



**Universität
Basel**

Wirtschaftswissenschaftliche
Fakultät



Universität Basel

Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät

Bachelorseminar in Public and Environmental Economics, FS 2021

Bachelorarbeit

Mobilität und COVID-19

Einkommensabhängige Nutzungsentwicklung des öffentlichen Verkehrs in Pandemiezeiten

Verfasser: Furler, Simon

Speiserstrasse 95, 4052 Basel

+41 79 425 57 03, s.furler@stud.unibas.ch

Matrikelnummer: 2016-058-588

Leitung: Prof. Dr. Beat Hintermann

Betreuung: Lustenberger, Nina

Abgabedatum: 14. Juni 2021

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Daten	5
2.1	MOBIS:COVID-19	5
2.2	INTEGRITÄT UND REPRÄSENTATIVITÄT DER DATEN.....	5
3	Bearbeitung und Analyse der Daten	7
3.1	EINSCHRÄNKUNG UND BEARBEITUNG DER DATENBASIS	7
3.2	DAS MODELL	10
3.3	RESULTATE	11
4	Schluss	17
5	Literaturverzeichnis.....	18
6	Anhang	20

1 Einleitung

Im Februar 2020 erreichte die COVID-19-Pandemie die Schweiz. Die Schweizer Regierung hatte mittels gesetzlicher Massnahmen und Empfehlungen an das Volk versucht, die Ausbreitung des Virus einzuschränken. Mitte März wurde von der Bundesregierung die ausserordentliche Lage gemäss Epidemien-gesetz ausgerufen. Dies hatte zur Folge, dass Läden, welche nicht für die Sicherung des Grundbedarfs der Bevölkerung zuständig sind, geschlossen werden mussten. Zudem konnten Märkte, personenbezogene Dienstleistungsbetriebe, Freizeitbetriebe und Restaurationsbetriebe nicht mehr ihren Tätigkeiten nachgehen. Betriebe, welche zur Sicherung des Grundbedarfs beitragen – einschliesslich des öffentlichen Verkehrs (öV) – waren zugänglich geblieben¹. Durch die politischen Bestimmungen der Schweizer Regierung änderte sich das Mobilitätsverhalten der Bevölkerung signifikant.

In dieser Arbeit geht es darum, mittels Regressionsanalyse zu untersuchen, wie stark Personen mit einer beruflichen Anstellung ihre Mobilität mittels öV an Werktagen einschränkten, während die pandemiebedingten Bestimmungen galten. Zudem soll untersucht werden, ob das Einkommen der Personen einen Einfluss auf die zurückgelegten Distanzen im öffentlichen Pendlerverkehr hatte.

Der Schweizer öV gehört zum Service Public – er verbindet die Schweiz und garantiert gleichzeitig die Grundversorgung unseres Landes. Mit seiner positiven Umweltbilanz hat der öV eine starke Hebelwirkung, wenn es darum geht, die Klimaziele des Bundes zu erreichen. Dafür unabdingbar ist die Erhöhung des öV-Anteils am Gesamtverkehr (Modalsplit).

Eine negative Entwicklung bei der Nutzung des öV, wie sie sich nach dem COVID-19 bedingten Lockdown nun auch nach den Lockerungsmassnahmen zeigte, wäre ökologisch wie auch ökonomisch für die Schweiz von Nachteil. Allein im vergangenen Jahr kosteten dem Bund und den Kantonen die Corona-bedingten Ausfälle im öV gegen CHF 1 Mia. (Bundesamt für Verkehr, 2020)².

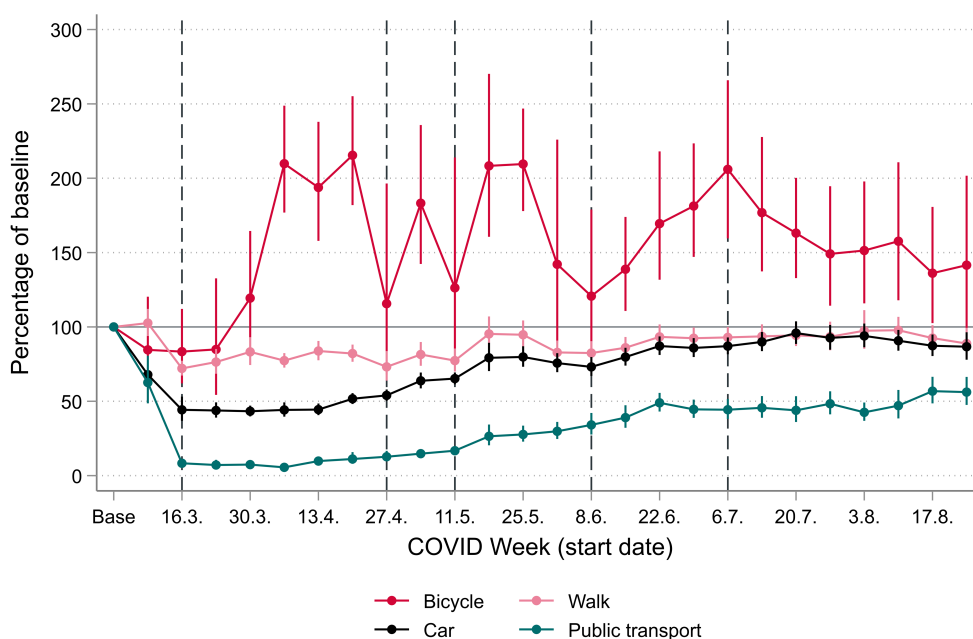
¹ Nähere Informationen zur ausserordentlichen Lage:
www.news.admin.ch/news/message/attachments/60681.pdf (Accessed 31. Mai 2021)

² www.bav.admin.ch/bav/de/home/publikationen/bav-news/ausgaben-2020/bav-news-oktober-2020/artikel-2.html (Accessed 31. Mai 2021)

Es ist also wichtig zu verstehen, welche Faktoren für diese Einbußen verantwortlich sind und ob sich diese so beeinflussen lassen, dass es zu einer Trendumkehr kommt oder der öV Anpassungen vornehmen muss, die der neuen Tendenz zu vermehrtem Homeoffice gerecht werden.

Verschiedene Studien (Hintermann et al., 2020; Forschungsinstitut intervista AG, 2021) haben gezeigt, dass die Mobilität nach Ankündigung der ausserordentlichen Lage generell stark zurückging. Nach Lockerungsschritten der einschränkenden Massnahmen erholte sich der Individualverkehr. Im Bereich öV wurde allerdings nur ein Niveau von ca. 60% der Werte von vor der Pandemie erreicht (SBB Medienmitteilung, 2021)

Grafik 1: Prozentuale Änderung der zurückgelegten Distanz gegenüber der Zeit vor der ausserordentlichen Lage für verschiedene Verkehrsträger



Quelle: Hintermann et al. (2020:18)

In Abschnitt 2 wird beschrieben, mit welchen Daten gearbeitet wurde und welche potenziellen Probleme es durch deren Verwendung geben könnte. Wie die Daten eingeschränkt, bearbeitet und schliesslich statistisch verwendet wurden, wird im 3. Abschnitt erklärt. Zuletzt werden in Abschnitt 4 die wichtigsten Erkenntnisse zusammengetragen und auf mögliche Anknüpfungspunkte hingewiesen.

2 Daten

2.1 MOBIS:COVID-19

Die Daten, die in dieser Arbeit verwendet wurden, basieren auf einer Erhebung, die im Rahmen eines Forschungsprojektes der ETH Zürich, der ZHAW und der Uni Basel durchgeführt wurde.

Bei diesem Projekt handelte es sich vorerst um eine allgemeine Mobilitätsstudie der Schweizer Bevölkerung. Die Daten wurden mittels einer GPS-Tracking-Applikation erhoben. Obwohl die Untersuchung im Januar 2020 enden sollte, haben einige der Teilnehmenden die Applikation weiterverwendet und zugestimmt, dass die Daten für Untersuchungszwecke verwendet werden dürfen (Molloy et al., 2021). Dadurch wurde ermöglicht, dass die Auswirkungen der Pandemie und der politischen Massnahmen auf das Mobilitätsverhalten der Bevölkerung untersucht werden können.

2.2 Integrität und Repräsentativität der Daten

Die im Rahmen der MOBIS:COVID-19-Studie erhobenen Daten weisen in Bezug auf die Repräsentativität der demografischen Situation der Schweiz gewisse Mängel auf. An dieser Stelle soll auf die wichtigsten Faktoren eingegangen werden, welche das Ergebnis der Untersuchung beeinflussen und zusätzlich die Vergleichbarkeit mit der Gesamtpopulation stören könnte.

In der Arbeit von Hintermann et al. (2020:8, 9) wird eine deutliche Überrepräsentation der oberen Einkommensklassen³ im MOBIS:COVID-19-Datensatz aufgezeigt. Dies ist für diese Arbeit besonders relevant, da es den Effekt des Einkommens auf die Nutzung der öffentlichen Verkehrsleistungen verzerren könnte. Allerdings ist zu beachten, dass die einzelnen Einkommenskategorien eine grosse Spannweite von 4'000 CHF aufweisen. In Anbetracht dessen, dass 2019 die Armutsgrenze für Erwerbstätige in der Schweiz bei einem monatlichen Einkommen von 2'279 CHF für Einzelpersonen und von 3'976 CHF bei Haushalten lag (Bundesamt für Statistik, 2021)⁴, bewegen sich in den einzelnen

³ Bei den Einkommensklassen/-kategorien handelt es sich um das monatliche Haushaltseinkommen in CHF.
⁴ Siehe: <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/wirtschaftliche-soziale-situation-bevoelkerung/soziale-situation-wohlbefinden-und-armut/armut-und-materielle-entbehrungen/armut.html> (Accessed 13. Juni 2021)

Kategorien Personen, welche über sehr unterschiedliche finanzielle Möglichkeiten verfügen. Dies wiederum beeinflusst die Mobilitätsentscheidungen der Personen.

Weiter wird bei Hintermann et al. (2020:8, 9) gezeigt, dass die Studienteilnehmenden durchschnittlich einen besseren Bildungsabschluss haben als die allgemeine Schweizer Bevölkerung. Dadurch, dass Bildung ein starker Indikator ist, in welcher Branche eine erwerbstätige Person aktiv ist, beeinflusst dies – besonders in einer Pandemie – auch die Mobilität der Menschen. Kramer & Kramer (2020) diskutieren den negativen Einfluss, welcher die COVID-19-Pandemie besonders auf die arbeitende Bevölkerung in Tieflohnbranchen und «Low-Skill-Branchen» haben. Zusätzlich wird hervorgehoben, dass eben diese Personen eine sehr begrenzte Möglichkeit haben von zu Hause aus zu arbeiten, was in besser bezahlten Branchen eher möglich ist (Kramer & Kramer, 2020).

3 Bearbeitung und Analyse der Daten

3.1 Einschränkung und Bearbeitung der Datenbasis

Für die vorliegende Arbeit wurden die zur Verfügung gestellten MOBIS:COVID-19-Daten gefiltert. Dabei wurden nur arbeitende Studienteilnehmer mit einer Anstellung (enthält Teilnehmer, die neben einer Anstellung zusätzlich noch Studierende, Lernende, Selbstständige oder «other» sind), berücksichtigt. Zudem verbleiben im Datensatz lediglich an Werktagen (Montag – Freitag, exklusiv Feiertage) erhobene Daten. Da bei der Untersuchung der Pendlerverkehr im Vordergrund stehen sollte, waren diese zwei Schritte zwingend notwendig gewesen. Der Zeitraum der Untersuchung erstreckt sich von Beginn der Datenerhebung (02.09.2019) bis zum 27.11.2020. Obwohl die Datenerhebung noch bis Anfang 2021 fortgesetzt wurde, musste aufgrund mangelnder Datenquantität ein früheres Ende des Untersuchungszeitraums festgesetzt werden.

Offensichtlich falsche Angaben⁵, die durch die Probanden gemacht wurden, wurden aus den verbleibenden Daten gestrichen.

Auf Grund der COVID-19-Pandemie wurden vom Bund im Verlauf des Jahres 2020 verschiedene Massnahmen beschlossen. Entsprechend dieser einschränkenden Massnahmen bzw. Lockerungsschritten wurde der Untersuchungszeitraum in Phasen unterteilt (Tabelle 1). Die erste Phase dient dabei als Vergleichsbasis, denn sie zeigt das Mobilitätsverhalten der Bevölkerung vor Ausrufung der ausserordentlichen Lage durch die Schweizer Regierung. Die Definition der Phasen ist angelehnt an die Arbeit von Hintermann et al. (2020:5), in welcher allerdings nur die Zeit bis zur Einführung der Maskenpflicht im öV berücksichtigt wurde. In dieser Arbeit wird ein grösserer Zeitraum untersucht. Dadurch kommen zusätzlich zwei Phasen hinzu, in denen die Politik wieder verschärfte Massnahmen aussprechen musste, da die Infektionszahlen im Herbst/Winter 2020 wieder stark angestiegen waren.

⁵ Ein Beispiel dafür ist ein angegebener Beschäftigungsgrad in einer Zweitanzstellung, der den Grad in der Primäransstellung um ein Vielfaches übersteigt.

Tabelle 1: Definition der Phasen

Phase	Von	Bis	Was
1	2.9.2019	15.3.2020	Bis zum „Lockdown“
2	16.3.2020	26.4.2020	„Lockdown“
3	27.4.2020	10.5.2020	Coiffeur, Baumärkte etc. offen Alle Läden, Restaurant etc. offen
4	11.5.2020	7.6.2020	Primar – und Sekundarschulen mit Präsenzunterricht
5	8.6.2020	5.7.2020	Veranstaltungen bis 300, höhere Schulen offen, Restaurant mehr Gäste etc.
6	6.7.2020	18.10.2020	Maskenpflicht im öV
7	19.10.2020	15.11.2020	Einschränkungen Veranstaltungen (Kultur, Sport etc.)
8	16.11.2020	26.1.2021	Restaurants schliessen sukzessive, weitere Einschränkungen

Quelle: In Anlehnung an Hintermann et al. (2020:5)

Da in dieser Arbeit der Fokus vor allem auf dem Einfluss der Einkommensverhältnisse auf das Nutzungsverhalten des öV liegt, wurden die von den Studienteilnehmenden angegebenen Haushaltseinkommensbereiche zur besseren Vergleichbarkeit angepasst. In einem ersten Schritt wurde für den in den erhobenen Daten angegebenen Einkommensbereich ein Durchschnittswert festgelegt (Tabelle 2).

Tabelle 2: Definition der Durchschnittseinkommen

Einkommensbereich pro Haushalt	Durchschnittseinkommen pro Haushalt in CHF
4'000 oder weniger	2'000
4'000 – 8'000	6'000
8'000 – 12'000	10'000
12'000 – 16'000	14'000
Mehr als 16'000	18'000
Keine Angabe	Nicht berücksichtigt

In einem zweiten Schritt wurde das verfügbare Einkommen für alle Probanden*innen äquivalent zu einem Single-Haushalt eruiert. Da das Durchschnittseinkommen eines Haushalts nicht proportional mit jedem zusätzlichen Mitglied wächst, wurde das durchschnittliche Haushalteinkommen mit einem Gewichtungsfaktor multipliziert. Dieser Faktor entspricht dem reziproken Wert der Angaben in der OECD-Äquivalenzskala (OECD, n.d.). In Tabelle 3 sind die Gewichtungsfaktoren aufgelistet. Dabei wurde die Annahme getroffen, dass es sich bei Haushalten mit drei oder mehr Personen um zwei erwachsene Personen und bei jeder weiteren Person um Kinder handelt.

Tabelle 3: Definition Umrechnungsfaktor Durchschnittseinkommen nach Haushaltsgrosse

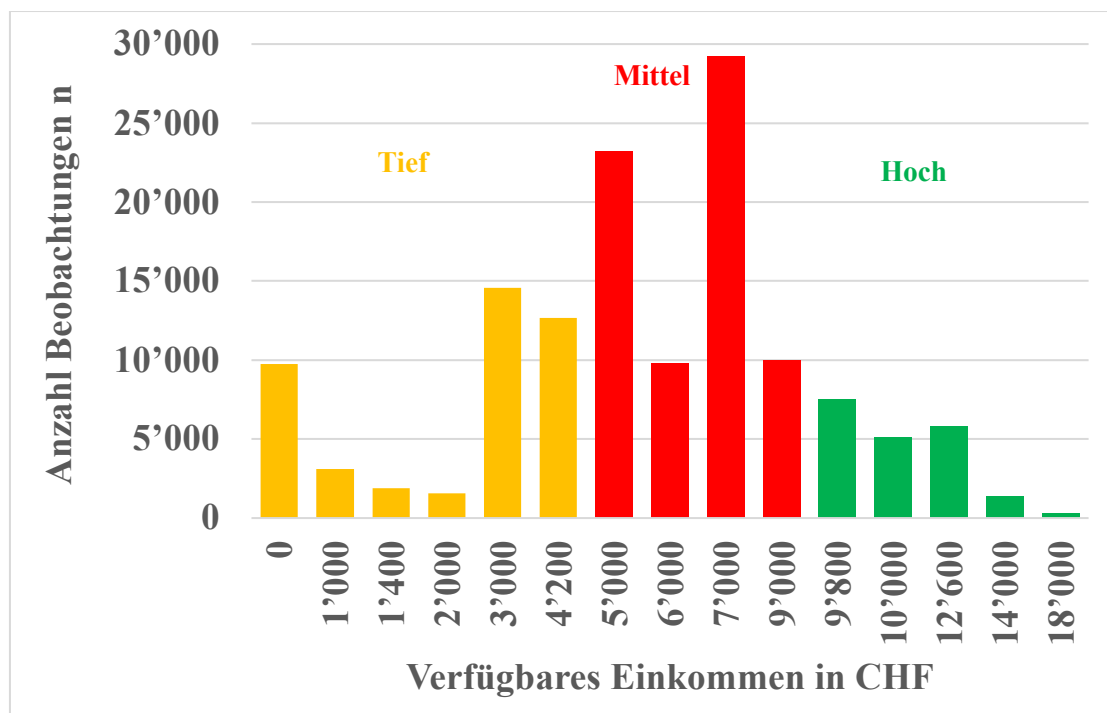
Haushaltsgrosse	Faktor
1 Person	1.0
2 Personen	0.7
3 und mehr Personen	0.5

Quelle: In Anlehnung an OECD, (n.d.:1)

Durch diese Umrechnung ergaben sich 14 Kategorien, welche das verfügbare Einkommen äquivalent zu einem Single-Haushalt widerspiegeln. Diese Kategorien konnten anhand der Vorgehensweise lediglich Werte zwischen 1'000 CHF und 18'000 CHF annehmen. Als nächster Schritt wurden die Kategorien in drei Gruppen unterteilt. Dabei wurden Einkommen \leq 4'200 CHF als tiefe Einkommen und jene, welche $>$ 9'000 CHF

sind als hohe Einkommen definiert. Die Vergleichsgruppe (Baseline) bilden alle mit einem verfügbaren Einkommen, welches im Bereich von $> 4'200$ CHF und $\leq 9'000$ CHF liegt. Dass die mittlere Einkommensgruppe als Vergleichsgruppe verwendet wurde, liegt daran, dass sie die meisten Beobachtungspunkte in eben dieser vorhanden sind. Grafik 2 zeigt, welche Kategorien zu den einzelnen Gruppen gehören und wie viele Datenpunkte (n) verteilt sind.

Grafik 2: Verteilung der Beobachtungspunkte bezüglich den Einkommensgruppen



Der Anteil an Beobachtungen in den einzelnen Gruppen (Grafik 2) verschiebt sich durch die neue Gruppierung verstärkt hin zu den tiefen Einkommen. Dies löst zwar das Problem der Überrepräsentation der hohen Einkommen (wie in Kapitel 2.2 beschrieben) nicht, doch nähert sich Einkommensverteilung dem von Hintermann et al. (2020:9) gezeigten Mikrozensus der Schweizer Einkommensverteilung an.

3.2 Das Modell

Bedingt durch die asymmetrische Verteilung der Zählvariablen im verwendeten Datensatz, folgt die Regression einer Poissonverteilung.

Das Regressionsmodell, welches zur Auswertung der Daten und damit zur Prüfung der Frage, ob das Einkommen einen Einfluss auf die zurückgelegten Distanzen mittels öV während der COVID-19-Pandemie hat, sieht wie folgt aus:

$$Y_{it} = C + \alpha * \ln(X_i * P_t) + \mu_i + u_{it} \quad (1)$$

Die Zielgrösse Y_{it} bezeichnet hierbei die von Person i zurückgelegte Distanz mit dem öV am Tag t . X_i steht für die jeweilige Einkommensgruppe, in welche Person i (wie in Abschnitt 3.1 beschrieben) zugeteilt wurde. Um - je nach Einkommen - die jeweils richtige Gruppe anzusprechen, wurden drei Dummy-Variablen gebildet. Der zweite Dummy bildet dabei die Vergleichsbasis. Der Vektor P_t beschreibt die Phase, welcher Tag t zugeordnet wurde (siehe Tabelle 1). Dieser beinhaltet ebenfalls Dummies, welche für jede Phase kreiert wurden. Hier bildet die Phase 1 – also die Zeit vor der ausserordentlichen Lage – die Basis.

Bei der verwendeten Formel handelt es sich um ein linear-logarithmisches Modell. Das bedeutet, es wird untersucht, welcher Unterschied in der zurückgelegten öV-Distanz Y_{it} durchschnittlich erwartet wird, wenn sich das Einkommen X_i um 1% verändert (Kleiber, 2021).

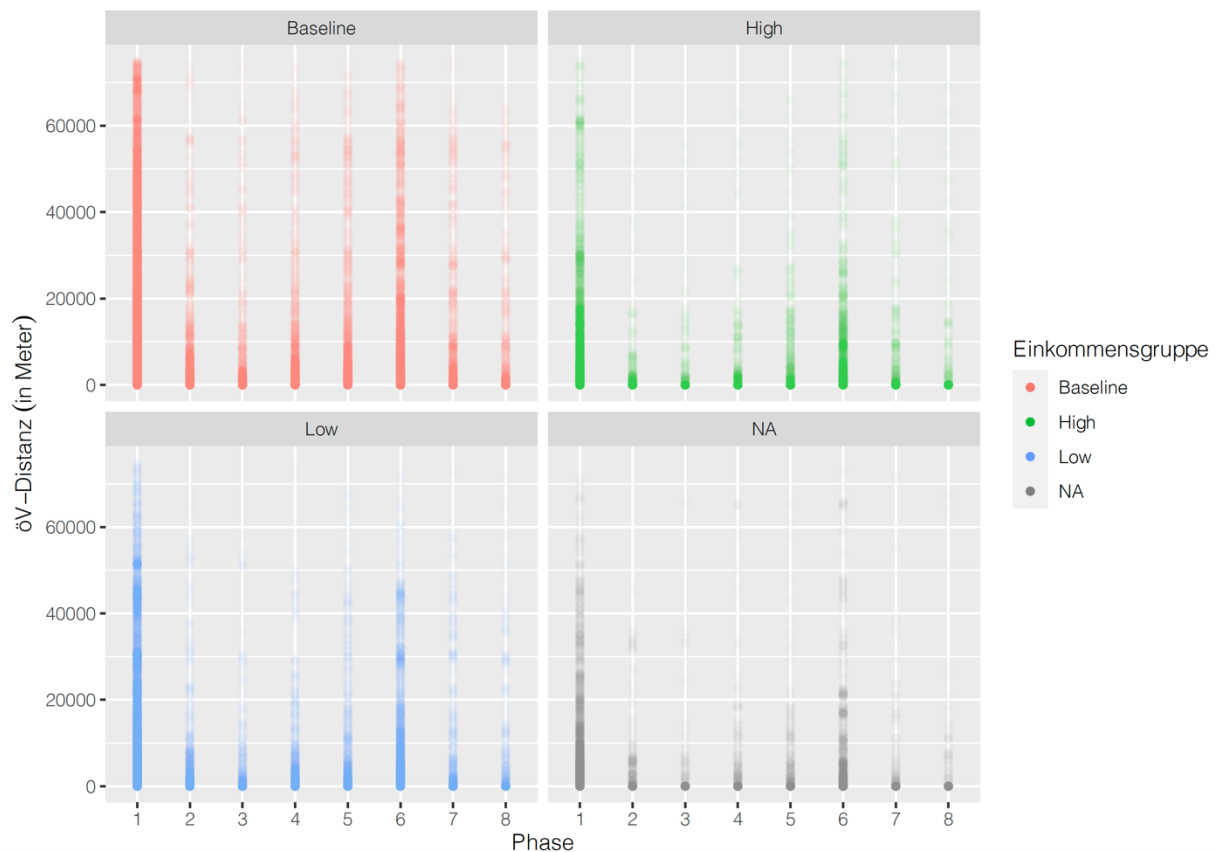
Um den gesamten, prozentualen Effekt zwischen den Einkommensgruppen X_i in den jeweiligen Phasen P_t zu erzeugen, wurden die durch Formel 1 erhaltenen Änderungen von Y_{it} (ΔY_{it}) exponenziert:

$$e^{\Delta Y_{it}} \quad (2)$$

3.3 Resultate

Grafik 3 soll einen ersten Überblick darüber geben, wie die Beobachtungen in den einzelnen Einkommensgruppen verteilt sind und wie sie sich über die Phasen hinweg verändert haben. Um für Transparenz zu sorgen, empfiehlt Wickham (2016) ein sogenanntes α zu definieren. In diesem Fall ist dieses $\alpha = 1/35$, was bedeutet, dass 35 Beobachtungen an derselben Stelle sein müssen, damit der Datenpunkt in voller Farbe abgebildet wird.

Grafik 3: Verteilung der öV-Distanz-Beobachtungen in den drei Einkommensgruppen



In Tabelle 4 und Grafik 4 wird aufgezeigt wie sich der Pendlerverkehr mittels öV in den einzelnen Pandemiephasen⁶ gegenüber der Zeit vor der Pandemie entwickelt hat. Dabei wird dargestellt, wie viel Prozent gegenüber der Basis (Phase 1 = 100%) bezüglich der Nutzung erreicht wurden. Berücksichtigt sind hier alle Einkommensgruppen und zeigt somit die Gesamtänderung des Pendlerverkehrs über die Zeitreihe.

Erwartungsgemäss zeigt die statistische Auswertung, dass die Nutzung der öffentlichen Verkehrsmittel durch die erwerbstätigen Studienteilnehmer*innen während der ausserordentlichen Lage drastisch abnahm. Nach den am 16.03.2020 vom Bundesrat beschlossenen Massnahmen reduzierte sich die Nutzung des öV auf 12% im Vergleich zu der Zeit vor Ausbruch der Pandemie. Durch die von der Politik beschlossenen Lockerungsschritte in den Phasen 3-5, stieg die Nutzung wieder auf fast die Hälfte der Basis. Mit der Einführung der Maskenpflicht in öffentlichen Verkehrsmitteln (Phase 6) ist kein Rückgang der Distanzen zu beobachten. Die Mobilitätsentscheidung hängt allerdings von mehreren

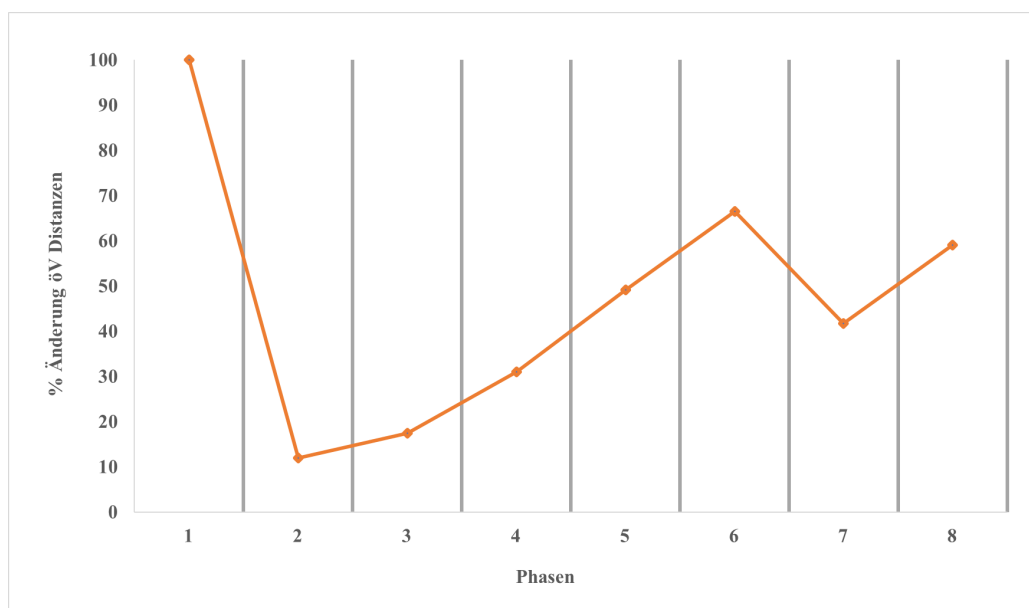
⁶ Zur Erinnerung: Die Definitionen der Phasen sind in Tabelle 1 (Kapitel 3.1) aufgelistet.

Faktoren ab, nicht nur dem Tragen einer Maske. Die Schlussfolgerung, dass die Maskenpflicht die öV-Nutzung nicht beeinflusste, ist daher nicht zulässig. Mit den neuerlichen Massnahmenverschärfungen in den Phasen 7 und 8 wurde der öV wieder vermehrt gemieden. Da die Massnahmen nicht so drastisch waren wie noch während der ausserordentlichen Lage, ist der Rückgang der öV-Nutzung nicht ganz so ausgeprägt.

Tabelle 4: Gesamtänderung als Prozentualer Anteil gegenüber Vergleichsphase 1

Phase	$e^{\Delta Y_{it}}$	se	z. value	Pr. Z	cil	cih
2	12,0127	0,9694	-26,2601	5,4875e-152	0,1011	0,1391
3	17,4093	1,0412	-29,2312	7,7867e-188	0,1537	0,1945
4	30,9362	2,9518	-12,2960	9,5177e-35	0,2515	0,3672
5	49,1856	3,2473	-10,7476	6,0806e-27	0,4282	0,5555
6	66,5303	2,1852	-12,4073	2,3844e-35	0,6225	0,7081
7	41,6697	1,2137	-30,0556	1,8429e-198	0,3929	0,4405
8	58,9954	7,0595	-4,4100	1,0336e-05	0,4516	0,7283

Grafik 4: Gesamtänderung als prozentualer Anteil gegenüber Vergleichsphase 1



Der Mobilitätsvergleich zwischen der tiefen Einkommensgruppe und der Vergleichsgruppe mit den mittleren Einkommen (Basis) ist in Tabelle 5 dargestellt. Es sind dabei sehr schwankende Nutzungsdifferenzen zu erkennen, welche keine signifikanten Schlüsse zulassen. Auch wenn man die Effekte zwischen den Phasen - und somit

zwischen den politischen Massnahmen - vergleicht, sind keine klaren Muster erkennbar, welche die Mobilitätsentscheidung der unteren Einkommen gegenüber der Basis erklären.

Tabelle 6 zeigt die Änderung der oberen Einkommen gegenüber der Basis. Hier ist zu erkennen, dass die Gruppe mit den grössten verfügbaren Einkommen über die gesamte Zeitreihe hinweg den öV stärker gemieden haben als die Vergleichsgruppe. Erwähnenswert ist auch, dass sich die zurückgelegten öV-Distanzen der Probanden mit hohen Einkommen, obwohl die politischen Massnahmen gelockert wurden, in den Phasen 2 und 3 weiter verringerten, während beim Gesamteffekt aller Einkommensgruppen ein Anstieg erkennbar ist. Anhand der geringen Signifikanz könnte es sich hierbei aber auch um einen Zufall handeln (Tabelle 7).

Beim Blick auf Phase 7 lässt sich ein signifikanter Unterschied zwischen den Einkommensgruppen erkennen. Mit den neuerlich verschärften Massnahmen zur Pandemiebekämpfung weisen die unteren Einkommensschichten eine um ca. 34% höhere öV-Nutzung auf als die Referenzgruppe. Währenddessen bewegen sich die höchsten Einkommen gut 35% weniger mittels öV als die Basis.

In Grafik 5 ist zu sehen wie sich die beiden untersuchten Einkommensgruppen gegenüber der Basis während der ganzen Zeitreihe verhalten.

Tabelle 5: Prozentualer öV-Distanz Anteil der tiefen Einkommensgruppe gegenüber der Basis

Phase	$e^{\Delta Y_{it}}$	Std. Error	z. value	Pr. Z	cil	cih
2	107,4245	13,0529	0,5894	0,5556	0,8184	1,3301
3	121,2235	14,4229	1,6177	0,1057	0,9295	1,4949
4	80,2608	9,7438	-1,8113	0,0701	0,6116	0,9936
5	101,9029	9,1612	0,2097	0,8339	0,8395	1,1986
6	96,9852	11,0501	-0,2687	0,7882	0,7533	1,1864
7	133,5022	11,1801	3,4503	0,0006	1,1159	1,5542
8	92,8341	12,5297	-0,5509	0,5817	0,6828	1,1739

Tabelle 6: Prozentualer öV-Distanz Anteil der hohen Einkommensgruppe gegenüber der Basis

Phase	$e^{\Delta Y_{it}}$	Std. Error	z. value	Pr. Z	cil	cih
2	83,0723	12,0373	-1,2799	0,2006	0,5948	1,0667
3	69,1226	10,1048	-2,5261	0,0115	0,4932	0,8893
4	67,9003	10,0972	-2,6033	0,0092	0,4811	0,8769
5	86,2620	10,0603	-1,2671	0,2051	0,6654	1,0598
6	71,3127	7,8192	-3,0835	0,0020	0,5599	0,8664
7	65,2639	7,5476	-3,6899	0,0002	0,5047	0,8006
8	41,0451	6,4633	-5,6551	1,5577e-08	0,2838	0,5371

Grafik 5: Prozentualer öV-Distanz Anteil der tiefen und hohen Einkommensgruppe gegenüber der Basis

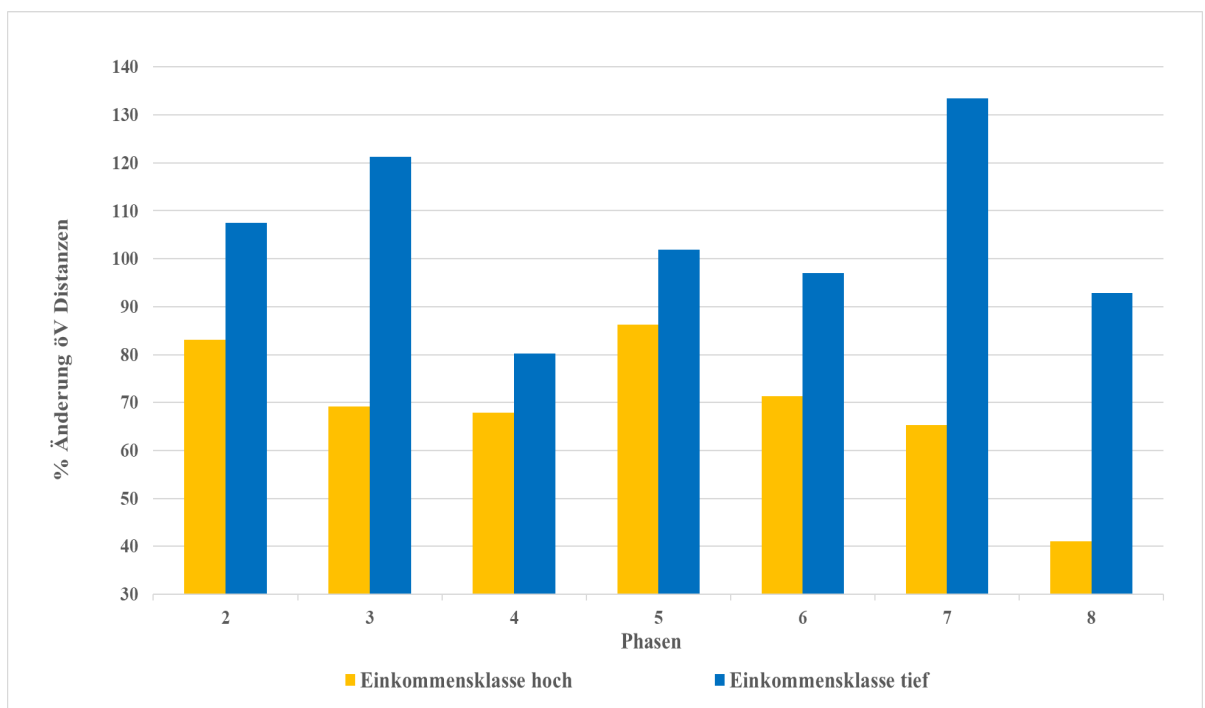


Tabelle 7: Ergebnisse durch Anwendung von Formel (1)

Poisson estimation, Dep. Var: length_p				
Observations: 133,547				
Fixed-effects: user_id: 1,176				
Standard-errors: Two-way (phase & user_id)				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
phase2	-2.119200	0.080701	-26.260000	< 2.2e-16 ***
phase3	-1.748200	0.059805	-29.231000	< 2.2e-16 ***
phase4	-1.173200	0.095417	-12.296000	< 2.2e-16 ***
phase5	-0.709569	0.066021	-10.748000	< 2.2e-16 ***
phase6	-0.407513	0.032844	-12.407000	< 2.2e-16 ***
phase7	-0.875397	0.029126	-30.056000	< 2.2e-16 ***
phase8	-0.527710	0.119661	-4.410000	1e-05 ***
incomelow:phase2	0.071618	0.121508	0.589412	0.555585
incomehigh:phase2	-0.185459	0.144902	-1.279900	0.200583
incomelow:phase3	0.192466	0.118978	1.617700	0.105736
incomehigh:phase3	-0.369289	0.146187	-2.526100	0.011532 *
incomelow:phase4	-0.219889	0.121402	-1.811300	0.070102 .
incomehigh:phase4	-0.387130	0.148706	-2.603300	0.009232 **
incomelow:phase5	0.018851	0.089902	0.209679	0.833918
incomehigh:phase5	-0.147781	0.116625	-1.267100	0.205102
incomelow:phase6	-0.030611	0.113936	-0.268672	0.788182
incomehigh:phase6	-0.338096	0.109647	-3.083500	0.002046 **
incomelow:phase7	0.288948	0.083745	3.450300	0.00056 ***
incomehigh:phase7	-0.426732	0.115648	-3.689900	0.000224 ***
incomelow:phase8	-0.074356	0.134969	-0.550914	0.581692
incomehigh:phase8	-0.890498	0.157469	-5.655100	1.56e-08 ***

Notes: Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
 Log-Likelihood: -1.297e+9 Adj. Pseudo R2: 0.458963
 BIC: 2.595e+9 Squared Cor.: 0.270054

4 Schluss

Anhand der Datenauswertung kann nicht abschliessend gesagt werden, dass das verfügbare Einkommen die Nutzung des öV im Pendlerverkehr während der Pandemie beeinflusste. Allerdings ist eine Tendenz zu erkennen, dass Personen mit tiefem Einkommen über die gesamte Zeitreihe den öV vermehrt nutzten, als Personen mit hohem Einkommen. Gegenüber der Referenzgruppe ist eine solche Tendenz nicht zu erkennen.

Eine ähnliche Tendenz ist zwischen der Referenzgruppe und hohen Einkommensgruppe zu beobachten – in keiner Phase wurde die Basis von der hohen Einkommensgruppe in punkto öV-Nutzung überschritten.

Auffällig ist die Phase 7 der Zeitreihe, in welcher die politischen Massnahmen wieder verschärft wurden. Dort zeigt sich ein signifikanter Unterschied zwischen allen Einkommensgruppen. Die Hypothese, dass vor allem Personen mit einem mittlerem bis hohem Einkommen die Möglichkeit haben, die Arbeit bezüglich des Arbeitsortes flexibel zu gestalten (Kramer & Kramer, 2020), mag dabei eine grosse Rolle spielen. In der Phase 2, als die ersten Massnahmen zur Pandemiebekämpfung ergriffen wurde ist ein allerdings kein signifikanter Effekt zu beobachten. Potenzielle Gründe dafür sind zum einen, dass die technischen Möglichkeiten, um von zu Hause zu arbeiten von den Firmen deutlich verbessert wurden im Laufe der Pandemie. Zum anderen ist zu bedenken, dass die Massnahmen in Phase 7 deutlich weniger drastisch waren.

Für weitere Untersuchungen in Bezug auf den Einfluss des Einkommens auf den Pendlerverkehr wäre es spannend, die Untersuchung mit neueren Daten durchzuführen. Es könnte so geprüft werden, ob ein verbessertes Arrangement für Arbeit von zu Hause die öV-Nutzung der hohen Einkommensgruppe weiter reduziert, auch wenn die Massnahmen wieder gelockert werden.

Zusätzlich wäre es interessant, ob andere unabhängige Variablen aus dem MOBIS:COVID-19-Datensatz einen signifikanteren Einfluss auf das Verhalten der Bevölkerung im öffentlichen Pendlerverkehr haben.⁷

⁷ Dazu wurden schon einige ausgewählte Variablen mit der Software R bearbeitet. Diese sind in der im Anhang befindlichen Codes enthalten.

5 Literaturverzeichnis

Bundesamt für Statistik (2021). <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/wirtschaftliche-soziale-situation-bevoelkerung/soziale-situation-wohlbefinden-und-armut/armut-und-materielle-entbehrungen/armut.html> (Accessed 11. Juni 2021)

Bundesamt für Verkehr (2020). Nach dem grünen Licht des Parlaments: So geht es bei den Covid-19-Finanzhilfen für den öV und den Schienengüterverkehr weiter
<https://www.bav.admin.ch/bav/de/home/publikationen/bav-news/ausgaben-2020/bav-news-oktober-2020/artikel-2.html> (Accessed 31. Mai 2021)

Forschungsinstitut intervista AG (2021). Mobilitäts-Monitoring COVID-19
https://www.intervista.ch/media/2020/03/Report_Mobilitäts-Monitoring_Covid-19.pdf (Accessed 14. Juni 2021)

Hintermann, Beat; Schoeman, Beaumont; Molloy, Joseph; Tchervenkov, Christopher; Schatzmann, Thomas; Axhausen, Kay W. (2020). The impact of COVID-19 on mobility choices in Switzerland. Basel, Universität Basel

Kleiber, Christian (2021). Einführung in die Ökonometrie. Frühjahrssemester 2021. Basel: Universität Basel, Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät.

Kramer, Amit; Kramer, Karen Z. (2020). The potential impact of the Covid-19 pandemic on occupational status, work from home, and occupational mobility. Journal of Vocational Behavior, Volume 119

Molloy, Joseph; Schatzmann, Thomas; Schoeman, Beaumont; Tchervenkov, Christopher; Hintermann, Beat; Axhausen, Kay W. (2021). Observed impacts of the Covid-19 first wave on travel behaviour in Switzerland based on a large GPS panel. Zürich, ETH Zürich und Universität Basel

OECD [Organisation for Economic Cooperation and Development] (n.d.). What are equivalence scales? <https://www.oecd.org/economy/growth/OECD-Note-EquivalenceScales.pdf> (Accessed 10. Juni 2021)

SBB Medienmitteilung (2021). Corona prägt Geschäftsjahr: Nachfrage eingebrochen, finanzieller Rückschlag, zufriedенere Kunden. <https://company.sbb.ch/de/medien/medienstelle/medienmitteilungen/detail.html/2021/3/1503-1> (Accessed: 31. Mai 2021)

Wickham, Hadley (2016). Ggplot2. Elegant Graphics for Data Analysis. Houston: Springer Verlag

6 Anhang

```
###Bachelorarbeit, Simon Furler###
```

```
setwd("~/Documents/Uni Basel FS 21/BA-Arbeit/R-Projects/BA")
```

```
library("xlsx")
library("readxl")
library("stats")
library("dplyr")
library("robustbase")
library("sandwich")
library("lmtest")
library("robust")
library("writexl")
library("stargazer")
library("alpaca")
library("fixest")
```

```
#Laden der Daten
```

```
df_load <- read_xlsx("MobisData-pt-final-incadj.xlsx")
```

```
df <- df_load
```

```
##Klassierung der Variablen; prüfen und anpassen
```

```
#User ID
```

```
class(df$user_id)
```

```
#Phasen
```

```
class(df$phase)
```

```
df$phase <- factor(df$phase)
```

```
phase_levels <- unique(df$phase)
```

```
#Dummies für die Phasen bilden
```

```
df$phase2 <- ifelse(df$phase == 2, 1, 0)
```

```
df$phase3 <- ifelse(df$phase == 3, 1, 0)
```

```

df$phase4 <- ifelse(df$phase == 4, 1, 0)
df$phase5 <- ifelse(df$phase == 5, 1, 0)
df$phase6 <- ifelse(df$phase == 6, 1, 0)
df$phase7 <- ifelse(df$phase == 7, 1, 0)
df$phase8 <- ifelse(df$phase == 8, 1, 0)

#Distanz öffentlicher Verkehr

class(df$length_p)

#Alter

class(df$age)
count(df, age)
mean(df$age)

#Einkommen

class(df$income_adj)
count(df, income_adj)

#Dummies für Einkommen bilden

df$incomeg1 <- ifelse(df$income_adj > 0 & df$income_adj <= 4200, 1, 0)
df$incomeg2 <- ifelse(df$income_adj > 4200 & df$income_adj <= 9000, 1, 0)
df$incomeg3 <- ifelse(df$income_adj > 9000, 1, 0)

#Neue Variabel der Einkommensgruppen kreieren

df$incomeG <- NA

df$incomeG[which(df$incomeg1 == 1 & df$incomeg2 == 0 & df$incomeg3 == 0)] <-
"Low"

```

```
df$incomeG[which(df$incomeg1 == 0 & df$incomeg2 == 1 & df$incomeg3 == 0)] <-  
"Baseline"
```

```
df$incomeG[which(df$incomeg1 == 0 & df$incomeg2 == 0 & df$incomeg3 == 1)] <-  
"High"
```

```
count(df, incomeG)
```

```
#Bildung
```

```
class(df$education)
```

```
education_levels <- unique(df$education)
```

```
df$education <- factor(df$education, levels = c(education_levels[3], education_levels[1], education_levels[2]))
```

```
count(df, education)
```

```
#Haushaltsgrösse
```

```
class(df$household_size)
```

```
df$household_size <- factor(df$household_size)
```

```
unique(df$household_size)
```

```
count(df, household_size)
```

```
#Arbeitspensum Hauptbeschäftigung
```

```
class(df$workload_jobs_main)
```

```
unique(df$workload_jobs_main)
```

```
#Sinnlose Angabe als NA bewerten
```

```
df$workload_jobs_main[which(df$workload_jobs_secondary == 80)] <- NA
```

```
count(df, workload_jobs_main)
```

```
#Arbeitspensum Sekundärbeschäftigung
```

```
class(df$workload_jobs_secondary)
```

```

unique(df$workload_jobs_secondary)

df$workload_jobs_secondary <- as.numeric

#Sinnlose Angabe als NA bewerten

df$workload_jobs_secondary[which(df$workload_jobs_secondary == 80)] <- NA

count(df, workload_jobs_secondary)

#Gesamtbeschäftigung

df$workload_total <- df$workload_jobs_main + df$workload_jobs_secondary

class(df$workload_total)

count(df, workload_total)

#Zugang zu einem Auto

class(df$own_vehicles_car)

own_vehicles_car_levels <- unique(df$own_vehicles_car)

df$own_vehicles_car <- factor(df$own_vehicles_car, levels = c(own_vehicles_car_levels[3], own_vehicles_car_levels[1], own_vehicles_car_levels[2]))

count(df, own_vehicles_car)

#Besitz von Generalabonnement

class(df$pt_pass_ga)

df$pt_pass_ga <- factor(df$pt_pass_ga)

count(df, pt_pass_ga)

#Besitz von regionalem öV-Abonnement

class(df$pt_pass_regional_pass)

df$pt_pass_regional_pass <- factor(df$pt_pass_regional_pass)

count(df, pt_pass_regional_pass)

```

```
#Neue öv-Abo-Variable
```

```
df$abo <- NA
```

```
df$abo[which(df$pt_pass_ga == T & df$pt_pass_regional_pass == F)] <- "Only GA"
```

```
df$abo[which(df$pt_pass_ga == F & df$pt_pass_regional_pass == T)] <- "Only RA"
```

```
df$abo[which(df$pt_pass_ga == F & df$pt_pass_regional_pass == F)] <- "None"
```

```
df$abo[which(df$pt_pass_ga == T & df$pt_pass_regional_pass == T)] <- "Both"
```

```
df$abo <- factor(df$abo)
```

```
unique(df$abo)
```

```
count(df, abo)
```

```
#Arbeitsbedingungen (Homeoffice)
```

```
class(df$working_arrangement)
```

```
df$working_arrangement <- factor(df$working_arrangement)
```

```
working_arrangement_levels <- unique(df$working_arrangement)
```

```
count(df, working_arrangement)
```

```
##Statistisches Modell definieren/Formel
```

```
reg_model <- as.formula(length_p ~ phase2*incomeg1 + phase2*incomeg3 + phase3*incomeg1 + phase3*incomeg3 + phase4*incomeg1 + phase4*incomeg3 + phase5*incomeg1 + phase5*incomeg3 + phase6*incomeg1 + phase6*incomeg3 + phase7*incomeg1 + phase7*incomeg3 + phase8*incomeg1 + phase8*incomeg3 | user_id)
```

```
total <- fepois(reg_model, df)
```

```
sum_total <- summary(total, cluster = ~ phase + user_id)
```

```
sum_total
```

```
#Prozentualer Effekt
```

```
output <- data.frame(sum_total[["coeftable"]])
```

```
output <- tibble::rownames_to_column(output, "X")
```



```

colnames(output)<- c("X","effect","se", "z.value", "Pr.z")

output["effect"] <- exp(output["effect"])

output["se"] <- output["effect"]*output["se"]

#Konfidenzintervalle bilden

output$scil <- output$effect - 1.96*output$se

output$scih <- output$effect + 1.96*output$se

output[,2:3] <- output[,2:3]*100

#Plots

df_plot <- df[seq(1, 135867, by = 1),]

ggplot(data = df_plot, aes(x = df$phase, y = df$length_p, colour = df$incomeG)) +
  geom_point(alpha = 1/35) + scale_x_discrete(quote(Phase)) + scale_y_continuous(limits
= c(0, 75000), quote("öV-Distanz "("in Meter"))) + facet_wrap(~df$incomeG, nrow = 2)
+ guides(colour = guide_legend(override.aes = list(alpha = 1), title = "Einkommens-
gruppe"))

```