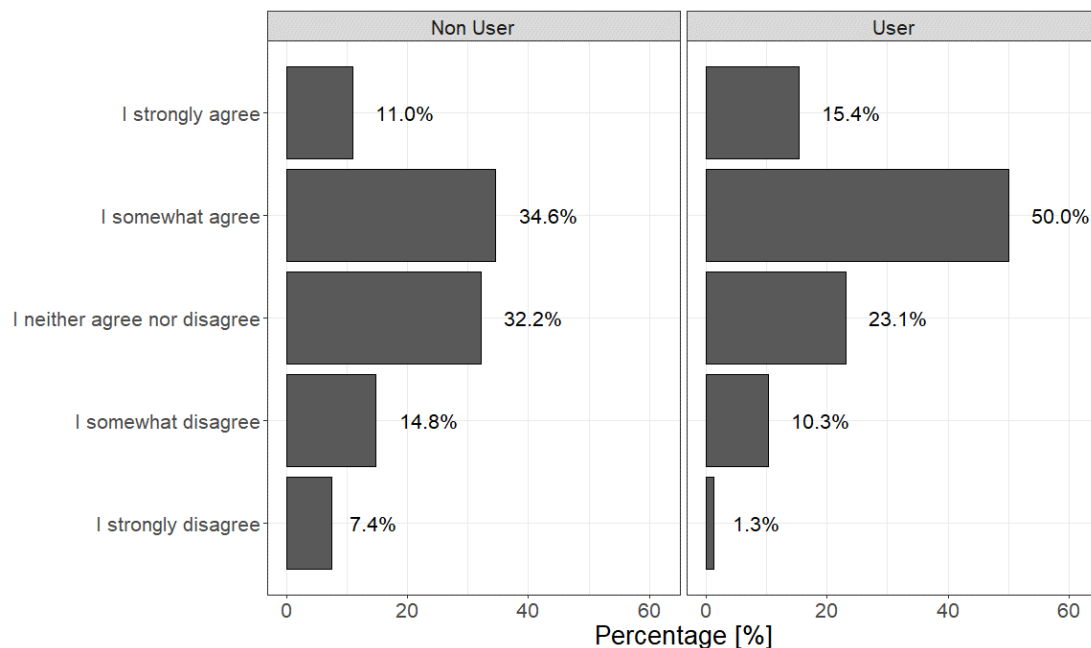


Abbildung 4.13: Darstellung des Entspannungsfaktors der Nutzung eines Shared Bikes für Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Darüber hinaus empfinden Shared E-Scooter Nutzer das Fahren mit einem Shared Bike als Vergnügen. So messen 65 % der Nutzer von Shared E-Scootern dem Shared Bike mindestens einen gewissen Spaßfaktor bei. Weiterhin sind 60,8 % der Benutzer von Shared E-Scooter Systemen der Meinung, dass Shared Bikes auf jeden Fall gesundheitliche Vorteile mit sich bringen. Zusätzlich zu den Besonderheiten, die in Bezug auf die Einstellung der Benutzer von Shared E-Scootern gegenüber Shared Bikes festgestellt werden konnten, gaben 86,3 % der Shared E-Scooter Nutzer an, das private Fahrrad als bequemes Fortbewegungsmittel zu empfinden.

Abschließend wurden Grafiken zur Darstellung der verhaltensbezogenen Parametern der Shared E-Scooter Nutzer erstellt. Ziel war die Identifizierung des Reiseverhaltens der Nutzer, um damit einen Eindruck über die Wahl und Häufigkeit der Fortbewegungsmittel der Shared E-Scooter Nutzer zu gewinnen. Dabei gaben 69,6 % der in der Umfrage ermittelten Nutzer von Shared E-Scootern an bereits ein Shared Car genutzt zu haben, was Abbildung 4.14 zeigt. Die Grafiken zeigen, dass ein Shared Car kein regelmäßiges Verkehrsmittel darstellt, sondern eher sporadisch von den Shared E-Scooter Nutzern genutzt wird. So gaben 31,6 % der Shared E-Scooter an ein Shared Car alle paar Monate zu nutzen.

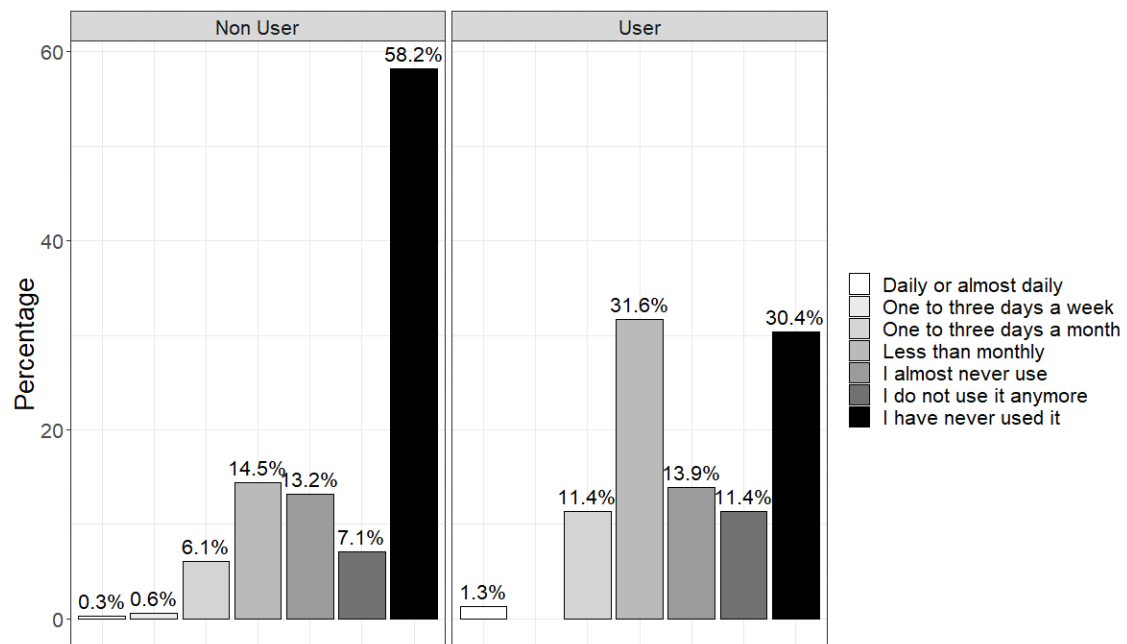


Abbildung 4.14: Grafische Darstellung der Häufigkeit der Nutzung von Shared Cars von Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

Des Weiteren wurde nach der Häufigkeit der Nutzung von E-Scootern gefragt. Die Mehrheit der Nutzer (57,5 %) gab dabei an den Shared E-Scooter nur unregelmäßig zu benutzen.

4.1.3 Mikromobilität

Dieser Abschnitt dient dazu die Trends der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer, welche im Zuge der explorativen Analyse ermittelt wurden, darzustellen und zu beschreiben. Ausgehend von den soziodemografischen Parametern zeigt die graphische Visualisierung, dass mit 63,7 % der männliche Anteil der Nutzer von Mikromobilen vergleichsweise höher ist als der weibliche Anteil (siehe Abbildung 4.15).

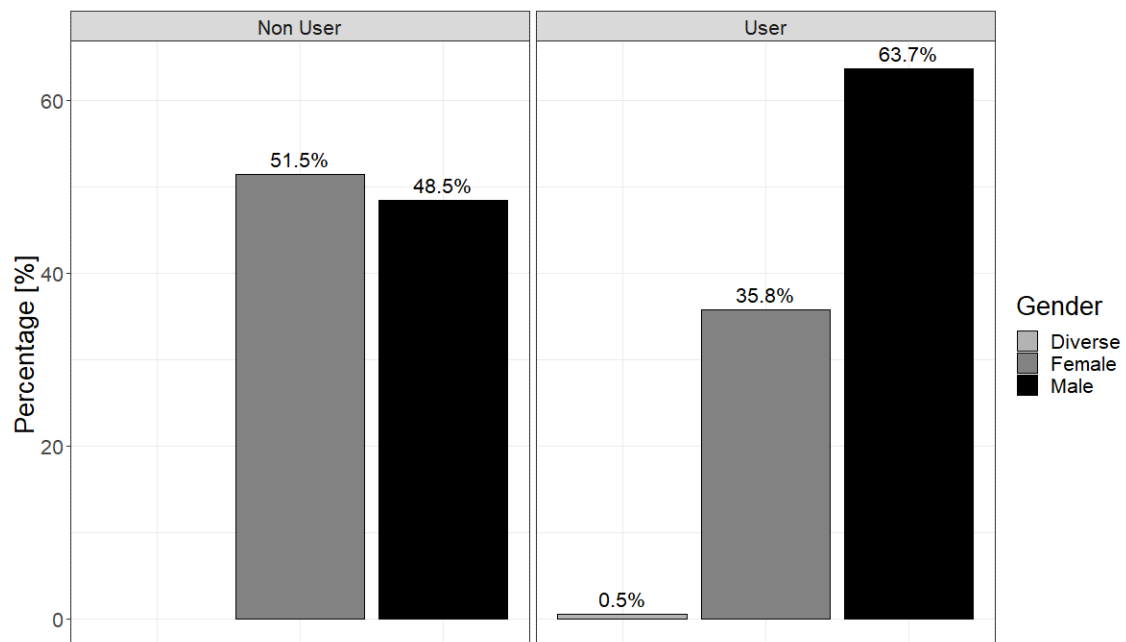


Abbildung 4.15: Visualisierung des Geschlechterverhältnisses von Mikromobilitätsnutzern und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Diese Beobachtung spiegelt sich auch bei den Shared Bike und Shared E-Scooter Nutzern wider. Weitere Parallelen zu den Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzern konnten im Bildungsniveau der Nutzer von Mikromobilen festgestellt werden. So gaben 52,7 % der Benutzer an, über einen Master Abschluss zu verfügen und im Allgemeinen wurde bei der Mehrheit (83,7 %) der Nutzer von Mikromobilen ein hohes Bildungsniveau festgestellt. Zudem sind 52,0 % der Benutzer derzeit vollzeitbeschäftigt und weitere 30,2 % sind gegenwärtig immatrikulierte Studenten. Weitere soziodemografische Parameter, welche Auffälligkeiten bei den Nutzern von Mikromobilen aufzeigten, waren die finanziellen und häuslichen Verhältnisse der Umfrageteilnehmer. So verfügt beispielsweise der größte Anteil der Nutzer (41,0 %), wie Abbildung 4.16 zeigt, über ein mittleres Nettoeinkommen pro Haushalt und 70,2 % der Nutzer wohnen in einem Ein- bis Zwei-Personen-Haushalt.

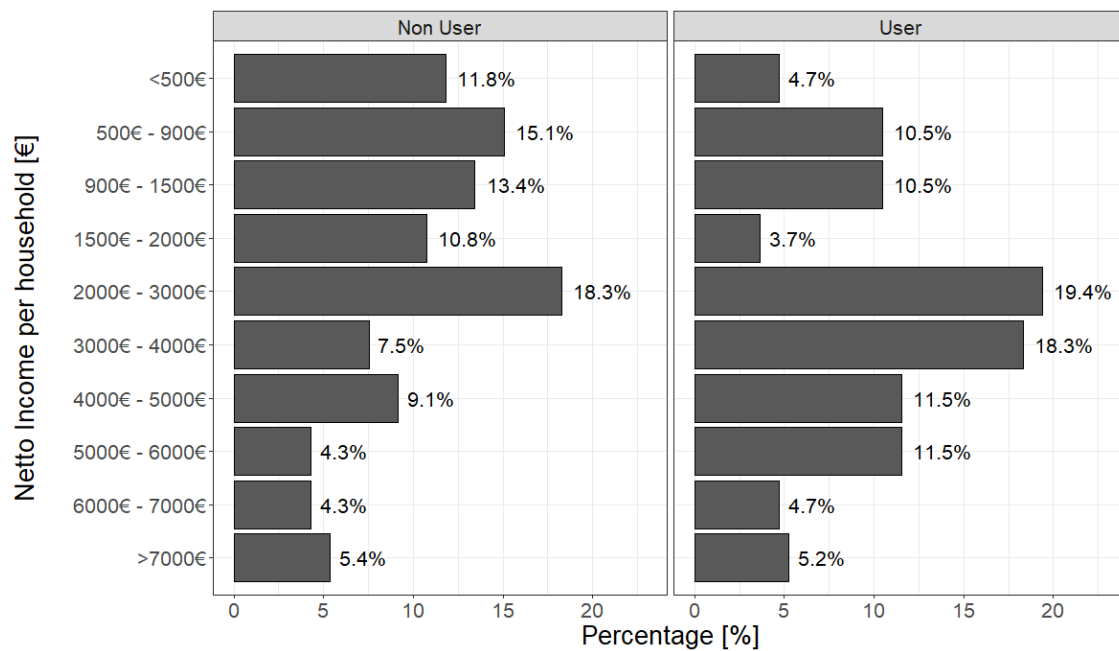


Abbildung 4.16: Darstellung der Nettoeinkommensverhältnisse pro Haushalt der Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen (eigene Darstellung)

Die erwähnten Besonderheiten zeigen damit ähnliche Beobachtungen, wie sie bereits von Bike Sharing Nutzern und teilweise von Shared E-Scooter Nutzern geäußert wurden. Dies ist auch darauf zurückzuführen, dass die Mehrheit der Mikromobilitätsnutzer Bike Sharing Nutzer sind und daher einen entscheidenden Einfluss auf die Eigenschaften der Mikromobilitätsnutzer haben. Neben der Darstellung der soziodemografischen Parameter erfolgte eine Visualisierung und Analyse der psychografischen Parameter. Es ergab sich, dass die Gleichberechtigung aller Menschen für 77,1 % der Benutzer von Mikromobilen von großer Bedeutung ist (siehe Abbildung 4.17).

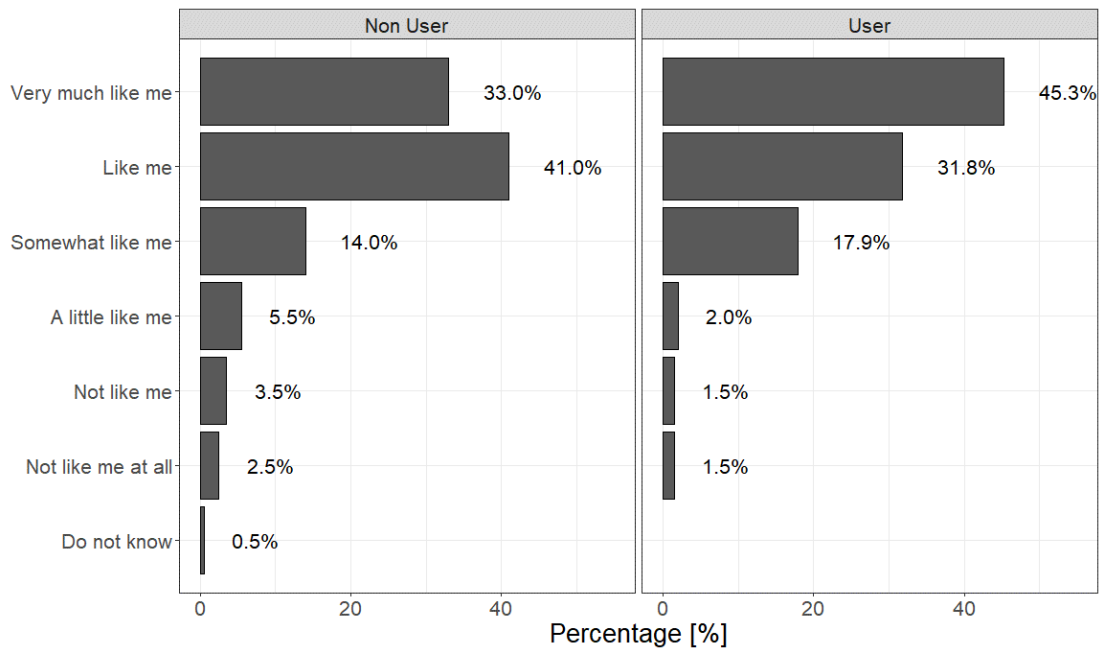


Abbildung 4.17: Visualisierung der Bedeutung der Gleichheit der Menschen für die Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen (eigene Darstellung)

Weiterhin bezeichnen sich 53,0 % der Nutzer als eine Person, die einen gewissen Wert auf eine sichere Umgebung legt. Als weiteres Merkmal messen 78,7 % der Benutzer von Mikromobilen einem abenteuerreichen Leben eine gewisse bis große Bedeutung bei. Gleichzeitig zeigten die Darstellungen, dass die Mehrheit (50,3 %) der Mikromobilitätsnutzer sich sicher ist, kein traditionellen Werte und Einstellungen zu verfolgen.

Die Teilnehmer der Umfrage wurden außerdem hinsichtlich ihrer Einstellung verschiedener Verkehrsmittel befragt. Die erstellten Graphiken konnten dabei analysieren, dass Nutzer von Mikromobilen insbesondere die Bequemlichkeit des privaten Fahrrads schätzen (87,1 %) und 46,3 % der Nutzer davon überzeugt sind, dass Fahrrad fahren entspannend ist. Des weiteren gaben 68,2 % der Mikromobilitätsnutzer an Spaß bei der Nutzung des privaten Fahrrads zu haben, wie in Abbildung 4.18 zu sehen.

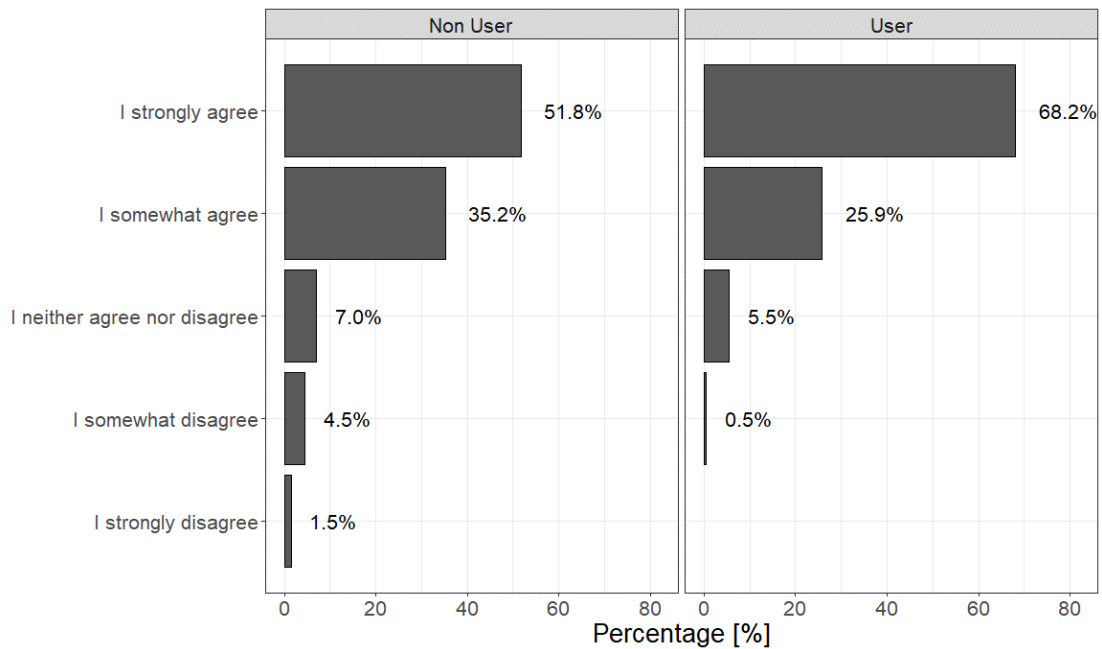


Abbildung 4.18: Visualisierung des Spaßfaktors des Fahrrad Fahrens für die Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Weitere Besonderheiten wurden bei der Betrachtung der Einstellung der Nutzer von Mikromobilen gegenüber dem privaten Auto beobachtet. So empfinden beispielsweise 66,5 % der Nutzer von Mikromobilen das Auto als Transportmittel mindestens zu einem gewissen Maße als komfortabel. Gleichzeitig empfinden 61,3 % der Nutzer von Mikromobilen es nicht entspannend sich mit dem Auto fortzubewegen. Was den Spaßfaktor beim Fahren betrifft, so zeigt die grafische Visualisierung, dass die Nutzer von Mikromobilen in diesem Punkt unterschiedliche Meinungen vertreten. So gaben beispielsweise 34,5 % der Nutzer an, dass sie das Autofahren bis zu einem gewissen Grad genießen, während 23,9 % der Nutzer eher anderer Meinung sind.

Um ein ganzheitliches Bild über die Charakteristiken der Mikromobilitätsnutzer zu erhalten, wurden letztlich die Parameter zur Bewertung des Nutzerverhalten visuell dargestellt und ausgewertet. Es wurde festgestellt, dass die Mehrheit (62,0 %) der Nutzer von Mikromobilen bereits ein Shared Car und 44,0 % einen Shared E-Scooter genutzt haben. Gleichzeitig zeigen die Plots auch, dass die Shared Mobility Angebote von den Mikromobilitätsnutzern nicht regelmäßig genutzt werden (siehe Abbildung 4.19).

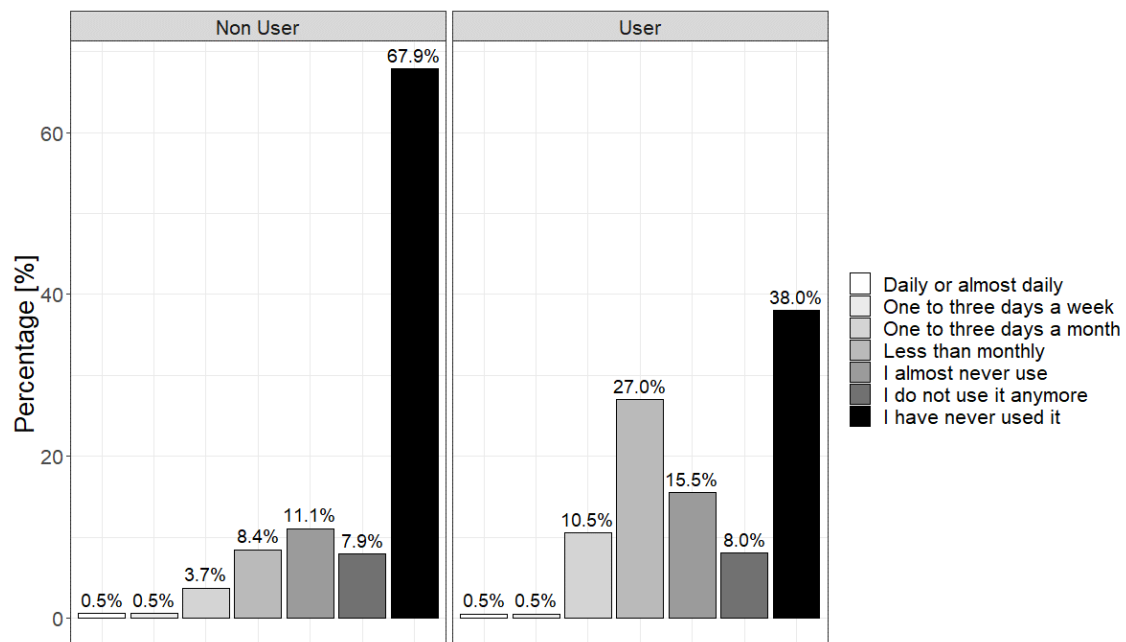


Abbildung 4.19: Darstellung der Häufigkeit der Nutzung eines Shared Cars von Nutzern von Mikromobilen und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

Demgegenüber nutzen 62,9 % der Nutzer von Mikromobilen fast täglich ihr privates Fahrrad für die Fortbewegung, im Vergleich zu 44,4 % der Nichtnutzer. Auch der öffentliche Verkehr stellt für die Nutzer von Mikromobilen ein regelmäßig genutztes Verkehrsmittel dar. So gaben beispielsweise 61,7 % der Mikromobilitätsnutzer an, mindestens wöchentlich die U-Bahn zu benutzen. Die Straßenbahn wird hingegen nur monatlich von der Mehrheit der Nutzer (41,8 %) benutzt.

4.2 Charakteristiken von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern

Auf der Grundlage der explorativen Analyse konnten die aus der Umfrage hervorgehenden Merkmale der Bike Sharing Nutzer, Shared E-Scooter Nutzer und Mikromobilitätsnutzer identifiziert werden. Der nachfolgende Abschnitt geht daher auf die wichtigsten Merkmale und Eigenschaften ein und dient somit dazu, konkrete Charakteristiken von Nutzern aufzuzeigen. Beginnend mit den Bike Sharing Nutzern konnte mit Hilfe der Plots zu den soziodemografischen Parametern folgende Nutzereigenschaften bestimmt werden.

- Hoher Anteil männlicher Nutzer
- Junge Nutzergruppe (Mehrheit im Alter von 18 – 39 Jahre)
- Mittleres Einkommen
- Ein- bis Zweipersonenhaushalt
- Hohes Bildungsniveau
- Vollzeitbeschäftigung oder StudentIn

Des Weiteren konnte mit Hilfe der Analyse der Graphiken zu den psychografischen Parametern ein besserer Eindruck über die Persönlichkeit und die Werte der Bike Sharing Nutzer gewonnen werden. Die wichtigsten Erkenntnisse werden im Anschluss aufgeführt.

- Bedeutung der Gleichheit aller Menschen
- Eine gewisses Sicherheitsbedürfnisses
- Gewisse Bevorzugung eines schützenden Staates
- Verspüren einer gewissen Abenteuerlust
- Keine traditionelle Lebensweise

Zusätzlich zu den soziodemografischen und psychografischen Parametern wurde die einstellungsbezogene Parameter bei der Charakterisierung der Bike Sharing Nutzer berücksichtigt. Diese gaben Aufschluss über die Einstellung der Bike Sharing Nutzer gegenüber unterschiedlichen Verkehrsmittel. Daher sind im Folgenden die wichtigsten Einstellungen der Nutzer gegenüber verschiedenen Fortbewegungsmitteln aufgelistet.

- Vorteile des privaten Fahrrads aufgrund seines Komforts
- Empfinden des Radfahrens als entspannend
- Vergnügen Fahrrad zu fahren
- Fortbewegung mit dem eigenen Pkw wird nicht als bequem, entspannend oder als Vergnügen empfunden

Zur Vervollständigung der Charakterisierung der Nutzer von Bike Sharing Systemen wurde außerdem das Nutzerverhalten analysiert. Daher werden nachfolgend die wesentlichen Merkmale des Nutzerverhaltens aufgeführt.

- Spontane und unregelmäßige Nutzung anderer Shared Mobility Angeboten (Car Sharing, Shared E-Scooter)
- Nahezu tägliche Nutzung des eigenen Fahrrads
- Regelmäßige Benutzung öffentlicher Verkehrsmittel

Neben den Merkmalen und Verhaltensmustern der Bike Sharing Nutzer, wurde in Kapitel 4.1 auf die Auffälligkeiten der Shared E-Scooter Nutzer näher eingegangen. Daher sind im Folgenden die wichtigsten Charakterisiken von Shared E-Scooter Nutzern, die im Rahmen der Umfrage identifiziert werden konnten, aufgelistet. Folgende soziodemografischen Parameter charakterisieren dabei die Shared E-Scooter Nutzer.

- Hoher männlicher Anteil an Nutzern
- Junge Benutzergruppe (hauptsächlich im Alter von 18 – 29 Jahren)
- Verfügen über einen Hochschulabschluss
- Vollzeitbeschäftigung oder StudentIn

Hierbei konnten einige Parallelen zu den Nutzern von Shared Bikes festgestellt werden, welche ebenfalls als junge, gebildete, eher männliche Nutzergruppe beschrieben wird. Neben den soziodemografischen Merkmalen werden anschließend die psychografischen Charaktereigenschaften der Shared E-Scooter Nutzer aufgelistet.

- Gewissen Bedeutung des materiellen Wohlstands

- Ein Gewisser Abenteuergeist
- Keine traditionelle Wertevorstellung

Bei der Betrachtung der Einstellungen gegenüber verschiedener Verkehrsmittel haben die Graphiken einige Besonderheiten der Nutzer von Shared E-Scooter Systemen aufgezeigt, die Aufschlüsse auf den Charakter der Nutzer geben können.

- Bequemlichkeit des Shared Bikes
- Shared Bikes werden in gewisser Form als entspannendes Fortbewegungsmittel empfunden
- Gewisser Spaßfaktor bei der Nutzung von Shared Bikes
- Gesundheitliche Vorteile des Shared Bikes
- Nutzung des privaten Fahrrads aufgrund der Bequemlichkeit

Zur Vervollständigung der charakterlichen Analyse der Shared E-Scooter Nutzer wird im Folgenden die wichtigsten Merkmale des Reiseverhaltens der Nutzer aufgelistet.

- Spontane, unregelmäßige Nutzung von Car Sharing Angeboten
- Ausprobieren neuer Mobilitätssysteme, wie beispielsweise Shared Car

Die dritte Kategorie, welche die Charaktereigenschaften und Verhaltensmuster von Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzern zusammenbringt, sind die Nutzer der Mikromobile. Hierzu wurden, ebenfalls wie für die Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer, Plots erstellt, um die Eigenschaften und letztlich den Charakter von Nutzern zu bestimmen. Beginnend mit den soziodemografischen Attributen wurden die folgende Charakteristika von Mikromobilnutzern identifiziert.

- Hoher Anteil männlicher Benutzer
- Verfügbarkeit eines hohen Bildungsniveaus
- Gegenwärtige Vollzeitbeschäftigung oder Studium
- Mittleres Einkommensniveau
- Ein- bis Zweipersonenhaushalt

Diese Merkmale weisen deutliche Ähnlichkeiten mit den Eigenschaften der Bike Sharing Nutzern auf, was jedoch damit zusammenhängt, dass die Nutzer von Bike Sharing Systemen den größten Anteil der Nutzer von Mikromobilen bilden. Abgesehen von den soziodemografischen Attributen wurden zusätzlich die psychografischen Eigenschaften analysiert, welche im Folgenden aufgeführt werden.

- Gleichberechtigung aller Menschen von großer Bedeutung
- Gewisse Vorliebe einer sichere Umgebung
- Gewisser Sinn für Abenteuer
- Keine Beachtung traditioneller Werte und Einstellungen

Zur Beurteilung von Mikromobilitätsnutzern wurden zusätzlich die einstellungsbezogene Parameter analysiert, welche nachfolgend gelistet sind.

- Nutzung des privaten Fahrrads aufgrund der Bequemlichkeit und der entspannten Fortbewegung

- Spaß bei der Benutzung des eigenen Fahrrads
- Wahrnehmung gewisser Komforteigenschaften des eigenen Pkws
- Keine Entspannung bei der Fortbewegung mit dem eigenen Auto

Auch die Einstellung der Nutzer von Mikromobilen weist Parallelen mit den Charakterzügen der Bike Sharing Nutzer auf. Abschließend wurde das Fortbewegungsverhalten der Nutzer von Mikromobilen ausgewertet, woraus sich folgende charakterliche Merkmale ergaben.

- Unregelmäßige Nutzung von Car Sharing und Shared E-Scooter Angeboten
- Nahezu tägliche Nutzung des privaten Fahrrads
- Regelmäßige Benutzung der öffentlichen Verkehrsmittel

4.3 Filtration und Klassifikation der Daten

Wie bereits im Kapitel 3 erklärt, wurden die Daten für die Erstellung der Signifikanztests und Modelle entsprechend gefiltert und klassifiziert. Ausgehend von den soziodemografischen Parametern wurde sich für eine Unterscheidung des Geschlechts der Teilnehmer der Nutzer in männlich und weiblich entschieden, da das diverse Geschlecht in unbedeutendem Maße in dem Datensatz vertreten ist. Da die Altersstruktur der Befragten außerdem eine ungleiche Verteilung aufweist, wobei die Mehrheit der Befragten sich derzeit in einem jungen Alter befindet, wurde sich für eine Unterscheidung zwischen Alt und Jung entschieden. Die Abgrenzung welche im Rahmen der Datenanalyse gewählt wurde, wird in Tabelle 4.1 abgebildet.

Neben den soziodemografischen Parametern bezüglich des Geschlechts und Alters der Befragten wurden ebenfalls die Parameter zur Beschreibung der häuslichen und finanziellen Situation der Teilnehmer der Umfrage neu klassifiziert und zusammengefasst. Der soziodemografische Parameter zur Beschreibung des Nettoeinkommens pro Haushalt wurde in die Klassen niedriges, mittleres und hohes Einkommen aufgeteilt, welche ebenfalls in Tabelle 4.1 dargestellt sind. Auch die Wohnsituation der Teilnehmer der Umfrage wurde im Anschluss an die visuelle Datenauswertung neu klassifiziert, da die Befragten mehrheitlichangaben in einem Ein- bis Zweipersonenhaushalt zu wohnen (siehe Tabelle 4.1). Zudem wurden die Beschäftigungs- und Bildungsniveaus der Umfrageteilnehmer neu gruppiert, um eine aussagekräftige Verteilung zu erhalten, die für die Signifikanztests und Modelle maßgeblich ist. Dabei wurde eine Unterteilung zwischen hohem und niedrigem Bildungsniveau gewählt (siehe Tabelle 4.1). Da die Datensätze mit den Angaben über einen anderen Abschluss zu verfügen sowie derzeit noch keinen Schulabschluss zu besitzen, nicht repräsentativ waren, wurden diese entfernt. Des Weiteren wurden die verschiedenen Beschäftigungsverhältnisse zusammengefasst und somit eine neue Klassifikation gewählt (siehe Tabelle 4.1). Da die Angaben sich in einem anderen, nicht aufgeführten Beschäftigungsverhältnis zu befinden oder RenterIn zu sein keinen repräsentativen Anteil darstellen, wurden diese nicht für die Bestimmung der signifikanten Parameter und die Erstellung der Modelle mit einbezogen.

Neben der Gruppierung der soziodemografischen Parameter wurden auch die psychografischen Parameter für die Signifikanztests und das Trainieren der Modelle neu klassifiziert. Da die Antwortmöglichkeiten der jeweiligen psychografischen Parameter dabei den gleichen Aufbau aufweisen, wurden die gesamten psychografischen Parameter auf eine numerische Skala projiziert, welche in Tabelle 4.1 abgebildet wird. Des Weiteren wurden die Einstellungen gegenüber unterschiedlicher Verkehrsmittel, im Zuge der Umfrage, mit Hilfe diverser Fragen, mit jeweils gleichen Antwortmöglichkeiten, ermittelt. Zur Durchführung der Tests wurde daher ebenfalls eine neue, numerische Skala eingeführt, welche die Antwortmöglichkeiten der einstellungsbezogenen Parameter abbildet (siehe Tabelle 4.1).

Das Nutzerverhalten der Umfrageteilnehmer wurde mit Hilfe der Benutzungshäufigkeit verschiedener Verkehrsmittel bestimmt. Hierzu wurde ebenfalls eine neue Gruppierung zwischen Nutzung und Nichtnutzung bestimmter Verkehrsmittel gewählt, um einen aussagekräftigen Datensatz zu erhalten (siehe Tabelle 4.1).

Tabelle 4.1: Gruppierung der Parameter (eigene Darstellung)

Soziodemografische Parameter	
Alter	Gruppierung
18 – 29 Jahre	Jung
30 – 39 Jahre	Jung
40 – 49 Jahre	Jung
50 – 59 Jahre	Alt
60 – 69 Jahre	Alt
70 – 79 Jahre	Alt
80 Jahre und älter	Alt
Nettoeinkommen pro Haushalt	Gruppierung
Weniger als 500 €	Niedriges Nettoeinkommen pro Haushalt
500 bis weniger als 900 €	Niedriges Nettoeinkommen pro Haushalt
900 bis weniger als 1500 €	Niedriges Nettoeinkommen pro Haushalt
1500 bis weniger als 2000 €	Mittleres Nettoeinkommen pro Haushalt
2000 bis weniger als 3000 €	Mittleres Nettoeinkommen pro Haushalt
3000 bis weniger als 4000 €	Mittleres Nettoeinkommen pro Haushalt
4000 bis weniger als 5000 €	Hohes Nettoeinkommen pro Haushalt
5000 bis weniger als 6000 €	Hohes Nettoeinkommen pro Haushalt
6000 bis weniger als 7000 €	Hohes Nettoeinkommen pro Haushalt
Mehr als 7000 €	Hohes Nettoeinkommen pro Haushalt
Anzahl der Personen pro Haushalt	Gruppierung
Eine Person	Eine Person
Zwei Personen	Zwei Personen
Drei Personen	Drei oder mehr Personen
Vier Personen	Drei oder mehr Personen
Fünf Personen	Drei oder mehr Personen
Sechs oder mehr Personen	Drei oder mehr Personen
Bildungsgrad	Gruppierung
Mittlerer Schulabschluss	Niedriges Bildungsniveau
Gymnasial Schulabschluss	Niedriges Bildungsniveau
Technischer Schulabschluss	Niedriges Bildungsniveau
Bachelor Abschluss	Hohes Bildungsniveau
Master Abschluss	Hohes Bildungsniveau
Ph.D Abschluss	Hohes Bildungsniveau
Beschäftigungsverhältnis	Gruppierung
Vollzeitbeschäftigung	In einem Beschäftigungsverhältnis
Teilzeitbeschäftigung	In einem Beschäftigungsverhältnis

Lehrling/ Praktikant	In einem Beschäftigungsverhältnis
Nicht beschäftigt	In keinem Beschäftigungsverhältnis
Student (Schule)	In keinem Beschäftigungsverhältnis
Student (Universität)	In keinem Beschäftigungsverhältnis
Hausfrau/ -man	In keinem Beschäftigungsverhältnis
Psychografische Parameter	
Antwortmöglichkeiten	Numerische Klassifikation
Ganz und gar nicht wie ich	1
Nicht wie ich	2
Ein wenig wie ich	3
Ähnlich wie ich	4
Wie ich	5
Mir sehr ähnlich	6
Einstellungsbezogene Parameter	
Antwortmöglichkeiten	Numerische Klassifizierung
Ich bin entschieden anderer Meinung	1
Ich bin ein wenig anderer Meinung	2
Ich stimme weder zu noch widerspreche ich	3
Ich stimme in gewisser Weise zu	4
Ich stimme ausdrücklich zu	5
Verhaltensbezogene Parameter	
Nutzungshäufigkeit	Gruppierung
Täglich oder fast täglich	Nutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Ein bis drei Tage pro Woche	Nutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Ein bis drei Tage pro Monat	Nutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Weniger als monatlich	Nutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Ich benutze es fast nie	Nichtnutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Ich benutze es nicht mehr	Nichtnutzung des jeweiligen Verkehrsmittels
Ich habe es nie benutzt	Nichtnutzung des jeweiligen Verkehrsmittels

4.4 Tests und Modelle

Im Anschluss an die explorative Datenanalyse und die Beschreibung der Charakteristiken der jeweiligen Nutzer, wurden die Parameter hinsichtlich ihrer Signifikanz getestet. Daran anschließend wurden die signifikanten Parameter verwendet, um geeignete Modelle, zum Aufzeigen von Nutzerprofilen zu erstellen, welche Nutzerprofile aufzeigen.

4.4.1 Signifikanztests

Wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, wurden verschiedene Tests verwendet, um die Abhängigkeit und damit den Einfluss der jeweiligen Parameter auf die Nutzer und Nichtnutzer zu bestätigen. Grund für die Nutzung verschiedener Tests sind die unterschiedlichen Eigenschaften der Eingabeparameter, welche demzufolge spezielle Signifikanztests benötigen. Hierbei wurde für die Berechnung des P-Wertes der soziodemografischen und verhaltensbezogenen Parametern der exakte Test nach Fisher benutzt, da es sich um kategorische Eingangsparameter handelt [Hedderich and Sachs, 2018]. Für die Berechnungen der Signifikanzen der psychografischen und einstellungsbezogenen Parametern wurde hingegen der Wilcoxon Rangsummentest verwendet, da dieser bei kontinuierlichen Variablen zum Einsatz kommt [Wilcoxon, 1945] [Rey and Neuhäuser, 2011]. Sowohl der exakte Test nach Fisher als auch der Wilcoxon Rangsummentest Test berechnen die

Unabhängigkeit zweier Merkmale, wobei eines der beiden Merkmale binär ist. Es wurde außerdem im Kapitel 3 der Kruskal-Wallis Test vorgestellt, welcher eingesetzt werden kann, wenn keines der Merkmale binär ist [Kruskal and Wallis, 1952]. Dieser Test wurde daher zur Berechnung der Signifikanzen für die Kategorie zur Klassifizierung der Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer verwendet, da es sich hierbei, wie bereits beschrieben, um die Unterscheidung zwischen vier verschiedene Nutzergruppen handelt.

In den Tabellen 4.2 - 4.4 sind daher die signifikanten soziodemografischen und verhaltensbezogenen Parameter der verschiedenen Nutzer und Nichtnutzer dargestellt, unter Angabe der p-Wertqualität sowie dem Anteil der Nutzer und Nichtnutzer. Die Tabelle 4.5 enthält die signifikanten psychografischen und einstellungsbezogenen Parameter der verschiedenen Nutzergruppen unter Angabe des Medians der jeweiligen Nutzer und Nichtnutzer sowie der Qualität des p-Werts. Die Besonderheiten, die bereits mit Hilfe der explorativen Analyse erkannt wurden, konnten damit bestätigt werden. Das Signifikanzniveau wurde hierfür auf 5 % festgelegt, um somit sicher gehen zu können, dass die signifikanten Parameter eine Abhängigkeit und damit einen Einfluss auf die Eigenschaften der jeweiligen Nutzer haben. Auffällig war, dass von den soziodemografischen Parametern bei der Durchführung des Fisher Tests keine Signifikanzen nachgewiesen werden konnten. Somit zeigen die Tests, dass die soziodemografischen Parameter keinen Einfluss auf die Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer haben.

Tabelle 4.2: Signifikante soziodemografische Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Mikromobilen und Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzern und Nichtnutzern(eigene Darstellung)

Soziodemografische Parameter		Bike Sharing (BSS)			BSS und/ oder ESS				Mikromobilitätssysteme			
		Nutzer	Nichtnutzer	P-Wert	Nur BSS	Nur ESS	BSS und ESS	NN	P-Wert	Nutzer	Nichtnutzer	P-Wert
Geschlecht	Weiblich	17,5 %	26,6 %	**	10,4 %	3,0 %	4,5 %	25,9 %	*	20,7 %	23,4 %	*
	Männlich	31,1 %	24,9 %		19,7 %	3,0 %	9,2 %	24,4 %		33,4 %	22,5 %	
Bildungsgrad	Hoch	42,0 %	36,7 %	***	26,5 %	3,8 %	12,6 %	34,6 %	**	46,2 %	32,5 %	**
	Niedrig	6,5 %	14,8 %		4,3 %	2,0 %	1,3 %	14,9 %		8,0 %	13,3 %	
Angestelltenverhältnis	Ja	33,7 %	26,6 %	***	22,2 %	2,1 %	10,3 %	27,0 %	**	35,8 %	24,6 %	*
	Nein	14,8 %	24,9 %		9,8 %	4,0 %	4,0 %	20,6 %		18,3 %	21,3 %	
Nettoeinkommen pro Haushalt	Niedrig	10,6 %	22,5 %	***	7,2 %	3,2 %	2,7 %	19,9 %	**	13,3 %	19,8 %	**
	Mittel	21,3 %	16,9 %		12,7 %	1,6 %	6,6 %	18,0 %		23,1 %	15,1 %	
	Hoch	16,6 %	12,1 %		10,6 %	1,3 %	4,8 %	11,4 %		17,8 %	10,9 %	
Anzahl an Personen pro Haushalt	Eine Person	13,0 %	22,8 %	**	8,2 %	2,7 %	4,0 %	20,6 %	*	15,7 %	20,1 %	**
	Zwei Personen	19,8 %	13,3 %		11,7 %	2,2 %	6,2 %	13,7 %		21,6 %	11,5 %	
	Drei oder mehr Personen	15,7 %	15,4 %		10,5 %	1,0 %	3,5 %	15,7 %		16,9 %	14,2 %	

Skala

* : < 0,05

** : < 0,01

*** : < 0,001

Abkürzungen

Nur BSS: Nur Bike Sharing Nutzer

Nur ESS: Nur Shared E-Scooter Nutzer

BSS und ESS: Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer

NN: Nichtnutzer

Tabelle 4.3: Signifikante verhaltensbezogene Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzern und Nichtnutzern (eigene Darstellung)

Verhaltensbezogene Parameter		Bike Sharing (BSS)			Shared E-Scooter (ESS)			Mikromobilitätssysteme		
		Nutzer	Nichtnutzer	P-Wert	Nutzer	Nichtnutzer	P-Wert	Nutzer	Nichtnutzer	P-Wert
Häufigkeit der Nutzung von Car Sharing	Nutzung	17,7 %	8,1 %	**	8,4 %	17,4 %	***	19,4 %	6,4 %	***
	Nichtnutzung	28,1 %	46,1 %		11,3 %	6,3 %		31,6 %	42,6 %	
Häufigkeit der Nutzung von E-Scootern	Nutzung	6,4 %	2,6 %	**	9,0 %	0,0 %	***	9,0 %	0,0 %	***
	Nichtnutzung	39,4 %	51,6 %		10,7 %	80,3 %		42,0 %	49,0 %	
Häufigkeit der Nutzung des privaten Fahrrads	Nutzung	43,8 %	46,7 %	***				47,8 %	42,6 %	*
	Nichtnutzung	2,0 %	7,5 %					3,2 %	6,4 %	
Häufigkeit der Nutzung der U-Bahn	Nutzung	45,2 %	5,8 %	*				50,4 %	46,4 %	*
	Nichtnutzung	51,6 %	2,6 %					0,6 %	2,6 %	
Häufigkeit der Nutzung der Tram	Nutzung	42,6 %	45,5 %	**				50,4 %	46,4 %	**
	Nichtnutzung	3,2 %	8,7 %					0,6 %	2,6 %	

Skala

* : < 0,05

** : < 0,01

*** : < 0,001

Tabelle 4.4: Signifikante verhaltensbezogene Parameter der Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Verhaltensbezogene Parameter		BSS und/ oder ESS					P-Wert
		Nur BSS	Nur ESS	BSS und ESS	NN		
Häufigkeit der Nutzung von Car Sharing	Nutzung	11,0 %	1,7 %	6,7 %	6,4 %	***	
	Nichtnutzung	20,3 %	3,5 %	7,8 %	42,6 %		
Häufigkeit der Nutzung von E-Scootern	Nutzung	0,0 %	2,6 %	6,4 %	0,0 %	***	
	Nichtnutzung	31,3 %	2,6 %	8,1 %	49,0 %		
Häufigkeit der Nutzung des privaten Fahrrads	Nutzung	29,6 %	4,1 %	14,2 %	42,6 %	**	
	Nichtnutzung	1,7 %	1,1 %	0,3 %	6,4 %		
	Nichtnutzung	0,6 %	0,0 %	0,0 %	2,6 %		
Häufigkeit der Nutzung der Tram	Nutzung	29,6 %	4,9 %	13,0 %	40,6 %	*	
	Nichtnutzung	1,7 %	0,3 %	1,4 %	8,4 %		

Skala

* : < 0,05

** : < 0,01

*** : < 0,001

Abkürzungen

Nur BSS: Nur Bike Sharing Nutzer

Nur ESS: Nur Shared E-Scooter Nutzer

BSS und ESS: Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer

NN: Nichtnutzer

Tabelle 4.5: Signifikante psychografische und einstellungsbezogene Parameter zur Klassifizierung von Bike Sharing, Shared E-Scooter, Mikromobil und Bike Sharing und/oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

	Bike Sharing (BSS)			Shared E-Scooter (ESS)			BSS und/ oder ESS					Mikromobilitätssysteme		
	Median der Nutzer	Median der Nicht-nutzer	P-Wert	Median der Nutzer	Median der Nicht-nutzer	P-Wert	Median der nur BSS	Median der nur ESS	Median der BSS und ESS	Median der NN	P-Wert	Median der Nutzer	Median der Nicht-nutzer	P-Wert
Psychografische Parameter														
Gleichheit	5,2	4,8	**				5,2	4,7	5,1	4,9	*	5,1	4,9	*
Sicherheit	3,4	3,8	**				3,5	3,7	3,3	3,8	*	3,8	3,5	*
Starker Staat	3,5	3,9	*				3,5	4,2	3,6	3,8	*			
Abenteurlust	3,7	3,3	**	3,8	4,0	*	3,6	3,4	3,9	3,3	*	3,7	3,3	**
Tradition	2,6	3,4	***	2,7	3,1	*	2,7	3,0	2,6	3,4	***	2,7	3,4	***
Reichtum				2,7	2,2	**	2,2	2,8	2,6	2,2	*			
Einstellungsbezogene Parameter														
Bequemlichkeit des privaten Fahrrads	4,9	4,6	***	4,9	4,7	*	4,9	4,8	4,9	4,5	***	4,9	4,5	***
Entspannung des Fahrradfahrens	4,4	4,0	**				4,4	4,1	4,4	4,0	*	4,4	4,1	**
Vergnügungsfaktor des Fahrradfahrens	4,7	4,4	**				4,7	4,3	4,7	4,4	**	4,6	4,4	*
Bequemlichkeit des Autofahrens	3,7	4,1	**				3,6	4,2	3,9	4,1	**	3,8	4,1	**
Entspannungsfaktor des Autofahrens	2,4	2,9	***				2,3	3,1	2,6	2,9	**	2,5	2,9	**

Vergnügungsfaktor des Autofahrens	3,0	3,4	**															3,1	3,4	*
Gesundheitlicher Vorteil des Autofahrens	1,7	2,0	**						1,6	2,0	1,8	2,0						1,7	2,0	*
Verfügbarkeit des privaten Autos									2,5	3,5	2,4	2,6						**		
Bequemlichkeit des BSS					4,5	4,3	*													
Entspannungsfaktor des BSS					3,7	3,3	**													
Vergnügungsfaktor des BSS					3,8	3,5	*													
Gesundheitliche Vorteile des BSS					4,5	4,3	*													
Vergnügungsfaktor des ÖVs									2,6	2,0	2,8	2,6						*		

Skala

* : < 0,05

** : < 0,01

*** : < 0,001

Abkürzungen

Nur BSS: Nur Bike Sharing Nutzer

Nur ESS: Nur Shared E-Scooter Nutzer

BSS und ESS: Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer

NN: Nichtnutzer

4.4.2 Modelle

Die signifikanten Parameter, welche mit Hilfe der Tests identifiziert werden konnten, dienten anschließend der Erstellung der Modelle. LOGIT-Modelle mit einer Genauigkeit von größer als 70 % können letztlich Auskünfte über die Profile der Nutzer von Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilen geben. Die Ergebnisse der Mittelwerte der Test- und Trainingsgenauigkeiten der verschiedenen LOGIT- Modellen nach 10-maliger Wiederholung werden in Tabelle 4.6 abgebildet.

Tabelle 4.6: Genauigkeit der verschiedenen LOGIT Modellen bezüglich Nutzer und Nichtnutzer von verschiedenen Verkehrsmittel (eigene Darstellung)

LOGIT Modelle zu Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten	AIC
Signifikante soziodemografische Parameter	62 %	35 %	328,9
Signifikante psychografische Parameter	41 %	32 %	374,6
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	38 %	31 %	324,7
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	50 %	37 %	352,7
Signifikante Parameter	43 %	19 %	278,3
LOGIT Modelle zu Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten	AIC
Signifikante psychografische Parameter	22 %	19 %	286,4
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	26 %	22 %	270,6
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	13 %	11 %	205,7
Signifikante Parameter	24 %	9 %	178,3
LOGIT Modelle zu Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten	AIC
Signifikante soziodemografische Parameter	39 %	34 %	315,5
Signifikante psychografische Parameter	40 %	37 %	367,7
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	41 %	36 %	368,1
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	36 %	34 %	325,8
Signifikante Parameter	36 %	21 %	258,3

Die ermittelten Test- und Trainingsgenauigkeiten der verschiedenen LOGIT-Modelle erwiesen sich als unzureichend. Somit konnte keines der Modelle mit einer vorgegebenen Mindestwahrscheinlichkeit von 70 % Nutzer und Nichtnutzer eines unbekanntens Testdatensatzes korrekt vorhersagen. Insgesamt lag die schlechte Genauigkeit daran, dass die Modelle underfittet waren. Auch nach entsprechendem Feature Engineering ließ sich die Genauigkeit nur gering verbessern und ist somit auf die Qualität der Daten zurückzuführen. Bei dem Vergleich der AIC 's der Modelle zur Vorhersage der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer fiel auf, dass das Modell, welches alle signifikanten Parameter enthält, den niedrigsten und damit besten AIC-Wert vorweisen kann. Ein Blick auf die Genauigkeit dieses Modells zeigt jedoch, dass diese mit 42 % im Mittelfeld liegt und somit der AIC nicht als alleiniges Gütemerkmal genutzt werden kann. Vergleicht man die verschiedenen LOGIT Modelle der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer so fällt auf, dass das Modell

mit allen signifikanten Parametern den ebenfalls besten AIC aufweist. Die Genauigkeiten dieser Modelle liegen jedoch ebenfalls weit unter dem vorgegeben Mindestwert und können aus diesem Grund nicht für die Vorhersage verwendet werden. Die LOGIT Modelle für die Vorhersage der Mikromobilnutzer und Nichtnutzer besitzen alle einen hohen AIC und auch die Genauigkeiten zeigen, dass diese Modelle nicht eingesetzt werden können. In den Abbildungen 4.7 - 4.12 sind zusätzlich dazu die detaillierten Ergebnisse der jeweiligen Modelle dargestellt mit dem Schätzwert, der Standardabweichung, dem statistischen Wert und dem P-Wert.

Tabelle 4.7: Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der signifikanten Parameter der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Significant parameter	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
Soziodemographic parameters					
Gender	(Intercept)	1,216	0,532	2,284	0,022
	Female				
	Male	-0,688	0,285	-2,413	0,016
Education level	High education level				
	Low education level	0,476	0,391	1,217	0,224
Employment status	Yes				
	No	-0,147	0,433	-0,339	0,734
Netto income per household	Low netto income per household				
	Middle netto income per household	-0,98	0,484	-2,025	0,043
	High netto income per household	-0,538	0,544	-0,989	0,323
Number of people per household	One person				
	Two people	-0,839	0,372	-2,256	0,024
	Three or more people	-0,67	0,379	-1,77	0,077
Psychographic parameters					
Equality	(Intercept)	1,879	1,607	1,169	0,242
	1				
	2	0,139	1,804	0,077	0,938
	3	-0,524	1,391	-0,377	0,706
	4	-0,739	1,283	-0,576	0,564
	5	-0,476	1,272	-0,374	0,708
Secure	6	-1,06	1,264	-0,839	0,402
	1				
	2	-0,855	0,754	-1,133	0,257
	3	-1,338	0,752	-1,78	0,075
	4	-1,467	0,768	-1,91	0,056
	5	-1,242	0,791	-1,57	0,116
Strong State	6	0,407	0,944	0,431	0,666
	1				
	2	-0,325	0,612	-0,53	0,596
	3	0,423	0,596	0,71	0,477
	4	0,348	0,59	0,59	0,555
	5	0,232	0,612	0,379	0,705
Adventure	6	0,388	0,726	0,534	0,593
	1				
	2	-0,107	0,664	-0,161	0,872
	3	-0,552	0,649	-0,851	0,395
	4	-0,747	0,647	-1,154	0,248
	5	-1,174	0,686	-1,712	0,087
	6	-1,561	0,859	-1,817	0,069

Tradition	1				
	2	0,245	0,426	0,574	0,566
	3	0,615	0,438	1,404	0,16
	4	0,462	0,44	1,049	0,294
	5	1,42	0,556	2,553	0,011
	6	1,207	0,975	1,239	0,215
Attitudinal parameters					
	(Intercept)	31,707	3393,469	0,009	0,993
Convenience of cycling	1				
	2	-2,841	2827,243	-0,001	0,999
	3	-14,256	2399,545	-0,006	0,995
	4	-14,856	2399,545	-0,006	0,995
	5	-15,79	2399,545	-0,007	0,995
Relax factor of cycling	1				
	2	-14,838	2399,545	-0,006	0,995
	3	-15,255	2399,545	-0,006	0,995
	4	-15,643	2399,545	-0,007	0,995
	5	-15,286	2399,545	-0,006	0,995
Fun factor of cycling	1				
	2	15,635	3550,506	0,004	0,996
	3	-0,136	3393,469	0	1
	4	-0,292	3393,469	0	1
	5	-0,758	3393,469	0	1
Convenience of car driving	1				
	2	-0,525	0,824	-0,637	0,524
	3	-0,944	0,87	-1,085	0,278
	4	-0,45	0,76	-0,592	0,554
	5	0,088	0,822	0,107	0,915
Relax factor of car driving	1				
	2	-0,591	0,53	-1,116	0,264
	3	0,126	0,663	0,191	0,849
	4	-0,459	0,714	-0,643	0,52
	5	-1,203	1,016	-1,185	0,236
Fun factor of car driving	1				
	2	0,457	0,693	0,66	0,509
	3	0,779	0,726	1,073	0,283
	4	0,29	0,75	0,387	0,699
	5	1,039	0,902	1,151	0,25
Health factor of car driving	1				
	2	-0,208	0,378	-0,55	0,582
	3	0,608	0,543	1,12	0,263
	4	1,216	1,211	1,004	0,315
	5	-13,02	3013,928	-0,004	0,997
Behavioral parameter					
	(Intercept)	-1,165	0,469	-2,485	0,013
Car Sharing user frequency	Usage of Car Sharing				
	No usage of Car Sharing	1,123	0,321	3,503	0
Shared E-Scooter user frequency	Usage of Shared E-Scooter				
	No usage of Shared E-Scooter	0,426	0,473	0,9	0,368

Private Bike user frequency	Usage of the private bike				
	No usage of the private bike	0,973	0,539	1,805	0,071
Underground user frequency	Usage of the underground				
	No usage of the underground	-0,138	0,929	-0,148	0,882
Tramway user frequency	Usage of the tramway				
	No Usage of the tramway	0,777	0,491	1,582	0,114

Tabelle 4.8: Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parametern der Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

All significant parameters	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
	(Intercept)	54,241	8029,052	0,007	0,995
Sociodemographic parameters					
Gender	Female				
	Male	-0,572	0,547	-1,046	0,296
Employment Status	Yes				
	No	0,315	0,696	0,452	0,651
Netto income per household	Low netto income per household				
	Middle netto income per household	-0,363	0,719	-0,506	0,613
	High netto income per household	0,609	0,846	0,719	0,472
Number of people per household	One person				
	Two people	-1,798	0,802	-2,242	0,025
	Three or more people	-0,659	0,7	-0,941	0,347
Psychographic parameters					
Equality	1				
	2	-51,14	5995,204	-0,009	0,993
	3	-15,884	2889,366	-0,005	0,996
	4	-15,685	2889,366	-0,005	0,996
	5	-15,815	2889,366	-0,005	0,996
	6	-16,909	2889,366	-0,006	0,995
Secure	1				
	2	-2,309	1,285	-1,797	0,072
	3	-1,65	1,241	-1,329	0,184
	4	-2,372	1,3	-1,825	0,068
	5	-2,187	1,334	-1,64	0,101
	6	0,049	2,054	0,024	0,981
Strong State	1				
	2	0,932	1,44	0,647	0,518
	3	0,789	1,381	0,571	0,568
	4	1,106	1,436	0,77	0,441
	5	1,983	1,497	1,325	0,185
	6	1,508	1,679	0,898	0,369
Adventure	1				
	2	0,352	1,571	0,224	0,823
	3	-0,489	1,567	-0,312	0,755
	4	-0,058	1,564	-0,037	0,97
	5	0,581	1,579	0,368	0,713
	6	-0,138	1,91	-0,072	0,942
Tradition	1				
	2	1,24	0,745	1,664	0,096
	3	1,534	0,746	2,056	0,04
	4	1,286	0,786	1,637	0,102
	5	1,803	0,988	1,825	0,068
	6	-0,815	4,609	-0,177	0,86

Attitudinal parameters					
Convenience of cycling	1				
	2				
	3	-0,01	7688,611	0	1
	4	-15,881	6522,64	-0,002	0,998
	5	-16,66	6522,639	-0,003	0,998
Relax factor of cycling	1				
	2				
	3	-18,917	3684,077	-0,005	0,996
	4	-17,935	3684,076	-0,005	0,996
	5	-18,494	3684,076	-0,005	0,996
Fun factor of cycling	1				
	2				
	3	16,107	3285,205	0,005	0,996
	4	2,603	1,89	1,377	0,168
	5	0,324	0,69	0,469	0,639
Convenience of car driving	1				
	2				
	3	-4,114	1,451	-2,835	0,005
	4	-4,712	1,515	-3,11	0,002
	5	-2,468	1,199	-2,058	0,04
Relax factor of car driving	1				
	2				
	3	-3,069	1,408	-2,179	0,029
	4	-0,093	0,779	-0,12	0,905
	5	2,13	1,092	1,952	0,051
Fun factor of car driving	1				
	2				
	3	0,989	1,086	0,911	0,362
	4	1,598	1,651	0,968	0,333
	5				
Health factor of car driving	1				
	2				
	3	-0,898	1,039	-0,864	0,387
	4	-0,342	1,048	-0,326	0,744
	5	-2,364	1,161	-2,035	0,042
Behavioral parameters	1				
	2				
	3	-1,581	1,435	-1,102	0,27
	4	0,516	0,59	0,875	0,382
Car Sharing user frequency	Usage of Car Sharing				
	No usage of Car Sharing	0,88	0,58	1,517	0,129
Shared E-Scooter user frequency	Usage of Shared E-Scooter				
	No usage of Shared E-Scooter	-0,005	1,043	-0,004	0,997
Private bike user frequency	Usage of the private bike				
	No usage of the private bike	-0,841	1,274	-0,66	0,509
Underground user frequency	Usage of the underground				
	No usage of the underground	15,59	3714,434	0,004	0,997
Tramway user frequency	Usage of the tramway				
	No Usage of the tramway	-0,37	0,885	-0,418	0,676

Tabelle 4.9: Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der jeweiligen signifikanten Parameter der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Significant parameter	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
Psychographic parameters					
Rich	(Intercept)	18,253	1001,033	0,018	0,985
	1				
	2	-1,225	0,458	-2,673	0,008
	3	-1,487	0,495	-3,007	0,003
	4	-1,525	0,527	-2,895	0,004
	5	-2,287	0,734	-3,114	0,002
Adventure	6	15,463	1970,524	0,008	0,994
	1				
	2	-15,835	1001,033	-0,016	0,987
	3	-16,618	1001,033	-0,017	0,987
	4	-16,82	1001,033	-0,017	0,987
	5	-16,505	1001,033	-0,016	0,987
Tradition	6	-16,973	1001,033	-0,017	0,986
	1				
	2	0,42	0,473	0,887	0,375
	3	0,516	0,512	1,007	0,314
	4	0,513	0,488	1,053	0,292
	5	0,854	0,587	1,455	0,146
	6	2,04	1,13	1,806	0,071
Attitudinal parameters					
Convenience of Shared Bikes	(Intercept)	49,465	4714,635	0,01	0,992
	1				
	2	-13,683	1977,071	-0,007	0,994
	3	-14,097	1977,071	-0,007	0,994
	4	-14,74	1977,071	-0,007	0,994
Relax factor of Shared Bikes	5	-14,737	1977,071	-0,007	0,994
	1				
	2	-1,086	1,66	-0,654	0,513
	3	-0,39	1,818	-0,215	0,83
	4	-0,8	1,794	-0,446	0,656
Fun factor of Shared Bikes	5	-0,311	1,858	-0,167	0,867
	1				
	2	-0,031	1,71	-0,018	0,985
	3	0,477	1,813	0,263	0,792
	4	0,384	1,846	0,208	0,835
Health factor of Shared Bikes	5	0,258	1,881	0,137	0,891
	1				
	2	0,014	2178,255	0	1
	3	-14,463	1633,283	-0,009	0,993
	4	-16,55	1633,283	-0,01	0,992
	5	-16,43	1633,283	-0,01	0,992

Convenience of the private bike	1				
	2	-3,158	4378,542	-0,001	0,999
	3	-16,681	3956,181	-0,004	0,997
	4	-16,618	3956,18	-0,004	0,997
	5	-17,101	3956,18	-0,004	0,997
Behavioral parameter					
Car Sharing user frequency	(Intercept)	-18,942	1261,863	-0,015	0,988
	Usage of Car Sharing				
Shared E-Scooter user frequency	No usage of Car Sharing	0,777	0,392	1,984	0,047
	Usage of Shared E-Scooter				
	No usage of Shared E-Scooter	20,269	1261,863	0,016	0,987

Tabelle 4.10: Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parameter der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

All significant parameter	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
	(Intercept)	1,644	8401,299	0	1
Psychographic parameter					
Rich	1				
	2	-1,033	0,678	-1,523	0,128
	3	-0,327	0,78	-0,419	0,675
	4	-0,534	0,91	-0,587	0,557
	5	-1,905	1,285	-1,483	0,138
	6	16,728	11040,245	0,002	0,999
Adventure	1				
	2	-17,22	2530,999	-0,007	0,995
	3	-17,375	2530,999	-0,007	0,995
	4	-17,933	2530,999	-0,007	0,994
	5	-17,74	2530,999	-0,007	0,994
	6	-17,032	2530,999	-0,007	0,995
Tradition	1				
	2	-1,384	0,833	-1,662	0,096
	3	0,022	0,921	0,024	0,981
	4	-0,043	1,002	-0,043	0,965
	5	-0,93	1,029	-0,904	0,366
	6	-0,441	1,512	-0,292	0,771
Attitudinal parameter					
Convenience of Shared Bikes	1				
	2	14,346	11257,776	0,001	0,999
	3	30,876	12186,883	0,003	0,998
	4	14,708	11257,776	0,001	0,999
	5	14,224	11257,776	0,001	0,999
Relax factor of Shared Bikes	1				
	2	-17,678	5206,761	-0,003	0,997
	3	-16,216	5206,761	-0,003	0,998
	4	-18,276	5206,761	-0,004	0,997
	5	-19,34	5206,761	-0,004	0,997
Fun factor of Shared Bikes	1				
	2	-17,24	6040,15	-0,003	0,998
	3	-17,468	6040,15	-0,003	0,998
	4	-17,974	6040,15	-0,003	0,998
	5	-17,93	6040,15	-0,003	0,998

Health factor of Shared Bikes	1				
	2	20,846	7968,842	0,003	0,998
	3	4,064	2,491	1,631	0,103
	4	2,099	2,092	1,004	0,316
	5	3,538	2,2	1,609	0,108
Behavioral Parameter					
Car Sharing user frequency	Usage of Car Sharing				
	No Usage of Car Sharing	0,916	0,568	1,612	0,107
Shared E-Scooter user frequency	Usage of Shared E-Scooter				
	No Usage of Shared E-Scooter	36,559	3720,753	0,01	0,992

Um eine höhere Genauigkeit des LOGIT-Modells mit den signifikanten psychografischen Parametern zur Bestimmung der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer zu erzielen, wurde sich, anders als in Kapitel 4.3 definiert, für eine numerische Skala von eins bis vier entschieden. Diese Entscheidung fiel im Zuge des Feature Engineerings und die Ergebnisse dieses Modells sind in Tabelle 4.11 dargestellt. Gleiches Vorgehen wurde bei dem LOGIT-Modell mit den signifikanten einstellungsbezogenen Parametern der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer angewandt (siehe Tabelle 4.11).

Tabelle 4.11: Übersicht über die Ergebnisse der LOGIT-Modelle der signifikanten Parameter der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

Significant parameter	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
Sociodemographic parameter					
Gender	(Intercept)	0,859	0,34	2,527	0,011
	Female				
	Male	-0,613	0,281	-2,181	0,029
Education level	High education level				
	Low education level	0,768	0,37	2,076	0,038
Netto income per household	Low netto income per household				
	Middle netto income per household	-0,691	0,356	-1,939	0,053
	High netto income per household	-0,331	0,403	-0,822	0,411
Number of people per household	One person				
	Two people	-0,85	0,374	-2,273	0,023
	Three or more people	-0,595	0,382	-1,557	0,12
Psychographic parameter					
Secure	(Intercept)	-0,064	0,406	-0,157	0,875
	1				
	2	-0,181	0,341	-0,532	0,595
	3	-0,258	0,404	-0,638	0,523
Adventure	4	0,055	0,551	0,1	0,92
	1				
	2	-0,516	0,301	-1,713	0,087
	3	-0,583	0,407	-1,433	0,152
Tradition	4	-1,363	0,642	-2,122	0,034
	1				
	2	0,681	0,281	2,421	0,015
	3	1,403	0,414	3,387	0,001
	4	1,993	0,704	2,832	0,005
Attitudinal parameter					
Convenience of cycling	(Intercept)	15,364	882,745	0,017	0,986
	1				
	2	-12,9	882,744	-0,015	0,988
	3	-13,773	882,744	-0,016	0,988
	4	-15,034	882,744	-0,017	0,986

Relax factor of cycling	1				
	2	-1,294	1,2	-1,079	0,281
	3	-0,804	1,166	-0,689	0,491
	4	-1,108	1,177	-0,941	0,346
Convenience of car driving	1				
	2	0,24	0,795	0,301	0,763
	3	0,339	0,803	0,422	0,673
	4	0,566	0,837	0,676	0,499
Relax factor of car driving	1				
	2	-0,309	0,405	-0,763	0,445
	3	0,158	0,493	0,32	0,749
	4	0,213	0,725	0,293	0,769
Behavioral parameter					
	(Intercept)	-18,221	741,595	-0,025	0,98
Shared E-Scooter user frequency	Usage of Shared E-Scooter				
	No usage of Shared E-Scooter	17,073	741,595	0,023	0,982
Private bike user frequency	Usage of private bike				
	No usage of private bike	0,637	0,424	1,503	0,133
Car Sharing user frequency	Usage of Car Sharing				
	No usage of Car Sharing	1,263	0,357	3,535	0
Tramway user frequency	Usage of the tramway				
	No usage of the tramway	0,502	0,509	0,986	0,324
Underground user frequency	Usage of the underground				
	No usage of the underground	0,456	0,82	0,556	0,578

Bei Erstellung des Modells, welches alle signifikanten Parametern der Nutzer und Nichtnutzern von Mikromobilen enthält, wurde zur Verbesserung der Genauigkeit eine neue Klassifizierung der Antwortmöglichkeiten gewählt. Dabei wurden die sechs verschiedenen Antwortmöglichkeiten zu den psychografischen Fragen in drei Klassen zusammengefasst, um aussagekräftigere Daten zu erhalten und damit die Genauigkeit zu verbessern. Die Ergebnisse dieses Modells sind in Tabelle 4.12 dargestellt.

Tabelle 4.12: Übersicht über das Ergebnis des LOGIT-Modells mit allen signifikanten Parameter der Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer (eigene Darstellung)

All significant parameter	Attributes	estimate	std.error	statistic	p.value
	(Intercept)	12,856	9300,165	0,001	0,999
Sociodemographic parameter					
Gender	Male				
	Female	-0,466	0,499	-0,933	0,351
Employment status	Yes				
	No	0,592	0,642	0,923	0,356
Netto income per household	Low netto income per household				
	Middle netto income per household	-0,755	0,683	-1,105	0,269
	High netto income per household	-0,009	0,801	-0,012	0,991
Number of people per household	One person				
	Two people	-1,191	0,617	-1,928	0,054
	Three or more people	-0,819	0,601	-1,364	0,173
Psychographic parameter					
Equal	1				
	2	4,902	1,953	2,51	0,012
	3	4,122	1,83	2,253	0,024
Secure	1				
	2	0,083	0,576	0,144	0,886
	3	0,533	0,719	0,741	0,459
Adventure	1				
	2	-0,611	0,551	-1,109	0,267
	3	-1,348	0,712	-1,895	0,058
Tradition	1				
	2	0,724	0,509	1,424	0,154
	3	2,445	0,725	3,374	0,001
Attitudinal parameter					
Convenience of cycling	1				
	2	-18,526	9608,449	-0,002	0,998
	3	-15,685	6522,642	-0,002	0,998
	4	-16,35	6522,639	-0,003	0,998
	5	-17,336	6522,639	-0,003	0,998
Relax factor of cycling	1				
	2	-20,216	3205,639	-0,006	0,995
	3	-24,068	3205,639	-0,008	0,994
	4	-22,186	3205,639	-0,007	0,994
	5	-22,352	3205,639	-0,007	0,994
Fun factor of cycling	1				
	2	22,473	7749,429	0,003	0,998
	3	5,509	7267,805	0,001	0,999
	4	5,742	7267,804	0,001	0,999
	5	5,292	7267,804	0,001	0,999

Convenience of car driving	1				
	2	-0,816	1,105	-0,738	0,46
	3	-3,17	1,264	-2,507	0,012
	4	-2,488	1,095	-2,271	0,023
	5	-1,94	1,189	-1,631	0,103
Relax factor of car driving	1				
	2	-0,571	0,708	-0,807	0,42
	3	0,147	0,89	0,165	0,869
	4	1,13	1,08	1,047	0,295
	5	3,346	1,837	1,822	0,068
Fun factor of car driving	1				
	2	-0,06	0,87	-0,069	0,945
	3	0,41	0,954	0,43	0,667
	4	-1,592	1,024	-1,555	0,12
	5	-0,508	1,303	-0,39	0,696
Health factor of car driving	1				
	2	-0,022	0,556	-0,039	0,969
	3	-0,434	0,792	-0,548	0,584
	4	-1,092	1,414	-0,772	0,44
	5	0,377	0,622	0,606	0,544
Behavioral parameter					
Shared E-Scooter user frequency	Usage of Shared E-Scooter				
	No usage of Shared E-Scooter	19,163	1184,648	0,016	0,987
Private bike user frequency	Usage of the private bike				
	No usage of the private bike	0,582	0,941	0,618	0,536
Underground user frequency	Usage of the underground				
	No usage of the underground	5,106	2,13	2,397	0,017
Tramway user frequency	Usage of the tramway				
	No usage of the tramway	-0,024	0,945	-0,025	0,98

Da die Werte der gemittelten Genauigkeiten der Testdaten dieser verschiedenen Kategorien zeigten, dass die logistische Regression für den verwendeten Datensatz keine hinreichend gute Modelle ergaben, wurde im Anschluss daran das Naive Bayes Modell zur Erstellung der Modelle verwendet. Die Ergebnisse der Naive Bayes Modelle, welche für die jeweiligen signifikanten Parameter erstellt wurden, sind in der Tabelle 4.13 dargestellt.

Tabelle 4.13: Genauigkeiten der verschiedenen Naive Bayes Modellen bezüglich der Nutzer und Nichtnutzer der verschiedenen Verkehrsmittel (eigene Darstellung)

Naive Bayes Modelle zu Bike Sharing Nutzer und Nichtnutzer	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten
Signifikante soziodemografische Parameter	63 %	64 %
Signifikante psychografische Parameter	62 %	63 %
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	60 %	63 %
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	64 %	63 %
Signifikante Parameter	72 %	71 %
Naive Bayes Modelle zu Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten
Signifikante psychografische Parameter	80 %	81 %
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	78 %	77 %
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	88 %	89 %
Signifikante Parameter	83 %	85 %
Naive Bayes Modelle zu Nutzer und Nichtnutzer von Mikromobilen	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten
Signifikante soziodemografische Parameter	63 %	63 %
Signifikante psychografische Parameter	62 %	63 %
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	60 %	63 %
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	67 %	65 %
Signifikante Parameter	71 %	74 %
Naive Bayes Modelle zur Klassifizierung der Bike Sharing und/ oder Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer	Mittelwert der Genauigkeit der Testdaten	Mittelwert der Genauigkeit der Trainingsdaten
Signifikante soziodemografische Parameter	48 %	49 %
Signifikante psychografische Parameter	54 %	57 %
Signifikante einstellungsbezogene Parameter	44 %	53 %
Signifikante verhaltensbezogene Parameter	59 %	59 %
Signifikante Parameter	57 %	71 %

Die Modelle wurden kreiert um eine bessere Prognose der Shared Bike Nutzer und Nichtnutzer zu erbringen. Dabei wird erkenntlich, dass das Naive Bayes Modell, welches alle signifikanten Parametern der Shared Bike Nutzer enthält, die höchste mittlere Genauigkeit der Testdaten aufweist. Gleichzeitig kann davon ausgegangen werden, dass dieses Modell mit einer durchschnittlichen Genauigkeit von 72 % Nutzer und Nichtnutzer von Bike Sharing Systemen relativ sicher vorhersagen kann und damit ein zuverlässiges Nutzerprofil abbildet. Hierzu wurden die Modelle zehn Mal mit zufällig ausgewählten Trainings- und Datensätzen erstellt und die jeweiligen Genauigkeiten berechnet. Ein weiteres Merkmal, um die Qualität des Modells zu bewerten ist das Verhältnis zwischen Test- und Trainingsgenauigkeit. Je nach Verhältnis kann man daraus bestimmen, ob das Modell

overfittet oder underfittet ist. Hiermit wird der Grad der Anpassung des Modells auf die Trainingsdaten ausgedrückt. Falls das Modell bei der Bestimmung der Trainingsdaten eine signifikant höhere Genauigkeit als bei der Bestimmung der Testdaten aufweist, wird dies als Overfitting bezeichnet. Bei Overfitting ist das Modell also zu stark auf die Trainingsdaten angepasst und kann neue Daten nicht mit der selben oder ähnlichen Genauigkeit bestimmen. Underfitting hingegen beschreibt eine generell zu schlechte Anpassung des Modells. Ein Zeichen dafür ist eine geringe Genauigkeit bei der Bestimmung der Trainingsdaten. Ein gutes Modell zeichnet sich durch nah beieinanderliegende sowie hohe Genauigkeiten bei der Bestimmung der Trainings- und Testdaten aus. Im Falle dieses Modells handelt es sich um ein gutes Modell, da die Genauigkeiten zwischen Test- und Trainingsdaten lediglich um einen Prozent abweichen und damit keinen signifikanten Unterschied aufweisen.

Das Modell, welches alle signifikanten Parameter, der Shared Bike Nutzer und Nichtnutzer enthält spiegelt somit ein umfangreiches Profil der Nutzer wieder. Dadurch werden Bike Sharin Nutzer mittels Ihrer soziodemografischen, psychografischen, verhaltens- sowie einstellungsbezogenen Besonderheiten beschrieben (siehe Tabelle 4.14).

Neben dem Profil der Bike Sharing Nutzern wird in Tabelle 4.14 ebenfalls das Profil für Shared E-Scooter abgebildet. Hierzu wurden verschiedene Naive Bayes Modelle mit den signifikanten Parametern der Shared E-Scooter Nutzer und Nichtnutzer erstellt. Die hohen mittleren Genauigkeitswerte der Testdaten sowie die nicht vorhandenen Anzeichen von Over- oder Underfitting sprechen für die Eignung der Modelle (siehe Tabelle 4.13). Somit können die Eigenschaften der Shared E-Scooter Nutzer mit hoher Wahrscheinlichkeit Rückschlüsse auf das Nutzerverhalten bieten. In Tabelle 4.13 werden außerdem die mittleren Genauigkeiten der Modelle zur Identifizierung der Profile von Mikromobilitätsnutzern abgebildet. Hier erwies sich trotz Feature Engineering lediglich das Modell, welches alle signifikanten Parameter enthält, als gut genug, um Nutzer und Nichtnutzer richtig vorherzusagen zu können. Da die Genauigkeit der Trainingsdaten mit einer Differenz von 3 % höher als die der Testdaten ist, weist dieses Modell ein leichtes Overfitting auf. Aufgrund der geringen Datenmenge und einer Schwankung der Genauigkeiten von mehr als 3 %, kann dieses Modell dennoch als gut betrachtet und genutzt werden, um Nutzerprofile vorherzusagen. Das Nutzerprofil hierzu befindet sich ebenfalls in der Tabelle 4.14.

Tabelle 4.14: Nutzerprofile von verschiedenen Verkehrsmitteln

Nutzerprofil	Bike Sharing Nutzer	Shared E-Scooter Nutzer	Nutzer von Mikromobilen
Soziodemografie			
Hoher männlicher Nutzeranteil	✓		✓
Vollzeitbeschäftigung oder StudentIn	✓		✓
Mittleres Einkommensniveau	✓		✓
Ein- bis Zwei-Personen-Haushalt	✓		✓
Psychografik			
Bedeutung der Gleichberechtigung	✓		✓
Verspüren einer gewissen Abenteuerlust	✓	✓	✓
Gewisse Wichtigkeit einer sicheren Umgebung			✓
Keine traditionelle Lebensweise	✓	✓	✓
Gewisse Wichtigkeit eines schützenden Staates	✓		
Gewisse Bedeutung eines materiellen Wohlstands		✓	
Verkehrsbezogene Einstellung			
Bequemlichkeit des eigenen Fahrrads	✓	✓	✓
Radfahren als entspannende Fortbewegung	✓		✓
Spaß bei der Nutzung des eigene Fahrrads	✓		✓
Schätzung des Komforts eines Shared Bikes		✓	
Shared Bike als gewisses entspannendes Fortbewegungsmittels		✓	
Gewisser Vergnügungsfaktor bei der Nutzung eines Shared Bikes		✓	
Kein Komfort bei der Nutzung des eigenen Autos	✓		
Empfindung gewisse Komfortvorteile bei der Nutzung des eigenen Autos			✓
Keine Entspannung beim Autofahren	✓		✓
Kein Spaßfaktor bei der Nutzung des privaten Autos	✓		
Geteilte Meinung hinsichtlich des Vergnügens Auto zu fahren			✓
Nutzerverhalten			
Unregelmäßige Nutzung anderer Shared Mobility Angebote (Car Sharing, Shared E-Scooter)	✓	✓	✓
Nahezu tägliche Nutzung des privaten Fahrrads	✓		✓
Regelmäßige Nutzung Öffentlicher Verkehrsmittel	✓		✓

Eine weitere Kategorie, welche für die Identifizierung der Nutzereigenschaften von Bike Sharing und Shared E-Scooter dienen sollte, unterteilt diese in vier verschiedene Klassen. Dabei handelt es sich, um die bereits verwendete Unterteilung der Befragten in Nutzer von Bike Sharing Systemen, Shared E-Scooter Systemen, Nutzer beider Systemen und Nichtnutzer dieser Mobilitätssysteme. Aus diesem Grund wurde der Naive Bayes Algorithmus verwendet um die verschiedenen Modelle mit den jeweiligen signifikanten Parametern zu erstellt wurden. Diese Modelle wiesen jedoch keine

ausreichend hohen Testgenauigkeiten auf (siehe Tabelle 4.13). Grund hierfür ist die Unterteilung in vier anstatt zwei verschiedener Klassen welches zu einem deutlich geringeren Datensatz pro Klasse führt. Ein weiterer starker Einfluss auf die Genauigkeit dieser Modelle hat auch die ungleichmäßige Verteilung der Datensätze bezogen auf die Klassen. Dies hat zur Folge, dass bei der Aufspaltung in Test- und Trainingsdaten Datensätze entstehen können, die nicht alle Merkmale der jeweiligen Klassen aufweisen. Aus diesem Grund konnte bei diesen Modellen keine komplett zufällige Aufspaltung des Datensatzes in Test- und Trainingsdaten stattfinden. Daher wurde die Bestimmung der Genauigkeiten mit unterschiedlichen, jedoch vorher festgelegten, Aufspaltungen in Test- und Trainingsdaten durchgeführt. Aufgrund der unzureichenden Menge an Trainingsdaten, konnte aus diesen Gründen trotz Feature Engineering keine ausreichend hohen Testgenauigkeiten bestimmt werden. Diese liegen unter dem Mindestwert von 70 % und sind abgesehen von dem letzten Modell somit underfittet. Mit einer Trainingsdatengenauigkeit von 71 % und einer Testdatengenauigkeit von jedoch nur 57 %, weist das letzte Modell Overfitting auf.

Kapitel 5

Diskussion

Dieses Kapitel dient der kritischen Betrachtung der im Zuge der Datenauswertung und Literaturrecherche gesammelten Ergebnisse. Darüber hinaus wird im folgenden Abschnitt detaillierter auf die Datenbasis und ihre Stärken und Grenzen eingegangen, um auf dieser Grundlage eine Weiterentwicklung der Umfrage zu ermöglichen. Anschließend werden die aus der Datenauswertung resultierenden Profile der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer miteinander verglichen, um mögliche Gemeinsamkeiten und Unterschiede zu identifizieren. Daran anschließend, werden die Ergebnisse der Datenauswertung mit den Erkenntnissen der Literaturrecherche gegenübergestellt, um somit die Bedeutung der Nutzereigenschaften zu analysieren. Abschließend werden Möglichkeiten aufgezeigt, wie die Ergebnisse der Datenauswertung optimal für ein personalisiertes Mobilitätsmanagement eingesetzt werden können.

5.1 Datengrundlage

Ausgehend von der Datengrundlage wurden diese, wie bereits erwähnt, anhand einer Umfrage, die im Rahmen einer Masterarbeit durchgeführt wurde, erhoben. Dabei konnten die Teilnehmer der Umfrage die am besten zutreffende Antwort auswählen. Aufgrund der klaren Vorgabe der Antwortmöglichkeiten, konnte sich die Auswertung auf den daraus resultierenden quantitativen Datensatz stützen, was den Vorteil hat, dass die Daten vergleichbar sind. Eine weitere Stärke der Umfrage ist die umfangreiche Befragung der Teilnehmer, welche Fragen bezüglich verschiedener Sektoren beinhaltet. Auf der Basis der Daten konnte so ein umfassendes Bild des Nutzerverhaltens generiert werden, welches soziodemografische, psychografische, verhaltens- und einstellungsbezogene Merkmale umfasst. Darüber hinaus wurde die Befragung sowohl online als auch offline durchgeführt, um eine breite Altersstruktur ansprechen zu können sowie Teilnehmer ohne Nutzung sozialer Medien zu erfassen, was für die Aussagekraft des Datensatzes von Bedeutung ist. Es konnte festgestellt werden, dass die größte Gruppe der Teilnehmer dieser Befragung zu dem Zeitpunkt der Umfrage ein junges Alter und einen hohen Bildungsgrad aufwies. Dies kann damit im Zusammenhang stehen, dass der Altersdurchschnitt in den sozialen Netzwerken sowie insgesamt online niedriger ist. Auch wenn der Altersdurchschnitt der Teilnehmer nicht repräsentativ für die Gesellschaft ist, spiegelt die junge Altersstruktur die Hauptzielgruppe von Sharing Angeboten wieder und zeigt, dass die junge Generationen mehr mit dem Prinzip der Shared Economy identifizieren.

Die Größe des Datensatzes ist im Vergleich zu anderen repräsentativen Umfragen gering, weist jedoch für den Rahmen der Laufzeit von acht Wochen eine angemessene Größe auf [Stöckle, 2020]. Ebenso weist die Erhebung eine hohe Qualität der Daten auf, was sich in dem geringen Anteil der unvollständigen Daten, die bei der Auswertung entfernt werden mussten, widerspiegelt [Stöckle, 2020]. Der Antwortdatensatz weist außerdem eine durchschnittliche Vollständigkeitsrate von über 70 % auf, was im Hinblick auf den hohen Umfang der Umfrage und der damit einhergehenden langen Bearbeitungszeit die Qualität des Datensatzes stützt. Zwar bezieht sich derzeit die Umfra-

ge nur auf den Standort München, ist jedoch aufgrund des ganzheitlichen Nutzerprofils, auch an anderen Standorten bis auf das Abändern der Anbieter der Shared Bikes gut einsetzbar. Durch die einfache Anpassbarkeit der Umfragen an andere Standorte, kann einerseits ein umfassenderer Eindruck vom Nutzerverhalten gewonnen und andererseits mögliche standortbezogene Unterschiede analysiert werden.

Auch wenn diese Umfrage durch die breite Abdeckung der potenziellen Einflüsse auf den Nutzer ein umfangreiches Bild liefert, kann bei einer überarbeiteten Version der Befragung ein reduzierter Umfang erarbeitet werden. Die Reduzierung der Umfrage kann je nach Zielgruppe mit Hilfe der in dieser Arbeit bestimmten signifikanten Parameter, erzielt werden und würde damit die Möglichkeit einer schnelleren Bearbeitung bieten. Aufgrund des noch jungen Alters der Shared E-Scooter Angebote zum Zeitpunkt der Durchführung der Umfrage fiel die Datenmenge der Nutzer dieser Shared Angebote im Vergleich zu den Bike Sharing Nutzern deutlich geringer aus. Eine erneute Durchführung zu einem späteren Zeitpunkt wird hier eine größere Datenmenge an Shared E-Scooter Nutzern liefern. Im Rahmen der Literaturrecherche wurde außerdem auf die Hinderungsgründe der Nichtnutzer von Shared Bikes eingegangen [Fishman et al., 2014]. Diese bieten die Möglichkeit, sich einen Eindruck zu verschaffen, was Nichtnutzer davon abhält, Bike Sharing Systeme zu nutzen. Dies bietet die Möglichkeit bei einem erneuten Einsatz der Umfrage eine weitere Kategorie bezüglich der Hinderungsgründe bei der Nutzung verschiedener Verkehrsmittel, aufzunehmen. Diese können anschließend dafür verwendet werden mit Hilfe des personalisierten Mobilitätsmanagements Hemmnisse zu lösen und Nichtnutzer effektiver anzusprechen.

5.2 Modelle

Bei der Erstellung der Modelle mit den jeweiligen signifikanten Parameter der Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer wurden zu Beginn das logistische Regressionsmodell benutzt, um Vorhersagen treffen zu können. Die Werte der gemittelten Testgenauigkeiten, welche sich in dem Zuge ergaben, weisen jedoch keine ausreichende Genauigkeit auf. Grund für die unzureichenden Genauigkeiten kann an den Eigenschaften des LOGIT-Modelles liegen, welches insbesondere für große Datensätze gute Vorhersagungen treffen kann. Im Gegensatz wird das Naive Bayes Modell insbesondere bei kleinen Datensatzmengen eingesetzt. So zeigten die Ergebnisse der gemittelten Genauigkeiten der Testdaten, welche sich im Zuge der Naive Bayes Modelle ergaben, dass für die Größe dieses Datensatzes, das Naive Bayes Modell besser geeignet ist, um Vorhersagen zu treffen und Nutzerprofile zu erstellen.

Ziel der Auswertung war es weitere Nutzeigenschaften und -merkmale von Shared E-Scooter und Shared Bikes zu identifizieren, um potentielle zukünftige Nutzer mit Hilfe von geeigneten Maßnahmen ansprechen zu können. Daher wurden die Fragen bezüglich der Einstellung von Bike Sharing Nutzern und Mikromobilitätsnutzern zu Bike Sharing Systeme nicht in die Erstellung dieser Modelle mit einbezogen, da davon ausgegangen werden muss, dass potentielle Nutzer noch keinen Kontakt zu Bike Sharing Anbietern haben. Dies soll außerdem dazu dienen, das Modell unabhängig von bereits vorhandenen Bike Sharing Betreibern in jeder Stadt anwenden zu können.

5.3 Vergleich der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzerprofile

Die Analyse der Daten ergab einen hohen Anteil an Shared Bike Nutzern, was mit dem Kreis der Befragten in Zusammenhang gebracht werden kann, der sich durch ein junges Durchschnittsalter beschreiben lässt [Fishman et al., 2014]. Im Gegensatz dazu fällt der Anteil der Nutzer von Shared E-Scooter Systemen deutlich geringer aus, was zum einen mit der Neuheit dieses Verkehrsmittels zusammenhängen kann und zum anderen auf die in der Regel unregelmäßige Nutzung dieser Mobilitätsform zurückzuführen ist [Fitt and Curl, 2019]. Bei dem Vergleich der Profile der Nutzer von

Bike Sharing und Shared E-Scooter Systemen fällt außerdem auf, dass die soziodemografischen Eigenschaften der Nutzer sich in gewissen Punkten ähneln. So ergab die Datenauswertung, dass der männliche Anteil der Nutzer von Shared Bikes und Shared E-Scootern vergleichsweise höher ist. Darüber hinaus konnte festgestellt werden, dass Bike Sharing und Shared E-Scooter Systeme insbesondere unter jungen Menschen genutzt werden, was auch mit den Voraussetzungen des Mietsystems zusammenhängen kann, welches den Besitz eines Smartphones sowie mobilen Internet voraussetzt.

Bei Betrachtung des Beschäftigungsverhältnisses der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer konnten außerdem ähnliche Merkmale festgestellt werden. Die Mehrheit der Nutzer gaben an, zum Zeitpunkt der Umfrage, einer Vollzeitbeschäftigung nachzugehen oder als StudentIn an einer Hochschule eingeschrieben zu sein. Die häusliche und finanzielle Umgebung der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer weist ebenfalls Gemeinsamkeiten auf. So verfügt die Mehrheit der Nutzer dieser Mobilitätssysteme über ein mittleres Einkommen und leben in einem Ein- bis Zweipersonenhaushalt. Diese Beobachtung passt wiederum zu dem jungen Altersdurchschnitt der Nutzer von Bike Sharing und Shared E-Scooter Systemen, welche häufig in Apartments, WG's oder Wohnheimen leben. Die genannten soziodemografischen Gemeinsamkeiten der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer lassen darauf schließen, dass es sich mehrheitlich um männliche, gebildete, finanziell und häuslich unabhängige Nutzer handelt. Dies deckt sich auch mit den Erkenntnissen einer Studie aus London, welche den Grund der Ungleichheit in einer ungleichmäßigen Verteilung der Bike Sharing Stationen feststellen konnte [Ogilvie and Goodman, 2012]. Diese ungleiche Verteilung der Stationen sorgte dafür, dass einkommensschwache Gebiete einen schlechteren Zugang zu Bike Sharing Möglichkeiten hatten als finanziell abgesicherte Gebiete, was als ein Grund für die Ungleichheit gesehen werden kann [Ogilvie and Goodman, 2012][?]. Gleichzeitig kann jedoch der vergleichsweise hohe Bildungsgrad und das Beschäftigungsverhältnis der Nutzer auf den Kreis der Befragten zurückgeführt werden. Dies kann auch mitunter der Grund dafür sein, dass keine der soziodemografischen Parametern im Rahmen der Tests Signifikanzen gegenüber den Shared E-Scooter aufweisen. Somit handelt es sich bei den soziodemografischen Auffälligkeiten der Nutzer von Shared E-Scooter um Trends, welche jedoch das Nutzerprofil nicht mit beschreiben.

Ebenso konnte bei der Betrachtung der psychografischen Nutzereigenschaften von Shared Bike und Shared E-Scooter Nutzer konnten Gemeinsamkeiten beobachtet werden. So können sich sowohl Bike Sharing als auch Shared E-Scooter Nutzer mit einer gewissen Abenteuerlust identifizieren und sind außerdem der Auffassung kein traditionelles Leben zu führen. Gleichzeitig sind für Bike Sharing Nutzern die Bedeutung der Gleichberechtigung besonders wichtig und rechnen außerdem einem schützenden Staat eine gewisse Wichtigkeit bei. Shared E-Scooter hingegen empfinden einen gewissen materiellen Wohlstand als wichtig. Abgesehen von den soziodemografischen und psychografischen Gemeinsamkeiten der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer, konnten mit Hilfe der Datenanalyse weitere Gemeinsamkeiten und Unterschiede bezüglich der verkehrsbezogenen Einstellungen der Nutzer festgestellt werden. Dabei empfinden die Nutzer von Bike Sharing und Shared E-Scooter Systeme das eigene Fahrrad als komfortables Verkehrsmittel und haben gleichzeitig Spaß das zu nutzen. Darüber hinaus empfinden die Bike Sharing Nutzer, im Vergleich zu den Shared E-Scooter Nutzern, die Fortbewegung mit dem privaten Fahrrad als entspannend. Ein weiterer Unterschied der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer gründet auf der Einstellung der Nutzer bezüglich des privaten Pkws. So empfinden die Bike Sharing Nutzer das Autofahren als nicht komfortabel und nicht entspannend und haben mehrheitlich keinen Spaß dieses zu nutzen, wohingegen die Shared E-Scooter Nutzer dem privaten Auto mindestens gewisse Komfortvorteile zuschreiben, dieses jedoch ebenfalls mehrheitlich als nicht entspannend empfinden.

Bei abschließender Betrachtung des Reiseverhaltens der Shared Bike und Shared E-Scooter Nutzer fiel die Offenheit der Nutzer gegenüber neuer Mobilitätsangebote auf. So ergab die Datenauswertung, dass sowohl Bike Sharing als auch Shared E-Scooter Nutzer Car Sharing und Shared E-Scooter Angebote bisher zum größten Teil bereits ausprobiert haben. Gleichzeitig zeichnet sich die Nutzung dieser neuen Mobilitätsformen (Shared E-Scooter und Shared Car) von Bike Sharing und

Shared E-Scooter Nutzern eher durch einen unregelmäßigen Gebrauch aus. Aufgrund der nicht regelmäßigen Nutzung des Shared E-Scooters kann darauf geschlossen werden, dass dieser nur einen spontanen Zweck für die Nutzer von Bike Sharing und Shared E-Scooter bietet, was einerseits auf seine Neuartigkeit und andererseits auf den begrenzten Radius dieses Verkehrsmittels zurückgeführt werden kann. Das private Fahrrad hingegen wird von den Nutzern von Bike Sharing und Shared E-Scootern nahezu täglich benutzt und auch der öffentliche Verkehr wird von dem Großteil der beiden Nutzergruppen regelmäßig verwendet. So konnten klare Gemeinsamkeiten der Nutzer von Bike Sharing und Shared E-Scootern, was das Reiseverhalten betrifft, aufgezeigt werden.

5.4 Übereinstimmungen der Ergebnisse mit den Erkenntnissen der Literaturrecherche

In den Ergebnissen der Datenanalyse spiegeln sich einige Erkenntnisse aus der Literaturrecherche wider, welche im Folgenden näher erläutert werden. So ergaben die Ergebnisse einiger Studien, welche im Kapitel 2 dargestellt wurden, dass sich Nutzer von Bike Sharing Systemen durch einen hohen männlichen Anteil auszeichnen, was mit dem Nutzerprofil der Shared Bikes, welche im Rahmen der Datenauswertung erstellt wurde, übereinstimmt [Buck et al., 2013]. Des Weiteren weisen einige Studien auf ein niedriges Durchschnittsalter der Bike Sharing Nutzer hin, welches ebenfalls mit Hilfe der visuellen Darstellung der Umfrage, beobachtet werden konnte [Bührmann, 2011]. Darüber hinaus zeichnen sich Nutzer von Bike Sharing Systemen durch ihre Nutzung verschiedener Verkehrsmittel aus [Fishman et al., 2014]. Dabei nutzen Shared Bike Nutzer regelmäßig öffentliche Verkehrsmittel sowie aktive Mobilitätssysteme und sind offen für neue Mobilitätsformen, wie Shared Cars und Shared E-Scooter (siehe Kapitel 2 und 4). Des Weiteren wiesen die Ergebnisse der Datenanalyse und die Erkenntnisse der Literaturrecherche Ähnlichkeiten bezüglich der Motivationen der Shared Bike Nutzer auf. So gaben beispielsweise 75 % der Nutzer im Rahmen der Umfrage an, dass die Bequemlichkeit eine wesentliche Motivation des Shared Bikes als Verkehrsmittel darstellt, was mit den Ergebnissen der Literaturrecherche übereinstimmt [Fishman, 2016]. Gleichzeitig stellt das Shared Bike für die Nutzer gesundheitliche Vorteile dar, welche als Motivation dienen, diese zu nutzen [Shaheen et al., 2013].

Neben den Ergebnissen bezüglich der Bike Sharing Nutzer zeigten die Datenauswertung und Literaturrecherche auch Ähnlichkeiten, was die Nutzer von Shared E-Scooter betrifft. So konnten die Ergebnisse der Datenanalyse und die Erkenntnisse der Literaturrecherche einen hohen männlichen Shared E-Scooter Nutzeranteil feststellen [Jiao and Bai, 2020]. Gleichzeitig zeichnen sich diese durch einen hohen Bildungsgrad und ein niedriges Durchschnittsalter aus, welches die Datenanalyse ebenfalls bestätigte [Fitt and Curl, 2019]. Außerdem charakterisierten die Ergebnisse der Literaturrecherche und Datenauswertung die Nutzer von Shared E-Scooter als mittlere bis hohe Einkommensschicht [Fitt and Curl, 2019]. Darüber hinaus konnte festgestellt werden, dass die Nutzer von Shared E-Scooter Systemen mehrheitlich vollzeitbeschäftigt sind und den Shared E-Scooter nur unregelmäßig nutzen [Fitt and Curl, 2019]. Somit konnte die Auswertung der Umfrage einige Übereinstimmungen mit den in Kapitel 2 eingesetzten Studien über die Bike Sharing und Shared E-Scooter aufzeigen, was auf eine gute Datengrundlage schließen lässt.

5.5 Personalisiertes Mobilitätsmanagement zur Effektivitätssteigerung

Ziel des personalisierten Mobilitätsmanagements ist es potenzielle Nutzer mit Hilfe von Marketingstrategien und Konzepten konkret anzusprechen und sie auf neue Mobilitätsformen aufmerksam zu machen sowie zu überzeugen diese auszuprobieren. Da sowohl die Ergebnisse der Datenauswertung als auch die Erkenntnisse der Literaturrecherche bestätigen konnten, dass es sich bei Bike Sharing und Shared E-Scootern um eine junge Nutzergruppe handelt, wäre eine Möglichkeit

gezielt über Werbeplattformen auf diese neuen Mobilitätsformen aufmerksam zu machen. Dabei können beispielsweise soziale Medien eingesetzt werden und mögliche Vorbilder der Nutzergruppen als Botschafter agieren, um somit die Aufmerksamkeit der potenziellen Nutzer zu erhalten. Durch die Flexibilität der Bike Sharing und Shared E-Scooter Nutzer, was die Nutzung verschiedener Verkehrsmittel betrifft, bietet eine verkehrsmittelübergreifende App eine zusätzliche Möglichkeit potenzielle Nutzern besser anzusprechen und zu binden. Somit können diese beispielsweise in einer App für die Nutzung verschiedener Verkehrsmittel bezahlen und nach der schnellstmöglichen Route, welche unterschiedliche Verkehrsmittel enthält, suchen. Dabei können beispielsweise „Kombitickets“ einen weiteren preislichen Anreiz zur Nutzung neuer Mobilitätsangebote bieten.

Eine weitere Möglichkeit stellen konkrete Rabattaktionen oder spezielle Angebote für Studenten und Studentinnen dar, da diese derzeit einen großen Teil der Nutzergruppe ausmachen. Darüber hinaus bietet die Positionierung der Shared Bikes und Shared E-Scooter eine weitere Möglichkeit, die potenziellen Nutzer besser anzusprechen. Diese werden zum einen darauf aufmerksam gemacht und zum anderen hat beispielsweise eine australische Studie ergeben, dass die Nähe der Stationen positive Auswirkungen auf die Nutzer hat [Fishman et al., 2014]. Da die Datenauswertung außerdem ergab, dass die Bike Sharing Nutzer der Gleichberechtigung aller Menschen eine große Bedeutung zuweisen, würde die Erstellung einer Kampagne zur Diversität und Gleichberechtigung aller Menschen in Kombination mit neuen Mobilitätskonzepten eine positive Assoziation bei potenziellen Nutzern hervorrufen. Neben Kampagnen über soziale Medien und andere große Medienkanäle, können auch lokale Veranstaltungen in Universitäten, Schulen oder an öffentlichen Plätzen einen großen positiven Effekt erzielen. Dort können sich mögliche Nutzer gegenseitig austauschen und neue Mobilitätssysteme ausprobieren, was eine nachweisliche Wirkung zeigen konnte. Ein weiterer Punkt ist die Ergänzung der Umfrage um Fragen bezüglich der Gründe, die Nichtnutzer dazu veranlassen auf das Angebot zu verzichten. Werden diese klar benannt, so kann man durch einfache Management Maßnahmen entsprechend neue Nutzergruppen erschließen und das Angebot verbreiten.

Kapitel 6

Fazit

Beginnend mit der Literaturrecherche wurden Erkenntnisse über die Relevanz der Bike Sharing und Shared E-Scooter Systeme sowie die Eigenschaften, Motivationen der Nutzer und Hinderungsgründe der Nichtnutzer gesammelt. Die Recherche diente außerdem dazu, das Angebot der verschiedenen Anbieter in München miteinander zu vergleichen. Wie bereits in Kapitel 2 aufgeführt, gibt es bereits eine Vielzahl an Studien, welche sich mit den Nutzereigenschaften von Bike Sharing Systemen beschäftigen. Der Großteil dieser Studien erfassen jedoch amerikanische, kanadische, englische sowie australische Märkte, sodass es bisher nur wenig nachgewiesene Erkenntnisse über den deutschen Markt gibt [Fishman et al., 2014][Ogilvie and Goodman, 2012][Shaheen et al., 2013]. Die Relevanz dieser Studie und ihrer Auswertung zeigt sich nicht nur durch den Mangel vergleichbarer deutscher Studien, sondern auch an bisher fehlender Erfassung der psychografischen, verhaltens- sowie einstellungsbezogener Einflüsse auf das Verhalten der Bike Sharing Nutzer. Das Augenmerk bisheriger Studien über das Verhalten der Nutzer von Shared Bikes lag dabei vor allem auf der Analyse der soziodemografischen Parameter [Ogilvie and Goodman, 2012]. Durch die neuen Erkenntnisse der Datenauswertung über die psychografischen, verhaltens- und einstellungsbezogenen Parameter kann somit ein ganzheitlicheres Bild und damit eine genauere Charakterisierung der bestehenden sowie potenziellen Nutzer ermöglicht werden.

Während der Recherche zu den Shared E-Scooter Systemen fiel auf, dass es bis dato nur eine geringe Anzahl an Studien gibt, welche sich mit dem Verhalten der Nutzer dieses Systems beschäftigen [Bai and Jiao, 2020][Degele et al., 2018][Fitt and Curl, 2019][Gössling, 2020][Heineke et al., 2019]. Grund hierfür kann zum einen mit der Neuartigkeit dieses Verkehrsmittels zusammenhängen und zum anderen mit dem geringen Datenzugang seitens der Anbieter dieser Systeme [Jiao and Bai, 2020]. Daher konnte mit Hilfe dieser Arbeit neue, wichtige Erkenntnisse in diesem Bereich gesammelt werden, welche insbesondere dazu dienen das Verhalten der Nutzer dieser Systeme näher zu analysieren und zu charakterisieren. Des Weiteren konnte mit Hilfe der Analyse der Daten festgestellt werden, dass die soziodemografischen Parameter keinen eindeutigen Einfluss auf das Verhalten der Nutzer widerspiegeln und damit keine Signifikanz aufweisen. Daher wurde mit Hilfe dieser Studie psychografische, verhaltens- sowie einstellungsbezogene Parameter analysiert, welche damit ein umfassendes Bild der bestehenden sowie potenziellen Shared E-Scooter Nutzer wiedergeben. Beispiele für diese Parameter sind Fragen nach der Selbstwahrnehmung, dem Reiseverhalten sowie das Nutzungsempfinden bestimmter Verkehrsmittel für die Teilnehmer.

Bei Betrachtung der Ergebnisse, welche mit Hilfe dieser Arbeit erzielt werden konnten, ergaben sich mehrere aussagekräftige Erkenntnisse. So konnten die Naive Bayes Modelle, welche alle signifikanten Parameter für die Bike Sharing und Mikromobilitätsnutzer und Nichtnutzer enthielten, im Vergleich die höchsten Genauigkeiten erzielen. Potenzielle Nutzer konnten mit Hilfe dieser Modelle im Vergleich zu anderen Modellen, welche sich nur auf einzelne signifikanten Parametergruppen stützen, am besten vorhergesagt werden. Die verschiedenen Naive Bayes Modelle zur Vorhersagung der Nutzer und Nichtnutzer von Shared E-Scooter Systemen konnten im Durchschnitt Genauig-

keiten von etwa 82 % erzielen und gelten damit alle als gute Modelle.

Beim Vergleich der Nutzerprofile der Bike Sharing und Mikromobilitätsnutzer fallen eine Reihe an gleichen Charakteristiken auf, was mit dem hohen Anteil an Bike Sharing Nutzern im Vergleich zu den Shared E-Scooter Nutzern zusammenhängen kann. So weisen beispielsweise die Nutzerprofile für Bike Sharing und Mikromobile die gleichen soziodemografischen Einflüsse, wie den höheren Anteil an männlichen Nutzern, auf. Die Betrachtung des Profils der Shared E-Scooter Benutzer zeigt, dass diese sich nicht durch soziodemografische Eigenschaften charakterisieren, sondern stattdessen durch psychografische, einstellungs- sowie verhaltensbezogene Eigenschaften beschrieben werden können. So empfinden Shared E-Scooter Nutzer beispielsweise eine gewisse Abenteuerlust, nutzen das Bike Sharing aufgrund der Bequemlichkeit und des Entspannungsfaktors und gaben an Shared Mobility Angebote eher unregelmäßig zu nutzen. Die Gemeinsamkeiten der Eigenschaften der Bike Sharing, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer finden sich in Teilen ihrer psychografischen, verhaltens- sowie einstellungsbezogenen Ansichten wieder. So identifizieren sich die Nutzer dieser Verkehrsmittel nicht mit traditionellen Werten und Einstellungen sondern empfinden eine gewisse Abenteuerlust als bedeutsam. Zugleich empfinden diese drei Nutzertypen das eigene Fahrrad als bequemes Verkehrsmittel. Bei Betrachtung des Reiseverhaltens der Nutzer von Shared Bikes, Shared E-Scooter und Mikromobilitätsnutzer konnte eine unregelmäßige Nutzung von Shared Mobility Angeboten, wie dem Shared Car und dem Shared E-Scooter, beobachtet werden.

Bei erneuter Durchführung ist es von Interesse, wie bereits in Kapitel 5 beschrieben, die Hinderungsgründe der Nichtnutzer alternativer Verkehrsmitteln in die Umfrage zu integrieren, um Erkenntnisse darüber zu erlangen, welche Faktoren diese dazu bewegen bestimmte Verkehrsmitteln nicht zu nutzen. Diese Erkenntnisse können beispielsweise von Shared Mobility Unternehmen verwendet werden, um Hemmnisse zu lösen und damit einen größeren Nutzerkreis anzusprechen. Aufgrund der Qualität der Umfrage und der einfachen Anpassung wäre es außerdem leicht möglich, die Befragung in verschiedenen großen Städten erneut durchzuführen, um standortbezogene Unterschiede identifizieren zu können und eine größere Shared E-Scooter Nutzergruppe zu erreichen.

Diese Erkenntnisse können als Grundlage dienen einheitliche, bundesweite Rahmenbedingungen und Zielsetzungen zu schaffen und gleichzeitig ein intermodales Verkehrssystem zu fördern. Die Anbieter können basierend auf diesen Erkenntnissen potenzielle Nutzergruppen gezielter anzusprechen sowie bestehende Nutzergruppen durch entsprechende Angebote stärker an sich binden. Gleichzeitig können auch öffentliche Verkehrsanbieter ihr Angebot durch Shared Mobility erweitern und besser mit bestehenden Angeboten abstimmen, um somit konkurrenzfähig zu bleiben und eine bessere abgestimmte Anbindung zu ermöglichen. Ein weiteres Potenzial dieser Umfrage ist, diese in ähnlicher Form in umliegenden Regionen und Gemeinden von großen Städte durchzuführen. Dies bietet die Möglichkeit Erkenntnisse über eine bisher unbekannte Nutzergruppe zu erhalten. Dabei können beispielsweise Gemeindeorgane oder Shared Mobility Anbieter in die Planung und Durchführung dieser Umfrage mit einbezogen werden. Dadurch bietet sich die Möglichkeit Informationen über die Bedürfnisse und Einstellungen der Nutzer und Nichtnutzer zu erhalten, was von Seiten der Gemeinde als Erweiterung des Mobilitätsangebots oder vom Anbieter zur Erschließung neuer Märkte eingesetzt werden kann.

Literaturverzeichnis

- Alan Agresti. *An introduction to categorical data analysis*. Wiley series in probability and statistics. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, third edition edition, 2019.
- Hirotsugu Akaike. Factor Analysis and AIC. In Emanuel Parzen, Kunio Tanabe, and Genshiro Kitagawa, editors, *Selected Papers of Hirotsugu Akaike*, Springer Series in Statistics. Springer, New York, NY, 1998.
- Szymon Janusz Albinski. *Analytics for Shared Mobility and Transportation Systems*. PhD thesis, Technische Universität München, November 2019.
- Shunhua Bai and Junfeng Jiao. Dockless E-scooter usage patterns and urban built Environments: A comparison study of Austin, TX, and Minneapolis, MN. *Travel Behaviour and Society*, 20, July 2020.
- Claudia Baranzelli, Darina Blagoeva, Gian Andrea Blengini, Constantin Ciupagea, Jo Dewulf, Patricia Dias, Yildirim Kayam, Cynthia E.L Latunussa, Lucia Mancini, Simone Manfredi, Alain Marmier, Fabrice Mathieux, Viorel Nita, Philip Nuss, Claudiu Pavel, David Pennington, Laura Talens Peirò, Cristina Torres De Matos, Evangelos Tzimas, Beatriz Vidal-Legaz, European Commission, and Industry Directorate-General for Internal Market, Entrepreneurship and SMEs. *Methodology for establishing the EU list of critical raw materials: guidelines*. EU Publications, 2017. URL <http://dx.publications.europa.eu/10.2873/769526>.
- Bayerisches Landesamt für Umwelt. Bodenversiegelung in Bayern: Zahlen und Fakten, 2019. URL <https://www.lfu.bayern.de/umweltkommunal/flaechenmanagement/versiegelung/index.htm>.
- Bayrisches Staatsministerium für Wohnen, Bau und Verkehr. Radverkehrsprogramm Bayern 2025, August 2018. URL https://www.radverkehr.bayern.de/assets/stmi/miniwebs/radverkehr/radverkehrsprogramm_bayern_2025.pdf.
- Daniel Berrar. Bayes' Theorem and Naive Bayes Classifier. In *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*. Elsevier, 2019.
- Nikolas Beutin. Share Economy 2017, 2017. URL <https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/share-economy-report-2017.pdf>.
- Sebastian Bührmann. New Seamless Mobility Services Public - Bicycles, 2011.
- Bird. Safety, 2020. URL <https://www.bird.co/safety/>.
- Ruth Blanck, Florian Hacker, Dirk Arne Heyen, Wiebke Zimmer, Jutta Deffner, Konrad Götz, Georg Sunderer, Sylvia Stieler, Andrej Cacilo, and Thomas Ernst. Mobiles Baden-Württemberg - Weg der Transformation zu einer nachhaltigen Mobilität, October 2017.
- Mathias Brandt. Bikesharing hat in Deutschland noch Luft nach oben, 2018. URL <https://de.statista.com/infografik/13573/nutzung-von-bikesharing-in-ausgewaehlten-laendern/>.

- Bert Brosch. Zu Besuch in der E-Scooter Zentrale: Hier werden die Tretroller gewartet und geladen, February 2020. URL <https://www.merkur.de/lokales/muenchen-lk/garching-ort28709/garching-hier-werden-e-scooter-von-dott-gewartet-und-geladen-13532325.html>.
- Janett Büttner and Tom Petersen. Optimising Bike Sharing in European Cities - A Handbook. *OBIS*, 2011.
- Darren Buck, Ralph Buehler, Patricia Happ, Bradley Rawls, Payton Chung, and Natalie Borecki. Are Bikeshare Users Different from Regular Cyclists?: A First Look at Short-Term Users, Annual Members, and Area Cyclists in the Washington, D.C., Region. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2387(1), January 2013.
- Bundesamt für Umwelt. Anteil der Fahrzeugarten an den CO₂-Emissionen des Verkehrs in der Schweiz im Jahr 2013, 2013. URL <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/468515/umfrage/co2-emissionen-des-verkehrs-in-der-schweiz-nach-fahrzeugart/>.
- Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur. Gesamtkosten für Lärmschutzwände an Autobahnen, Bundesstraßen und Bundesfernstraßen in den Jahren 2000 bis 2017 (in Millionen Euro), 2017.
- Bundestag - Wissenschaftlicher Dienst 8: Umwelt, Naturschutz, Reaktorsicherheit, Bildung und Forschung. Lithium - vorkommen, abbau und ökologische auswirkungen in bolivien, September 2019.
- Call a bike. Homepage, 2020. URL <https://www.callabike.de/de>.
- Circ. Circ, 2020. URL <https://www.circ.com>.
- Adam P. Cohen and Susan A. Shaheen. *Planning for shared mobility*. Number 583 in PAS report. American Planning Association, Chicago, IL, 2016.
- Graham Cookson. INRIX global traffic scorecard, 2020.
- Peter Dalgaard. *Introductory Statistics with R*. Statistics and Computing. Springer New York, New York, NY, 2008.
- Lisa Selin Davis. Rolling Along the Last Mile Bike-sharing programs blossom nationwide. Story by Lisa Selin Davis; sidebar on bike sharing in cities of all sizes and climates by Vicki Hodder. *PLANNING -CHICAGO-*, 80(5), 2014.
- Jutta Degele, Katja Haas, Dimitri Kormann, Sascha Krauss, Paulina Lipinski, Muhammet Tenbih, Christine Koppenhoefer, Jan Fanser, and Dieter Hertweck. Identifying E-Scooter Sharing Customer Segments using Clustering, 2018.
- Paul DeMaio. Bike-sharing: History, Impacts, Models of Provision, and Future. *Journal of Public Transportation*, 12(4), December 2009. URL <https://scholarcommons.usf.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1196&context=jpt>.
- Yadolah Dodge. *The concise encyclopedia of statistics*. Springer reference. Springer, New York, 1st. ed edition, 2008.
- Andreas Donath. Lime, Tier, Bird, Circ, Jump & Voi: E-Scooter-Verleih im Vergleich, July 2019. URL <http://www.techstage.de/ratgeber/Lime-Tier-Bird-Circ-Jump-Voi-E-Scooter-Verleih-im-Vergleich-4465575.html>.
- Donkey Republic. Homepage, 2020. URL <https://www.donkey.bike/de/>.
- David Duran-Rodas, Dominic Villeneuve, Francisco C. Pereira, and Gebhard Wulforst. How fair is the allocation of bike-sharing infrastructure? framework for a qualitative and quantitative spatial fairness assessment. October 2020.

- David Durán Rodas. Identification of spatio-temporal factors affecting arrivals and departures of shared vehicles., October 2017.
- Christian Endt and Michael Mainka. Viele unfälle und wenig umweltnutzen, August 2019. URL <https://www.sueddeutsche.de/auto/e-scooter-viele-unfaelle-und-wenig-umweltnutzen-1.4559040>.
- Ludwig Fahrmeir, Christian Heumann, Rita Künstler, Iris Pigeot, and Gerhard Tutz. *Statistik: der Weg zur Datenanalyse*. Springer-Lehrbuch. Springer Spektrum, Berlin Heidelberg, 8., überarbeitete und ergänzte auflage edition, 2016.
- Elliot Fishman. Bikeshare: A Review of Recent Literature. *Transport Reviews*, 36(1), January 2016.
- Elliot Fishman, Simon Washington, Narelle Haworth, and Armando Mazzei. Barriers to bikesharing: an analysis from Melbourne and Brisbane. *Journal of Transport Geography*, 41, December 2014.
- Helen Fitt and Angela Curl. E-scooter use in New Zealand: Insights around some frequently asked questions. 2019. Publisher: University of Canterbury.
- Robert Follmer. Mobilität in Deutschland Kurzreport: Verkehrsaufkommen - Struktur -Trends, September 2019a.
- Robert Follmer. Mobilität in Deutschland Kurzreport, September 2019b.
- Daniel Fuller, Lise Gauvin, Yan Kestens, Mark Daniel, Michel Fournier, Patrick Morency, and Louis Drouin. Use of a New Public Bicycle Share Program in Montreal, Canada. *American Journal of Preventive Medicine*, 41(1), July 2011.
- Stefan Gössling. Kostenvergleich Auto-Fahrrad, Deutschland: Berechnungsannahmen, 2018. URL <https://repository.difu.de/jspui/bitstream/difu/249766/1/DS1819.pdf>.
- Stefan Gössling. Integrating e-scooters in urban transportation: Problems, policies, and the prospect of system change. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 79, February 2020. URL <https://www.bundestag.de/resource/blob/377486/21fc4300787540e3881dbc65797b2cde/sharing-economy-data.pdf>.
- Michael Haese. Aktueller Begriff Sharing Economy. *Deutscher Bundestag*, June 2015.
- Ashley Hawes, Flor Hernandez-Ayala, Rachel Holder, Phil Huang, Anna Klioueva, Marissa Paz, Janet Pichette, Jessica Stradford, Jeff Taylor, Alice Tisdale, and David Zane. Dockless Electric Scooter-Related injuries study, April 2019.
- Jürgen Hedderich and Lothar Sachs. *Angewandte Statistik: Methodensammlung mit R*. Springer Spektrum, Berlin, Germany, 16., überarbeitete und erweiterte auflage edition, 2018.
- Kersten Heineke, Benedikt Kloss, Darius Scurtu, and Florian Weig. Micromobility´s 15,000-Mile Checkup, January 2019.
- Harald Heinrichs and Heiko Grunenberg. *Sharing Economy - Auf dem Weg in eine neue Konsumkultur?* Centre for Sustainability Management, Lüneburg, 2012.
- Jürgen H.P. Hoffmeyer-Zlotnik and Uwe Warner. Soziodemographische standards, 2014.
- Joseph Hollingsworth, Brenna Copeland, and Jeremiah X Johnson. Are e-scooters polluters? The environmental impacts of shared dockless electric scooters. *Environmental Research Letters*, 14(8), August 2019. URL <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ab2da8/pdf>.

- INRIX. Berlin ist Deutschlands Stauhauptstadt, February 2019. URL <https://inrix.com/press-releases/scorecard-2018-de/>.
- Owain James, J Swiderski, John Hicks, Denis Teoman, and Ralph Buehler. Pedestrians and E-Scooters: An Initial Look at E-Scooter Parking and Perceptions by Riders and Non-Riders. *Sustainability*, 11, October 2019.
- Jürgen Janssen and Wilfried Laatz. *Statistische Datenanalyse mit SPSS: eine anwendungsorientierte Einführung in das Basissystem und das Modul Exakte Tests*. Springer Gabler, Berlin, 9., überarbeitete und erweiterte auflage edition, 2017.
- Junfeng Jiao and Shunhua Bai. Understanding the Shared E-scooter Travels in Austin, TX. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9, February 2020.
- JUMP. Wir stellen vor: JUMP E-Bikes und E-Scooter, 2020. URL <https://www.jump.com/de/de/>.
- Nicole Knaup. Rückeroberung der Straße, March 2016.
- Matthias Korte. E-Scooter: MVG und TIER Mobility gehen Kooperation ein, 2019. URL <https://www.mvg.de/ueber/presse-print/pressemeldungen/2019/juni/2019-06-18-mvg-tier-kooperation-e-scooter.html>.
- Rudolf Kruse, Christian Borgelt, Christian Braune, Frank Klawonn, Christian Moewes, and Matthias Steinbrecher. *Computational intelligence: eine methodische Einführung in künstliche neuronale Netze, evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze*. Computational intelligence. Springer Vieweg, Wiesbaden, 2., überarbeitete und erweiterte auflage edition, 2015.
- William H. Kruskal and W. Allen Wallis. Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 47(260), December 1952.
- Anne Kunstmann. Plotten mit GGPlot2, September 2016. URL https://hps.vi4io.org/_media/teaching/sommersemester_2016/pir-16-anne_kunstmann-report.pdf.
- Martin Lambrecht. Aktive Mobilität, March 2018. URL <https://www.umweltbundesamt.de/themen/verkehr-laerm/nachhaltige-mobilitaet/aktive-mobilitaet>.
- Lime. Über uns, 2020a. URL <http://v1.li.me/de/about-us>.
- Lime. Lime macht mobil | E-Scooter- und Bikeverleih, 2020b. URL <https://www.li.me/de/startseite/>.
- Nathan McNeil, Jennifer Dill, John MacArthur, Joseph Broach, and Steven Howland. Breaking Barriers to Bike Share Insights on Equity, May 2017.
- Corinne Meunier. E-Scooter momentan kein Beitrag zur Verkehrswende, September 2019. URL <https://www.umweltbundesamt.de/e-scooter-momentan-kein-beitrag-zur-verkehrswende>.
- J. Molina-Garcia, I. Castillo, A. Queralt, and J. F. Sallis. Bicycling to university: evaluation of a bicycle-sharing program in Spain. *Health Promotion International*, 30(2), June 2015.
- Daniel Moser. Städte Ranking zur nachhaltigen Mobilität, March 2017. URL https://www.greenpeace.de/sites/www.greenpeace.de/files/publications/20170322_greenpeace_mobilitaetsranking_staedte.pdf.
- MVG. Homepage, 2020. URL <https://www.mvg.de/services/mobile-services/mvg-rad.html>.

- Hildegard Niemann, Jens Hoebel, Friederike Hammersen, and Detlef Laußmann. Lärmbelästigung - Ergebnisse der GEDA-Studie 2012. Technical report, Robert Koch-Institut, Berlin, 2012.
- F. Ogilvie and A. Goodman. Inequalities in usage of a public bicycle sharing scheme: Socio-demographic predictors of uptake and usage of the London (UK) cycle hire scheme. *Preventive Medicine*, July 2012.
- Stephen D. Parkes, Greg Marsden, Susan A. Shaheen, and Adam P. Cohen. Understanding the diffusion of public bikesharing systems: evidence from Europe and North America. *Journal of Transport Geography*, July 2013.
- Gudrun Passarge. Noch ein E-Scooter-Anbieter, February 2020. URL <https://www.sueddeutsche.de/muenchen/landkreismuenchen/mobilitaet-noch-ein-e-scooter-anbieter-1.4785186>.
- Julius Pfrommer, Joseph Warrington, Georg Schildbach, and Manfred Morari. Dynamic Vehicle Redistribution and Online Price Incentives in Shared Mobility Systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, August 2014.
- MVG Rad. MVG Rad, 2020. URL <https://www.mvg.de/services/mobile-services/mvg-rad.html>.
- Doris Reichel. Fahrrad hat gesamtgesellschaftlichen Nutzen von 30 Cent pro Kilometer, May 2018. URL <https://nationaler-radverkehrsplan.de/de/node/20460>.
- Denise Rey and Markus Neuhäuser. Wilcoxon-Signed-Rank Test. In Miodrag Lovric, editor, *International Encyclopedia of Statistical Science*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2011.
- Dan Robinson. Sharing economy companies list: From Airbnb and Uber to Omni and Hubble, 15 companies disrupting their industries, March 2019. URL <https://www.ns-businesshub.com/technology/sharing-economy-companies-list/>.
- Roland Berger. Bike Sharing 5.0 Market insights and outlook, August 2018.
- Roland Berger. Anzahl der Bike Sharing Anbieter weltweit in den Jahren 2010 bis 2018, 2019.
- Giuseppe Rondinella. Bird könnte zum wertvollsten E-Scooter Start-Up aufsteigen, July 2019. URL <https://www.horizont.net/tech/nachrichten/finanzierungsrunde-bird-koennte-zum-wertvollsten-e-scooter-start-up-aufsteigen-176336>.
- Sonja Rube. Mietradsysteme als Baustein einer multimodalen Stadtentwicklung. 2016. URL https://www.hs-rm.de/fileadmin/Home/Services/IWIB/Symposien_und_Workshops/V3_Rube_Mietradsysteme_als_Baustein_einer_multimodalen_Stadtentwicklung.pdf.
- Ärzteblatt. 652-Städte-Studie: Feinstaub erhöht Sterberisiko auch in niedrigen..., August 2019. URL <https://www.aerzteblatt.de/nachrichten/105475/652-Staedte-Studie-Feinstaub-erhoeht-Sterberisiko-auch-in-niedrigen-Konzentrationen>.
- Malte Satow. *Studentische Bike-Sharing Nutzer als Early Adopter von Mobilitätsinnovationen*. PhD thesis, Ludwig-Maximilians-Universität München, December 2018.
- Daniel Schellong, Phillip Sadek, Carsten Schaezberger, and Tyler Barrack. The promise and pitfalls of e-scooter sharing, 2019.
- Andreas Schubert. Leihen und strampeln, 2017. URL <https://www.sueddeutsche.de/muenchen/mvg-und-call-a-bike-leihen-und-strampeln-1.3358104>.
- Andreas Schubert. Mittlerer Ring: Unfreiwillig Tempo 30 im Berufsverkehr, August 2018. URL <https://www.sueddeutsche.de/muenchen/verkehr-mittlerer-ring-tempo-30-1.4095680>.

- Susan Shaheen and Stacey Guzman. Worldwide Bikesharing, 2011.
- Susan Shaheen, Elliot Martin, and Adam Cohen. Public Bikesharing and Modal Shift Behavior: A Comparative Study of Early Bikesharing Systems in North America. *International Journal of Transportation*, 1, December 2013. URL http://article.nadiapub.com/IJT/vol11_no1/3.pdf.
- Susan A. Shaheen, Stacey Guzman, and Hua Zhang. Bikesharing in Europe, the Americas, and Asia: Past, Present, and Future. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2143, January 2010. URL <http://journals.sagepub.com/doi/10.3141/2143-20>.
- Susan A Shaheen, Elliot W Martin, Adam P Cohen, and Rachel S Finson. Public Bikesharing in north America: Early operator and user understanding. *Mineata transportation institute*, June 2012.
- Tom Soyer. E-Scooter in München - Die Anbieter im Vergleich, July 2019. URL <https://www.sueddeutsche.de/muenchen/muenchen-verkehr-e-scooter-anbieter-1.4515521>.
- Peter Sprent. Fisher Exact Test. In Miodrag Lovric, editor, *International Encyclopedia of Statistical Science*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2011.
- Sandra Stalinski. Zwischenbilanz zu e-scootern - gefährlich, nervig, nicht umweltfreundlich, September 2019.
- Statistisches Bundesamt. Verkehrsunfälle - zeitreihen, 2019.
- Michael Stöckle. *Bike Sharing Systems in Munich: A (non)users' behavioural, socio-demographic and psychographic analysis*. PhD thesis, Technische Universität München, January 2020.
- Gregor Strate. Elektromobilität durch E-Scooter, September 2019.
- Achim Tack, André Klein, and Benno Bock. Anzahl der E-Scooter in Deutschland nach ausgewählten Städten im Jahr 2019, September 2019.
- TIER. FAQ, 2020. URL <https://mytier.app/pages/faq>. Library Catalog: mytier.app.
- Stefan Trueck and S. T. Rachev. *Rating based modeling of credit risk: theory and application of migration matrices*. Academic Press advanced finance series. Academic, London Burlington, MA, 2009.
- Umweltbundesamt. Feinstaub-Emissionen (PM10) nach Quellgruppen in Deutschland im Jahresvergleich 1995 und 2017 (in Tausend Tonnen), 2018a.
- Umweltbundesamt. Energiebedingte Treibhausgasemissionen in Deutschland nach Sektor im Jahr 2018 (in Millionen Tonnen CO₂Äquivalent), 2018b.
- USP-Prjoekte. Nachhaltige Mobilität - MVG Rad im Umland, 2016. URL <https://www.usp-projekte.de/portfolio/mvg-rad-im-umland/>.
- Marco Völklein. Münchner Nahverkehr gelangt an seine Grenzen, August 2016. URL <https://www.sueddeutsche.de/muenchen/mvg-muenchner-nahverkehr-gelangt-an-seine-grenzen-1.3140725>.
- Marco Weimer. Mit Dott startet das siebte E-Tretroller-Sharing in Deutschland, November 2019. URL <https://www.gruenderszene.de/automotive-mobility/dott-e-tretroller-sharing-muenchen>.
- Martin L. Weitzman. *The share economy: conquering stagflation*. Harvard Univ. Press, Cambridge, Mass., 1984.

- Frank Wilcoxon. Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biometrics Bulletin*, 1(6), December 1945.
- Beate Wild. Invasion der Mini-Roller, August 2018. URL <https://www.sueddeutsche.de/auto/usa-invasion-der-mini-roller-1.3957023>.
- Sibylle Wilke. Siedlungs- und Verkehrsflächen, June 2020. URL <https://www.umweltbundesamt.de/daten/flaeche-boden-land-oekosysteme/flaeche/siedlungs-verkehrsflaeche>.
- James Woodcock, Marko Mainio, Oliver O' Brien, and Anna Goodman. Health effects of the London bicycle sharing system: health impact modelling study, February 2014. URL <https://www.bmj.com/content/348/bmj.g425>.
- Oliver Zim, Markus Schmidt, and Axel Norkauer. TrottiElec - E-Ultraleichtfahrzeuge als Schlüsselement geschlossener Wegeketten, March 2018.

Eigenständigkeitserklärung zur Bachelorthesis

Ich versichere hiermit, die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst und keine anderen Quellen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt zu haben. Die Arbeit wurde noch nicht anderweitig für Prüfungszwecke vorgelegt.

München den, 14.09.2020

Sophia Fuchs