

Überlegst du noch oder e-bikest du schon? Modellierung der Beschaffungswahl von Pedelecs

Dipl.-Ing. Leonard Arning

Bergische Universität Wuppertal, Pauluskirchstraße 7, D-42285 Wuppertal, E-Mail: arning@uni-wuppertal.de

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Heather Kaths

Bergische Universität Wuppertal, Pauluskirchstraße 7, D-42285 Wuppertal, E-Mail: kaths@uni-wuppertal.de

Kurzfassung

Der elektrische Radverkehr erfährt ein rasantes Wachstum. Doch trotz der Unterschiede zum konventionellen Radverkehr werden die verschiedenen Fahrradtypen in der Modellierungspraxis gemeinhin nicht differenziert betrachtet, mit negativen Implikationen für die Genauigkeit, Prognosefähigkeit und Anwendungsbereiche solcher Modelle. Dieser Beitrag schafft eine Grundlage für die Abbildung des elektrischen Radverkehrs in makroskopischen Verkehrsmodellen, indem er die Beschaffungswahl elektrischer und konventioneller Fahrräder in Deutschland anhand von MiD-Daten und weiteren Quellen sowohl mit einem multinomialen Logit-Modell als auch mit einem multivariaten Probit-Modell auf Personenebene beschreibt. Während die durchschnittliche Steigung im Wohnumfeld einen erwartbaren, starken negativen Einfluss auf den Besitz von konventionellen Fahrrädern hat, ist der Einfluss auf den Besitz von Pedelecs nicht signifikant. Der Einfluss von soziodemographischen Variablen deckt sich weitgehend mit denen der bestehenden Literatur. Insbesondere Alter, ökonomischer Status und Haushaltgröße haben einen starken Einfluss. Eine Korrelation der Fehlerterme im Probit-Modell von $-0,27$ deutet auf eine bedeutsame Wechselbeziehung zwischen den beiden Beschaffungsentscheidungen hin, dennoch sind beide Modelltypen für die Modellierung der Beschaffungswahl verschiedener Fahrradtypen geeignet. Die Ergebnisse tragen zu einem besseren Verständnis der Beweggründe für oder gegen den Fahrradbesitz bei und schaffen eine Grundlage für die bessere Berücksichtigung des elektrischen Radverkehrs in Verkehrsmodellen.

1 Einleitung

Zwischen 2012 und 2022 ist der Bestand an Pedelecs in Deutschland von 1,3 auf 9,8 Millionen Stück gestiegen. Der Anteil von Pedelecs an verkauften Neufahrädern lag 2022 sogar bereits bei 48 % [1]. Trotz dieses dynamischen Wachstums und der gewichtigen Unterschiede zwischen elektrischem und konventionellem Radverkehr, beispielsweise mit Blick auf Nutzergruppen, Wegezwecke, Überwindung von Steigungsstrecken, Wegelängen etc., existieren bisher wenige integrierte Verkehrsmodelle, die die Effekte der Elektrisierung des Radverkehrs berücksichtigen, und keine, in denen Pedelecs als vollwertiges und eigenständiges Verkehrsmittel betrachtet werden [2]. Dies liegt unter anderem an einer unzureichenden Wissens- und Datengrundlage. Mit dieser Vernachlässigung gehen große Unsicherheiten bezüglich der Genauigkeit und Prognosefähigkeit der bestehenden Modelle einher.

Unterschiede zwischen elektrischem und konventionellem Radverkehr werden in der Forschung vereinzelt betrachtet, insbesondere mit Blick auf Modus- und Routenwahl. In der Realität ist jedoch der Besitz von Pedelecs meist eine der Moduswahl noch vorgeschaltete Wahlentscheidung. Er sollte daher in der Modellierung der Moduswahl explizit berücksichtigt werden. Dies gilt auch, da die Anschaffung eines Pedelecs aufgrund der höheren Kosten eine kritischere Entscheidung als die Anschaffung eines konventionellen Fahrrads ist. Um den Pedelecbesitz in Analyse- und Prognosefällen modellieren zu können, müssen der heutige Pedelecbesitz eingehend untersucht und möglichst prognosefähige Modellansätze entwickelt werden. Die vorliegende Arbeit leistet einen entsprechenden Beitrag dazu, die Vielfalt des Radverkehrs differenzierter in Verkehrsmodellen abbilden zu können, indem sie zwei Modelle für die Beschaffungswahl von Pedelecs vorstellt.

Folgende Fragen stehen hierbei im Mittelpunkt:

1. Welche Faktoren beeinflussen die Beschaffungswahl? Welche Rolle kommt insbesondere der Topographie zu?
2. Mit welchem Modelltyp kann die Beschaffungswahl von verschiedenen Fahrradtypen optimal abgebildet werden?
3. Welche Implikationen ergeben sich für die Modellierungspraxis?

Der Rest dieses Beitrags ist wie folgt aufgebaut: in Kapitel 2 geben wir zunächst einen Überblick über bekannte Einflussfaktoren auf den Besitz von elektrischen Fahrrädern sowie Typen von diskreten Wahlmodellen, welche für die Modellierung des Besitzes von Mobilitätswerkzeugen (MW) allgemein zum Einsatz kommen. Kapitel 3 und 4 beschreiben die Daten, welche für die Schätzung der Modelle verwendet wurden, sowie die Modellspezifikationen. In Kapitel 5 stellen wir die geschätzten Modellparameter dar, interpretieren diese und gehen auf Defizite, weiteren Forschungsbedarf sowie Implikationen für die Modellierungspraxis ein.

2 Stand der Wissenschaft

2.1 Einflussfaktoren auf Beschaffung

Soziodemographische Faktoren haben großen Einfluss darauf, ob ein Haushalt Pedelecs besitzt. Für verschiedene Nutzergruppen lassen sich klar unterschiedliche Nutzungsverhalten abgrenzen. Tabelle 1 gibt einen Überblick über die Situation in einigen Europäischen und Nordamerikanischen Staaten. Süd- und Ostasien, wo mit „E-Bikes“ statt Pedelecs in der Regel motorradähnliche Fahrzeuge bezeichnet werden, werden hier nicht betrachtet.

Tabelle 1: Literaturübersicht zu Einflussfaktoren auf den Pedelecbesitz

Land, Quelle	Soziodemographische Merkmale	Vorherrschender Wegezweck
Dänemark [3]	Hohes Alter und Einkommen, weiblich, hohe Fahrradaffinität	Freizeitwege, Hol- und Bringwege
Deutschland [4, 5]	Hohes Alter, mittlerer oder hoher ökonomischer Status, außerhalb von Großstädten	Freizeitwege
Niederlande [6]	Hohes Alter und Einkommen, weiblich	
Niederlande [7]	Hohes Alter	Freizeitwege
	Mittleres Alter, vollzeit erwerbstätig	Arbeitswege
	Mittleres Alter, teilzeit erwerbstätig, weiblich	Freizeit- und Einkaufswege
USA und Kanada [8]	Weiß, männlich, hohes Alter und gebildet	Freizeitwege

Die Feststellung, dass in allen betrachteten Ländern vor allem ältere Menschen Pedelecs besitzen und nutzen legt die Schlussfolgerung nahe, dass die Hauptmotivation für ihre Anschaffung darin liegt, trotz fortschreitenden Alters und abnehmender Fitness weiterhin Fahrrad fahren zu können. Dies deckt sich mit Ergebnissen direkter Befragungen zur Kaufmotivation [9]. In Kontexten mit geringer subjektiver Verkehrssicherheit tritt auch das Bedürfnis hinzu, durch den im Vergleich zum konventionellen Fahrrad höheren Motorisierungsgrad Mängel in der Infrastruktur und Geschwindigkeitsdifferenzen zum MIV auszugleichen [8, 9].

Der negative Einfluss bewegter Topographie auf den Radverkehr insgesamt ist bekannt [5]. In einer nordamerikanischen Befragung ist „Weil ich in einer hügeligen Umgebung lebe oder arbeite“ der meistgenannte Grund für die Anschaffung eines Pedelecs [8]. Dennoch existieren keine Arbeiten zu diskreten Wahlmodelle, die den Einfluss der Stärke der Steigung im Wohnumfeld auf den Pedelecbesitz berücksichtigen. Das mag nicht zuletzt daran liegen, dass Länder mit ausgeprägter Fahrradkultur und entsprechender Datenlage gemeinhin vergleichsweise flach sind. Hier schließt die vorliegende Arbeit eine Forschungslücke durch die Berücksichtigung der in der MiD nicht enthaltenen Variable der Steigung im Wohnumfeld.

2.2 Modelltypen für die Beschaffungswahl

Bei der Entscheidung von Personen beziehungsweise Haushalten zum Besitz von Mobilitätswerkzeugen (MW) handelt es sich um diskrete Wahlentscheidungen. Ihre Nutzenabwägungen lassen sich mit diskreten Wahlmodellen beschreiben und diese anhand von Revealed-Choice oder Stated-Choice Daten schätzen.

Vergangene Arbeiten zur Beschaffungswahl fokussieren in erster Linie auf Automobile sowie zu einem geringeren Grad auf ÖV-Zeitkarten [10]. Der Modellierung des Fahrradbesitzes wird

bisher wenig Aufmerksamkeit gewidmet, da die Anschaffungskosten für ein konventionelles Fahrrad vergleichsweise gering sind und zumindest im europäischen Kontext gemeinhin davon ausgegangen werden kann, dass jede Person, die zum Fahrradfahren in der Lage und gewillt ist, auch Zugang zu einem hat. Mit den höheren Kosten für ein Pedelec sowie den spezifischen Motivatoren für seine Nutzung ändert sich die Notwendigkeit einer differenzierteren Modellierung der Verfügbarkeit von Fahrrädern.

Bei der Modellierung des Fahrzeugbesitzes kommen vorrangig Logit- und Probit-Modelle zum Einsatz. Das Schätzen getrennter, binärer Logit-Modelle je MW wäre hierfür ungeeignet, da die Entscheidungen zu deren Besitz nicht unabhängig voneinander getroffen werden. Daher werden multinomiale Logit-Modelle verwendet, bei denen die Wahloptionen aus Kombinationen verschiedener MW bestehen. Fatmi et al. [10] wenden ein solches Modell auf junge Erwachsene in Toronto an, Kohlrutz et al. [4] auf Daten der MiD 2017. Auf Haushaltsebene ist eine Unterscheidung nach Anzahl der verfügbaren MW sinnvoll. Dies kann mit einem Ordered-Logit-Ansatz erreicht werden. Hier werden für jedes MW weiterhin nur eine Nutzenfunktion, aber zusätzlich Schwellenwerte geschätzt, bei deren Überschreiten ein Haushalt beispielsweise zwei statt nur eines Autos besitzt. Maltha et al. [11] nutzen diesen Ansatz zur Modellierung des Autobesitzes in den Niederlanden. Statt statischer können auch dynamische Modellierungsansätze verfolgt werden, die statt des statischen Bestandes von MW in einem Haushalt deren Veränderung über die Zeit beschreiben. Beispielsweise untersuchen Gu et al. [12] den Einfluss von markanten Ereignissen im Lebenslauf (Umzug, Geburt eines Kindes etc.) auf die Änderung des Besitzes von MW mit einem „Error component random parameter logit model“ bei dem die Konstanten der Nutzenfunktionen haushaltsspezifisch und normalverteilt sind. Die Wahloptionen bestehen hier aus Kombinationen von Kauf bzw. Behalten des eigenen Autos und der Anschaffung zusätzlicher nachhaltiger MW.

Alle vorgestellten Logit-Modelle teilen einen fundamentalen Nachteil: sie „können keine unbeobachtete Korrelationen zwischen den Wahloptionen erfassen“ [13]. Beispielsweise könnten Personen, die eine ÖV-Zeitkarte besitzen, dadurch einen geringeren Nutzen für den (zusätzlichen) Besitz eines Autos haben und umgekehrt. Hierdurch wird die Verwendung von Probit-Modellen motiviert. Sie ermöglichen durch die Berücksichtigung der Korrelation der Fehlerterme als expliziten Modellparameter eine gegenseitige Beeinflussung der Wahlentscheidungen. Becker et al. [13] nutzen einen solchen Ansatz, um Auto-, ÖV-Zeitkarten- und Car-Sharing-Besitz in der Schweiz zu modellieren. Scott et al. [14] führen ein Ordered-Probit-Modell ein, um die Anzahl von ÖV-Zeitkarten und Autos je Haushalt in der Schweiz zu modellieren. Yamamoto [15] nutzt trivariate binäre Probit-Modelle, um Einflussfaktoren auf den Besitz von Fahrrädern, Motorrädern und Autos in Osaka und Kuala Lumpur zu vergleichen.

3 Daten

Der Quellcode für die Datenverarbeitung kann auf GitHub¹ eingesehen werden. Das Vorgehen wird im Folgenden überblickshaft beschrieben. Die vorliegende Arbeit stützt sich primär auf Haushalts- und Personendaten des B3 Lokal-Datensatzpakets der Befragung „Mobilität in Deutschland 2017“ (MiD) [16]. Die Verfügbarkeiten von Pedelecs und konventionellen

¹ <https://github.com/buw-bicycle-traffic/ebike-ownership-model>

Fahrrädern liegen dort auf Personenebene vor und können für verschiedene Personen desselben Haushalts verschiedene Werte annehmen, etwa bei Kindern. Die soziodemographischen Merkmale Alter, Bildungsgrad, Geschlecht und Tätigkeit liegen ebenfalls auf Personenebene vor. Die Merkmale ökonomischer Status, Haushaltsgröße sowie Gitterzelle des Wohnstandorts wurden auf Haushaltsebene erfasst, werden aber der Einheitlichkeit halber auch auf Personenebene betrachtet.

Zusätzlich zu den MiD-Daten wurden anhand der Gitterzelle [17] des Wohnstandorts die Variablen Raumtyp und elevar ergänzt. Der Raumtyp wurde in das Modell einbezogen, da deutliche Unterschiede zwischen der Fahrrad- und Pedelecnutzung im städtischen und ländlichen Raum bestehen [5]. Er ist im RegioStaR-Datensatz [18] auf Gemeindeebene definiert, sowohl den Personen als auch den 1km-Gitterzellen sind in der MiD jedoch nicht unmittelbar Gemeinden zugeordnet. Für 250m-Gitterzellen sind amtliche Gemeindeschlüssel der flächenanteilig stärksten Gemeinde hingegen verfügbar. Daher wurde vereinfachend jeder 1km-Gitterzelle eine mittig (genauer die südwestlich des Zentrums der 1km-Gitterzelle) gelegene 250m-Gitterzelle zugeordnet, um dann jeder Person über die Gitterzellen und den amtlichen Gemeindeschlüssel einen Raumtyp zuweisen zu können. Die Codes 11, 12, 21 und 22 stehen dabei für „metropolitan städtisch“, „regiopolitan städtisch“, „stadtreionsnah ländlich“ und „peripher ländlich“. Abbildung 1 stellt die Raumtypen der Gitterzellen in NRW dar.

Außerdem soll untersucht werden, welchen Einfluss topographische Gegebenheiten auf den Besitz von Pedelecs haben. Hierfür konnte ein von Kuchhäuser [19] auf Grundlage offener Daten erstellter Datensatz verwendet werden, in welchem auf dem Gebiet des Landes NRW für jede 1km-Gitterzelle die durchschnittliche Steigung aller für den Radverkehr nutzbaren Netzelemente hinterlegt ist. Aufbauend auf diesem Datensatz konnte für jede Gitterzelle eine Variable „elevar“ berechnet werden, welche die durchschnittliche gewichtete Steigung im Wohnumfeld darstellt. Dabei ging die durchschnittliche Steigung aller Netzelemente in der Zelle des Wohnstandorts sowie in Nachbarzellen bis vierten Grades mit abnehmendem Gewicht ein. Die elevar-Werte der Gitterzellen sind ebenfalls in Abbildung 1 als Karte dargestellt. Ein Wert von 0,02 bedeutet dabei eine durchschnittliche gewichtete Steigung aller Netzelemente von 2 %.

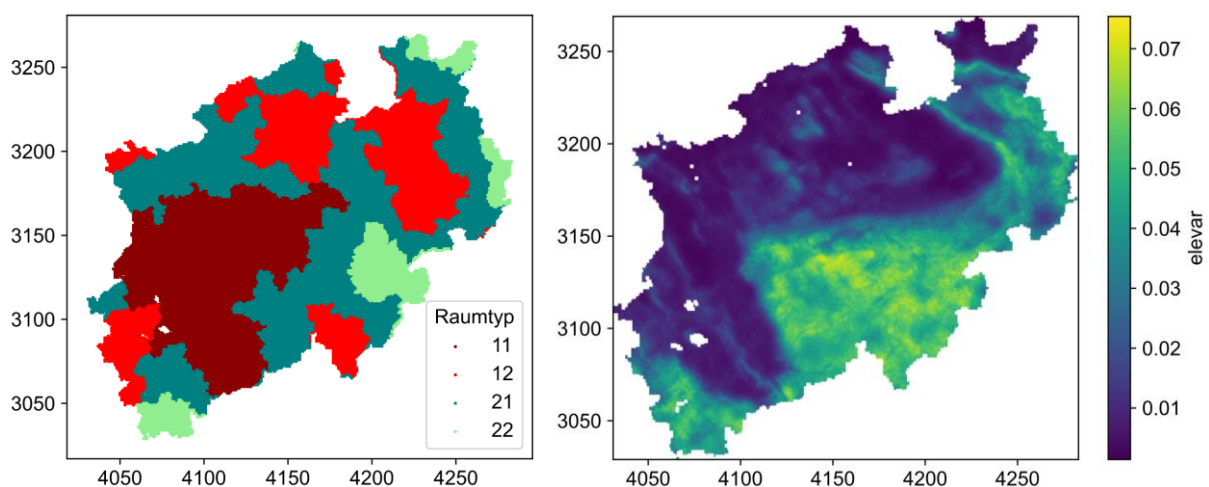


Abbildung 1: Raumtyp (links) und elevar (rechts) der 1km-Gitterzellen in NRW

Ausgeschlossen wurden alle Beobachtungen, für welche nicht alle Variablen vollständig erfasst wurden. So lag bspw. für 26 % der Befragten keine Angabe zur Fahrradverfügbarkeit vor, da diese Person nicht direkt befragt wurde – in 41 % der Fälle Personen unter 18 Jahren. Da die Variablen Raumtyp und elevat einer räumlichen Verortung bedürfen, wurden zudem nur Personen betrachtet, für welche der Wohnstandort mindestens auf Ebene der 1km-Gitterzellen bekannt ist und in NRW liegt. Die Stichprobengröße verringert sich für das Modell daher von 316.361 (ursprünglicher B3 MiD Datensatz) auf 27.143 Personen. Tabelle 2 beschreibt die statistische Verteilung der im Modell betrachteten Variablen in der endgültigen Stichprobe, Abbildung 2 stellt diese für die kontinuierliche Variable elevat als Boxplot dar.

Tabelle 2: Deskriptive Statistik der Variablen auf Personenebene

Variable und Level	Anteil [%]	Variable und Level	Anteil [%]
Fahrradbesitz		Haushaltsgröße	
0 - nur konv. Fahrrad	68,5	1 - 1 Person	16,0
1 - nur Pedelec	4,3	2 - 2 Personen	49,0
2 - beide	5,5	3 - 3 Personen	15,7
3 - weder noch	21,7	4 - 4 Personen oder mehr	19,3
Alter		Tätigkeit	
1 - 0-17	3,0	1 - berufstätig	48,3
2 - 18-29	9,4	2 - Ausbildung	9,0
3 - 30-39	8,0	3 - Hausfrau/-mann	4,6
4 - 40-49	13,2	4 - Renter/-in, Pensionär/-in	34,9
5 - 50-59	22,8	5 - sonstiges	3,3
6 - 60-69	20,9	Ökonomischer Status	
7 - 70-79	17,0	1 - sehr niedrig	3,8
8 - 80 und älter	5,7	2 - niedrig	8,9
Bildungsgrad		3 - mittel	43,4
1 - (noch) kein Abschluss	3,5	4 - hoch	34,6
2 - Volks- oder Hauptschule	18,7	5 - sehr hoch	9,3
3 - mittlere Reife	21,5	Raumtyp	
4 - Fachhochschulreife, Abitur	20,8	11 - metropolitan städtisch	60,9
5 - Hochschulabschluss	33,4	12 - regiopolitan städtisch	26,0
6 - Anderer Abschluss	2,0	21 - stadtreionsnah ländlich	12,2
Geschlecht		22 - peripher ländlich	1,0
1 - männlich	50,1		
2 - weiblich	49,9		

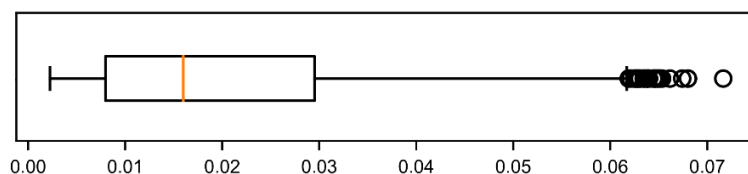


Abbildung 2: Boxplot zu elevat auf Personenebene

4 Modelle

Aufbauend auf den Erkenntnissen aus der Literatur wurden sowohl ein multinomiales Logit-Modell als auch ein multivariates, binäres Probit-Modell mit analogen Nutzenfunktionen entwickelt und auf die Daten angewendet. Für die Schätzung des Logit-Modells wurde das Python-Paket Biogeme 3.2.10 [20], für das Probit Modell das R-Paket mvProbit 0.1-10 [21] verwendet.

4.1 Multinomiales Logit

Im Rahmen des Logit-Modells gehen wir davon aus, dass jede Person sich für eines von vier möglichen Bündeln b an Fahrradtypen entscheidet (nur konventionelles Fahrrad (1), nur Pedelec (2), beide Typen (3), gar kein Fahrrad (4)). Dabei wird sie nach Gleichung (1) die Wahlentscheidung treffen (abhängige Variable Y), welche für sie mit dem höchsten Nutzen U einhergeht.

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{wenn } U_{b=1} = \max(U_b) \\ 2, & \text{wenn } U_{b=2} = \max(U_b) \\ 3, & \text{wenn } U_{b=3} = \max(U_b) \\ 4, & \text{wenn } U_{b=4} = \max(U_b) \end{cases} \quad (1)$$

Der Nutzen der Bündel b für jede Person p wird dabei durch Nutzenfunktionen nach (2) beschrieben. Sie sind in ihrer Struktur identisch und unterscheiden sich nur durch die zu schätzenden Parameterwerte je Bündel. $\hat{\beta}_{b,Raumtyp}$ und $\widehat{Raumtyp}_p$ sind Vektoren der Parameter bzw. Werten der Dummyvariablen des Raumtyps, $\hat{\beta}_{b,SD}$ und \widehat{SD}_p der der soziodemographischen Dummyvariablen. Die Verknüpfung von $elevator$ mit einem zusätzlichen exponentiellen Parameter wurde im Rahmen der Modellerstellung getestet, aufgrund der negativen Auswirkung auf die Modellgüte jedoch verworfen.

$$U_{b,p} = V_{b,p} + \varepsilon_{b,p} = ASC_b + \beta_{b,elevator} * elevator_p + \hat{\beta}_{b,Raumtyp} * \widehat{Raumtyp}_p + \hat{\beta}_{b,SD} * \widehat{SD}_p + \varepsilon_{b,p} \quad (2)$$

Die Fehlerterme $\varepsilon_{b,p}$ bilden den nicht-beobachteten Nutzenanteil ab. Sie müssen für Logit-Modelle als zwischen Personen und Bündeln unabhängig und identisch extremwertverteilt (i.i.d.) angenommen werden. Diese Annahme ist hier problematisch, da die Bündel überlappende MW beinhalten. Erst aus ihr folgt jedoch in Verbindung mit (1) und (2) die Auswahlwahrscheinlichkeit eines Bündels nach Gleichung (3). Für weitere Hintergründe, etwa zur Berechnung und Maximierung der Log-Likelihood von Logit-Modellen, verweisen wir auf [20].

$$P_p(Y = b) = \frac{e^{V_{b,p}}}{\sum_{b'} e^{V_{b',p}}} \quad (3)$$

4.2 Multivariates Probit

Im Probit-Modell entscheidet sich eine Person nicht in einer Entscheidung für eine von vier, sondern in zwei Entscheidungen für eine von jeweils zwei Alternativen. Die zwei abhängigen Variablen Y_t beschreiben nach Gleichung (4), ob eine Person ein Fahrrad des Typs t (konventionell oder elektrisch) besitzt.

$$Y_t = \begin{cases} 1, & \text{wenn } U_t > 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4)$$

U_t sei dabei der Nutzen einer Person, einen bestimmten Fahrradtyp zu besitzen. Gleichung (5) beschreibt die zwei Nutzenfunktionen, welche wie schon im Logit-Modell und zusätzlich bedingt durch die Anforderungen des R-Pakets mvProbit in ihrer Struktur für beide Fahrradtypen identisch sind. $\hat{\beta}_{t,Raumyp}$, $\widehat{Raumtyp}_p$, $\hat{\beta}_{t,SD}$ und \widehat{SD}_p sind erneut Vektoren von Parametern bzw. Werten des Raumtyps und der soziodemographischen Dummyvariablen.

$$U_{t,p} = V_{t,p} + \varepsilon_{t,p} = ASC_t + \beta_{t,elevat} * elevat_p + \hat{\beta}_{t,Raumyp} * \widehat{Raumtyp}_p + \hat{\beta}_{t,SD} * \widehat{SD}_p + \varepsilon_{t,p} \quad (5)$$

Die Fehlerterme $\varepsilon_{t,p}$ stellen dabei wie schon im Logit-Modell die von den Modellvariablen nicht berücksichtigten Nutzenkomponenten dar, werde aber anders als im Logit-Modell zwischen den Personen als standard normalverteilt angenommen. Um die gegenseitige Beeinflussung der Entscheidungen zu berücksichtigen, werden sie außerdem für jede Person zwischen beiden Entscheidungen als korreliert angenommen, wobei dieser globale Korrelationskoeffizient R einen zusätzlichen Modellparameter darstellt, der anhand der Daten geschätzt wird. Die gemeinsame Wahrscheinlichkeit der beiden Entscheidungen ergibt sich nach Gleichung (6).

$$P(Y_{konv} = y_{konv}, Y_{elek} = y_{elek}) = \Phi_2[(2y_{konv} - 1) * V_{konv}, (2y_{elek} - 1) * V_{elek}, (2y_{konv} - 1) * (y_{elek} - 1) * R] \quad (6)$$

Hierbei ist Φ_2 die kumulative Dichtefunktion der bivariaten Normalverteilung und y_t ein Wert von 0 oder 1 nach Gleichung (4). Der Index p für die Person bzw. Entscheidungssituation wurde der Übersichtlichkeit halber ausgelassen. Für weitere Hintergründe, etwa zur Berechnung und Maximierung der Log-Likelihood von multivariaten Probit-Modellen, verweisen wir auf [22].

5 Ergebnisse und Diskussion

5.1 Modellgüte und -parameter

Tabellen 3 und 4 stellen die geschätzten Modellparameter des multivariaten Probit-Modells und des multinomialen Logit-Modells dar. Je kategorialer Variablengruppe ist eine Dummyvariable nicht Teil der Nutzenfunktion und damit Referenzwert. Tabelle 5 vergleicht die Modellgüte.

Im Folgenden gehen wir auf die zentralen Modellergebnisse ein. Die Konstanten haben die erwarteten Vorzeichen und drücken die generell höhere Hürde (insbesondere Preis) beim Kauf eines Pedelecs als bei einem konventionellen Fahrrad aus. Sie lassen sich auch als deterministischen Nutzenanteil einer solchen Person interpretieren, die bei allen Modellvariablen den Referenzwert einnimmt.

Tabelle 3: Ergebnisse der Schätzung des multivariaten Probit-Modells

Parameter	Konv. Fahrrad			Pedelec		
	Wert	Rob. p-Wert	Sig.	Wert	Rob. p-Wert	Sig.
Konstante	1,203	0	***	-1,952	0	***
elevat	-15,919	0	***	-1,198	0,11870	
Raumtyp regiop. städtisch	0,005	0,81426		0,220	0	***
Raumtyp stadtr.-nah ländlich	0,056	0,04409	*	0,290	0	***
Raumtyp peripher ländlich	0,343	9,0E-05	***	0,003	0,97836	
Alter 0-17	0,149	0,17988		-0,586	0,02378	*
Alter 18-29	-0,394	1,0E-15	***	-0,726	3,5E-10	***
Alter 30-39	-0,247	7,0E-09	***	-0,218	0,00097	***
Alter 50-59	-0,154	7,2E-06	***	0,287	8,8E-11	***
Alter 60-69	-0,281	2,3E-12	***	0,528	0	***
Alter 70-79	-0,439	0	***	0,417	2,0E-12	***
Alter 80+	-0,998	0	***	0,122	0,09097	*
Bildung kein Abschluss	-0,191	0,02878	*	-0,075	0,71432	
Bildung Volks-/Hauptschule	-0,202	6,1E-12	***	0,126	0,00086	***
Bildung mittlere Reife	-0,054	0,04700	*	0,126	0,00039	***
Bildung Hochschulabschluss	0,140	7,6E-08	***	-0,020	0,56266	
Bildung anderer Abschluss	-0,184	0,00240	**	-0,017	0,83832	
Geschlecht Weiblich	-0,149	0	***	-0,017	0,47212	
HH-Größe 2	0,213	0	***	0,285	0	***
HH-Größe 3	0,269	5,3E-16	***	0,136	0,00342	**
HH-Größe 4+	0,426	0	***	0,122	0,01149	*
Tätigkeit Ausbildung	0,110	0,03690	*	0,050	0,70785	
Tätigkeit Hausfrau/-mann	-0,259	2,3E-09	***	0,125	0,01935	*
Tätigkeit Renter/-in	-0,206	2,3E-10	***	0,179	4,2E-06	***
Tätigkeit Sonstiges	-0,227	3,2E-06	***	0,058	0,40189	
Ökon. Status sehr niedrig	-0,200	5,6E-06	***	-0,180	0,00890	**
Ökon. Status niedrig	-0,136	1,4E-05	***	-0,245	1,9E-07	***
Ökon. Status hoch	0,169	1,5E-14	***	0,035	0,20105	
Ökon. Status sehr hoch	0,209	9,2E-09	***	0,075	0,07708	*
R	-0,267	0	***	***/**/* = 0,1/1/10%		

Tabelle 4: Ergebnisse der Schätzung des multinomialen Logit-Modells

Parameter	Nur konv. Fahrrad			Nur Pedelec			Konv. Fahrrad & Pedelec			Garkein Fahrrad		
	Wert	Rob. p-Wert	Sig.	Wert	Rob. p-Wert	Sig.	Wert	Rob. p-Wert	Sig.	Wert	Rob. p-Wert	Sig.
Konstante	1,750	0	***	-3,150	1,2E-05	***	-1,820	1,1E-05	***	0	Fixiert	***
elevat	-12,000	0	***	0,810	0,610	***	-12,700	2,2E-16	***	17,900	0	***
Raumtyp regio. städtisch	-0,196	7,9E-12	***	0,276	4,2E-07	***	0,178	0,000311	***	-0,257	3,8E-14	***
Raumtyp stadtr.-nah ländlich	-0,215	4,0E-09	***	0,389	3,9E-09	***	0,248	5,5E-05	***	-0,423	0	***
Raumtyp peripher ländlich	0,238	0,0621	*	-0,177	0,504	***	0,315	0,148	***	-0,376	0,0147	*
Alter 0-17	1,750	2,5E-13	***	-3,950	2,3E-12	***	0,227	0,617	***	1,540	8,6E-09	***
Alter 18-29	0,873	6,8E-10	***	-0,376	0,261	***	-0,710	0,0103	*	1,650	0	***
Alter 30-39	0,581	6,6E-11	***	0,270	0,207	***	0,077	0,626	***	1,070	0	***
Alter 50-59	0,099	0,0717	*	0,851	2,3E-11	***	0,695	1,3E-13	***	0,354	3,0E-07	***
Alter 60-69	-0,188	0,00219	**	1,160	0	***	0,807	8,0E-15	***	0,220	0,00519	**
Alter 70-79	-0,236	0,00065	***	0,988	1,5E-11	***	0,699	1,9E-09	***	0,549	2,1E-10	***
Alter 80+	-0,436	2,4E-07	***	0,853	3,6E-07	***	0,222	0,135	***	1,360	0	***
Bildung kein Abschluss	0,341	0,0963	*	0,911	0,0828	*	0,454	0,158	***	0,294	0,178	***
Bildung Volks-/Hauptschule	0,448	0,0283	*	0,818	0,120	***	0,580	0,0701	*	0,154	0,481	***
Bildung mittlere Reife	0,603	0,00325	**	0,577	0,273	***	0,565	0,0805	*	0,255	0,242	***
Bildung Hochschulabschluss	0,709	0,000531	***	0,567	0,282	***	0,626	0,0519	*	0,097	0,657	***
Bildung anderer Abschluss	0,467	0,0335	*	0,719	0,188	***	0,386	0,272	***	0,427	0,0691	*
Geschlecht Weiblich	0,391	0	***	0,525	0	***	0,390	0	***	0,694	0	***
HH-Größe 2	0,400	0	***	0,931	0	***	0,738	0	***	-0,069	0,107	***
HH-Größe 3	0,571	0	***	0,683	6,3E-10	***	0,681	2,5E-13	***	0,066	0,283	***
HH-Größe 4+	0,708	0	***	0,526	4,5E-05	***	0,830	2,2E-16	***	-0,064	0,348	***
Tätigkeit Ausbildung	0,562	0,000801	***	0,241	0,564	***	0,857	0,00461	**	0,340	0,0569	*
Tätigkeit Hausfrau/-mann	0,214	0,000383	***	0,629	4,3E-08	***	0,476	5,6E-06	***	0,681	0	***
Tätigkeit Rentner/-in	0,232	7,7E-08	***	0,717	0	***	0,560	5,1E-15	***	0,587	0	***
Tätigkeit Sonstiges	0,288	0,000141	***	0,711	2,3E-06	***	0,331	0,0189	*	0,671	2,0E-14	***
Ökon. Status sehr niedrig	0,544	4,8E-11	***	0,067	0,704	***	0,445	0,00162	**	0,944	0	***
Ökon. Status niedrig	0,605	0	***	0,308	0,0022	**	0,216	0,0259	*	0,871	0	***
Ökon. Status hoch	0,582	0	***	0,612	0	***	0,586	0	***	0,220	1,5E-08	***
Ökon. Status sehr hoch	0,574	0	***	0,544	1,5E-07	***	0,720	0	***	0,162	0,0121	*

Tabelle 5: Gütemaße der beiden Modelltypen

Gütemaß	Multivariates Probit-Modell	Multinomial Logit-Modell
Anzahl Parameter	59	115
Null-Log-Likelihood	-37.628,19	-37.628,19
Log-Likelihood	-21.399,40	-21.300,43
Angepasstes ρ^2 [20]	0,430	0,431

Die durchschnittliche gewichtete Steigung im Wohnumfeld, *elevar*, hat einen bedeutsamen Einfluss auf den Nutzen des Besitzes konventioneller Fahrräder. So ist im Probit-Modell bspw. eine durchschnittliche Steigung von 2,8 % dem Nutzen eines konventionellen Fahrrads so abträglich wie die Tatsache, dass eine Person zwischen 70 und 79 Jahren (statt zwischen 40 und 49) alt ist. Der Ort Enger, genauer Gitterzelle 1kmN3225E4211, ist ein Beispiel für einen solchen – moderat überdurchschnittlichen – Wert für *elevar*. Für Pedelecs ergibt sich ein anderes Bild: hier ist der *elevar*-Parameter im Probit-Modell nicht signifikant verschieden von 0. Im Logit-Modell ist dies der Fall für den Besitz nur eines Pedelecs, während der Parameter für den gleichzeitigen Besitz von konventionellem Fahrrad und Pedelec stark negativ ist. Wir vermuten folgende, sich gegenseitig aufhebende Einflüsse: Pedelecs weisen einerseits als Substitut für konventionelle Fahrräder in steigungsreichen Gebieten einen positiven Nutzen auf. Andererseits ist das Fahrradfahren (auch mit Elektroantrieb) in steigungsreichen Gebieten unattraktiver als in flachen Gebieten, neben der Topographie potentiell auch aufgrund von Sekundäreffekten wie schlechterer Infrastruktur. Diese Effekte scheinen entweder klein zu sein oder sich gegenseitig auszugleichen, wodurch der Einfluss der Steigung auf den Pedelecbesitz insgesamt vernachlässigbar ist. Zuletzt ist erwähnenswert, dass *elevar* im Logit-Modell mit einem besonders hohen Nutzen für den Besitz garkeines Fahrrads einhergeht. Der Parameterwert von 17,9 bedeutet konkret, dass eine Erhöhung von *elevar* um 0,02 in einer Odds Ratio von $\exp(17,9 \cdot 0,02) = 1,43$ resultiert. Eine Erhöhung von *elevar* bspw. von 2 auf 4 % bedeutet also, dass das Verhältnis der Wahrscheinlichkeiten, gar kein Fahrrad zu besitzen und irgendein Fahrrad zu besitzen, um 43 % zunimmt.

Im Logit-Modell ergibt sich das Gesamtbild, dass der Nutzen für den Besitz beider Typen höher und für den Besitz garkeines Fahrrads geringer ist, je peripherer der Wohnstandort. Das Probit-Modell ergibt hinsichtlich Pedelecs als vermeintlichem Landphänomen [4, 5] aber ein differenzierteres Bild: Im Vergleich zum Referenz-Raumtyp „metropolitan städtisch“ haben periphere ländliche Regionen zwar, trotz ihres geringen Anteils an der Stichprobe, einen signifikant positiven Einfluss auf den Besitz konventioneller Fahrräder. Auf den Pedelecbesitz haben hingegen regiopolitane Stadt und stadtnahes Land einen positiven Einfluss.

Das Probit-Modell beschreibt einen steigenden Nutzen für konventionelle Fahrräder bis zum Referenzalter von 40-49 Jahren, in höheren Altersgruppen nimmt er wieder ab. Für Pedelecs liegt der höchste Nutzen in der Altersgruppe 60-69. Das Logit-Modell zeigt, dass der Besitz von garkeinem Fahrrad klar ein Phänomen der sehr jungen und alten ist, mit einem minimalen Nutzen dieses Bündels für die Altersgruppe 60-69, und das umgekehrte Muster für den Besitz beider Typen. Der Besitz nur eines konventionellen Fahrrads weist einen mit dem Alter abnehmenden Nutzen auf, der Besitz nur eines Pedelecs einen um die Altersgruppe 60-69 abfallenden Nutzen. Insgesamt decken sich die Ergebnisse mit den Beobachtungen aus der Literatur, wobei nur der geringe Nutzen eines konventionellen Fahrrads in den Altersgruppen 20-39 im Probit-Modell überrascht.

Der Bildungsgrad ergibt durch die geringeren Signifikanzniveaus ein weniger eindeutiges Bild. Im Probit-Modell bedeutet ein höheres Bildungsniveau einen leicht positiven Nutzen für ein konventionelles Fahrrad, beim Pedelecsbesitz sind überraschend nur die leicht positiven Parameter für Haupt- und Realschulabschluss signifikant. Es liegt die Vermutung nahe, dass das Bildungsniveau mit den nicht berücksichtigten persönlichen Einstellungen korreliert.

Frauen weisen im Vergleich zu Männern laut des Probit-Modells einen geringeren Nutzen für den Besitz eines konventionellen Fahrrads auf, analog zu ihrer leicht geringeren Fahrradnutzung [5]. Für Pedelecs lässt sich hingegen kein signifikanter Einfluss feststellen. Das Logit-Modell zeigt, dass Frauen besonders einen höheren Nutzen für den Besitz garkeines Fahrrads oder nur eines Pedelecs aufweisen.

Mit der Haushaltsgröße steigt in beiden Modellen der Nutzen des Besitzes eines konventionellen Fahrrads. Das ist erwartbar, da bei steigender Personenzahl im Haushalt die Wahrscheinlichkeit steigt, dass mindestens eine Person ein Fahrrad besitzt welches von den anderen mitgenutzt werden kann. Für Pedelecs weisen beide Modelle darauf hin, dass es sich hier vor allem um ein Phänomen von zwei-Personen-Haushalten handelt. Wir vermuten, dass sich hierin die Nutzung von Pedelecs vorrangig für Freizeitaktivitäten von älteren Paarhaushalten ohne Kinder ausdrückt.

Im Vergleich zur Referenzgruppe der Berufstätigen zeigen nur Personen in Ausbildung einen zusätzlichen Nutzen für den konventionellen Fahrradbesitz. Der Besitz eines Pedelecs, bzw. im Logit-Modell der Besitz nur eines Pedelecs, stiftet hingegen vor allem für Ruheständler einen positiven Nutzenanteil. Laut Logit-Modell weisen Personen in Ausbildung den höchsten Nutzen für den gleichzeitigen Besitz von konventionellem und elektrischem Fahrrad auf, gegensätzlich zur analogen Altersgruppe 18-29. Hier können Interaktionen vermutet werden.

Je höher der ökonomische Status, desto größer der Nutzen eines konventionellen Fahrrads im Probit-Modell. Hierdurch zeigt sich, dass Fahrräder nicht gemeinhin von Haushalten mit geringem Einkommen als Autoersatz genutzt werden, sondern eher eine Lifestyle-Entscheidung darstellen. Für Pedelecs lässt sich eine ähnliche Tendenz ausmachen, jedoch deutlich weniger signifikant. Dies ist insbesondere mit Blick auf den höheren Kaufpreis von Pedelecs überraschend. Das Logit-Modell ergibt ein ähnliches Bild, insbesondere mit Blick auf den Besitz garkeines Fahrrads.

Der Modellparameter R , also die Korrelation der Fehlerterme zwischen den Nutzenfunktionen einer Person, liegt nur im Probit-Modell vor. Er kann Substitutionseffekte, bspw. die Abschaffung eines konventionellen Fahrrads nach Erwerb eines Pedelecs, sowie komplementäre Effekte abbilden. Ein denkbarer komplementärer Effekt ist, dass Personen mit fahrradaffinen Einstellungen (welche in diesen Modellen im Fehlerterm enthalten sind) sowohl für ein konventionelles als auch ein elektrisches Fahrrad einen zusätzlichen positiven Nutzenanteil aufweisen. Der negative, hochsignifikante Wert von $-0,267$ zeigt, dass die Substitutionseffekte deutlich überwiegen und die Annahme einer unabhängigen Verteilung der Fehlerterme nicht haltbar ist.

5.2 Eignung der Modelltypen und Implikationen für die Modellierungspraxis

Beide Modelltypen weisen Vor- und Nachteile auf. Logit-Modelle sind erprobter, ihre Koeffizienten als Odds-Ratios interpretierbar und das vorliegende Modell erreicht eine minimal höhere Modellanpassung. Durch die Abbildung von Bündeln kann es deren spezifischen

Nutzen für unterschiedliche Personengruppen besser abbilden, z.B. das Phänomen von Nur-Pedelec-Besitzern unter älteren Senioren. Das Probit-Modell kann solche Zusammenhänge zwischen den MW eines Bündels hingegen nur mit einem globalen Parameter R abbilden. Die Betrachtung von Bündeln stellt bei Fragestellungen, bei denen ein einzelnes MW im Fokus steht, jedoch einen Nachteil dar. Nehmen wir an, uns interessieren Einflussfaktoren auf den Besitz eines konventionellen Fahrrads: ausweislich des Probit-Modells ist der Nicht-Besitz eines konventionellen Fahrrads klar ein Phänomen ärmerer Haushalte. Aus der Betrachtung der Bündel „nur konventionelles Fahrrad“ und „konventionelles Fahrrad und Pedelec“ im Logit-Modell kann diese Erkenntnis nicht gewonnen werden, da sich dort je zwei Zusammenhänge jeweils gegensätzlichen Vorzeichens überlagern; denn der Besitz eines Pedelecs ist ein Phänomen wohlhabenderer Haushalte und der Einfluss des ökonomischen Status auf die zwei Bündel mit konventionellem Fahrrad dadurch jeweils weniger eindeutig. Die Parameter des Probit-Modells sind also intuitiver interpretierbar, da für jeden Fahrradtyp nur eine und nicht zwei Wahloptionen betrachtet werden müssen. Dies gilt umso stärker, wenn mehr als zwei MW betrachtet werden sollen. Beide Modelltypen ergänzen sich hinsichtlich ihrer Erkenntnisse und ihr Rechenaufwand ist ähnlich und überschaubar.

Beim Einsatz als generativem Teilmodell in einem integrierten Verkehrsmodell muss sich aber für einen Modelltypen entschieden werden. Hierbei ist zentral, ob die Beschaffungswahl von Fahrrädern gemeinsam mit oder getrennt von anderen MW modelliert werden sollte. In ersterem Fall bietet sich eine Angliederung an die Modellstruktur der Beschaffungswahlmodelle für Kfz und ÖV-Zeitkarten an, in letzterem können wir auf Grundlage dieser Arbeit keine eindeutige Empfehlung abgegeben – beide Modelltypen sind ähnlich gut geeignet. In Bezug auf die in der Praxis zu berücksichtigenden Modellvariablen ist neben soziodemographischen Merkmalen die Bedeutung von räumlichen Variablen wie der Steigung und dem Raumtyp hervorzuheben.

5.3 Schwächen und weiterer Forschungsbedarf

Fahrradverleihsysteme wurden nicht betrachtet, obwohl diese insbesondere in urbanen Räumen eine niedrigschwellige Möglichkeit darstellen, Pedelecs zu nutzen. Eine Berücksichtigung des Preises von Fahrradtypen, wodurch die Ermittlung von Zahlungsbereitschaften für andere Variablen möglich wäre, war aufgrund fehlender Daten und des Charakters der MiD als Querschnitts- und RP-Erhebung (und dadurch fehlender Varianz in den Beschaffungskosten) nicht möglich. Es ist denkbar, dass die Variable *elevel* mit den nicht betrachteten Faktoren lokale Infrastrukturqualität und Fahrradkultur korreliert. Denkbare Interaktionen, bspw. zwischen Alter und Tätigkeit, wurden nicht berücksichtigt, da dies bei zwei Dummyvariablen zu einer starken Zunahme der Parameteranzahl geführt hätte. In Bezug auf die Stichprobengröße stellt die Variable *elevel* die kritische Engstelle dar, eine Erweiterung dieses Datensatzes auf ganz Deutschland würde die Stichprobengröße annähernd verfünffachen. Da persönliche Einstellungen in der MiD 2017 nicht erfasst wurden, konnten diese nicht berücksichtigt werden, obwohl die dynamische Entwicklung des Pedelecabsatzes wohl zu einem großen Teil auf sich wandelnde Einstellungen zurückzuführen ist und sie für prognosefähige Modelle somit eine besondere Bedeutung haben. Da der Pedelecabsatz seit 2017 bereits wieder deutlich gestiegen ist [1], sollte der vorliegende Ansatz in Form einer Replikationsstudie mit den Daten der MiD 2023 wiederholt werden².

² <https://github.com/buw-bicycle-traffic/ebike-ownership-model>

6 Fazit

Diese Arbeit leistet einen Beitrag zum besseren Verständnis der Beschaffungswahl von konventionellen und elektrischen Fahrrädern und geeigneten Modelltypen, indem sie auf Grundlage von Daten der MiD 2017 und weiteren Quellen ein multinomiales Logit- und ein multivariates Probit-Modell schätzt. Für die soziodemographischen Einflussfaktoren Alter, Bildungsgrad, Geschlecht, Haushaltsgröße, Tätigkeit und ökonomischer Status konnten dabei die aus der Literatur für den europäischen Kontext bekannten Zusammenhänge im Allgemeinen bestätigt werden. Wir konnten die Relevanz der durchschnittlichen gewichteten Steigung im Wohnumfeld und des Raumtyps für die Beschaffungswahl von Fahrrädern belegen. Mit Blick auf Pedelecs konnten wir insbesondere nachweisen, dass ihre Beschaffung – im Gegensatz zu konventionellen Fahrrädern – nicht signifikant durch die Steigung beeinflusst wird.

Sowohl multinomiale Logit- als auch multivariate Probit-Modelle eignen sich für die Modellierung der Beschaffungswahl von konventionellen und elektrischen Fahrrädern. Zukünftige Erhebungen und Analysen sollten außer den Einflussfaktoren Steigung, Raumtyp und soziodemographische Variablen auch persönliche Einstellungen berücksichtigen, um prognosefähige Beschaffungswahlmodelle zu ermöglichen. Aufbauend auf dieser Arbeit werden wir in folgenden Forschungsvorhaben auch das Moduswahlverhalten differenziert nach konventionellem und elektrischem Radverkehr betrachten und den Fahrradbesitz dort einfließen lassen.

7 Dank

Unser besonderer Dank gilt Univ.-Prof. Dr.-Ing. Kay W. Axhausen für seine fachliche Unterstützung, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen hat. Außerdem danken wir Jan Kuchhäuser für die Bereitstellung seines Steigungs-Datensatzes.

8 Literatur

- [1] ZIV, *Marktdaten Fahrräder und E-Bikes 2022: Pressekonferenz*, 2023. Zugriff am: 30. Juni 2023. [Online]. Verfügbar unter: https://www.ziv-zweirad.de/fileadmin/redakteure/Downloads/Marktdaten/ZIV_Marktdatenpraesentation_2023_fuer_GJ_2022.pdf
- [2] L. Arning, C. Silva und H. Kath, "Review of Current Practice and Research on E-Bikes in Transport Models," *Transportation research record*, 2677(12), 436-448, 2023, doi: 10.1177/03611981231168848.
- [3] S. Haustein und M. Møller, "Age and attitude: Changes in cycling patterns of different e-bike user segments," *International Journal of Sustainable Transportation*, Jg. 10, Nr. 9, S. 836–846, 2016, doi: 10.1080/15568318.2016.1162881.
- [4] D. Kohlrantz und T. Kuhnimhof, "E-Bike Ownership and Usage – Results from Germany," [Online]. Verfügbar unter: <https://easychair.org/publications/preprint/t1r1>
- [5] C. Nobis, "Mobilität in Deutschland: MiD Analysen zum Radverkehr und Fußverkehr.," Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI), Bonn, Mai. 2019.
- [6] M. Kroesen, "To what extent do e-bikes substitute travel by other modes? Evidence from the Netherlands," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Jg. 53, S. 377–387, 2017, doi: 10.1016/j.trd.2017.04.036.

- [7] M. de Haas, M. Kroesen, C. Chorus, S. Hoogendoorn-Lanser und S. Hoogendoorn, "E-bike user groups and substitution effects: evidence from longitudinal travel data in the Netherlands," *Transportation*, Jg. 49, Nr. 3, S. 815–840, 2022, doi: 10.1007/s11116-021-10195-3.
- [8] J. MacArthur, M. Harpool, D. Scheppke und C. R. Cherry, "A North American Survey of Electric Bicycle Owners," NITC, 2018.
- [9] T. Jones, L. Harms und E. Heinen, "Motives, perceptions and experiences of electric bicycle owners and implications for health, wellbeing and mobility," *Journal of Transport Geography*, Jg. 53, S. 41–49, 2016, doi: 10.1016/j.jtrangeo.2016.04.006.
- [10] M. R. Fatmi, M. A. Habib und S. A. Salloum, "Modeling Mobility Tool Ownership of Youth in Toronto, Ontario, Canada," *Transportation research record*, Jg. 2413, Nr. 1, S. 92–100, 2014, doi: 10.3141/2413-10.
- [11] Y. Maltha, M. Kroesen, B. van Wee und E. van Daalen, "Changing Influence of Factors Explaining Household Car Ownership Levels in the Netherlands," *Transportation research record*, Jg. 2666, Nr. 1, S. 103–111, 2017, doi: 10.3141/2666-12.
- [12] G. Gu, T. Feng, C. Zhong, X. Cai und J. Li, "The Effects of Life Course Events on Car Ownership and Sustainable Mobility Tools Adoption Decisions: Results of an Error Component Random Parameter Logit Model," *Sustainability*, Jg. 13, Nr. 12, 2021, doi: 10.3390/su13126816.
- [13] Henrik Becker, Allister Loder, Basil Schmid und K. W. Axhausen, "Modeling car-sharing membership as a mobility tool: A multivariate Probit approach with latent variables," *Travel Behaviour and Society*, Jg. 8, S. 26–36, 2017, doi: 10.1016/j.tbs.2017.04.006.
- [14] D. Scott und K. W. Axhausen, "Household Mobility Tool Ownership: Modeling Interactions between Cars and Season Tickets," *Transportation*, Jg. 33, S. 311–328, 2006, doi: 10.1007/s11116-005-0328-7.
- [15] T. Yamamoto, "Comparative analysis of household car, motorcycle and bicycle ownership between Osaka metropolitan area, Japan and Kuala Lumpur, Malaysia," *Transportation*, Jg. 36, Nr. 3, S. 351–366, 2009, doi: 10.1007/s11116-009-9196-x.
- [16] C. Nobis und T. Kuhnimhof, "Mobilität in Deutschland - MiD: Ergebnisbericht," Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Bonn, 2018.
- [17] GeoBasis-DE und Bundesamt für Kartographie und Geodäsie, *GeoGitter Inspire*. [Online]. Verfügbar unter: <https://gdz.bkg.bund.de/index.php/default/geographische-gitter-fur-deutschland-in-lambert-projektion-geogitter-inspire.html>
- [18] Bundesministerium für Digitales und Verkehr, "Regionalstatistische Raumtypologie (RegioStaR)," 2021. [Online]. Verfügbar unter: www.bmvi.de/regiostar
- [19] J. Kuchhäuser, *Aufbau eines routingfähigen Netzmodells zur Abbildung der Umweltwirkung von Lkw-Verkehren auf der Grundlage von offenen Daten: Unveröffentlicht*, 2023.
- [20] M. Bierlare, "A short introduction to Biogeme: Technical report TRANSP-OR 230620," Transport and Mobility Laboratory, ENAC, EPFL, 2023. [Online]. Verfügbar unter: <https://transp-or.epfl.ch/documents/technicalReports/Bier23.pdf>
- [21] A. Henningsen. „R Paket "mvProbit".“ <https://cran.r-project.org/web/packages/mvProbit/index.html>
- [22] W. H. Greene, "Marginal Effects in the Bivariate Probit Model," NYU Working Paper, 1996. [Online]. Verfügbar unter: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1293106#