

Änderung der Verkehrsverhaltens während der COVID-19 Pandemie

Projekt: Mode choice and its change during COVID19 restrictions

Projektmitarbeiter: Nina Lustenberger¹, Felix Becker², Beat Hintermann³ und Kay Axhausen⁴

Zeitraumen: 1. Juni 2020 bis 31.12.2021

Versionsdatum: 7. November 2021

1 MOBIS-Studie

In diesem Bericht untersuchen wir die Auswirkungen der Pandemie auf die individuelle Mobilität in der Schweiz. Ende Januar 2020 hatten wir ein Feldexperiment abgeschlossen, bei dem wir das Mobilitätsverhalten von mehr als 3'500 Teilnehmenden mit einer smartphone-basierten App verfolgt hatten (MOBIS-Studie). Wir konnten einige Teilnehmer auch nach der Studie noch zur weiteren Teilnahme überzeugen, was uns eine Aussage über das Mobilitätsverhalten vor- sowie während der Pandemie ermöglicht.

Bei der MOBIS-Studie handelt es sich um ein groß angelegtes Feldexperiment, das zwischen September 2019 und Januar 2020 stattfand. Im Rahmen der Studie wurde das individuelle Mobilitätsverhalten der Teilnehmer mit einer Tracking-App aufgezeichnet. Eine Stichprobe von 91'000 Personen, die in städtischen Agglomerationen in der Deutschschweiz und der Romandie leben, wurde per Brief zur Teilnahme an der Studie eingeladen. Die Empfänger wurden gebeten, eine Online-Umfrage auszufüllen, um soziodemografische Informationen, Mobilitätsmuster und Präferenzen bezüglich der Verkehrspolitik zu erfassen. Die Befragten wurden nach bestimmten Einschlusskriterien gefiltert, insbesondere nach der Nutzung eines Autos an mindestens zwei Tagen pro Woche, der Fähigkeit, mindestens 200 m zu Fuß zu gehen, und der Tatsache, dass sie nicht als Berufsfahrer tätig sind. Rund 22'000 Personen nahmen an der Einführungsstudie teil. Davon erfüllten rund 7'000 die Kriterien und qualifizierten sich somit für die Teilnahme an der Studie. Aus diesen 7'000 Teilnehmer haben sich 5'466 für die Tracking-Studie registriert und die GPS-Tracking-App heruntergeladen.⁵ Die App zeichnet alle Bewegungen im Freien auf, gruppiert die GPS-Punkte in Etappen, Fahrten und Aktivitäten und berechnet die verwendeten Verkehrsmittel. Die Befragten wurden zwar aufgefordert, die Berechnungen zu überprüfen und einen Reisezweck hinzuzufügen/anzupassen, dies war jedoch nicht erforderlich. Weitere Einzelheiten über die Tracking-App und die Rücklaufquoten sind bei Molloy et al. (2020) zu finden.

Trotz des Endes der Studie, nutzten einige Teilnehmer weiterhin die Tracking-App, wobei Mitte März 2020 noch etwa 400 Teilnehmer die App nutzten. Die übrigen Teilnehmer wurden nach dem Virusausbruch in der Schweiz erneut eingeladen, die Tracking-App zu reaktivieren. Über 1'200 Teilnehmer installierten die App erneut und die meisten nahmen die tracking wieder auf. Zusammen mit denjenigen, die die App nie ausgeschaltet haben, bilden diese Teilnehmer das MOBIS:COVID-19-Panel. Seit Anfang April werden zweiwöchentliche Berichte erstellt, die detaillierte Informationen über die Mobilitätsmuster während der verschiedenen Phasen der Einschränkungen im Vergleich zum MOBIS-Basiszeitraum liefern.⁶

Tabelle 1 zeigt die Zusammensetzung des MOBIS:COVID-19-Panels im Vergleich zum Schweizer Verkehrsmikrozensus, einer repräsentativen Erhebung über das Reiseverhalten, die alle fünf Jahre stattfindet.

¹nina.lustenberger@unibas.ch

²fbecker@ethz.ch

³b.hintermann@unibas.ch

⁴axhausen@ivt.baug.ethz.ch

⁵Die GPS-Tracking-App heisst Catch-My-Day und wurde von von motion-tag, Berlin entwickelt.

⁶Auswertungen dieser Berichte finden Sie hier: https://ivtmobis.ethz.ch/mobis/covid19/reports/latest_de

Unsere Stichprobe ist in einigen Punkten ähnlich (z.B. Geschlecht), aber es gibt auch Unterschiede. Zum Beispiel konzentriert sich unsere Stichprobe auf Personen unter 65 Jahren und schließt den italienischsprachigen Teil des Landes aus. Unsere Teilnehmer haben im Durchschnitt ein höheres Bildungsniveau und Einkommen und leben in größeren Haushalten als die Allgemeinbevölkerung. Diese Unterschiede lassen sich durch Selbstselektion und durch den Schwerpunkt der der MOBIS-Studie auf Personen im erwerbsfähigen Alter, die mindestens zwei Tage pro Woche Auto fahren und in den Agglomerationen der Deutschschweiz und der Romandie leben zurückführen.

Tabelle 1: Vergleich des MOBIS:COVID-19, MOBIS und Mikrozensus (2015) Panel

Variable	Wert	Anteil (%)		
		MOBIS:COVID	MOBIS	Mikrozensus
Zugang zu Auto	Ja	82.5	90.5	75.8
	Manchmal	12.1	8.6	18.1
	Nein	5.3	0.8	6.2
Alter	Unter 18			13.2
	[18, 25]	13.1	12.6	9.0
	(25, 35]	15.8	13.8	14.2
	(35, 45]	24.1	23.5	15.4
	(45, 55]	23.8	26.1	16.7
	(55, 65]	19.5	22.3	12.9
	66 und älter	3.5	1.7	18.5
Ausbildung	Obligatorische	5.4	5.8	19.3
	Sekundarstufe	46.9	46.3	49.5
	Hochschulbildung	47.6	47.9	31.2
Hauptbeschäftigung	Angestellt	73.5	73.0	48.2
	Selbstständig	5.4	6.8	7.2
	Lehrling	0.7	0.6	2.6
	Erwerbslos	3.1	3.7	2.5
	Student/in	5.5	5.1	3.7
	Pensioniert	5.4	4.1	19.3
	Andere	6.4	6.7	16.5
Geschlecht	Weiblich	48.2	50.6	50.7
	Männlich	51.8	49.4	49.3
Haushaltsgrösse	1	14.8	12.4	34.0
	2	33.8	33.3	35.4
	3	18.9	20.4	13.0
	4	23.9	25.7	12.5
	5 oder mehr	8.6	8.2	5.1
Einkommen	4 000 CHF oder weniger	6.3	5.6	17.8
	4 001 - 8 000 CHF	28.9	28.9	32.8
	8 001 - 12 000 CHF	30.5	30.0	17.4
	12 001 - 16 000 CHF	16.2	16.3	6.8
	Mehr als 16 000 CHF	9.5	10.5	4.5
	Möchte ich nicht sagen	8.6	8.7	20.7
Sprache	Deutsch	72.3	69.0	68.4
	Französisch	21.6	22.8	25.3
	Englisch	6.2	1.8	
Nationalität	Italienisch			6.3
	Schweiz	97.9	97.9	75.9
	Andere	2.1	2.1	24.1

Notes: Deskriptive Statistik des MOBIS:COVID-19-Panels (n = 2'412), MOBIS-Panels (n = 1'649), und des Schweizer Mikrozensus vom Jahr 2015 (n = 57'090).

2 Distanz und Anzahl Fahrten

Im folgenden präsentieren wir geschätzte COVID-Effekte basierend auf Regressionsschätzungsmodellen. Die Auswirkungen der Pandemie werden in den Regressionen als wöchentliche Dummies gemessen und können somit mit einem Zeiteffekt gleichgesetzt werden. Die folgenden Plots zeigen geschätzte COVID-Effekte sowohl für die gemessenen zurückgelegten Distanzen (in km) als auch die Anzahl Fahrten, wobei mehrere zusätzliche Spezifikationen durchgeführt werden. Die folgend präsentierten durchschnittlichen Effekte der COVID-Wochen basieren auf der Gleichung:

$$\ln(Y_{it}) = c + \alpha \cdot CW_t + \beta \cdot (W_{it}) \times [\mathbf{1} \quad WE_t] + \delta \cdot D_t + \mu_i + u_{it} \quad (1)$$

In den Regressionen schätzen wir somit die proportionale Veränderung von unterschiedlichen Mobilitätsvariablen Y_{it} für die Person i am Tag t als Funktion einer Reihe von erklärenden Variablen. Der Vektor CW_t enthält eine Reihe von Wochen-Dummies und versucht somit, den COVID-Effekt als Zeiteffekt zu schätzen. Zusätzlich zu diesen Wochen-Dummies werden weitere Dummies für November, Dezember, Januar, Februar in den Vektor D_t aufgenommen. Wir inkudieren Personenfixierte-Effekte (μ_i), um unbeobachtete Heterogenität zu absorbieren, die über die Zeit konstant ist. Der Fehlerterm u_{it} hat einen Erwartungswert von Null, aber wir berücksichtigen Korrelationen innerhalb von Personen und innerhalb von Kalendertagen, indem wir eine zweiseitige Clusterung vornehmen.

Der Vektor W_{it} enthält Wetterinformationen, welche für die jeweils gefahrenen Strecken aufgezeichnet wurden. Um für die nicht-linearen Effekte von Temperatur zu kontrollieren, haben wir Hitze (heat) sowie Kälte (cold) wie folgt konstruiert:

$$heat_{jt} \equiv \max \{ tmaxd_{jt} - 25, 0 \} \quad (2)$$

$$cold_{jt} \equiv \max \{ 10 - tmind_{jt}, 0 \} \quad (3)$$

Die Variablen $tmaxd_{jt}$ und $tmind_{jt}$ beziehen sich auf die Tageshöchst- bzw. -tiefsttemperatur in Grad Celsius. Temperaturen wurden basierend auf dem Abfahrtsort einer Reise j gemessen.⁷ Zusätzlich wird eine Niederschlags- sowie eine Sonnenscheindauervariable hinzugefügt, welche die tägliche, ortsspezifischen Niederschläge sowie relativen Sonnenscheindauern erfasst. Um die entsprechenden Werte pro Person und Tag zu berechnen, nehmen wir den Durchschnitt der heat-, cold-, Niederschlags- und Sonnenscheinwerte über alle Fahrten, die von Person i am Tag t unternommen wurden.

Wir zentrieren alle Wettervariablen, indem wir den personenspezifischen Durchschnittswert (des gesamten Stichprobenraums) von ihrem Tageswert subtrahieren. Dies ermöglicht eine Interpretation aller anderen Koeffizienten basierend auf dem durchschnittlichen Wetter, dem eine Person während unseres Beobachtungszeitraums ausgesetzt war. Da der Einfluss des Wetters auf die Mobilität zwischen Arbeitstagen und Wochenenden unterschiedlich sein könnte, fügen wir die Wetterinformationen als eigene Variable in die Regression ein und zusätzlich als Interaktionsterm mit einem Wochenend-Dummy. Die Wetterdaten werden von MeteoSwiss bezogen.⁸ Die verwendeten Daten werden in einem 1 x 1 km Rasterauflösung zur Verfügung gestellt.

Der Basiszeitraum besteht aus den Tagen in den Monaten September und Oktober, die durch die Konstante c und den Personenfixierten-Effekten erfasst werden. Der geschätzte Vektor der Koeffizienten $\hat{\alpha}$ misst somit die proportionale Veränderung von Y_{it} während den COVID-Wochen, relativ zur perso-

⁷Die Rasterauflösung der Wetterdaten basiert auf dem Schweizer CH1903-Koordinatensystem, was eine Umrechnung der aus den Trackingdaten gewonnenen Standard-GPS-Koordinaten in das Schweizer Koordinatensystem erforderlich macht.

⁸www.meteoswiss.admin.ch

nenspezifischen Basisperiode.

Anstatt die Gleichung (1) in einer logarithmierten Form zu schätzen, potenzieren wir sie und schätzen die Gleichung mit einem Poisson Pseudo-Maximum Likelihood (PPML)-Modell.⁹ Damit wird nicht nur das Problem mit den Nullen gelöst, sondern auch eine mögliche Verzerrung, die bei Heteroskedastizität auftreten kann; siehe Santos Silva und Tenreiro (2006) für eine Diskussion.¹⁰ Genauere Informationen bezüglich dem angewendeten Regressionsschätzungsmodell ist bei Hintermann et al. (2021) zu finden.

Um der sich über die Zeit verändernden Grösse und Zusammensetzung der Stichprobe Rechnung zu tragen, wurden für jede Woche (einschliesslich der Wochen in der Basisperiode) Teilnehnergewichte berechnet und angewendet. Daher werden die Schätzungen für die Wochen korrigiert, in denen mehr Teilnehmer aus einer bestimmten demographischen Gruppe mit dem Tracking begonnen oder aufgehört haben. Die Gewichtung wurde anhand der ursprünglich 21'571 Teilnehmer vorgenommen, die den Einführungsfragebogen der MOBIS-Studie ausgefüllt haben. Für die Berechnung der Gewichte wurde ein IPF-Algorithmus (Iterative Proportional Fitting) verwendet mit der Inkludierung folgender Variablen: Alter, Geschlecht, Einkommen, Bildung, Erreichbarkeit sowie der Besitz von Mobilitätswerkzeugen wie Auto, Fahrrad und ÖV-Ticket. Die Gewichtung der Daten führte zu keinen grossen Veränderungen in den Resultaten.

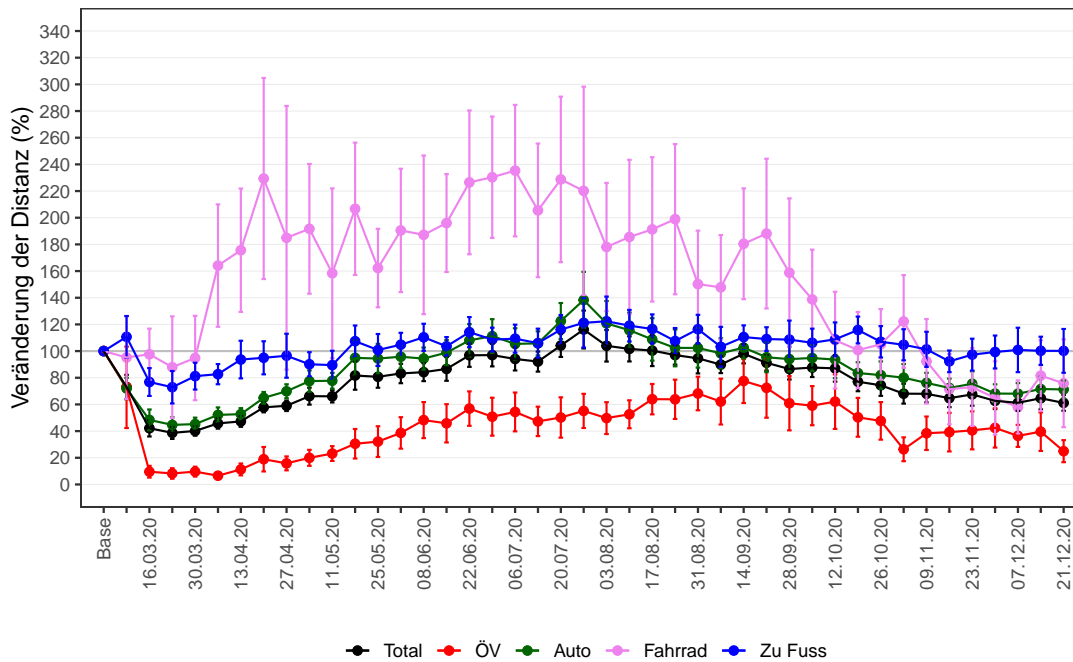
Im Folgenden werden Abbildung präsentiert, welche die geschätzten Koeffizienten der COVID-Wochen-Dummys aufzeigen. Die Abbildungen unterscheiden sich im einen durch das Verwenden von unterschiedlichen abhängigen Variablen (z.B. Distanz, Anzahl Trips,..), im anderen dadurch, dass einzelne Regressionen nur für gewisse Untergruppen durchgeführt wurden. Zusätzlich werden zu den zwei Hauptregressionen (zurückgelegte Strecke nach Verkehrsmittel sowie Anzahl Fahrten nach Verkehrsmittel) Outputtabellen aufgeführt.

Aus den Plots geht klar hervor, dass die Auswirkungen der Pandemie nicht für alle Verkehrsträger die gleiche Form annehmen. Während die mit dem Auto und den öffentlichen Verkehrsmitteln zurückgelegten Strecken zu Beginn der Pandemie deutlich zurückgingen, war bei den mit dem Fahrrad zurückgelegten Strecken ein Anstieg zu verzeichnen. Der öffentliche Verkehr war am stärksten von der Pandemie betroffen und verzeichnete daher den größten prozentualen Rückgang. In der ersten COVID-Woche wurde zum Vergleich des Referenzzeitraums (September und Oktober 2019) ein Rückgang der mit dem öffentlichen Verkehrsmitteln zurückgelegten Strecke um 90% geschätzt. Die zu Fuß zurückgelegten Entfernungen fallen zu Beginn der Pandemie leicht unter den Ausgangswert, bleiben jedoch nach Ende Mai auf dem Niveau vor der Pandemie.

⁹Insbesondere verwenden wir das Fixest-Paket in R, verfügbar unter:
<https://cran.r-project.org/web/packages/fixest/index.html>

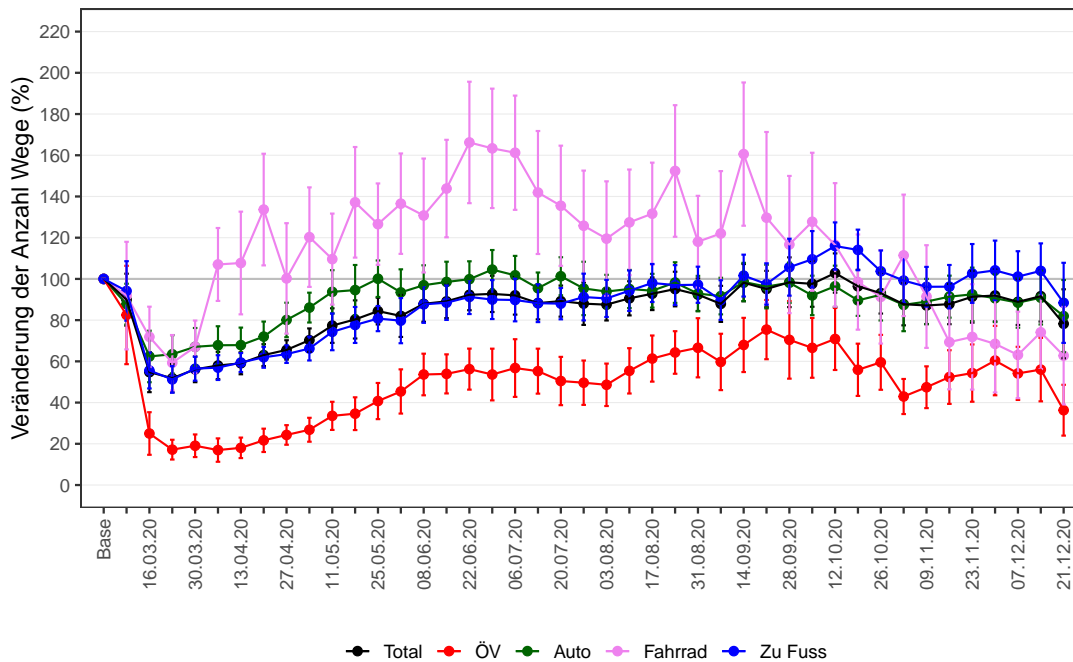
¹⁰Kurz gesagt, hängt der Erwartungswert des Logarithmus einer Zufallsvariablen sowohl von ihrem Mittelwert als auch von ihrer Varianz ab. Wenn die Varianz von $e^{u_{it}}$ von den Regressoren abhängt, was durchaus plausibel ist, da keine negativen Werte für Y_{it} erlaubt sind, dann hängt u_{it} auch von dem Logarithmus dieser Regressoren ab, was zu einer Verzerrung führen würde. Die Schätzung der potenzierten Form unter Verwendung eines PPML-Modells löst dieses Problem.

Abbildung 1: Distanz nach Verkehrsmittel



Dieser Plot zeigt die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

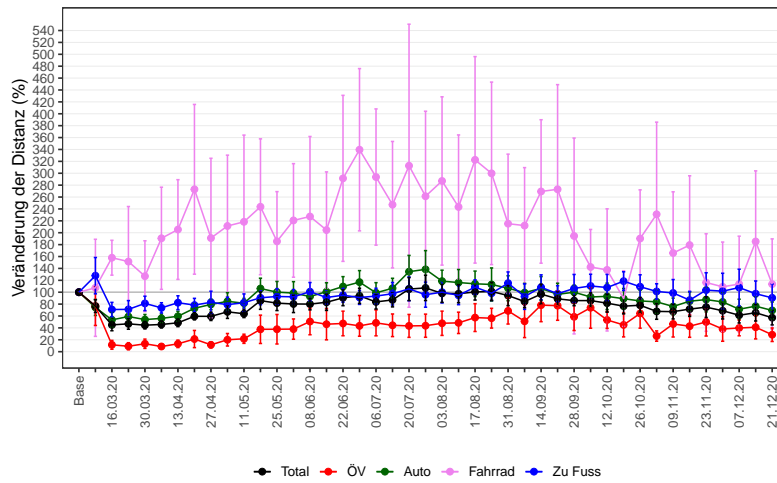
Abbildung 2: Anzahl Fahrten nach Verkehrsmittel



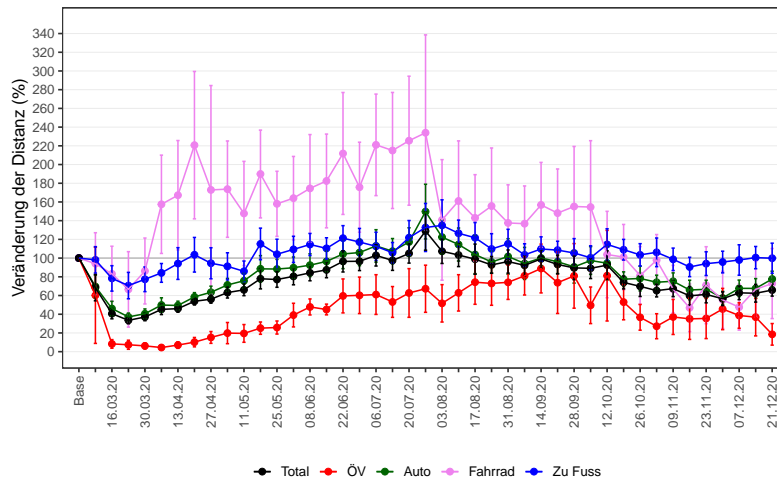
Dieser Plot zeigt die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 3: Distanz nach Altersgruppen

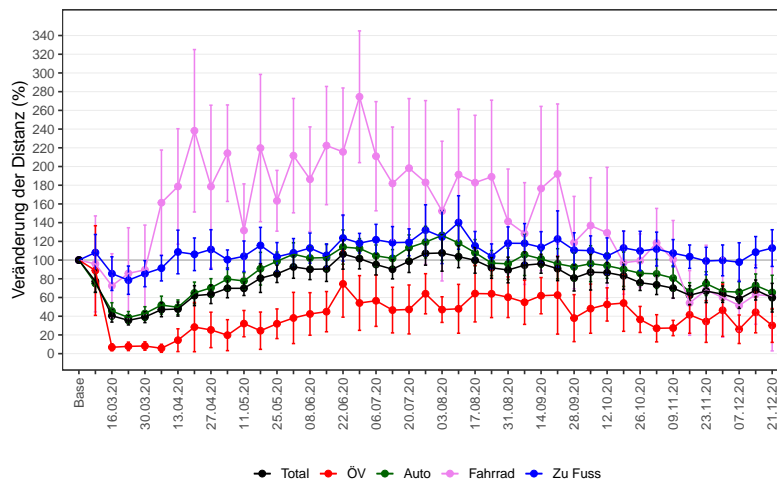
[18-35] Jahre



[35-55] Jahre



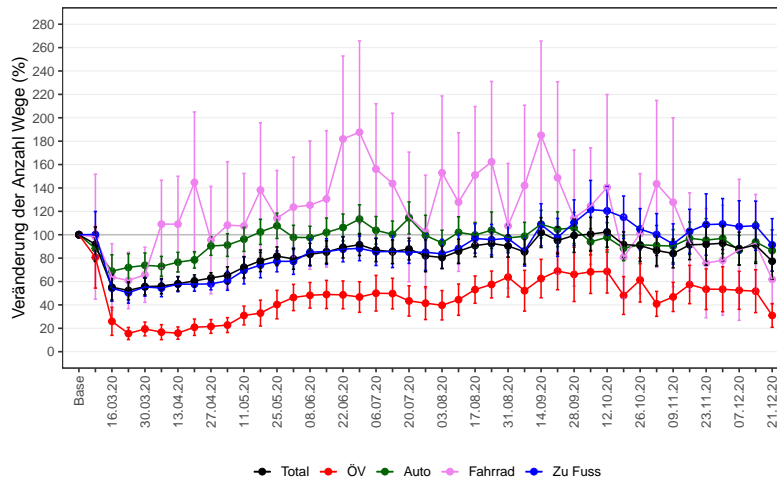
[55-65] Jahre



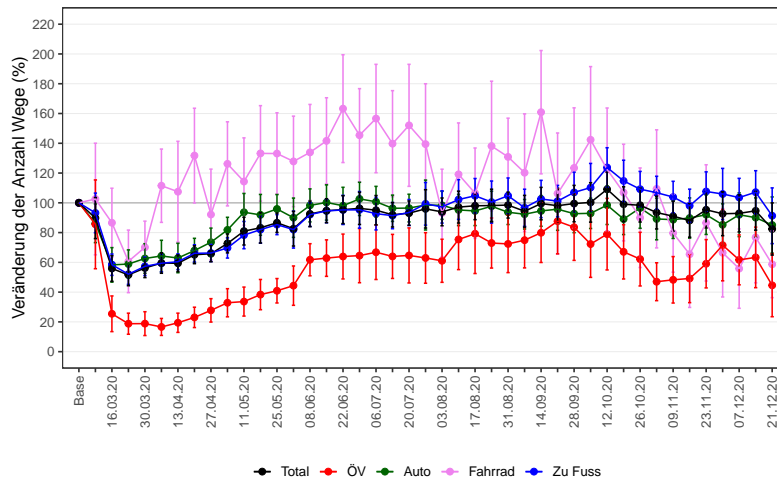
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für drei verschiedene Alterskategorien durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 4: Anzahl Fahrten nach Altersgruppen

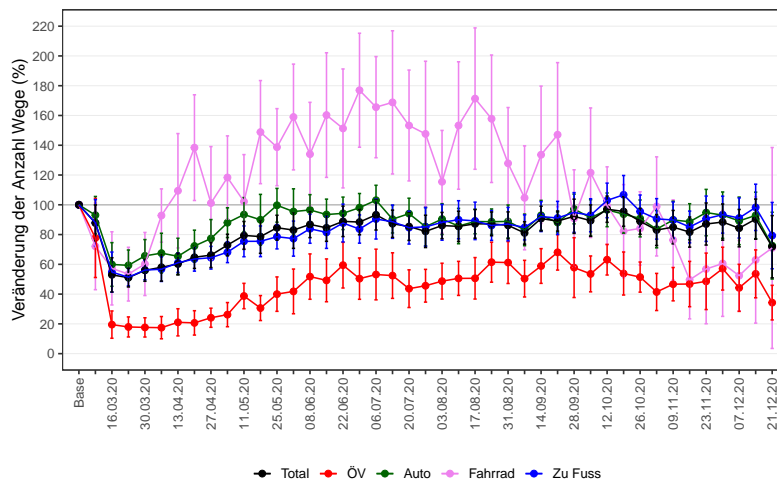
[18-35] Jahre



[35-55] Jahre



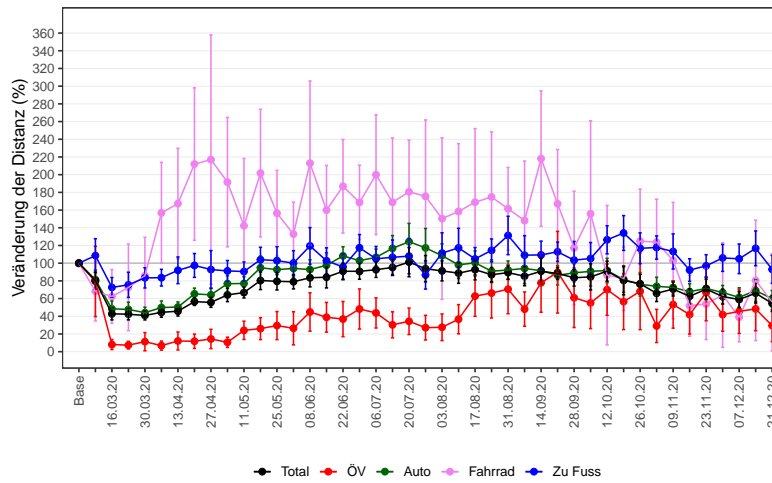
[55-65] Jahre



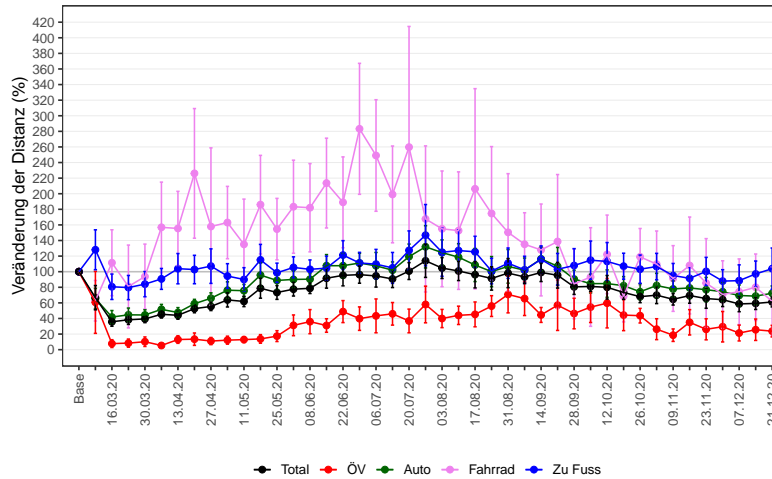
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für drei verschiedene Alterskategorien durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 5: Distanz nach Zugänglichkeit zum Verkehr

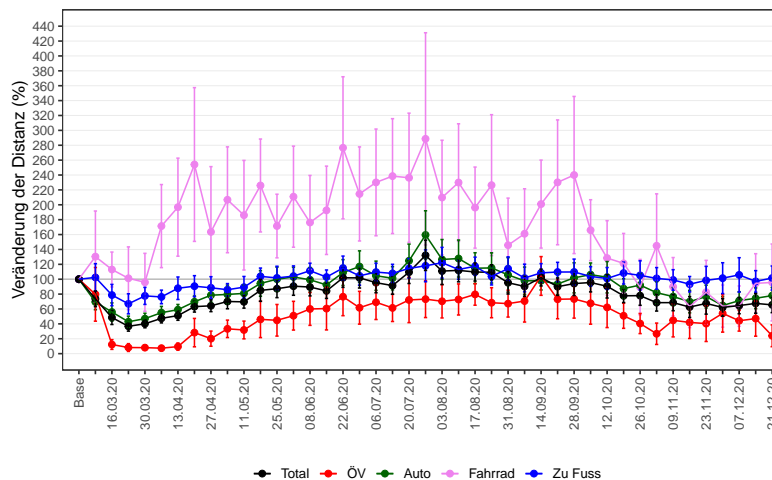
Tiefe Verkehrszugänglichkeit



Mittlere Verkehrszugänglichkeit



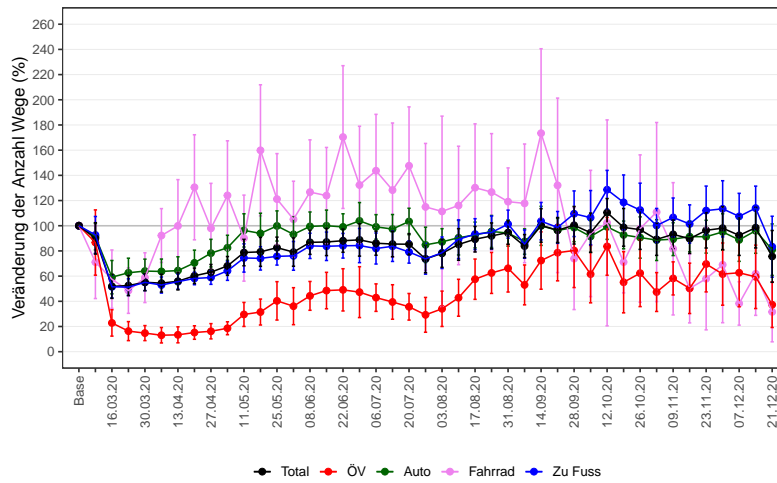
Hohe Verkehrszugänglichkeit



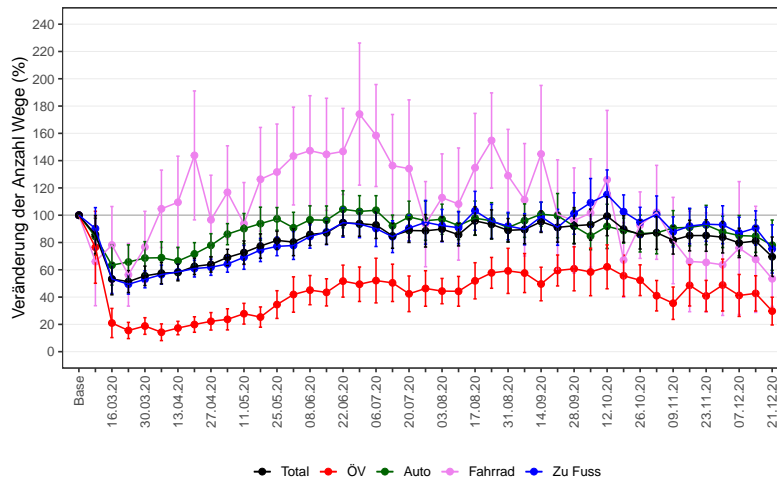
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für drei verschiedene Verkehrszugänglichkeitkategorien durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 6: Anzahl Fahrten nach Zugänglichkeit zum Verkehr

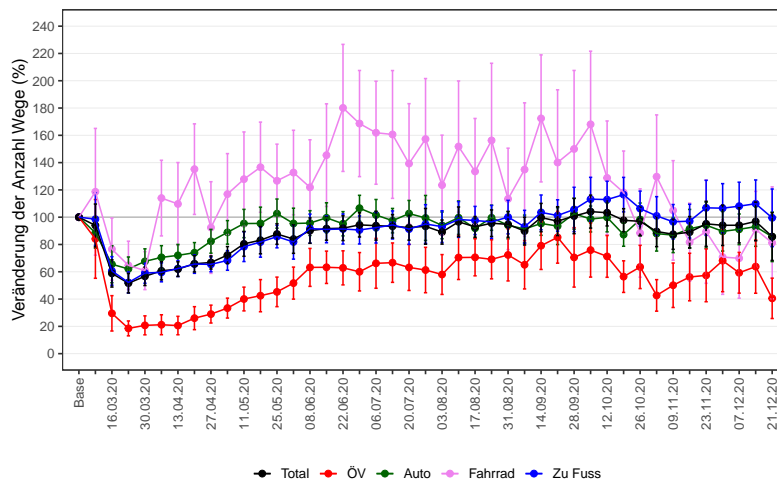
Tiefe Verkehrszugänglichkeit



Mittlere Verkehrszugänglichkeit

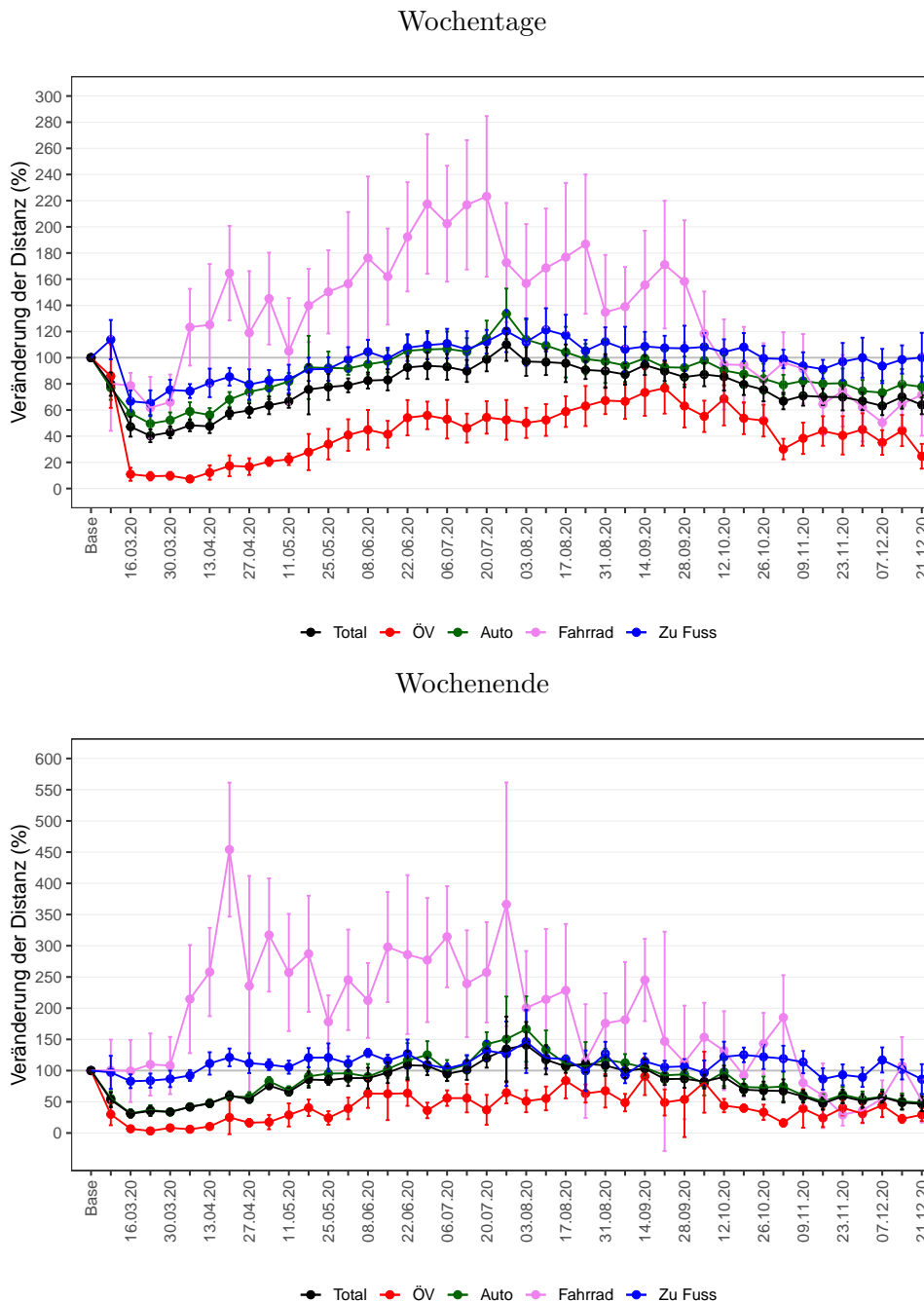


Hohe Verkehrszugänglichkeit



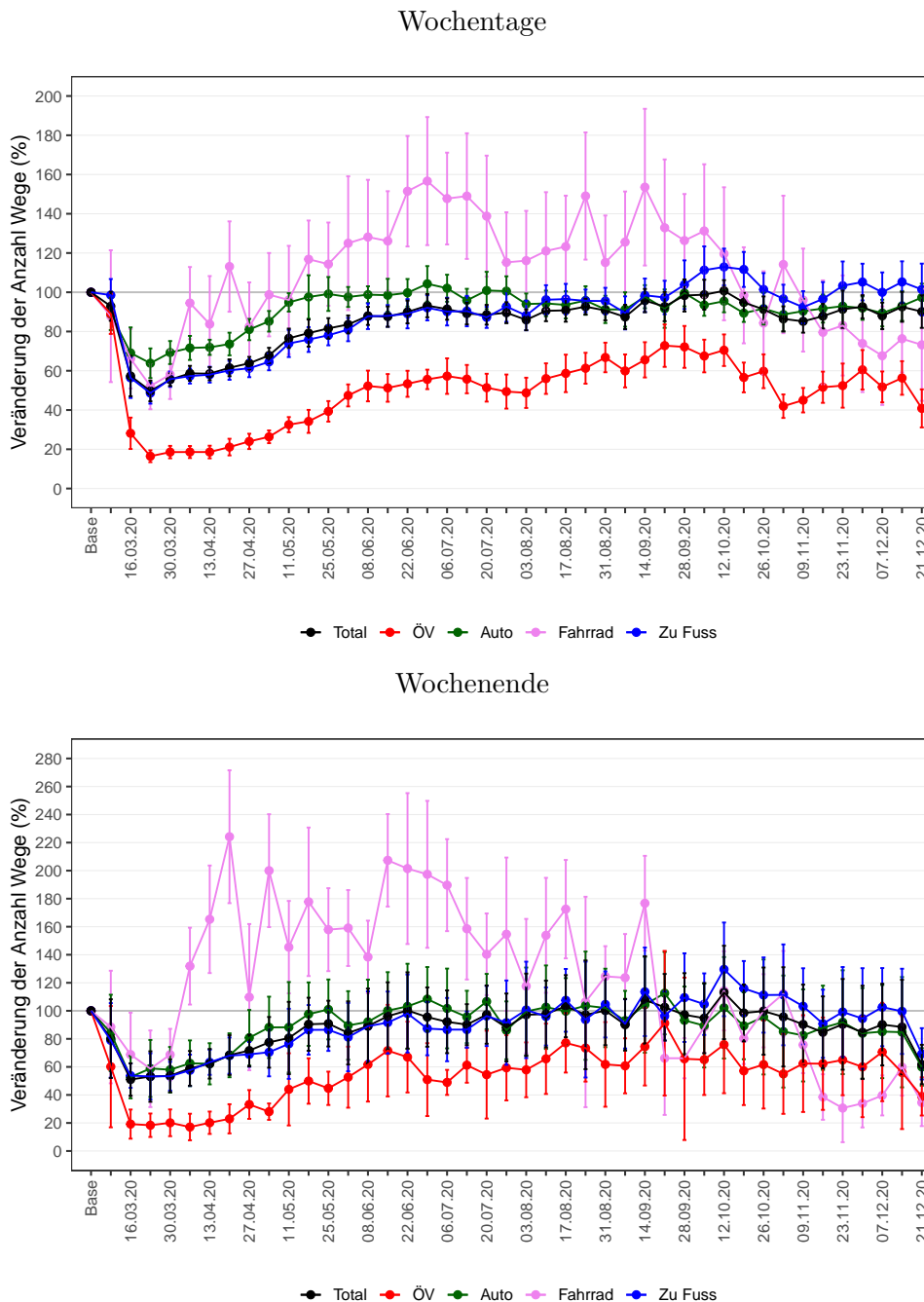
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für drei verschiedene Verkehrszugänglichkeitskategorien durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 7: Distanz an Wochentagen/Wochenende



Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für Wochentage sowie Wochenende durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

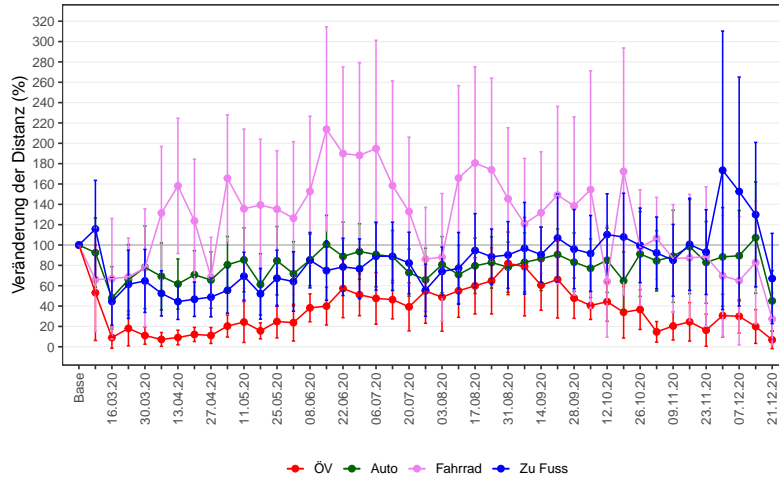
Abbildung 8: Anzahl Fahrten an Wochentagen/Wochenende



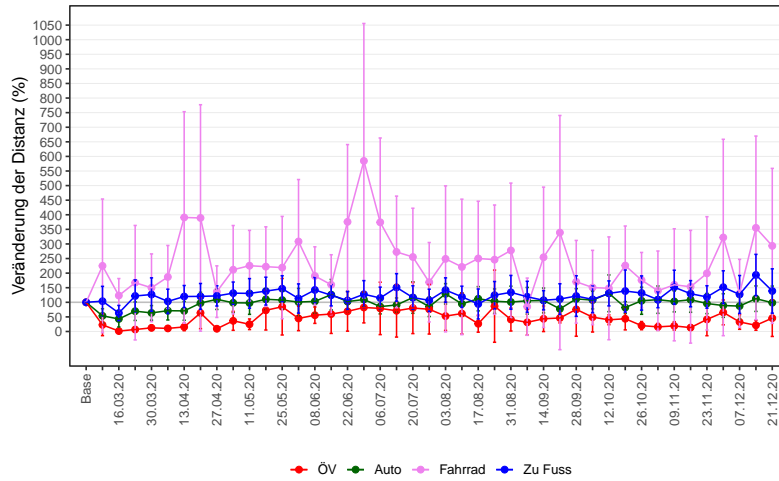
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten mit unterschiedlichen Verkehrsmitteln verwendet. Die Regressionen wurden einzeln für Wochentage sowie Wochenende durchgeführt. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 9: Distanz nach Reisegrund

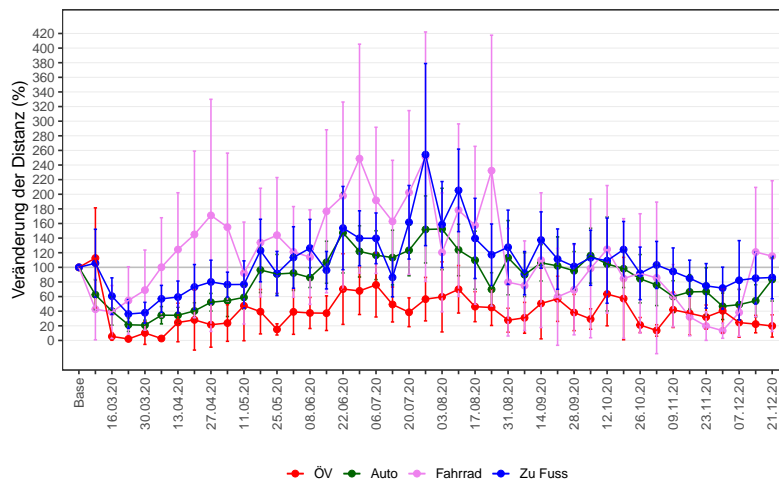
Arbeit



Einkaufen



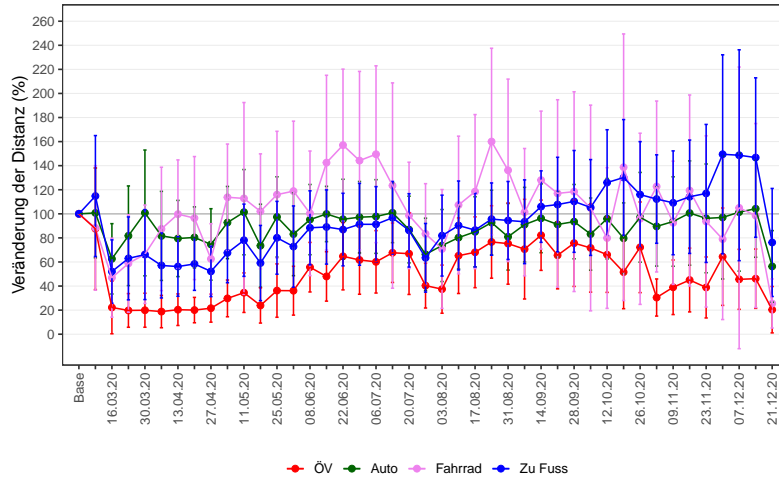
Freizeit



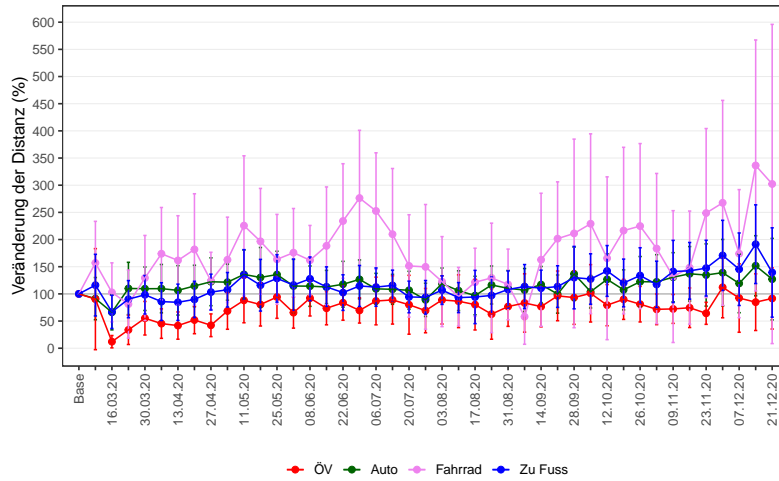
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen pro Verkehrsmittel für unterschiedliche Reisegründe verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 10: Anzahl Fahrten nach Reisegrund

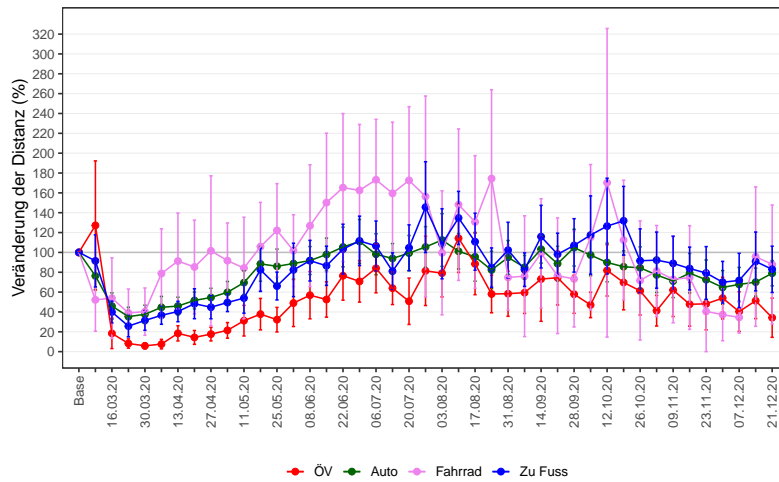
Arbeit



Einkaufen

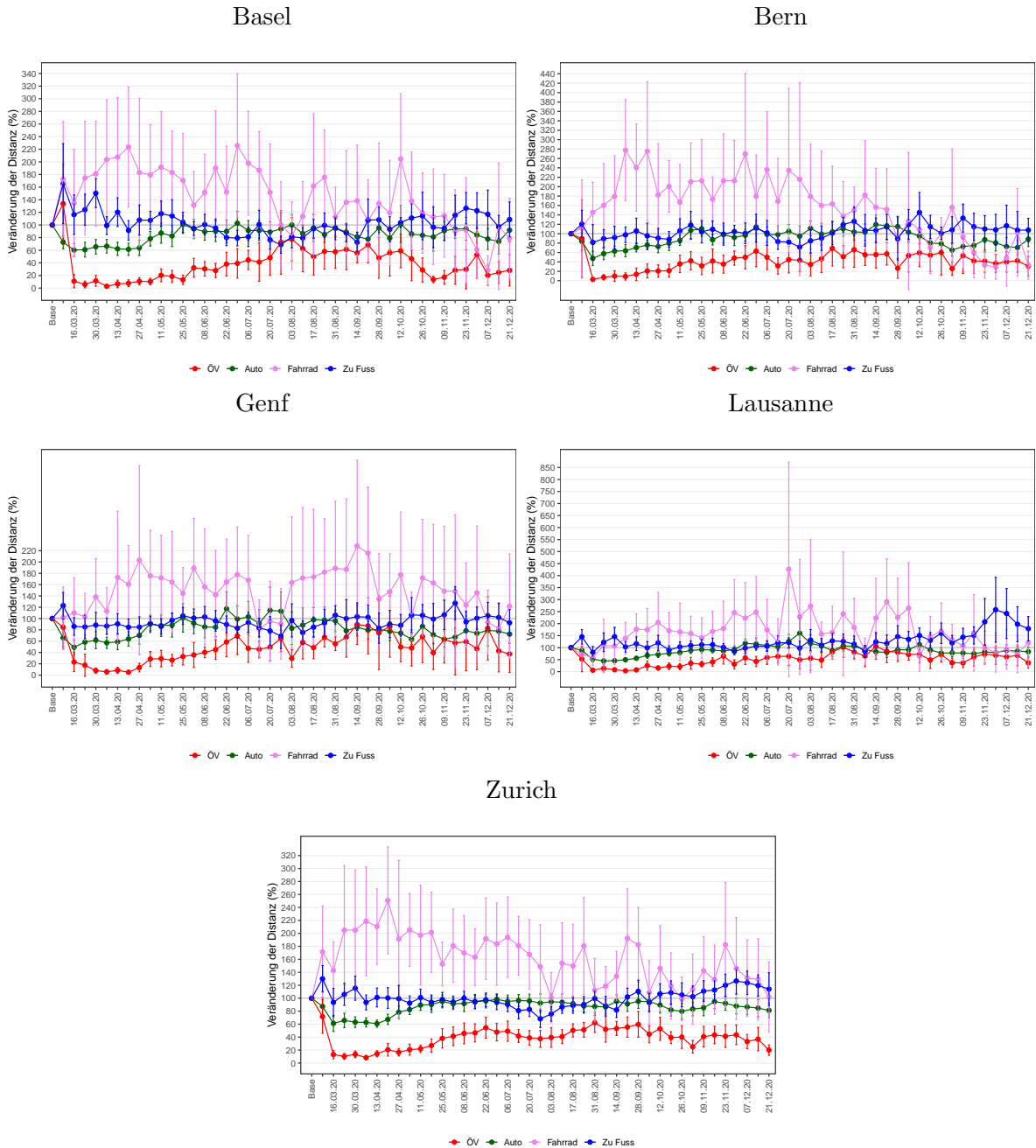


Freizeit



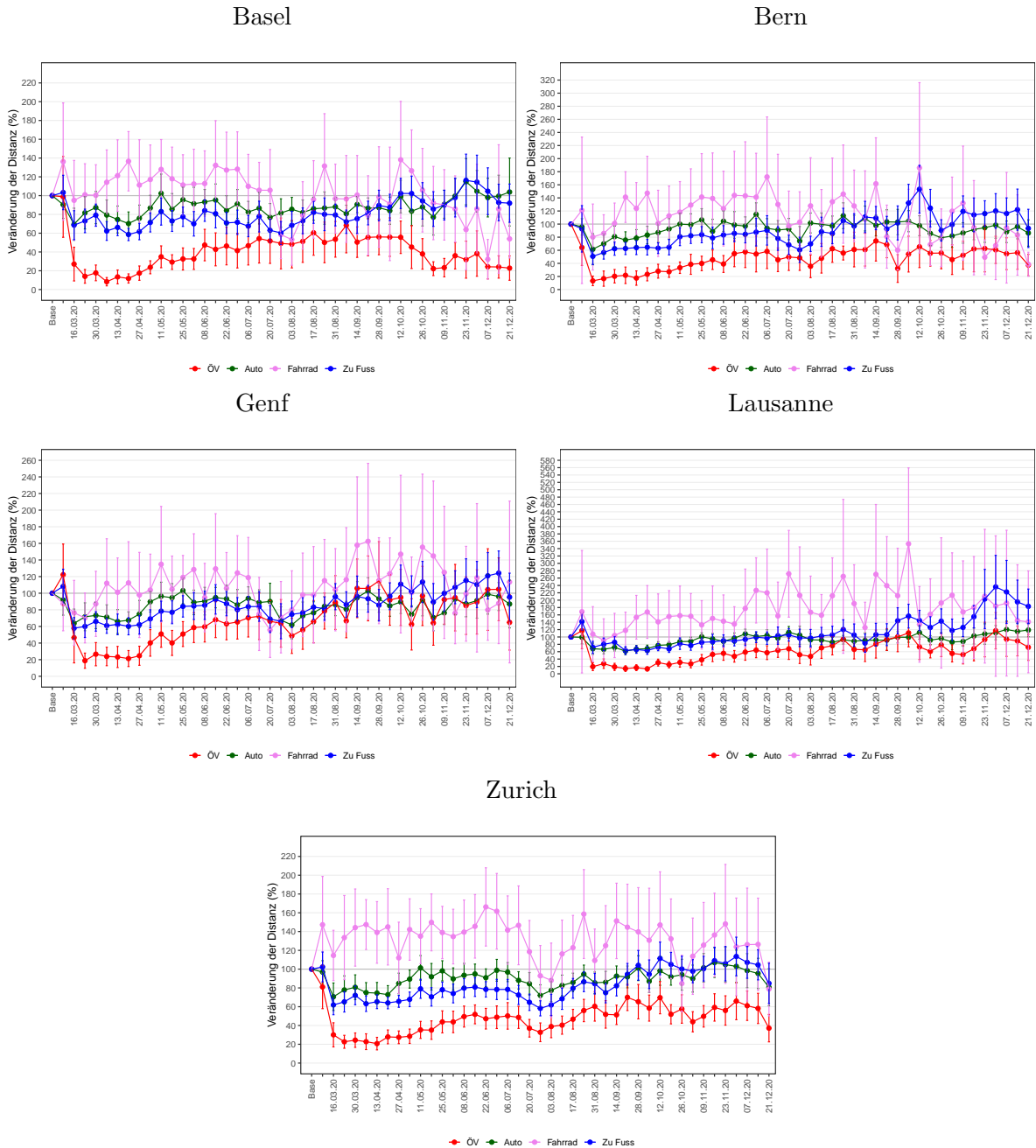
Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten pro Verkehrsmittel für unterschiedliche Reisegründe verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 11: Distanz nach Region



Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die zurückgelegten Distanzen pro Verkehrsmittel für unterschiedliche Regionen verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Abbildung 12: Anzahl Fahrten nach Region



Diese Plots zeigen die geschätzten Koeffizienten α aus der Gleichung 1. Als abhängige Variablen werden die Anzahl Fahrten pro Verkehrsmittel für unterschiedliche Regionen verwendet. Zusätzlich sind 90%-Konfidenzintervalle angegeben. Die Stichprobe endet am 27. Dezember 2020.

Tabelle 2: Regressionsresultate der Distanzen nach Verkehrsmittel

	Total	ÖV	Auto	Fahrrad	Zu Fuss
Covid_w0	73.09 (4.65)***	72.81 (15.58)	71.96 (4.08)***	95.21 (15.90)	110.66 (7.95)
Covid_w1	42.16 (3.16)***	9.55 (2.25)***	48.40 (3.99)***	97.60 (9.81)	76.80 (5.33)***
Covid_w2	38.68 (2.32)***	8.23 (2.01)***	44.65 (2.89)***	87.95 (19.43)	72.91 (6.20)***
Covid_w3	40.11 (1.80)***	9.61 (1.89)***	45.25 (2.47)***	94.81 (16.15)	81.21 (5.14)***
Covid_w4	45.78 (2.02)***	6.56 (1.22)***	52.15 (2.86)***	164.10 (23.42)***	82.70 (3.86)***
Covid_w5	47.27 (2.08)***	11.27 (2.28)***	52.72 (2.30)***	175.64 (23.59)***	93.65 (7.20)
Covid_w6	57.81 (1.91)***	18.93 (4.69)***	64.93 (2.24)***	229.40 (38.46)***	94.97 (6.33)
Covid_w7	59.00 (2.01)***	15.81 (2.66)***	69.87 (2.67)***	184.95 (50.44)*	96.50 (8.41)
Covid_w8	66.21 (3.24)***	19.96 (3.06)***	77.49 (4.10)***	191.68 (24.82)***	90.12 (4.61)*
Covid_w9	66.08 (2.35)***	23.17 (2.82)***	77.76 (3.03)***	158.34 (32.48)*	89.49 (5.48)
Covid_w10	81.69 (5.44)**	30.51 (5.65)***	94.92 (6.68)	206.70 (25.31)***	107.42 (6.00)
Covid_w11	80.73 (4.20)***	32.13 (5.88)***	94.41 (5.62)	162.25 (15.01)***	100.82 (6.12)
Covid_w12	83.22 (3.72)***	38.64 (6.02)***	95.76 (4.45)	190.49 (23.60)***	104.79 (4.55)
Covid_w13	84.19 (3.44)***	48.26 (6.90)***	94.39 (4.22)	187.17 (30.35)***	110.35 (5.18)*
Covid_w14	86.63 (4.54)**	45.84 (7.32)***	98.84 (4.78)	195.99 (18.73)***	103.56 (3.54)
Covid_w15	96.84 (4.42)	56.88 (6.58)***	108.06 (6.20)	226.52 (27.50)***	114.21 (5.76)**
Covid_w16	96.99 (4.32)	50.81 (7.26)***	111.22 (6.49)	230.38 (23.21)***	108.62 (4.56)*
Covid_w17	94.09 (4.40)	54.37 (7.43)***	105.40 (5.98)	235.32 (25.15)***	109.29 (5.37)
Covid_w18	92.13 (3.84)*	47.28 (5.63)***	105.78 (4.61)	205.51 (25.57)***	105.99 (5.52)
Covid_w19	104.15 (4.36)	50.21 (7.72)***	122.53 (6.89)***	228.73 (31.66)***	116.15 (5.56)**
Covid_w20	116.17 (7.25)*	55.14 (6.54)***	138.31 (10.76)***	220.13 (39.87)***	121.17 (9.43)*
Covid_w21	103.96 (6.03)	49.74 (6.10)***	120.78 (8.55)**	178.04 (24.52)***	122.38 (9.45)**
Covid_w22	101.64 (4.80)	52.61 (5.35)***	115.65 (6.74)*	185.55 (29.53)***	119.05 (6.05)***
Covid_w23	100.37 (5.93)	63.95 (5.82)***	108.76 (8.12)	191.26 (27.61)***	116.57 (5.58)**
Covid_w24	97.01 (3.65)	63.83 (7.50)***	102.39 (7.04)	198.91 (28.73)***	107.54 (4.98)
Covid_w25	94.57 (5.78)	68.20 (6.42)***	102.37 (7.54)	150.22 (20.45)**	116.42 (5.50)**
Covid_w26	89.89 (3.27)**	62.13 (8.77)***	98.32 (5.78)	147.81 (19.97)**	103.23 (7.63)
Covid_w27	98.02 (3.70)	77.58 (8.43)*	102.61 (4.14)	180.45 (21.20)***	110.50 (4.48)*
Covid_w28	91.20 (3.00)**	72.43 (11.42)*	95.37 (5.72)	188.10 (28.64)***	109.02 (4.52)*
Covid_w29	86.54 (4.01)**	60.89 (10.37)**	93.99 (4.77)	158.78 (28.44)**	108.61 (7.27)
Covid_w30	87.63 (3.61)**	59.07 (7.49)***	94.82 (4.99)	138.71 (19.06)*	106.23 (5.39)
Covid_w31	87.07 (5.09)*	62.11 (10.43)**	93.62 (7.11)	108.19 (18.52)	108.79 (6.49)
Covid_w32	77.03 (3.64)***	50.33 (7.43)***	83.56 (4.13)***	100.77 (14.57)	115.82 (5.12)***
Covid_w33	74.36 (4.05)***	47.66 (7.18)***	81.98 (5.25)**	105.05 (13.49)	106.98 (6.00)
Covid_w34	68.06 (3.80)***	26.38 (4.57)***	80.04 (5.22)***	122.22 (17.72)	104.73 (5.94)
Covid_w35	67.97 (3.29)***	38.39 (6.40)***	76.15 (3.86)***	92.33 (16.17)	101.31 (6.71)
Covid_w36	64.71 (3.44)***	39.22 (7.39)***	72.35 (3.59)***	71.43 (13.44)	92.32 (4.14)
Covid_w37	67.53 (4.34)***	40.56 (7.26)***	75.51 (4.74)***	72.99 (14.88)	97.32 (6.11)
Covid_w38	62.68 (3.16)***	42.40 (7.52)***	68.14 (3.55)***	64.84 (14.04)*	99.31 (6.30)
Covid_w39	61.23 (3.11)***	36.42 (4.22)***	68.06 (4.04)***	57.97 (10.23)**	100.86 (8.50)
Covid_w40	64.64 (4.28)***	39.58 (7.37)***	71.53 (4.75)***	81.59 (13.55)	100.22 (5.39)
Covid_w41	61.15 (3.01)***	24.96 (4.22)***	71.25 (3.40)***	75.86 (16.80)	100.16 (8.38)
november19	91.61 (2.51)**	102.19 (7.36)	90.28 (3.20)**	84.52 (11.17)	96.06 (3.37)
december19	86.44 (2.64)***	89.99 (8.18)	85.65 (3.36)***	75.61 (9.90)*	94.68 (3.83)
january20	79.89 (3.26)***	91.79 (8.64)	77.93 (3.69)***	62.44 (9.12)**	89.24 (3.92)**
february20	82.86 (2.77)***	88.93 (9.30)	82.02 (3.54)***	94.44 (12.85)	97.09 (4.56)
precovid	74.45 (3.56)***	60.68 (10.42)**	78.06 (4.62)***	111.40 (20.95)	97.96 (5.07)
cdd_t	101.30 (0.29)***	100.25 (0.72)	101.59 (0.33)***	101.26 (1.17)	101.18 (0.35)***
hdd_t	97.59 (0.68)***	102.28 (1.40)	96.58 (0.88)***	98.26 (1.59)	97.16 (0.77)***
rhiresd_t	100.02 (0.11)	99.64 (0.29)	100.18 (0.12)	98.06 (0.57)***	99.56 (0.15)**
sreld_t	100.07 (0.02)***	100.01 (0.05)	100.06 (0.02)*	100.65 (0.08)***	100.16 (0.03)***
weekend_cdd	99.83 (0.32)	100.48 (0.92)	99.83 (0.38)	99.73 (1.18)	99.84 (0.35)
weekend_hdd	97.06 (1.54)	99.11 (2.40)	97.10 (1.83)	96.48 (3.05)	95.90 (1.98)*
weekend_rhiresd	99.91 (0.24)	100.11 (0.63)	99.87 (0.24)	100.59 (1.25)	99.85 (0.32)
weekend_sreld	100.25 (0.04)***	100.18 (0.11)	100.22 (0.04)***	100.99 (0.14)***	100.29 (0.05)***
pseudo.r.squared	0.43	0.09	0.49	0.58	0.01
nobs	295169	292151	295169	259980	295169
AIC	12134467566.93	5879042292.74	11778348925.74	974198149.86	683941100.39
BIC	12134485621.33	5879060096.75	11778366980.13	974213423.20	683959154.79
Log Likelihood	-6067232079.46	-2939519464.37	-5889172758.87	-487097615.93	-341968846.20

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$

Tabelle 3: Regressionsresultate der Anzahl Fahrten nach Verkehrsmittel

	Total	ÖV	Auto	Fahrrad	Zu Fuss
Covid_w0	89.92 (6.43)	82.50 (12.17)	87.77 (5.05)*	91.90 (13.32)	94.16 (7.36)
Covid_w1	54.77 (4.96)***	25.00 (5.27)***	62.38 (6.38)***	71.88 (7.47)**	55.58 (4.45)***
Covid_w2	51.84 (3.49)***	17.17 (2.45)***	63.46 (4.73)***	59.32 (6.87)***	51.24 (3.29)***
Covid_w3	56.12 (3.18)***	19.05 (2.80)***	67.07 (4.65)***	67.00 (6.53)***	56.44 (2.96)***
Covid_w4	57.99 (3.39)***	16.96 (2.89)***	67.82 (4.70)***	107.01 (9.03)	56.97 (3.07)***
Covid_w5	59.05 (2.72)***	18.04 (2.54)***	67.88 (4.34)***	107.72 (12.71)	59.43 (2.35)***
Covid_w6	63.03 (2.71)***	21.68 (2.89)***	72.00 (3.73)***	133.65 (13.82)**	61.97 (2.59)***
Covid_w7	65.56 (2.39)***	24.30 (2.43)***	80.08 (4.27)***	100.24 (13.67)	63.52 (2.19)***
Covid_w8	70.28 (2.90)***	26.81 (2.96)***	86.08 (3.69)***	120.27 (12.32)	66.21 (2.95)***
Covid_w9	77.36 (4.28)***	33.56 (3.48)***	93.73 (5.36)	109.61 (11.27)	74.32 (4.55)***
Covid_w10	80.34 (4.72)***	34.61 (4.06)***	94.59 (6.21)	137.17 (13.69)**	77.66 (4.45)***
Covid_w11	84.39 (3.31)***	40.74 (4.48)***	100.09 (4.52)	126.57 (10.08)**	80.75 (3.12)***
Covid_w12	82.05 (5.20)**	45.39 (5.47)***	93.47 (5.71)	136.51 (12.43)***	79.75 (5.59)**
Covid_w13	87.92 (4.43)*	53.63 (5.15)***	96.95 (4.93)	130.76 (14.10)*	87.66 (4.58)*
Covid_w14	89.13 (4.15)*	53.92 (4.84)***	98.52 (5.01)	143.85 (12.07)***	88.45 (4.26)*
Covid_w15	92.29 (3.82)	56.23 (5.08)***	99.86 (4.43)	166.21 (15.03)***	91.26 (4.24)*
Covid_w16	92.73 (4.49)	53.61 (6.40)***	104.51 (4.85)	163.34 (14.78)***	89.97 (4.82)*
Covid_w17	92.01 (4.76)	56.76 (7.14)***	101.74 (4.81)	161.23 (14.14)***	89.78 (5.28)
Covid_w18	88.27 (4.04)**	55.25 (5.57)***	95.50 (3.89)	141.92 (15.22)**	88.22 (4.68)*
Covid_w19	89.24 (3.85)**	50.46 (5.98)***	101.29 (4.71)	135.49 (14.88)**	87.99 (3.88)**
Covid_w20	88.00 (5.27)*	49.65 (5.49)***	95.38 (6.61)	125.80 (13.65)*	91.21 (5.79)
Covid_w21	87.51 (3.92)**	48.63 (5.25)***	93.87 (4.14)	119.53 (14.19)	90.53 (4.59)*
Covid_w22	90.57 (4.23)*	55.40 (5.61)***	95.13 (4.72)	127.44 (13.08)*	94.28 (5.00)
Covid_w23	92.81 (4.04)	61.35 (5.71)***	94.28 (4.18)	131.66 (12.63)**	98.02 (4.71)
Covid_w24	95.08 (4.28)	64.31 (5.27)***	98.23 (5.02)	152.37 (16.29)***	97.01 (4.93)
Covid_w25	92.37 (4.04)	66.59 (7.32)***	92.87 (4.39)	118.07 (11.35)	97.17 (4.48)
Covid_w26	87.89 (4.46)*	59.72 (6.98)***	91.68 (4.53)	122.05 (15.44)	89.74 (4.90)*
Covid_w27	98.18 (4.61)	67.96 (6.71)***	98.52 (4.73)	160.56 (17.73)***	101.61 (5.19)
Covid_w28	95.11 (4.49)	75.41 (7.33)**	96.28 (5.39)	129.71 (21.21)	97.52 (5.13)
Covid_w29	98.39 (6.16)	70.44 (9.61)*	98.15 (5.01)	116.69 (16.98)	105.69 (7.04)
Covid_w30	97.61 (5.68)	66.55 (7.40)***	91.99 (4.88)	127.74 (17.08)	109.52 (6.99)
Covid_w31	102.84 (4.86)	70.86 (7.68)**	96.42 (5.11)	116.50 (15.29)	115.95 (5.85)**
Covid_w32	96.41 (4.10)	55.91 (6.47)***	89.59 (3.84)*	98.46 (11.78)	114.06 (5.02)**
Covid_w33	93.11 (5.06)	59.53 (6.79)***	92.30 (6.36)	91.28 (11.56)	103.70 (5.15)
Covid_w34	87.72 (5.23)*	42.94 (4.34)***	87.40 (6.51)	111.43 (15.03)	99.21 (5.52)
Covid_w35	87.11 (4.59)**	47.45 (5.17)***	89.00 (5.62)	91.45 (12.71)	96.19 (4.92)
Covid_w36	87.78 (4.98)*	52.38 (6.64)***	91.40 (5.20)	69.34 (11.69)*	96.23 (5.38)
Covid_w37	91.34 (6.42)	54.31 (7.09)***	92.52 (6.62)	71.86 (13.04)	102.66 (7.28)
Covid_w38	91.95 (6.42)	60.38 (8.59)***	90.61 (5.90)	68.50 (12.04)*	104.14 (7.37)
Covid_w39	88.87 (5.72)	54.17 (6.58)***	88.48 (6.20)	63.13 (10.70)**	101.13 (6.28)
Covid_w40	91.62 (6.28)	56.00 (7.85)***	90.87 (6.62)	74.10 (9.11)*	103.90 (6.81)
Covid_w41	78.22 (8.54)*	36.30 (6.29)***	81.96 (8.93)	62.76 (12.08)*	88.39 (9.91)
november19	102.02 (3.28)	119.22 (7.42)**	101.27 (3.06)	85.94 (8.15)	99.06 (3.64)
december19	98.49 (4.32)	112.51 (9.53)	95.71 (3.69)	72.88 (7.38)**	99.24 (4.69)
january20	91.47 (3.73)*	106.66 (8.61)	90.86 (3.58)*	62.63 (7.05)***	90.48 (3.92)*
february20	91.64 (3.27)*	101.32 (7.67)	90.00 (3.20)**	83.05 (8.40)	91.23 (3.63)*
precovid	86.66 (4.74)**	80.95 (10.18)	87.82 (3.89)**	83.70 (10.31)	87.93 (5.50)*
cdd_t	99.55 (0.27)	99.28 (0.57)	99.41 (0.28)*	100.58 (0.74)	99.71 (0.29)
hdd_t	100.00 (0.51)	101.73 (1.05)	100.24 (0.59)	100.35 (0.88)	99.28 (0.56)
rhiresd_t	99.76 (0.10)*	99.91 (0.20)	99.93 (0.08)	97.74 (0.35)***	99.69 (0.12)*
sreld_t	100.07 (0.02)**	99.95 (0.05)	100.00 (0.02)	100.43 (0.05)***	100.11 (0.02)***
weekend_cdd	100.52 (0.41)	100.39 (0.89)	100.44 (0.42)	102.20 (0.72)**	100.45 (0.41)
weekend_hdd	100.18 (1.41)	101.25 (2.81)	100.73 (1.47)	100.41 (2.22)	99.46 (1.41)
weekend_rhiresd	99.86 (0.28)	99.91 (0.56)	99.77 (0.27)	101.30 (0.63)*	99.86 (0.29)
weekend_sreld	100.11 (0.06)	100.23 (0.11)*	100.04 (0.06)	100.47 (0.08)***	100.10 (0.05)
pseudo.r.squared	0.03	0.22	0.14	0.29	0.04
nobs	295169	292151	295169	259980	295169
AIC	1637424.14	532774.78	1109341.91	278555.84	1187405.59
BIC	1655478.53	550578.79	1127396.31	293829.18	1205459.98
Log Likelihood	-817008.07	-264705.39	-552966.95	-137818.92	-591998.79

*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$

2.1 Verkehrsmittelwahl

2.1.1 Daten

Das Verkehrsmittelwahlmodell basiert auf den beobachteten Wegen der Probanden. Der Zeitraum umfasst die Referenzperiode des MOBIS-Projekts (September 2019 bis November 2019) und die Covid-Phasen zwischen dem 16. März 2020 und dem 19. September 2020. Das gewählte Verkehrsmittel ist vier verschiedenen Verkehrsmitteln – bzw. kategorien zugeordnet: Zu Fuss, Velo, Personenwagen und Öffentlicher Verkehr. Die Attribute der nichtgewählten Alternativen wurden mit Hilfe der Google Maps Directions Api berechnet. Dabei wurden nicht nur die Start- und Endpunkte eines Weges berücksichtigt, sondern auch die Abfahrtszeiten samt Wochentag. Tageszeitabhängigen ÖV-Verbindungen und PW-Reisezeiten wurden daher Rechnung getragen. Um eine Verzerrung der Daten der jeweils gewählten Alternative zu verhindern, wurden zudem die Attribute der gewählten Alternative abgefragt und in den Modellierungen genutzt. Es sei hervorgehoben, dass nur jene Probanden berücksichtigt werden, die durchgehend an der Studie teilgenommen haben. Hierdurch wird einer Verzerrung der Stichprobe durch nicht-repräsentatives Ausscheiden der Probanden vorgebeugt. Des Weiteren wurden Probanden ausgeschlossen, für welche an weniger als 18 Tagen in der Referenzperiode Wege aufgezeichnet werden konnten. Die Referenzperiode betrug jeweils weniger als vier Wochen. Wege, deren euklidische Distanz weniger als 300 Meter beträgt, wurden auf Grund potentieller Messfehler ebenfalls von der Analyse ausgenommen. Auf Grund der relativen Seltenheit dieser Wege und deren Einfluss auf die MNL-Parameter wurden Wege mit einer PW-Distanz über 100 km auch ausgeschlossen. Die Variablen samt Erläuterungen befinden sich in Tabelle 4.

2.1.2 Modell

Für die Modellierung der Verkehrsmittelwahl wurde ein Multinomiales Logit Modell verwendet. Die Basis-Effekte aller in Tabelle 4 genannten Variablen wurden im Modell berücksichtigt. Als Basis-Alternative wurde der ÖV gewählt. Um ein genaueres Bild der Covid-Effekte zu ermöglichen, wurden die Covid-Phasen-Variablen zudem mit allen soziodemographischen Variablen interagiert. Auch wurden sie mit den Reisezeiten des jeweiligen Hauptverkehrsmittels interagiert. Da die Kostensituation für Wege mit und ohne ÖV-Abonnement sehr verschieden ist, wurde ein Modell für Wege mit und ein Modell für Wege ohne ÖV-Abonnement geschätzt. Für beide Modell wurde das R-Package *mixl* verwendet, siehe Molloy et al. (2021). Die Modellresultate befinden sich in den Dateien *Subscription_model.txt* und *Nosubscription_model.txt*. Für die direkte Verwendung der Modelle stehen die *mixl*-Modelldateien *Nosub_estimates.Rdata* und *Sub_estimates.Rdata* zur Verfügung. Mittels der Funktion *mixl::probabilities* können somit die Wahrscheinlichkeiten aller Alternativen für neue Datensätze berechnet werden. Auf Grund des grossen Umfangs der Tabellen werden diese nicht im vorliegenden Abschnitt dargestellt. Die Nutzenfunktionen, wie sie in den *mixl* Befehl eingelesen wurden, sind in der Datei *Utilities.R* enthalten.

2.1.3 Resultate

Die Veränderung der Reisezeitwerte für Wege, bei denen Personen über kein ÖV-Abonnement verfügen, ist in Tabelle 5 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Reisezeitwerte für den Öffentlichen Verkehr in der Phase 1 des Lockdowns substantiell ansteigen. Für den öffentlichen Nahverkehr beträgt der Zuwachs ca. 33%, für Zugreisen ca. 66%. Anschliessend begeben sich die Werte wieder auf das ursprüngliche Niveau. Für die Zug-VTTS ist dies auch in Abbildung 13 dargestellt. Die Reisezeitwerte des MIV sinken hingegen substantiell um ca. 25% und verbleiben auf diesem Niveau.

Für Wege, bei denen Personen über ein ÖV-Abonnement verfügen, kann der Kostenparameter für die marginalen Kosten der ÖV-Verbindungen nicht geschätzt werden. Aus diesem Grund sind die relativen Veränderungen zu den Parametern während des Referenzzeitraums in Tabelle 6 dargestellt. Der Wert 1.48

Tabelle 4: Variablen

Variablen	Name in Datensatz	Messniveau	Einheit	Kommentar
Kosten ÖV	cost_pt	Kontinuierlich	CHF	Tatsächlicher variabler Ticketpreis, berücksichtigt Halbtax, 0 wenn Abo
Kosten PW	cost_car	Kontinuierlich	CHF	0.07 CHF pro Kilometer
Alter ü. 55	age_a55	Nominal	Binär	Alter über 55
Alter u. 35	age_b35	Nominal	Binär	Alter unter 35
Eink. ü. 12tsd	inc_a12	Nominal	Binär	Haushaltseinkommen höher als 12 K pm
Gesamtreisezeit zu Fuss	totalTravelTime_walk	Kontinuierlich	Minuten	Start bis Ende
Gesamtreisezeit Velo	totalTravelTime_bike	Kontinuierlich	Minuten	Start bis Ende
Gesamtreisezeit ÖV	totalTravelTime_nowait_pt	Kontinuierlich	Minuten	Gesamtreisezeit ohne Wartezeit zu Beginn
Gesamtreisezeit PW	totalTravelTime_car	Kontinuierlich	Minuten	Start bis Ende, ohne Zu- und Abgangszeiten
Zugverbindung	isTrainJourney_pt	Nominal	Binär	ohne Tram
Wegzweck Freizeit	purpose_Leisure	Nominal	Binär	
Wegzweck Arbeit	purpose.Work	Nominal	Binär	
Wegzweck Referenz	purpose_reference	Nominal	Binär	
Covid Neuinfektionen	covid_meanprev7maxcant	Kontinuierlich	Anzahl	Einkauf, Erledigungen, Hilfsdienste, Bildung, andere Mittelwert der Covid-Neuinfektionen des Kantons der letzten 7 Tage. Start- != Endkantou: jene des Kantons mit den höheren Zahlen
Covid Phase 1	cov_phase_1	Nominal	Binär	16. März - 16. April
Covid Phasen 2 und 3	cov_phase_23	Nominal	Binär	27. April - 7. Juni
Covid Phase n. Lockdown	cov_phase_postlock	Nominal	Binär	8. Juni bis 19. September
Erreichbarkeit	gen_accessibility	Kontinuierlich		Erreichbarkeit gemäss Loder und Axhausen (2018)
Geschlecht männlich	male	Nominal	Binär	1: Mann, 0: sonst
Wahl	CHOICE	Nominal	Binär	1: PW, 2: ÖV, 3: Velo, 4: Zu Fuss
Verfügbarkeit PW	avail_car	Nominal	Binär	1: falls Privatfahrzeug zur Verfügung
Verfügbarkeit Velo	avail_bike	Nominal	Binär	1: falls Veloreisezeit unter 60 Minuten
Verfügbarkeit zu Fuss	avail_walk	Nominal	Binär	1: falls Gezeit unter 60 Minuten
Verfügbarkeit ÖV	avail_pt	Nominal	Binär	1: falls ÖV vorhanden

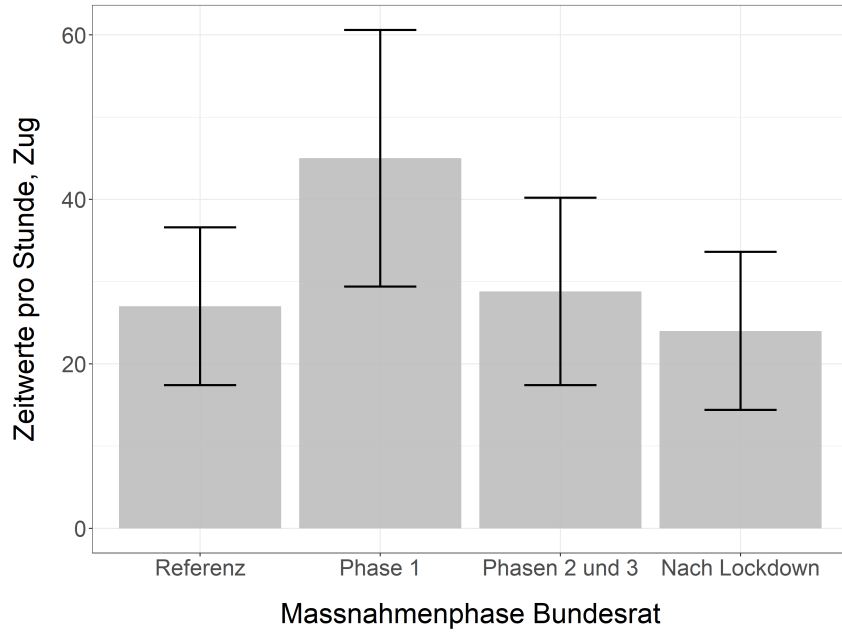


Abbildung 13: Value of Travel Time Savings Zug, ohne ÖV-Abo

Tabelle 5: Value of Travel Time Savings, ohne ÖV Abo

	ÖPNV	Zug	MIV
Referenz	43.2	27.0	44.4
Phase 1	57.6	45.0	33.0
Phasen 2 und 3	41.4	28.8	34.2
Nach Lockdown	39.0	24.0	34.2

für den ÖPNV in Phase 1 bedeutet daher, dass der Reisezeitparameter des ÖPNV in der Covid-Phase 1 148% höher liegt als in der Ante-Covid Referenzperiode. Im Unterschied zu den Wegen ohne ÖV-Abo, bleiben diese ÖV-Reisezeitparameter auch in späteren Perioden konstant höher. An dieser Stelle sei betont, dass beinahe alle Personen der Stichprobe über einen PW verfügen.

Die relative Veränderung des Modalsplits für Wege ohne ÖV-Abonnement ist in Abbildung 15 dargestellt. Auf der x-Achse wird nach den PW-Distanzdezilen unterschieden. Als Zeitraum wird ausschliesslich die Periode Post-Lockdown betrachtet, um potenzielle langfristige Auswirkungen der Covid19-Pandemie abschätzen zu können. Für diese Analyse wurde der Referenzmodalsplit gemäss Modell als Basis angenommen. Im Anschluss wurden die Modal Splits für die einzelnen Distanzdezile unter Annahme der Periode Post-Lockdown mit Hilfe des Modells berechnet und ins Verhältnis zur Referenzperiode bzw. zur Basis gesetzt. Es sei hervorgehoben, dass durch diese Vorgehensweise für Änderungen der Wege und Wegzwecke in der Post-Lockdown Phase gegenüber der Referenzperiode kontrolliert wird. Daher liefert diese Analyse andere Ergebnisse als ein direkter Vergleich der Modal Splits. Darüber hinaus umfasst die

Tabelle 6: Veränderung der Reisezeitparameter: Mit ÖV Abo

	ÖPNV	Zug	MIV
Phase 1	1.48	1.11	0.01
Phasen 2 und 3	0.55	0.61	-0.13
Nach Lockdown	0.48	0.34	0.11



Abbildung 14: Value of Travel Time Savings Zug, mit ÖV-Abo

vorliegende Analyse mehr als die veränderten Reisezeitparameter. Daher übertragen sich die Effekte der Reisezeitparameter nicht eins zu eins.

Es ist zu erkennen, dass insbesondere das Velo auf grösseren Distanzen vermehrt genutzt wird. Auch erfreut sich der PW einer höheren Beliebtheit. Demgegenüber stehen der lokale ÖV sowie der Zug, für welche eine substantielle Verringerung des Modal Splits beobachtet werden kann.

Die Veränderung des Modal Splits für Wege mit ÖV-Abonnement ist in Abbildung 16 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass der Velo-Anteil deutlich gestiegen ist, insbesondere für längere Distanzen. Auch ist dieser Effekt stärker als für Personen ohne ÖV-Abonnement. Für die Einordnung der Änderung des PW-Anteils sei erneut betont, dass nahezu alle Probanden über einen PW verfügen. Dieser wird auch in der Post-Lockdown Periode in allen Distanzklassen häufiger verwendet. Sowohl der öffentliche Nahverkehr als auch Zugreisen weisen einen substantiell niedrigeren Anteil auf.

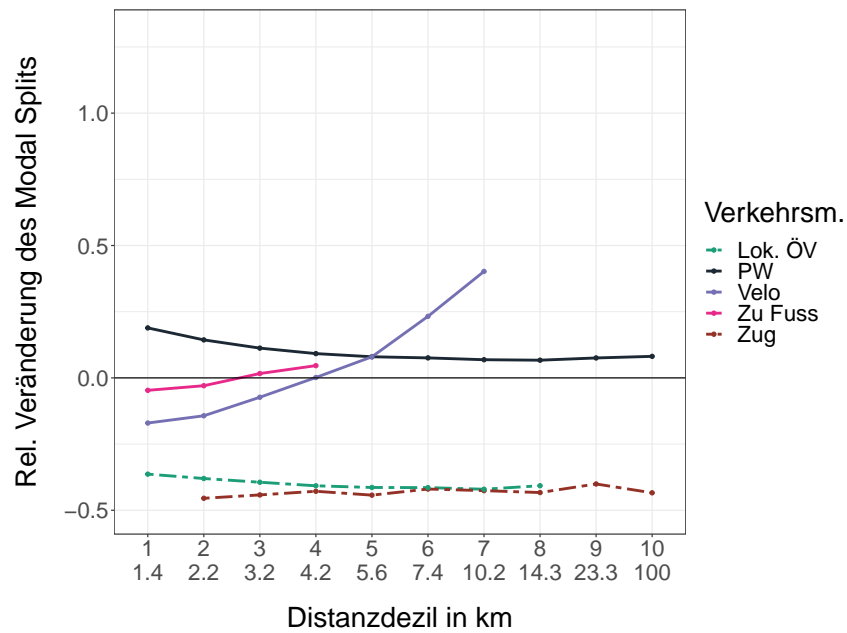


Abbildung 15: Modal Split nach Lackdown, ohne ÖV-Abo

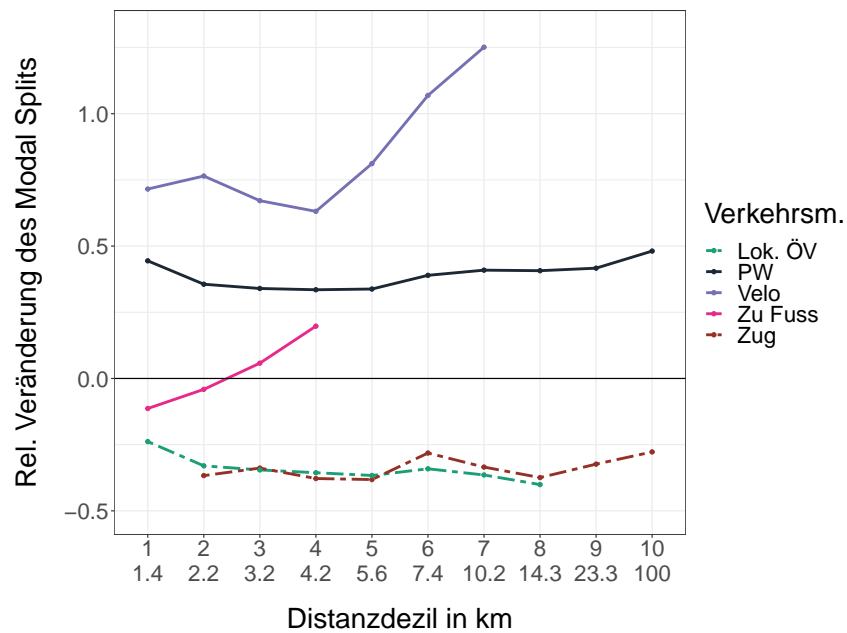


Abbildung 16: Modal Split nach Lackdown, mit ÖV-Abo

Literatur

- Hintermann, B., Schoeman, B., Molloy, J., Schatzmann, T., Tchervenkov, C., und Axhausen, K. W. (2021). The impact of COVID-19 on mobility choices in Switzerland. WWZ Working Papers 2021/10, Faculty of Business and Economics, University of Basel.
- Loder, A. und Axhausen, K. W. (2018). Mobility tools and use. *Journal of Transport and Land Use*, 11(1):367–385.
- Molloy, J., Becker, F., Schmid, B., und Axhausen, K. W. (2021). mixl: An open-source R package for estimating complex choice models on large datasets. *Journal of Choice Modelling*, 39:100284.
- Molloy, J., Castro Fernández, A., Götschi, T., Schoeman, B., Tchervenkov, C., Tomic, U., Hintermann, B., und Axhausen, K. W. (2020). A national-scale mobility pricing experiment using GPS tracking and online surveys in Switzerland: Response rates and survey method results. *Arbeitsberichte Verkehrs-und Raumplanung*, 1555.
- Santos Silva, J. M. C. und Tenreyro, S. (2006). The Log of Gravity. *The Review of Economics and Statistics*, 88(4):641–658.