Technische Universität Braunschweig

Masterarbeit

Routenvorschläge im ÖPNV:
Können Empfehlungen das Routenwahlverhalten beeinflussen und zur besseren Fahrgastverteilung beitragen?

Route suggestions in public transport:
Can recommendations influence route choice and thus help improve the distribution of passengers?

Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig
Institut für Psychologie, Abteilung für Verkehrs- und Ingenieurpsychologie
Braunschweig, 04.10.2026

Vorgelegt von: Nicolas Bolten
Matrikelnummer: 5005157
Erstgutachter_in: Prof. Dr. Mark Vollrath
Zweitgutachter_in: Dr. Vanessa Schmidt
Betreuer_in: Malte Petersen

Zusammenfassung

Eine gezielte Lenkung des Routenwahlverhaltens von ÖPNV-Nutzer_innen kann durch eine bessere Verteilung der Auslastung zu einer optimierten Nutzung der im ÖPNV verfügbaren Fahrgastkapazitäten beitragen. Um dies zu erreichen, soll die Bewertung von Routen durch Reisende beeinflusst werden. Während menschliches Entscheidungsverhalten näherungsweise durch rationale Nutzenfunktionen beschrieben werden kann, unterliegt es Verzerrungen durch psychologische Prozesse. Nudges zielen auf diese Prozesse ab, um das Entscheidungsverhalten von Menschen zu lenken. Diese Studie untersuchte, wie relevant die Routeneigenschaften Reisezeit, Umstiege und Auslastung für das Routenwahlverhalten sind und ob Nudges zur Beeinflussung der Routenwahl im ÖPNV geeignet sind. Als Nudge diente die Empfehlung einer Route. Zur Überprüfung wählten 650 Versuchspersonen in einem Online-Wahlexperiment in je 19 Choice Sets eine von zwei Routen, wobei sie entweder Empfehlungen oder keine Empfehlungen erhielten. Ebenfalls wurde variiert, ob Zeitdruck bestand oder nicht. Erhoben wurde das Routenwahlverhalten, abhängig von den variierten Routeneigenschaften und Experimentalbedingungen. Für die Analyse der Routenwahl wurde ein Modell einer conditional logistic regression spezifiziert. Die Ergebnisse zeigten, dass Reisezeit, Umstiege und Auslastung wichtig für die Routenwahl waren. Umstiege erwiesen sich als besonders relevant. Zeitdruck sorgte dafür, dass die Auslastung weniger stark priorisiert wurde. Die Empfehlung einer systemoptimalen Route sorgte dafür, dass diese mit kleinem Effekt signifikant häufiger gewählt wurde. Die gefundenen Effekte scheinen in verschiedenen Bevölkerungsgruppen weitgehend stabil zu sein. Den Ergebnissen zufolge können Nudges zur Fahrgastlenkung eine kostengünstige Ergänzung zu weiteren Maßnahmen zur Optimierung der ÖPNV-Kapazitäten darstellen.

Abstract

Targeted guidance of public transit users' route choice behavior can contribute to the optimized use of available passenger capacity in public transit through a better distribution of passenger load. This can be achieved by influencing travelers' evaluation of routes. While human decision-making can be approximated by rational utility functions, it is subject to biases caused by psychological processes. Nudges target these processes to steer people's decision-making behavior. This study investigates the importance of travel time, transfers and crowding for route choice and whether nudges are suitable for influencing route choice in public transit. A route recommendation served as a nudge. To test this, 650 participants in an online choice experiment selected one of two routes in 19 choice sets each, receiving either recommendations or no recommendations. The experiment also varied whether there was time pressure or not. Route choice behavior was assessed based on the varied route characteristics and experimental conditions. For the analysis of route choice, a conditional logistic regression model was specified. The results showed that travel time, transfers, and crowding were important for route choice. Transfers proved to be particularly relevant. Time pressure led to crowding being prioritized to a lesser extent. The recommendation of a system-optimal route led to it being chosen significantly more often, albeit with a small effect. These effects appear to be largely consistent across different demographic groups. According to the results, nudging passengers route choice behavior can serve as a cost-effective complement to other measures aimed at optimizing public transport capacity.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung 5
2. Theoretischer Hintergrund, Fragestellungen und Hypothesen 8
2.1. Theoretischer Hintergrund 8
2.1.1. Menschliches Entscheidungsverhalten 8
2.1.2. Routenwahlverhalten im ÖPNV 12
2.1.3. Möglichkeiten zur Einflussnahme auf Entscheidungsverhalten 14
2.1.4. Anwendung von Nudging in der Verkehrsforschung 22
2.2. Fragestellungen und Hypothesen 25
3. Methode 27
3.1. Versuchsdesign 27
3.2. Materialien der Untersuchung 29
3.3. Durchführung 30
3.4. Stichprobenbeschreibung 32
3.5. Statistik 33
4. Ergebnisse 38
4.1. Haupteffektmodell der Gesamtstichprobe 38
4.2. Schätzung des optimalen Modells 40
4.3. Haupteffektmodelle der Versuchsgruppen 47
5. Diskussion 51
5.1. Zusammenfassung der Ergebnisse 51
5.2. Interpretation der Ergebnisse 52
5.2.1. Relevanz der Routeneigenschaften für die Routenwahl 52
5.2.2. Der Einfluss von Zeitdruck auf die Relevanz der Routeneigenschaften 54
5.2.3. Einfluss eines Nudges auf die Routenwahl 55
5.2.4. Der Einfluss soziodemografischer Variablen 56
5.3. Limitationen der Untersuchung 57
5.4. Ausblick und weitere Forschung 59
6. Literaturverzeichnis 62
7. Anhang 74

1. Einleitung

Die Transformation des Verkehrssektors ist eine der zentralen Aufgaben zum Erreichen der globalen Klimaziele (Umweltbundesamt, o. D. a.). Im Jahr 2023 war Transport mit 15% der CO2-Äquivalente nach der Stromproduktion der Sektor, der für die zweitmeisten Treibhausgasemissionen verantwortlich war, wobei alleine der Straßenverkehr 11% der Gesamtemissionen produzierte (United Nations Environment Programme, 2024). Ein zentraler Aspekt für eine erfolgreiche Verkehrswende ist die Entwicklung weg von motorisiertem Individualverkehr hin zu einer Kombination aus aktiven- und öffentlichen Verkehrsmitteln (Nobis et al., 2024). Motorisierter Individualverkehr stellt insbesondere in großen Städten aufgrund der hohen Bevölkerungsdichte ein besonderes Problem dar, das über die globalen Klimaschäden hinaus geht. Eine große Zahl von Fahrzeugen hat eine schlechtere Luftqualität und durch stehenden Verkehr einen verringerten effektiven Lebensraum für die Bevölkerung zur Folge (Garber et al., 2024). Der größere Effekt in Ballungsräumen wird in Zukunft an Bedeutung gewinnen, da für die kommenden Jahre angenommen wird, dass die Konzentration der Bevölkerung in Ballungsräumen zunimmt (Department of Economic and Social Affairs, 2025).

Ein Ziel politischer Akteure ist entsprechend, die Nutzung von aktiven- und öffentlichen Verkehrsmitteln zu fördern und gleichzeitig die Nutzung von motorisiertem Individualverkehr zu reduzieren (Bundesministerium für Verkehr, 2025). Um dies zu erreichen müssen laut einer Studie im Auftrag des Umweltbundesamts die Kapazitäten des öffentlichen Personennahverkehrs (ÖPNV) erhöht werden, damit dieser eine verlässliche Alternative zum Pkw darstellen kann (Stein et al., 2025). Neben der im Bericht geforderten Steigerung von Kapazitäten durch eine Erhöhung der Taktung und einen Netzausbau, kann zudem der Einsatz der verfügbaren Kapazitäten durch eine Verbesserung der Fahrgastverteilung optimiert werden (Verkehrsverbund Berlin-Brandenburg GmbH, o. D. a.). Dies ist insbesondere in Großstädten von Relevanz, da dort zum Beispiel die bestehenden Schienennetze mit der aktuellen Taktung bereits ausgelastet sind (Stein et al., 2025). Suboptimale Fahrgastverteilung stellt ein Problem dar, da es in öffentlichen Verkehrssystemen sowohl Fahrzeuge gibt, die eine sehr geringe Zahl an Fahrgästen transportieren als auch Fahrzeuge, die derart stark ausgelastet sind, dass es negative Auswirkungen hat. Eine sehr hohe Auslastung wirkt sich sowohl negativ auf die

Fahrtbewertung durch Reisende aus (Cox et al., 2006) als auch auf das Tempo im Verkehrsnetz. Die Verlangsamung des Verkehrsnetzes erfolgt vor allem dadurch, dass eine hohe Auslastung die Ein- und Ausstiegszeiten an Haltestellen erhöht, was dazu führt, dass Fahrzeuge längere Standzeiten haben (Christoforou et al., 2020; Lin & Wilson, 1992).

Eine Möglichkeit die Fahrgastverteilung zu verbessern, die über eine bessere Planung der Kapazitäten hinausgeht, ist Fahrgastlenkung. Ziel der Fahrgastlenkung ist, das Reiseverhalten von ÖPNV-Nutzenden im Sinne einer besseren Fahrgastverteilung zu beeinflussen. Dabei kann entweder der Reisezeitpunkt beeinflusst werden, um zu verhindern, dass Freizeitreisende die Verkehrsmittel zu Zeiten des Berufsverkehrs nutzen, oder die konkrete Routenwahl zum Reisezeitpunkt, um Reisende von stark ausgelasteten Routen auf weniger ausgelastete Routen umzuleiten. Ein etabliertes Beispiel für die Beeinflussung der Reisezeiten sind von der Tageszeit abhängige Tarife, wie die bis Januar 2025 existierende 9-Uhr Tageskarte des Hamburger Verkehrsverbundes, die günstiger war als eine Ganztageskarte, aber erst ab 9 Uhr und somit ausschließlich außerhalb des morgendlichen Berufsverkehrs einsetzbar war (Hamburger Verkehrsverbund GmbH, 2024). Eine Maßnahme, um die konkrete Routenwahl zu beeinflussen, können Fahrgastinformationen darstellen, die zum Beispiel die Auslastung von Fahrzeugen kommunizieren, und so Reisende dazu bewegen sollen, weniger stark ausgelastete Verbindungen zu wählen (Dotzauer et al., 2025). Insgesamt ist es durch die weite Verbreitung von Auskunftsapps heutzutage sehr einfach möglich, Reisende auf Basis aktueller Daten mit Informationen zu versorgen. Alleine der DB Navigator, die Auskunftsapp der Deutschen Bahn, hat eigenen Angaben zufolge 23.7 Millionen aktive Nutzer (Deutsche Bahn AG, o. D. a.a). Diese Plattformen stellen somit Möglichkeiten dar, um Fahrgastlenkung in Echtzeit vorzunehmen.

Eine aufgrund geringer Kosten attraktive Möglichkeit zur Fahrgastlenkung, die unter anderem in Auskunftsapps umgesetzt werden können, sind sogenannte ‚Soft Measures'. Dieser Begriff beschreibt Interventionen im Verkehrsbereich, die das Mobilitätsverhalten beeinflussen, ohne besondere Veränderungen an Infrastruktur oder Preisstrukturen vorzunehmen, indem sie zum Beispiel psychologische Mechanismen ansprechen (Cairns et al., 2008). Zu derartigen Maßnahmen gehören auch Interventionen, die Richard Thaler und Cass Sunstein (2008) durch den von ihnen eingeführten Begriff des ‚Nudgings' beschreiben. Nudges zielen darauf ab, das Entscheidungsverhalten durch Veränderungen der

Entscheidungsarchitektur vorhersehbar zu beeinflussen. Die geringen Kosten derartiger Interventionen machen sie attraktiv für zum Beispiel politische Entscheidungsträger, da bereits kleine Effekte dafür sorgen können, dass eine Intervention einen positiven Return on Investment erzielt. Nudges wurden in der Verkehrsforschung bereits in unterschiedlichen Kontexten und auch in Untersuchungen zum öffentlichen Verkehr erprobt. Interventionen zur Beeinflussung des Routenwahlverhaltens wurden allerdings vorwiegend im Individualverkehr untersucht (Fuest et al., 2023; Ringhand & Vollrath, 2018).

Die vorliegende Arbeit hat zum Ziel zu untersuchen, ob Nudges eine Möglichkeit zur Beeinflussung des Routenwahlverhaltens im ÖPNV darstellen, und somit in Zukunft zur Fahrgastlenkung eingesetzt werden können. Die geprüfte Hypothese geht aufgrund der Ergebnisse in bisheriger Forschung zur Beeinflussung von Routenwahl davon aus, dass die Empfehlung einer Route die Chance erhöht, dass diese Route gewählt wird. Darüber hinaus wird die Relevanz der Routeneigenschaften Reisezeit, Umstiege und Auslastung für die Routenwahl geprüft und die Interaktion dieser mit der Existenz von Zeitdruck bei der Reise untersucht. Dabei wird erwartet, dass sich die Relevanz der Routeneigenschaften davon abhängig verändert, ob Zeitdruck besteht oder nicht. Zur Beantwortung der Fragestellungen, wurde ein Discrecte Choice Experiment konzipiert, an dem Versuchspersonen über einen Online-Fragebogen teilnehmen konnten. Im Rahmen des Experiments wählten Versuchspersonen wiederholt eine Route aus ÖPNV-Routenpaaren mit den gleichen Start- und Endpunkten aus. Die Versuchspersonen wurden dabei einer von vier Gruppen zugeteilt, die sich dahingehend unterschieden, ob sie Routenempfehlungen erhielten und ob ihnen kommuniziert wurde, dass bei Ihrer Reise Zeitdruck bestand. Das Wahlverhalten der Versuchspersonen diente als Maß, um den Einfluss der verschiedenen Faktoren zu bestimmen. Die Untersuchung soll zeigen, ob Nudges in Form von Routenempfehlungen ein vielversprechendes Instrument zur Fahrgastlenkung im ÖPNV darstellen und Erkenntnisse liefern, wie sich zentrale Routeneigenschaften auf die Routenwahl mit und ohne Zeitdruck auswirken.

2. Theoretischer Hintergrund, Fragestellungen und Hypothesen

2.1. Theoretischer Hintergrund

Interventionen zur Beeinflussung menschlichen Entscheidungsverhaltens basieren in der Regel auf den grundlegenden Theorien zum Entscheidungsverhalten aus der psychologischen und verhaltensökonomischen Forschung. Im Folgenden wird eine Auswahl der zentralen Theorien aus diesem Forschungszweig vorgestellt, um auf Basis dessen das Routenwahlverhalten von Menschen zu erklären und über welche Arten von Maßnahmen dieses beeinflusst werden kann.

2.1.1. Menschliches Entscheidungsverhalten

Im Laufe der letzten Jahrzehnte wurden verschiedene Theorien entwickelt, die dazu dienen, menschliche Entscheidungen zu erklären und vorhersagbar zu machen. Zwei solche Theorien sind die Erwartungsnutzentheorie (von Neumann et al., 1944) und die Theory of Planned Behavior (Ajzen, 1985, 1991). Die gemeinsame Grundlage dieser Theorien ist der Rational-Choice Ansatz, dessen Wurzeln auf philosophische Strömungen des 18. Jahrhunderts wie den schottischen Utilitarismus zurückzuführen sind. Die Grundannahme des Rational-Choice Ansatzes ist, dass Menschen Entscheidungen rational nach ihren Präferenzen treffen (Petermann, 2005). Diese Grundannahme wird in der Forschung vielfach kritisiert (Herfeld, 2022), unter anderem da empirische Ergebnisse oft nicht mit ihr kompatibel sind (Hewig et al., 2011; Sher et al., 2022). Dennoch dienen die genannten Theorien in der Psychologie häufig als grundlegende Erklärungsansätze. Die Annahme rationaler Entscheidungen wird dabei in der Regel als Baseline Modell verwendet. Abweichungen davon werden wiederum mit psychologischen Mechanismen erklärt (Gigerenzer & Gaissmaier, 2011; Lieder & Griffiths, 2020). Eine Theorie, die dies zum Ziel hat, ist die Prospect Theory von Kahneman und Tversky (1979). Um einen Überblick über Theorien zu menschlichem Entscheidungsverhalten zu geben, werden die Erwartungsnutzentheorie, die Theory of Planned Behavior und die Prospect Theory in den folgenden Abschnitten kurz beschrieben.

2.1.1.1. Erwartungsnutzentheorie

Die Vorstellung von Gewinn- oder Nutzenmaximierung ist treibend, insbesondere für die verhaltensökonomische Forschung. Verhaltensökonom_innen gehen unter

Berücksichtigung individueller Präferenzen grundsätzlich davon aus, dass Menschen Entscheidungen abhängig davon treffen, welche Option den höchsten erwarteten Nutzen für sie darstellt (Phelps, 2024). Die übliche Grundlage für die Analyse dieser Entscheidungen bildet die Erwartungsnutzentheorie (von Neumann et al., 1944). Sie geht davon aus, dass Menschen Entscheidungen rational treffen und stets die nützlichere Alternative wählen. Neben den subjektiven Nutzenwerten der Alternativen spielen dabei die Eintrittswahrscheinlichkeiten der jeweiligen Konsequenzen eine Rolle. Auf Basis dieser Grundannahme wurden in den vergangenen Jahrzehnten verschiedene sogenannte Nutzenfunktionen entwickelt, die unterschiedliche Aspekte berücksichtigen, wie zum Beispiel den Einfluss von Einkommen und Preisen (Kalman, 1968; Tohamy & Mixon, 2004), oder individuelle Risikopräferenzen (Phelps, 2024). Die Grundannahmen bleiben aber die gleichen.

2.1.1.2. Theory of Planned Behavior

Der Theory of Planned Behavior zufolge wird menschliches Verhalten durch die Verhaltensintention und die wahrgenommene Verhaltenskontrolle bestimmt. Die Verhaltensintention hängt dabei wiederum von der Einstellung der Person gegenüber dem Verhalten, der wahrgenommenen subjektiven Norm sowie der wahrgenommenen Verhaltenskontrolle ab. Die zentralen Fragen bei der Entscheidung für oder gegen Verhalten sind laut Theorie: Wie finde ich das Verhalten? Wie finden andere für mich wichtige Menschen das Verhalten? Und bin ich in der Lage das Verhalten zu zeigen? (Ajzen, 1985, 1991). Während die Verhaltenskontrolle also vergleichbar mit der Wahrscheinlichkeit ist, dass ein bestimmtes Outcome erzielt werden kann, lassen sich die Aspekte der sozialen Norm und der persönlichen Einstellung unter dem Nutzen eines Verhaltens zusammenfassen. Grund dafür ist, dass sowohl persönliche positive Einstellungen als auch eine erwartete soziale Anerkennung als Nutzen für das Individuum betrachtet werden können (Granovetter, 1985).

2.1.1.3. Prospect Theory

Die Prospect Theory versucht Erklärungen für menschliches Entscheidungsverhalten zu liefern, das mit der Erwartungsnutzentheorie inkongruent ist (Kahneman & Tversky, 1979). Der Theorie zufolge sind Entscheidungen zwischen Alternativen ein zweistufiger Prozess. Zunächst werden die Alternativen analysiert und für den Entscheidungsprozess

simplifiziert, danach erst erfolgt der Entscheidungsprozess. Kahneman und Tversky zufolge ist der Analyseprozess von Biases betroffen. So werden Outcomes nicht in Bezug auf das finale Level an Nutzen, das sie bringen, bewertet, sondern als Gewinne oder Verluste im Vergleich zum aktuellen Zustand eingeordnet. Zudem werden Ergebnisse, die übereinstimmen, gebündelt und als ein und dieselbe Alternative behandelt. Weitere Annahmen der Theorie sind, dass Menschen risikobehaftete Aspekte von sicheren Aspekten getrennt betrachten, Eigenschaften ignorieren, die alle Optionen teilen, numerische Werte vereinfachen und nach Optionen suchen, die einer anderen Option in jeglicher Hinsicht unterlegen sind und diese dann ausschließen. Diese Effekte im Verarbeitungsprozess können dazu führen, dass Menschen ‚irrationale' Entscheidungen treffen. Entsprechend sind, anders als bei der Erwartungsnutzentheorie, die Entscheidungsgewichte nicht äquivalent zu der Wahrscheinlichkeit der Ereignisse, auch wenn sie in Teilen von diesen abhängen. Die Autoren betonen dabei, dass es sich hierbei nicht um Biases im Sinne einer falschen Einschätzung von Wahrscheinlichkeiten handelt, sondern um eine Überbewertung bestimmter Outcomes unter bestimmten Wahrscheinlichkeiten. Als ein Beispiel führen sie das Lottospielen an, da kleine sichere Verluste mit der sehr geringen Chance auf einen sehr hohen Gewinn attraktiv für Menschen erscheinen. Ähnlich wie die klassische Erwartungsnutzentheorie basiert die Prospect Theory auf monetären Entscheidungen, wurde aber auch in anderen Kontexten, unter anderem dem Verkehrskontext, bereits validiert (de Moraes Ramos et al., 2011; Yang & Jiang, 2014).

2.1.1.4. Bestimmung von Nutzenwerten

Neben der Bestimmung der Eintrittswahrscheinlichkeiten spielt insbesondere bei nicht monetären Entscheidungen die Bestimmung der Nutzenwerte eine große Rolle. Ein Problem bei der Quantifizierung menschlicher Präferenzen ist, dass Wahlalternativen sich häufig aus verschiedenen Eigenschaften zusammensetzen. Luce und Tukey (1964) schlagen aus diesem Grund vor, Stimuli mit verschiedenen Eigenschaften als Summe dieser Eigenschaften zu betrachten. Diese Betrachtungsweise hat sich in den vergangen Jahrzehnten insbesondere in der Marktforschung durchgesetzt. So wird beispielsweise der Nutzen einer Schokolade als Summe der Nutzenwerte von Eigenschaften wie Preis, Kakaoanteil oder dem Vorhandensein eines Öko-Labels betrachtet (Backhaus et al., 2021). Die Annahme ist also, dass Menschen

Präferenzentscheidungen auf Basis der maximalen Summe der Nutzenwerte der einzelnen Eigenschaften der Alternativen treffen. Entsprechend dieser Annahme lassen sich die Nutzenwerte einzelner Eigenschaften bestimmen, wenn die Präferenzentscheidungen zwischen verschiedenen Alternativen mit variierenden Eigenschaften analysiert werden. So lässt sich der Theorie zufolge einerseits bestimmen, welche Ausprägungen einer Eigenschaft als positiv wahrgenommen werden und andererseits wie relevant einzelne Eigenschaften für die Gesamtbewertung des Stimulus sind.

Die Nutzenwerte individueller Eigenschaften für verschiedene Individuen hängen neben den Eigenschaften selbst auch von den Eigenschaften der entscheidenden Individuen ab. Diese Eigenschaften variieren interindividuell und intraindividuell, sodass präferierte Alternativen sich sowohl zwischen Personen als auch innerhalb einer Person zu verschiedenen Zeitpunkten unterscheiden können (Batarce et al., 2016). Eine Möglichkeit mit dieser Varianz umzugehen ist die Random Utility Theory. Diese geht davon aus, dass der individuelle ‚Nutzen', den eine Person einer Wahlalternative zuschreibt latent ist, also nicht beobachtet werden kann. Der Theorie zufolge kann der Gesamtnutzen allerdings aufgeteilt werden in den systemischen und zufälligen Anteil. Der systemische Anteil setzt sich aus den variierten Eigenschaften der Wahlalternativen und erhobenen Eigenschaften der Person zusammen und ist somit erklärbar. Unter dem zufälligen Anteil werden alle nicht beobachteten Eigenschaften der Person und Situation zusammengefasst (Louviere et al., 2010). Für die Analyse der Nützlichkeit wird davon ausgegangen, dass der zufällige Teil entsprechend zufällig in der Bevölkerung verteilt ist (McFadden, 1980). Unter dieser Annahme können zumindest personenübergreifend Aussagen über die Präferenzen bezüglich individueller Eigenschaften getroffen werden.

Für die vorliegende Arbeit wird angenommen, dass Menschen bei Routenwahlentscheidungen dazu neigen, die von ihnen präferierte Route zu wählen. Für die Nutzenwerte der Routen wird angenommen, dass diese sich additiv aus den Nutzenwerten ihrer Eigenschaften zusammensetzen. Weiterhin wird angenommen, dass die unbeobachteten individuellen Eigenschaften und Zustände, die Präferenzen beeinflussen, zufällig in der Population verteilt sind. Im folgenden Abschnitt werden Erkenntnisse aus der Routenwahlforschung vorgestellt, die Aussagen über die Präferenzen von Fahrgästen treffen.

2.1.2. Routenwahlverhalten im ÖPNV

Auch in der Untersuchung von Routenwahlverhalten wird in der Forschung in der Regel davon ausgegangen, dass Routen von Reisenden als Summe ihrer Eigenschaften betrachtet und ausgewählt werden. Im Folgenden wird eine Übersicht über die Erkenntnisse der Forschung gegeben, welche Eigenschaften das Routenwahlverhalten beeinflussen.

Eine der zentralen Routeneigenschaften ist die Fahrzeugauslastung. Diese ist nicht nur ein wichtiger Aspekt für die Optimierung des Verkehrssystems, sondern mehreren Studien zufolge auch ein zentraler Faktor, den Reisende bei der Routenwahl berücksichtigen (Batarce et al., 2015, 2016; Li et al., 2017; Preston et al., 2017; Tirachini et al., 2017). Ergebnissen von Batarce et al. (2015) und Preston et al. (2017) zufolge ist die Fahrzeugauslastung allerdings vor allem relevant, wenn Fahrzeuge stark ausgelastet sind. Ein wichtiger Aspekt dabei scheint auch zu sein, ob Sitzplätze zur Verfügung stehen. So scheint der negative Einfluss einer höheren Auslastung zuzunehmen, sobald keine Sitzplätze mehr zur Verfügung stehen (Preston et al., 2017). Einer Umfrage von Li et al. (2017) zufolge scheint der Einfluss der Auslastung zudem abhängig vom Verkehrsmittel zu sein. So zeigten ihre Ergebnisse zum Beispiel, dass eine hohe Auslastung im Bus relevanter ist als in der Metro. Haywood und Koning (2013) berichteten weiterhin, dass das Problem bei hoher Auslastung tatsächlich die Dichte an Menschen zu sein scheint. Ihren Ergebnissen zufolge nimmt die Qualität der Fahrt erst ab mehr als einem Passagier pro Quadratmeter ab. Sie folgerten daraus, dass Reisende es bevorzugen, Menschen um sich herum zu haben, so lange es nicht dazu führt, dass sie zu wenig Platz haben. In der Literatur finden sich auch Interaktionen zwischen der Relevanz der Auslastung und soziodemographischen Eigenschaften. So stellten Batarce et al. (2016) heraus, dass sich bei älteren Menschen die Auslastung weniger negativ auf die Bewertung der Reisezeit auswirkt als bei jüngeren Menschen. Raveau et al. (2014) fanden bei einem Vergleich zwischen Metroreisenden in London und Santiago de Chile Hinweise darauf, dass Reisende in Santiago die Auslastung weniger stark berücksichtigen, was die Autor_innen darauf zurückführten, dass die Reisenden in Santiago höhere Auslastungen gewohnt sind.

Eine weitere relevante Routeneigenschaft ist die Reisezeit, die mit einer Route verbunden ist. Da diese Eigenschaft naheliegend und gut quantifizierbar ist, wird Reisezeit sogar häufig als Maß verwendet, um den Wert anderer Routeneigenschaften zu repräsentieren. So drückten zum Beispiel Preston et al. (2017) den Wert von verfügbaren

Sitzplätzen in der Wartezeit aus, die Passagiere bereit sind für diese zu investieren. Ein weiterer Befund aus einer Meta-Analyse von Wardman (2004) zur Bewertung der Reisezeit war, dass Fahrzeit, Wartezeit und Zeiten für Fußwege unterschiedlich bewertet wurden, wobei die reine Fahrzeit am positivsten bewertet wurde. Darüber hinaus werden auch zur Reisezeit Interaktionseffekte mit soziodemographischen Variablen sowie auch Interaktionen mit dem Zweck der Reise berichtet. In der Studie von Raveau et al. (2014) präferierten beispielsweise Reisende in London Laufzeiten gegenüber Wartezeiten während die Präferenz bei Reisenden in Santiago umgekehrt ausfiel. Weiterhin scheint Zeitdruck eine Rolle bei der Bewertung der Reisezeit zu spielen. Zwei Studien zufolge priorisieren Pendler_innen und Menschen, die beispielsweise einen Flug erreichen müssen, eine geringere Reisezeit beziehungsweise frühere Ankunftszeit stärker (Haywood & Koning, 2013; Preston et al., 2017).

Eine dritte relevante Routeneigenschaft ist die Anzahl der Umstiege. Reisende scheinen bereit zu sein, mehr für ihre Reise zu zahlen, wenn sie damit einen Umstieg vermeiden können (Batarce et al., 2015). Wurde der Wert von Umstiegen in Zeit ausgedrückt, berichteten Batarce et al. (2015), dass Reisende für einen Umstieg weniger eine zusätzliche Fahrzeit von etwa 6 Minuten in Kauf nahmen; Yap et al. (2020) berichteten etwa 5 Minuten Wartezeit und Raveau et al. (2014) zwischen 3 und 13 Minuten Fahrzeit. Raveau et al. (2014) stellten dabei fest, dass Umstiege an unterschiedlichen Stationen unterschiedlich bewertet wurden. Sie schlossen daraus, dass Umstiege von Aspekten wie dem Aufbau sowie der Infrastruktur der Station abhängig seien. Bezüglich Interaktionen mit soziodemographischen Eigenschaften wurde bei Umstiegen festgestellt, dass es Gewöhnungseffekte zu geben scheint. Ergebnissen von Yap et al. (2020) zufolge beeinflussen Umstiege die Routenwahl von Menschen, die viel Erfahrung mit Umstiegen haben, weniger. Raveau et al. (2014) kamen zu ähnlichen Ergebnissen. Sie erklärten einen weniger starken Einfluss von Umstiegen auf das Routenwahlverhalten von Menschen in London als in Santiago damit, dass Londoner mehr Umstiege gewohnt sind.

Über diese Routeneigenschaften hinaus wurden noch weitere Eigenschaften in bisherigen Studien untersucht. Eboli und Mazzulla (2008) fanden heraus, dass sich eine geringere Entfernung zur Anfangshaltestelle, eine höhere Servicefrequenz des Verkehrsmittels und ein geringerer Fahrpreis positiv auf die Auswahlchance einer Route

auswirken. Raveau et al. (2014) fanden heraus, dass Menschen direktere Routen, also Routen, die Reisende nicht zwischendurch weiter vom Ziel wegbringen, präferieren und Yap et al. (2020) berichteten, dass regelmäßige ÖV-Nutzer_innen Routen bevorzugen, die nicht teilweise auf der gleichen Strecke fahren wie die Alternativrouten. Die Ergebnisse von Raveau et al. (2014) zeigten außerdem, dass Reisende für derartige Einschätzungen die verfügbaren Verkehrskarten der Verkehrsmittel nutzen. Daraus schlossen sie, dass der Grad an Verzerrung der Karten im Vergleich zur Realität ebenfalls Einfluss auf Routenwahlverhalten nehmen könne.

Aus den genannten Forschungsergebnissen geht hervor, dass Menschen ihre Routenwahlentscheidungen von verschiedenen Faktoren abhängig machen. Wie eingangs erwähnt ist es für ein effizientes Verkehrssystem relevant, Menschen optimal auf die verfügbaren Verkehrsmittel zu verteilen. Im folgenden Abschnitt sollen Möglichkeiten exploriert werden, wie Menschen im Sinne einer besseren Fahrgastverteilung dazu bewegt werden können, sich für eine bestimmte Route zu entscheiden.

2.1.3. Möglichkeiten zur Einflussnahme auf Entscheidungsverhalten

2.1.3.1. Einflussnahme durch Veränderung der Nutzenwerte

Es gibt verschiedene Maßnahmen, die zu einer gleichmäßigeren Fahrgastverteilung auf die verfügbaren Alternativen im öffentlichen Verkehr beitragen können. Eine Möglichkeit ist, zu beeinflussen für welche Routen sich Reisende entscheiden. Wie in Abschnitt 2.1.1 beschrieben, geht die psychologische und verhaltensökonomische Forschung davon aus, dass menschliche Entscheidungen zwischen Alternativen näherungsweise durch den Nutzenwert der Alternativen vorhergesagt werden können. Den beschriebenen Theorien zufolge ist also die naheliegendste Möglichkeit, um das Routenwahlverhalten zu beeinflussen, die Nutzenwerte der Alternativen anzupassen. Die in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen Eigenschaften, die den Nutzenwert von Routenalternativen bestimmen, scheinen in großen Teilen für die Anpassung spezifischer Routen allerdings ungeeignet zu sein. Eine Anpassung von Eigenschaften wie der Reisezeit, der Anzahl von Umstiegen oder der Auslastung sind sicherlich für die globale Verkehrsplanung von Interesse, für die konkrete Entscheidung zwischen zwei Routen aber unrealistische Maßnahmen. Auch die naheliegende Option, den Preis der Routen anzupassen, scheint im ÖPNV unrealistisch, da die am weitesten

verbreiteten Preismodelle, keine spezielle Routenbepreisung ermöglichen. Daten des VDV zufolge werden seit Einführung des Deutschlandtickets für etwa 80-85% der Fahrten im ÖPNV Abo-Tickets verwendet. Alleine das Deutschlandticket besaßen Stand Juni 2025 mit 13 Mio. Personen über 40% der ÖPNV-Nutzenden (Verband Deutscher Verkehrsunternehmen e. V. et al., 2025). Auch die Bepreisung im Bartarif basiert in der Regel auf einem Zonensystem, das den Preis auf Basis der Zonen zwischen Start- und Zielpunkt festlegt und sich entsprechend nicht für eine spezifische Routenbepreisung anbietet (Weigele et al., 2025). Eine Alternative zur Anpassung des Preises wäre, bestimmte Routen Fahrgästen gar nicht zu präsentieren. Dabei würde es sich um eine Push-Maßnahme handeln, welche die Wahlfreiheit der Fahrgäste einschränkt. Es ist davon auszugehen, dass eine solche Maßnahme auf geringe Akzeptanz in der Bevölkerung stoßen würde, wie eine Studie von Thaller et al. (2024) für verschiedene Push-Maßnahmen im Verkehrskontext bereits zeigte. Ziel sollte also sein, Möglichkeiten zu finden, wie Menschen im Sinne einer besseren Fahrgastverteilung entscheiden, ohne dass die Nutzenwerte der Routenalternativen beeinflusst werden müssen oder die Entscheidungsfreiheit begrenzt werden muss.

Eine Möglichkeit dafür ist, Menschen über die für den Nutzenwert einer Route relevanten Eigenschaften zu informieren. Dies wird in Form von Fahrgastinformationssystemen bereits umgesetzt und erzielt positive Ergebnisse. Mehrere Studien zeigen, dass Real Time Transit Information (RTI), die aktuelle Informationen zu Eigenschaften des Fahrzeugs wie zum Beispiel Auslastung oder Ankunftszeit gibt, das Routenwahlverhalten beeinflussen kann (Cats et al., 2011; Kattan & Bai, 2018; Preston et al., 2017). Brakewood und Watkins (2019) haben in einem Review von 28 Studien positive Einflüsse von RTI auf verschiedene Faktoren gefunden. So verringerte RTI sowohl die wahrgenommene als auch die tatsächliche Wartezeit von Reisenden, erhöhte die Zufriedenheit der Reisenden und konnte zu einer erhöhten Nutzung des ÖPNV beitragen. Die Ergebnisse zum Einfluss auf die Reisezeit unterschieden sich stark. Die untersuchten Studien berichteten Reisezeitreduktionen zwischen 3% und 45%, wobei eine zitierte Studie ab einer Nutzungsquote der RTI von über 80% sogar eine Zunahme der Reisezeiten berichtete (Zargayouna et al., 2015).

Viele Studien beschäftigen sich im Rahmen der RTI explizit mit der Wirkung von Auslastungsinformationen. Petersen & Dotzauer (2023) fanden in ihrer Studie heraus, dass

Reisende Auslastungsinformationen wertschätzten und ihre Relevanz zunahm, je länger eine Fahrt dauerte. Darüber hinaus berichteten sie, dass das Nutzungsverhalten von Informationssystemen sowie der Nutzungszeitpunkt je nach Größe der Stadt und der Taktung der Verkehrsmittel variierte. So neigten Menschen aus Städten mit geringerer Taktung dazu, vor Reiseantritt auf RTI zuzugreifen, während Menschen aus Städten mit hoher Taktung die Informationen eher während der Fahrt nutzten. Darüber hinaus können Auslastungsinformationen am Bahnsteig Reisende dazu bewegen, auf ein späteres Fahrzeug zu warten, um eine Route mit hoher Auslastung zu vermeiden (Drabicki et al., 2023; Kattan & Bai, 2018; Preston et al., 2017). Laut den Studien von Preston et al. (2017) und Kattan und Bai (2018) scheint diese Bereitschaft allerdings vom Zweck der Reise abzuhängen. Pendler und Reisende mit Zeitdruck scheinen weniger bereit auf die nächste Verbindung zu warten als Freizeitreisende. Kattan und Bai (2018) fanden zudem Hinweise, dass die Wartebereitschaft vom Wetter abhängt. In der Studie von Drabicki et al. (2023) variierte die Wartebereitschaft sowohl mit der Dauer der zusätzlichen Wartezeit als auch mit dem Ausmaß der Auslastung im nächstmöglichen Fahrzeug.

Der positive Einfluss von einer Anreicherung der Entscheidungssituation mit relevanten Informationen entspricht dem Rational Choice Ansatz, da die Verfügbarkeit der Informationen zwar nicht den tatsächlichen aber durchaus den wahrgenommenen Nutzenwert der Alternativen verändert. Wie in Abschnitt 2.1.1 beschrieben, zeigen allerdings sowohl die Prospect Theory als auch verschiedene Untersuchungen zu menschlichen Biases, dass menschliches Entscheidungsverhalten nicht rational ist. Entsprechend sollten auch Beeinflussungen des Entscheidungsverhaltens möglich sein, die sich nicht auf die Nutzenwerte der Alternativen beziehen.

2.1.3.2. Nudges als Möglichkeit der Beeinflussung über Nutzenwerte hinaus

Thaler und Sunstein (2008) haben in ihrem einflussreichen Buch für derartige Interventionen den Begriff des Nudgings etabliert. Sie definierten einen Nudge als jeden Aspekt der Entscheidungsarchitektur, der menschliches Verhalten auf eine vorhersagbare Weise beeinflusst, ohne jegliche Optionen zu verbieten oder die ökonomischen Anreize signifikant zu verändern (Thaler und Sunstein, 2008). Sie müssen also wirken, aber gleichzeitig muss es einfach sein entgegen ihres Einflusses zu handeln. Die Autoren stützten

das Konzept dabei auf den irrationalen Aspekt menschlichen Entscheidungsverhaltens und betonten, dass Nudges das Entscheidungsverhalten eines rational handelnden Homo oeconomicus nicht beeinflussen würden, während sie das von Menschen beeinflussen. Als Beispiele für Nudges nannten sie unter anderem die Anordnung von Essen in einer Cafeteria oder Voreinstellungen auf Geräten. Thaler und Sunstein beschäftigten sich bereits in ihrem Buch mit einem möglichen Kritikpunkt an Nudging, dem Vorwurf, dass Nudging paternalistisch sei und Menschen in ihrer Entscheidungsfreiheit einschränke. Sie begegneten dieser Kritik einerseits damit, dass sie unterstellten, die Forderung nach absoluter Entscheidungsfreiheit basiere auf der Annahme, dass Menschen, wenn sie nicht beeinflusst werden, die für sich optimale Entscheidung treffen. Eine Annahme, die sie auf Basis der Forschungsergebnisse zu menschlichem Entscheidungsverhalten ablehnten. Darüber hinaus erklärten sie, dass beispielsweise die Beeinflussung von Kaufentscheidungen von Verkäuferseite bereits üblich und zudem in bestimmten Kontexten eine Beeinflussung unumgänglich sei. Hierzu führten sie erneut das Cafeteria Beispiel an, in dem Speisen in einer gewissen Ordnung präsentiert werden müssten und diese Ordnung zwangsläufig die Entscheidung beeinflusse, unabhängig davon, ob sie gezielt gewählt wurde oder nicht. Die Autoren sprachen von einem 'libertären Paternalismus' als moralische Grundlage des Konzepts, laut dem Nudges akzeptabel seien, solange sie die menschliche Entscheidungsfreiheit bewahren und Menschen zu einer für sie positiven Alternative beispielsweise bezüglich Gesundheit hin beeinflussen. Dabei betonten Thaler und Sunstein, dass die Alternative aus der Perspektive der entscheidenden Menschen vorteilhaft sein muss.

Nudges konnten bereits in verschiedenen Kontexten vielversprechende Ergebnisse liefern. So zeigte eine Meta-Analyse, dass die Menge an Essen, die Menschen konsumieren, von der Größe des Tellers beeinflusst werden kann. Eine Verdopplung der Tellergröße führte den Ergebnissen zufolge dazu, dass Menschen 41% mehr aßen (Holden et al., 2016). Venema et al. (2018) fanden in einer Feldstudie heraus, dass die Änderung der Standardeinstellung höhenverstellbarer Schreibtische auf die zum Stehen benötigte Höhe, den Anteil der Arbeit, die im Stehen verrichtet wurde, von 1.8% auf 13.1% erhöhen konnte. Dieser Effekt blieb in abgeschwächter Form noch zwei Monate nach der Intervention erhalten. In einem Feldversuch von Kroese et al. (2016) sorgte eine Neuanordnung der Produkte in einem Bahnhofskiosk dafür, dass Kund_innen mehr gesunde Produkte kauften, wobei die Anzahl

der gekauften ungesunden Produkte sich nicht veränderte. Loewenstein et al. (2015) stellten im Rahmen eines Online-Experiments fest, dass Voreinstellungen bei einer Studie zu Präferenzen bezüglich lebensverlängernden Maßnahmen beeinflussten, ob Personen sich eher im Sinne einer Verlängerung des Lebens oder im Sinne einer Leidensreduktion entschieden. Ölander & Thøgersen (2014) beschrieben Ergebnisse aus drei Studien, laut denen verschiedene Nudges das Energiesparverhalten von Personen beeinflussen können.

Trotz vielversprechender Ergebnisse ist Nudging seit seiner Einführung viel diskutiert und kritisiert worden. Einige Kritikpunkte betreffen die ungenaue Definition von Nudges, die begrenzte Möglichkeit den Einfluss von Nudges zu meiden, insbesondere wenn sie intransparent sind sowie die Annahme, dass Menschen stets eine tatsächliche rationale Präferenz haben (Congiu & Moscati, 2022). Darüber hinaus wird das Konzept des libertären Paternalismus als moralische Grundlage von Nudging kritisiert. Während Thaler und Sunstein (2008) Nudging als freiheitsbewahrend betrachten, weil es keine Wahloptionen verbietet, sehen andere Autor_innen, wie beispielsweise Grüne-Yanoff (2012) die Freiheit durch die gezielte Beeinflussung der Entscheidung durch andere eingeschränkt. Ein weiterer Kritikpunkt ist das inkohärente theoretische Fundament von Nudging, das sich vor allem auf eine Sammlung einzelner psychologischer Biases sowie generische Theorien stützt (Hauslbauer et al., 2022). Während die akademische Diskussion von Nudges also durchaus kritisch ist, zeigten Umfragen, dass der Blick auf Nudges in der Bevölkerung insgesamt als positiv einzuschätzen ist (Jung & Mellers, 2016; Sunstein, 2016).

Der Kritikpunkt der Intransparenz, also dass Nudges verwendet werden, ohne dass dies kommuniziert wird, wird von Forschenden mit der Annahme untermauert, dass Nudging am besten wirke, wenn die Nudges nicht wahrgenommen werden (Bovens, 2009). Es gibt allerdings Forschungsergebnisse, die gegen diese Annahme sprechen. So gab es zum Beispiel in den Untersuchungen von Kroese et al. (2016) und Loewenstein et al. (2015) sowohl Gruppen, in denen die Existenz des Nudges kommuniziert wurde, als auch Gruppen, in denen dies nicht der Fall war. In beiden Untersuchungen wirkte der Nudge unabhängig davon, ob er transparent gemacht wurde oder nicht, gleich gut. Es kann also davon ausgegangen werden, dass bestimmte Nudges in bestimmten Kontexten unabhängig davon wirken, ob ihre Existenz kommuniziert wird. Insgesamt ist bezüglich der Effektivität von Nudges festzustellen, dass es

scheinbar keinen robusten Nudge gibt, der in jeder Situation effektiv sein kann, sondern dass die Wirkung von Nudges als kontextabhängig zu betrachten ist (Congiu & Moscati, 2022).

2.1.3.3. Arten von Nudges

Nudges können sowohl anhand des Ziels ihrer Wirkung als auch anhand ihrer Wirkungsweise kategorisiert werden. Congiu & Moscati (2022) definierten zwei Kategorien von Nudges anhand ihrer Ziele: Pro-self Nudges, und Pro-social Nudges. Pro-self Nudges sind Nudges, die dem entscheidenden Individuum helfen Entscheidungen zu treffen, die seinen rationalen Präferenzen entsprechen. Dies sind die klassischen Nudges, die der Idee des libertären Paternalismus am nächsten kommen. Das Beispiel von Kroese et al. (2016), bei dem das gesündere Essen prominenter platziert wurde, ist dieser Kategorie zuzuordnen. Pro-social Nudges dienen dagegen nicht direkt dem Entscheider, sondern dem Wohl der Gesellschaft. Der Entscheider profitiert wenn überhaupt nur indirekt von dem Nudge, da er Mitglied der Gesellschaft ist. Aus diesem Grund folgern Congiu und Moscati auch, dass Pro-social Nudges nicht der Idee des libertären Paternalismus entsprechen. Die Anpassungen des Umweltverhaltens in den Untersuchungen, die Ölander und Thøgersen (2014) anführten, entsprechen dieser Kategorie. Darüber hinaus verglichen Congiu und Moscati (2022) Nudges mit Marketingmethoden, die Entscheider dazu bewegen, ein von Unternehmen erwünschtes Verhalten zu zeigen. Sie räumten ein, dass viele Marketingmethoden in ihrer Wirkweise nicht von Nudges zu unterscheiden sind. Um eine Unterscheidung zu ermöglichen, die über den libertären Paternalismus von Thaler und Sunstein (2008) hinausgeht, definierten sie die Bedingung, dass eine Intervention nicht ausschließlich der Person oder der Institution zugute kommen darf, die den Nudge platziert, sondern entweder dem beeinflussten Individuum oder der Gesellschaft zugute kommen muss. Ist mindestens eine dieser Bedingungen erfüllt, können auch Interventionen, die denen zugute kommen, die sie platziert haben, als Nudges gelten. Die vorliegende Arbeit orientiert sich an dieser Definition für Nudges.

Bezüglich der Unterscheidung nach der Wirkungsweise von Nudges ist zunächst anzumerken, dass Thaler und Sunstein (2008) sich auf Dual Process Theorien bezogen und diese als Grundlage für Nudging anführten. Dual Process Theorien zufolge kann bei der Analyse menschlichen Denkens zwischen zwei unterschiedlichen Systemen unterschieden werden. Die Autoren Stanovich und West (2000) bezeichneten diese als ‚System 1‘ und

‚System 2‘. Prozesse in System 1 basieren auf assoziativem Lernen und Heuristiken. Sie laufen sehr schnell und unbewusst ab, sodass Menschen nur das Ergebnis des Prozesses bewusst wahrnehmen. In System 1 können mehrere Prozesse parallel ablaufen. Die Prozesse in System 2 sind weitaus langsamer und müssen sequenziell nacheinander durchlaufen werden, da für sie das Arbeitsgedächtnis beansprucht werden muss. System 2 ist also weniger effizient als System 1, ermöglicht aber bewusste und abstrakte Denkprozesse (Evans, 2003; Stanovich & West, 2000). Bezüglich der Rollen, die beide Systeme im menschlichen Entscheidungsverhalten einnehmen, gibt es unterschiedliche Annahmen. Kahneman und Frederick (2002) beschreiben, dass sobald Entscheidungen getroffen werden müssen, System 1 automatisch und intuitiv eine Auswahl trifft. System 2 hat zunächst eine Überwachungsfunktion und prüft, ob Entscheidungen von System 1 korrigiert werden müssen. Tritt ein Konflikt auf, kann das System 2 eingreifen und die Entscheidung korrigieren, was zu längeren Reaktionszeiten führt. Die Überwachungsleistung von System 2 hängt dabei von verschiedenen Faktoren ab, wie beispielsweise der verfügbaren Zeit oder auch den verfügbaren kognitiven Kapazitäten. Zudem wird angenommen, dass das Monitoring im Alltag leichte Ungenauigkeiten nicht korrigiert, wenn diese nicht von großer Bedeutung sind (Kahneman & Frederick, 2002).

Thaler und Sunstein (2008) zufolge basieren schlechte Entscheidungen häufig darauf, dass System 1 eine falsche Entscheidung trifft, die von System 2 nicht korrigiert wird. Entsprechend der Dual Process Theorie gibt es zwei Möglichkeiten, dem entgegenzuwirken. Eine Möglichkeit ist, die Entscheidungsumgebung so anzupassen, dass System 1 zu einem anderen Ergebnis kommt und die andere ist, dafür zu sorgen, dass System 2 genug Ressourcen zur Verfügung gestellt werden, um eine Korrektur vorzunehmen. Für beide dieser Möglichkeiten können Nudges eingesetzt werden. Da zum Erreichen dieser Ziele unterschiedliche Methoden notwendig sind, kann entsprechend auch zwischen ‚Typ-1-Nudges' und ‚Typ-2-Nudges' unterschieden werden (Hansen & Jespersen, 2013). Typ-1-Nudges sprechen Hansen und Jespersen zufolge ausschließlich System 1 an, wirken also ohne Aufmerksamkeit und Reflektion während Typ-2-Nudges die Informationsverarbeitung von System 1 nutzen, um die Aufmerksamkeit von Personen zu lenken und somit das kontrollierte und reflexive Denken von System 2 anzuregen. Als Beispiel für einen Typ-1-Nudge führen die Autoren unter anderem das Beispiel der

Anordnung von Essen in einer Cafeteria an, welche das Essverhalten beeinflusst ohne bewusst wahrgenommen zu werden. Als Beispiel für einen Typ-2-Nudge führen sie zum Beispiel die ‚Look Right' Schriftzüge an Fußgängerüberwegen in London an, die die Aufmerksamkeit von Fußgängern gewinnen und daran erinnern sollen, in welche Richtung sie schauen sollen, um zu prüfen, ob sie die Straße sicher überqueren können. Die Unterscheidung ist also, dass Typ-1-Nudges automatisches Verhalten beeinflussen, ohne dass System 2 aktiviert wird, während Typ-2-Nudges gezielt einen Entscheidungsprozess im System 2 anregen.

Die Unterscheidung von Typ-1- und Typ-2-Nudges wurde auch von anderen Forschern übernommen und auch empirisch insbesondere bezüglich ihrer Beliebtheit untersucht. Sunstein (2016) hat zum Beispiel in einer Umfrage untersucht, welche Arten von Nudges in der Bevölkerung bevorzugt werden. Seinen Ergebnissen zufolge präferieren die meisten Menschen Typ-2-Nudges. Wurden die Menschen instruiert, dass Typ-1-Nudges effektiver seien, steigerte dies die Präferenz für Typ-1-Nudges. Sunstein folgert entsprechend, dass Typ-2-Nudges gegebenenfalls geschätzt werden, weil sie durch die aktive Entscheidung ein stärkeres Autonomiegefühl vermittelten. Dieser Aspekt sei weniger relevant, wenn sicher ist, dass Typ-1-Nudges effektiver sind. Eine Reihe von Umfragen von Jung und Mellers (2016) lieferte ähnliche Ergebnisse. Zudem fanden die Autoren heraus, dass ihre Befragten ohne weitere Informationen davon ausgingen, dass Typ-2-Nudges effektivere Mittel zur Verhaltensänderung seien.

Typ-2-Nudges scheinen also beliebter zu sein als Typ-1-Nudges. Neben der Bevölkerung scheint dies auch unter Forschenden der Fall zu sein. So betrachten Hansen und Jespersen (2013) lediglich transparente Typ-2-Nudges als grundsätzlich moralisch akzeptabel, da sie tatsächlich eine Entscheidungsfreiheit lassen. Typ-2-Nudges scheinen auch eine für Nudge-Kritiker besser akzeptable Intervention darzustellen. Ein Beispiel hierfür sind die von Grüne-Yanoff und Hertwig (2016) als Gegenentwurf zum Nudging eingeführten Boosts. Das Ziel dieser ist Menschen in ihren Fähigkeiten zu bestärken, selbst eine Entscheidung zu treffen, ohne Annahmen darüber zu treffen, welche Entscheidung für das Individuum optimal ist. Als Beispiel lieferten die Autoren unter anderem die Darstellung von statistischen Informationen als natürliche Häufigkeiten (z. B. 1 von 100) statt durch Wahrscheinlichkeiten oder Prozente, da Menschen auf Basis von natürlichen Häufigkeiten

Wahrscheinlichkeiten besser einschätzen können (Hoffrage et al., 2000). Das Ziel von Boosts ist es also, Menschen auf bessere Art und Weise zu informieren, um ihnen so zu ermöglichen, dass sie bessere Entscheidungen treffen können. Boosts können durchaus als Typ-2-Nudges betrachtet werden, wie dies zum Beispiel Sunstein (2016) in seinem Paper tut. Betrachtet man außerdem die von Jung und Mellers (2016) und Sunstein (2016) verwendeten und als Typ-2-Nudges deklarierten Interventionen, so fällt auf, dass auch viele von diesen vor allem eine Information für Entscheidende darstellen, die bei der Entscheidung hilfreich sein kann. Der einzige Unterschied zwischen Boosts und zumindest einer Gruppe von Typ-2-Nudges scheint also zu sein, dass Grüne-Yanoff und Hertwig (2016) sich explizit davon distanzierten, mit Boosts eine Richtung der Entscheidung vorgeben zu wollen.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass es sich bei Nudging um Interventionen handelt, die viel diskutiert werden, aber bereits erfolgreich zum Einsatz gekommen sind und in der Bevölkerung grundsätzlich Akzeptanz zu finden scheinen. Weiterhin ist der Nudge-Begriff sehr weit gefasst und umfasst eine Vielzahl unterschiedlicher Interventionen, die auf verschiedene Arten die Entscheidungsarchitektur beeinflussen. Neben den bereits genannten Anwendungsbeispielen, wurden auch in der Verkehrsforschung bereits Nudging-Interventionen erprobt. Im folgenden Abschnitt wird eine Auswahl dieser Untersuchungen vorgestellt.

2.1.4. Anwendung von Nudging in der Verkehrsforschung

Interventionen, die dem Nudging-Konzept zugeordnet werden können, wurden in der Verkehrsforschung im Rahmen verschiedener Kontexte erprobt. Dabei kamen unterschiedliche Interventionen zum Einsatz, die sich in ihrer Wirkweise und Zielsetzung unterschieden.

Gates et al. (2008) untersuchten in einem Feldversuch den Effekt von Streifen auf der Straße, die durch ihre Platzierung in abnehmendem Abstand die Illusion von Beschleunigung erzeugten. Durch die Intervention sollten Autofahrer_innen dazu bewegt werden, langsamer zu fahren. Die Intervention war insgesamt erfolgreich und konnte das durchschnittliche Tempo in der Kurve um bis zu 5 mph reduzieren. Das Tempo von schnelleren und aggressiveren Fahrer_innen konnte weniger reduziert werden als der Durchschnitt. Der Effekt hielt langfristig an, weshalb die Autor_innen davon ausgingen, dass die Wirkung über die

Neuigkeit der Infrastruktur hinausging. Dieses erfolgreiche Beispiel basierte auf der Illusion einer Tempoerhöhung, nutzte also aktiv einen Fehler der menschlichen Wahrnehmung aus und zielte direkt auf die Anpassung von Verhalten anstelle einer bewussten Entscheidung ab. Somit ist die Intervention als Typ-1-Nudge einzustufen. Da es für die Fahrer_innen nicht einfach ersichtlich war, dass die Intervention überhaupt stattfand, ist sie zudem als intransparent einzustufen.

Offiaeli und Yaman (2021) haben in einem Feldversuch untersucht, ob Vinylstreifen auf dem U-Bahnsteig in London verbunden mit Hinweisen an die Reisenden, diese dazu bewegen konnten, in den markierten Bereichen nicht zu stehen. Die Streifen markierten die Bereiche, wo die Türen der U-Bahn zum Stehen kommen sollten sowie einen freizuhaltenden Gehweg für aussteigende Fahrgäste. Ziel war die Haltezeiten der U-Bahn zu reduzieren, was durch die Intervention gelang. Die Haltezeiten konnten um bis zu 2.3 Sekunden reduziert werden, was den Autoren zufolge einem Return on Investment von sechs Pfund pro investiertem Pfund entsprach. Da die Intervention darauf abzielte, offen mittels eines schriftlichen Hinweises eine bewusste Entscheidung herbeizuführen, ist diese Intervention am ehesten als transparenter Typ-2-Nudge einzustufen. Kritisch hervorzuheben ist, dass zu Spitzenzeiten auch Personal am Bahnsteig war, das damit beauftragt wurde, die Reisenden auf die Regelung aufmerksam zu machen. Eine solche Regeldurchsetzung geht über die Maßnahmen hinaus, die üblicherweise im Rahmen der Nudge-Forschung eingesetzt werden. Da es sich bei der Untersuchung um einen Feldversuch handelte, ist nicht klar zu beantworten, wie gut die Intervention ohne diese Ergänzung funktioniert hätte.

Im Rahmen eines Online-Wahlexperiments haben Fuest et al. (2023) den Einfluss verschiedener kartographischer Darstellungen auf emotionale Reaktionen und Routenwahl untersucht. Die Teilnehmenden sollten dazu bewegt werden, die längere von jeweils zwei Routen zu wählen. Als Grund wurde ein hohes Verkehrsaufkommen oder eine hohe Luftverschmutzung genannt. Es wurden unterschiedliche Routendarstellungen erprobt, bei denen die Linie, die die Route repräsentierte, das die jeweilige Route umgebende Gebiet oder beide Aspekte visuell hervorgehoben wurden. Während ohne spezielle Routendarstellung 70.7% der Teilnehmenden zur kürzeren Route tendierten, tendierten in den verschiedenen Darstellungsvariationen zwischen 50% und über 90% der Teilnehmenden zu der längeren aber sozial verträglichen Route. Teilnehmende, denen die Verkehrsdichte als Grund vermittelt

wurde, wurden stärker durch eine Hervorhebung der Routenlinie beeinflusst. Teilnehmende in der Luftverschmutzungsbedingung wurden stärker durch die Hervorhebung der Umgebung beeinflusst. Die Auswahl eines Nudges zur Beeinflussung der Routenwahl im PKW-Verkehr scheint also von der kommunizierten Begründung der Empfehlung abzuhängen. Da das Ziel der Intervention im Versuch begründet wurde und viele der visuellen Hervorhebungen den Nachteil der kürzeren Route deutlich kommuniziert haben (z. B. dunkler Rauch im Bild) kann diese Intervention als transparenter Nudge eingestuft werden. Der Kategorisierung von Hansen und Jespersen (2013) zufolge ist er zudem als Typ-2-Nudge einzustufen, da er emotionale Aktivierung nutzt, um eine bewusste Entscheidung zu beeinflussen.

Hauslbauer et al. (2022) haben in einem Online-Experiment die Effektivität zweier unterschiedlicher Nudges erprobt, um Arbeitnehmer_innen dazu zu bewegen, ein Abonnement für ein optionales Job-Ticket abzuschließen. Es wurde sowohl ein Default-Nudge erprobt, bei dem die Zustimmung zum Ticket bereits ausgewählt war und aktiv abgewählt werden musste als auch ein Soziale-Norm-Nudge, bei dem kommuniziert wurde, dass viele Mitarbeiter des Unternehmens das Job-Ticket nutzen würden. Keiner der beiden Nudges beeinflusste die Anzahl der abgeschlossenen Abonnements signifikant, die Interventionen waren also nicht erfolgreich. Bezüglich der Einordnung der Interventionen ist der Default-Nudge als intransparenter Typ-1-Nudge einzuordnen, da er durch die Vorauswahl zum Ziel hatte, eine Intervention durch System 2 zu vermeiden, statt sie zu aktivieren. Weiterhin kann nicht davon ausgegangen werden, dass Entscheider_innen die Vorauswahl bewusst als Beeinflussung wahrgenommen haben. Der Soziale-Norm-Nudge nutzte im Gegenzug die Präsentation des Verhaltens anderer, um System 2 gezielt zu aktivieren und eine bewusste Entscheidung für das Ticket hervorzurufen. Es kann davon ausgegangen werden, dass Entscheider_innen durch eine prominente Platzierung der Norm bewusst wurde, dass das Ziel dieser war, sie zum Abschließen eines Abonnements zu bewegen. Aus diesem Grund ist diese Intervention als transparenter Typ-2-Nudge einzuordnen.

Ringhand und Vollrath (2018) untersuchten, inwiefern Routenempfehlungen verwendet werden können, um Autofahrende dazu zu bewegen, Routenwahlentscheidungen zu treffen, die für den Gesamtverkehrsfluss von Vorteil sind. In einer Online-Umfrage gefolgt von einer Fahrsimulatorstudie fanden die Autor_innen heraus, dass Empfehlungen zu einer leichten Erhöhung der Nutzung von systemoptimalen Routen führten. Dieses Ergebnis war

unabhängig von anderen Routeneigenschaften und der Ausführlichkeit der Information. Die durchgeführte Online-Umfrage diente als Grundlage für das Versuchsdesign der vorliegenden Arbeit, im Rahmen welcher eine vergleichbare Empfehlung im ÖPNV erprobt wurde. In der Studie wurden Teilnehmende in einem Mixed-Design einer von vier Gruppen zugewiesen: (1) Es bestand kein Zeitdruck bei der Reise und es gab keine Routenempfehlungen; (2) Es bestand kein Zeitdruck bei der Reise und es gab Routenempfehlungen; (3) Es bestand Zeitdruck bei der Reise und es gab keine Routenempfehlungen und; (4) Es bestand Zeitdruck bei der Reise und es gab Routenempfehlungen. Zeitdruck wurde induziert, indem ein wichtiger Termin in der Instruktion als Reisegrund angeführt wurde. Die Routenempfehlungen wurden eingeleitet mit einer kurzen Erklärung, mit welcher Zielsetzung das Verkehrsmanagement Routenempfehlungen ausgebe. Als konkrete Empfehlung wurde bei jeder Routenwahl eine Route als vom Verkehrsmanagement empfohlen ausgegeben. Über die Gruppen hinaus wurden within-subject die Dauer der Rotphase auf der Route mit einer roten Ampel (Hauptroute) variiert sowie wie viel kürzer oder länger eine Reise auf der Alternativroute dauern würde. Die verwendete Intervention unterschied sich zwischen Online-Umfrage und Fahrsimulatorversuch nicht grundsätzlich und kann aufgrund der vorherigen Erklärung und offensichtlichen Präsentation als transparenter Nudge eingestuft werden. Da die Empfehlung außerdem die Aufmerksamkeit gewinnen und so eine bewusste Entscheidung von System 2 ermöglichen und beeinflussen sollte, handelte es sich hierbei um einen Typ-2-Nudge.

Die vorgestellten Forschungsergebnisse zeigen, dass Nudging-Interventionen auch in der Verkehrsforschung bereits in verschiedenen Kontexten untersucht wurden. Bezüglich der Effektivität dieser Interventionen finden sich heterogene Ergebnisse.

2.2. Fragestellungen und Hypothesen

Verschiedene Theorien zum menschlichen Entscheidungsverhalten zeigen, dass Nutzenwerte das menschliche Wahlverhalten zwar maßgeblich beeinflussen können, menschliches Entscheidungsverhalten allerdings gleichzeitig nicht als vollständig rational zu bewerten ist (Ajzen, 1985, 1991; Kahneman & Tversky, 1979; von Neumann et al., 1944). Unter dem Begriff ‚Nudges' zusammengefasste Interventionen, die die Entscheidungsarchitektur beeinflussen, ohne die Nutzenwerte selbst zu verändern scheinen

vielversprechende Möglichkeiten darzustellen, um menschliches Entscheidungsverhalten zum Positiven zu beeinflussen (Congiu & Moscati, 2022; Thaler & Sunstein, 2008). Bisherige empirische Untersuchungen sowohl aus dem Verkehrskontext als auch aus anderen Kontexten liefern insgesamt vielversprechende Ergebnisse. Gleichzeitig ist festzustellen, dass die bisherige Forschung aus dem Verkehrskontext insbesondere zum Thema Routenwahl vor allem den Individualverkehr betrachtet. Routenwahl ist allerdings auch im ÖPNV, wie eingangs beschrieben, ebenfalls ein zentrales Thema, da das Wahlverhalten der Reisenden maßgeblich für die Optimierung der Auslastung öffentlicher Verkehrsnetze ist. In diesem Kontext zeigen empirische Studien, dass verschiedene Routeneigenschaften, insbesondere Reisedauer, Umstiege und Auslastung das Wahlverhalten beeinflussen. Das Ausmaß des Einflusses dieser Faktoren ist allerdings noch nicht hinreichend erforscht. Darüber hinaus ist fraglich, ob Nudges auch das Routenwahlverhalten im öffentlichen Verkehr beeinflussen können. Aus diesem Grund beschäftigt sich die vorliegende Arbeit mit den folgenden Fragestellungen, mit auf Basis der vorherigen Forschung abgeleiteten Hypothesen:

Fragestellungen und Hypothesen

1. Wie relevant sind die einzelnen Faktoren Reisezeit, Anzahl Umstiege und Auslastung für die Routenwahl?

   Hierbei handelt es sich um eine explorative Fragestellung zur Ordnung der Faktoren. Es wird angenommen, dass alle Faktoren die Routenwahl beeinflussen. Zur Rangfolge werden keine Hypothesen formuliert.
2. Unterscheidet sich der Einfluss der Faktoren abhängig davon, ob Zeitdruck besteht oder nicht?

   H2: Die Einflüsse der drei Faktoren Reisezeit, Umstiege und Auslastung verändern sich, wenn Zeitdruck besteht.

   H2.1: Der Einfluss der Reisezeit nimmt unter Zeitdruck zu.

   H2.2: Der Einfluss der Umstiege nimmt unter Zeitdruck zu.

   H2.3: Der Einfluss der Auslastung nimmt unter Zeitdruck ab.
3. Kann Nudging die Routenwahl beeinflussen?

   H3: Der verwendete Nudge sorgt dafür, dass die empfohlene Route häufiger gewählt wird.

3. Methode

3.1. Versuchsdesign

Zur Beantwortung der Fragestellungen wurde eine Choice Based Conjoint Analyse (CBCA) verwendet. Wie die klassische Conjoint Analyse hat auch die Choice Based Conjoint Analyse das Ziel, zu prüfen, wie wichtig die einzelnen Eigenschaften einer Wahloption für die Wahlentscheidung sind. Die CBCA simuliert dabei eine tatsächliche Wahlentscheidung, indem Befragte sich wiederholt zwischen Optionen entscheiden müssen, statt eine Vielzahl von Optionen numerisch zu bewerten oder anhand ihrer Präferenzen zu ordnen (Backhaus et al., 2021). Zur Umsetzung der CBCA wurde ein Wahlexperiment konzipiert, bei dem Versuchspersonen für 19 Choice Sets wiederholt zwischen zwei unterschiedlichen Routen mit der Straßenbahn als öffentliches Verkehrsmittel wählen mussten. Es handelte sich um ein 2 x 2 x 3 x 3 x 3-Mixed Design, mit zwei zweistufigen Zwischensubjektfaktoren und drei dreistufigen Innersubjektfaktoren. Die Zwischensubjektfaktoren wurden leicht angepasst aus der Online-Untersuchung von Ringhand und Vollrath (2018) übernommen. Die Innersubjektfaktoren wurden verändert, um die beschriebenen relevanten Routeneigenschaften im ÖPNV abzubilden. Sie wurden innerhalb der Choice Sets variiert.

Der erste Zwischensubjektfaktor war das Bestehen von Zeitdruck. Versuchspersonen, bei denen Zeitdruck induziert wurde, wurden in der Instruktion informiert, dass Sie die Route wählen würden, um einen Anschlusszug zu erreichen. Versuchspersonen, bei denen kein Zeitdruck induziert wurde, erhielten einen anderen nicht zeitkritischen Reisegrund.

Der zweite Zwischensubjektfaktor war das Vorhandensein des Nudges. Versuchspersonen, denen der Nudge präsentiert wurde, erhielten eine Information, dass das Verkehrsmanagement Routen empfehlen würde, um die Auslastung im Verkehrssystem zu optimieren. Während des Routenwahlexperimentes erhielten diese Versuchspersonen bei jedem Routenpaar eine Empfehlung für eine Route. Versuchspersonen, denen der Nudge nicht präsentiert wurde, erhielten weder die Empfehlung noch die Information vor Beginn des Versuchs. Die Vergabe der Empfehlung in der Nudge-Bedingung erfolgte nach den Eigenschaften der Routen. Da die Empfehlung primär zur Auslastungsverteilung dienen sollte, wurde die Route mit der geringeren Auslastung empfohlen. Bei gleicher Auslastung wurde die Route mit weniger Umstiegen empfohlen, da höhere Personenzahlen bei

Umstiegen die Haltezeiten verlängern und somit die Fahrzeit von Fahrzeugen erhöhen können (Christoforou et al., 2020). Die Zielsetzung dieser Vergabe war einerseits, die Empfehlung für die Versuchspersonen plausibel zu halten und andererseits eine höhere externe Validität mittels realistischer Vergabekriterien zu erreichen.

Der erste Innersubjektfaktor war die Reisezeit auf den Routen. Die drei Stufen dieses Faktors waren 15 Minuten, 20 Minuten und 25 Minuten. Die Reisezeit wurde im Wahlexperiment mit Abfahrtszeit, Ankunftszeit und Dauer der Reisezeit präsentiert. Die Abfahrtszeiten der Routen wurden nicht variiert, sodass eine längere Reisezeit mit einer späteren Ankunftszeit einherging.

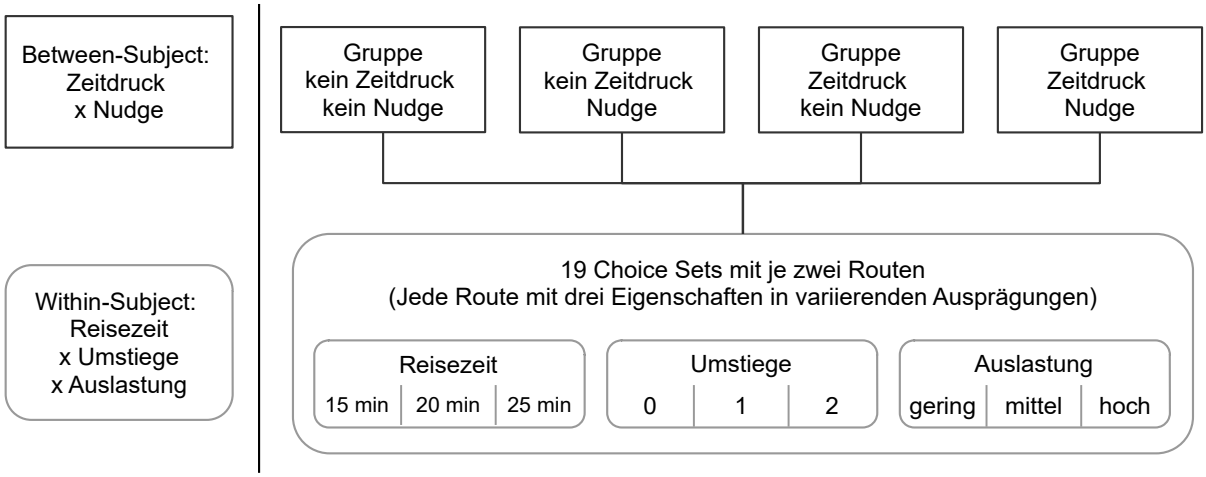
Der zweite Innersubjektfaktor war die Anzahl der Umstiege. Diese wurde ebenfalls in drei Stufen mit null Umstiegen, einem Umstieg und zwei Umstiegen variiert. In der Instruktion wurde erklärt, dass alle Umstiege, insofern vorhanden, problemlos und ohne lange Wartezeit erreichbar seien.

Der dritte Innersubjektfaktor war die Auslastung der Fahrzeuge auf den Routen. Dieser Faktor wurde in drei Stufen variiert. Als Richtwert für die Auslastungsstufen dienten die Auslastungsstufen der deutschen Bahn (Deutsche Bahn AG, o. D. a.b). Die Auslastung der jeweiligen Stufen wurde erhöht, um die Ergebnisse von Preston et al. (2017) zu berücksichtigen, dass ein wichtiger Faktor für die Relevanz der Auslastung die Verfügbarkeit von Sitzplätzen zu sein scheint. Die niedrigste Auslastungsstufe bedeutete, dass die Mehrheit der Sitz- und Stehplätze in den Fahrzeugen frei sein würden. Die mittlere Auslastungsstufe bedeutete, dass nur noch wenige Sitzplätze sowie ein Großteil der Stehplätze frei sein würden. Die höchste Auslastungsstufe bedeutete, dass keine Sitzplätze und nur noch maximal die Hälfte der Stehplätze frei sein würden.

Als abhängige Variable wurde das Routenwahlverhalten der Versuchspersonen erhoben. Operationalisiert wurde dieses, indem Versuchspersonen bei jedem Choice Set die Möglichkeit hatten, eine der beiden vorgeschlagenen Routen zu wählen oder anzugeben, dass sie keine der beiden vorgeschlagenen Routen wählen würden. Dabei wurde für jede Option in jedem Choice Set aufgezeichnet, ob diese gewählt wurde oder nicht, sodass auf Basis des Entscheidungsverhaltens, die Nutzenwerte der variierten Routeneigenschaften bestimmt werden konnten. Abbildung 1 zeigt eine schematische Darstellung des Versuchsdesigns.

Abbildung 1

Schematische Darstellung des Versuchsdesigns

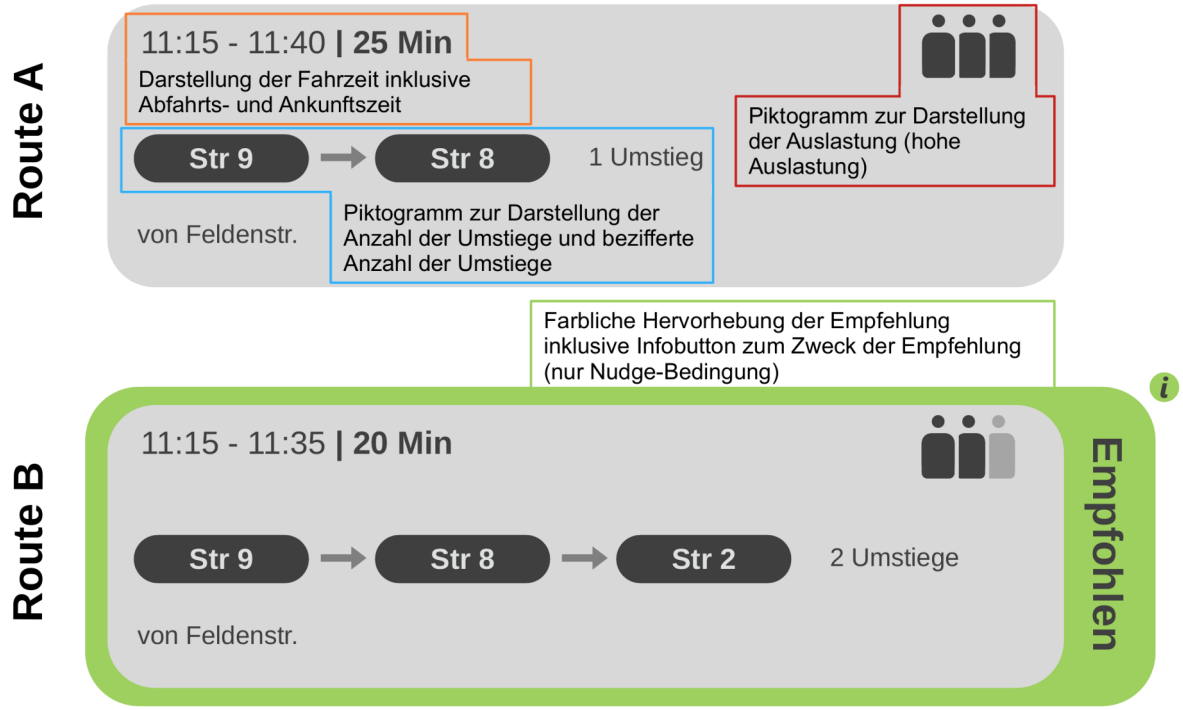


3.2. Materialien der Untersuchung

Die Untersuchung wurde in Sosci-Survey (Leiner, 2025) durchgeführt. Für den Zugriff auf den Fragebogen konnten die Versuchspersonen einen eigenen Computer oder ein mobiles Endgerät (Smartphone oder Tablet) nutzen. Die zu beurteilenden Routen wurden in Anlehnung an moderne Navigationsapps dargestellt. Diesen Darstellungen konnten die Versuchspersonen die Reisezeit, Anzahl der Umstiege und Auslastung über die gesamte Route entnehmen. In den Gruppen der Nudge-Bedingung wurde zudem die empfohlene Route hervorgehoben. Abbildung 2 zeigt ein Beispiel-Choice Set mit Erklärungen, welche Aspekte die jeweiligen Faktorausprägungen repräsentierten. Die Reisezeit wurde in Textform, die Anzahl der Umstiege in Textform sowie Piktogrammen und die Auslastung in Form Piktogrammen präsentiert. Die Darstellung der Auslastung orientierte sich an der Auslastungsdarstellung der deutschen Bahn (Deutsche Bahn, o.D.a.b). Unter einem Informationsbutton konnten die Versuchspersonen in der Nudge-Bedingung außerdem erneut die Zielsetzung der Empfehlung nachlesen. Für das Design der Stimuli wurde Libre Office Impress verwendet (The Document Foundation, 2026). Die vollständige Erläuterung der Stimuli aus der Instruktion ist in Anhang A zu finden. In Anhang B sind alle Choice Sets präsentiert.

Abbildung 2

Beispielstimulus aus der Nudge-Bedingung



Anmerkung. In hervorgehobenen Kästchen stehen Erklärungen zu Komponenten des Stimulus.

3.3. Durchführung

Die Versuchspersonen wurden über einen Link zum Fragebogen für den Versuch geleitet. Auf der ersten Seite wurden die Teilnehmenden über die Dauer und den Zweck der Untersuchung informiert, Einflussfaktoren auf die Routenwahl im ÖPNV zu untersuchen. Sie wurden informiert, dass ihre Angaben anonym gespeichert werden und die Umfrage jederzeit ohne negative Konsequenzen abgebrochen werden könne. Die Versuchspersonen wurden zudem über die Möglichkeit zur Teilnahme an einem Gewinnspiel informiert. Darüber hinaus wurde auf der Seite auch die Datenschutzerklärung verlinkt (Anhang C) und die Versuchspersonen wurden informiert, dass sie zur Teilnahme mindestens 16 Jahre alt sein müssten. Um fortzufahren mussten die Versuchspersonen sowohl ihr Einverständnis zur Datenschutzerklärung abgeben als auch bestätigen, dass sie die Altersvoraussetzungen erfüllen. Auf den folgenden Seiten wurden die Versuchspersonen gebeten,

soziodemographische Angaben sowie Angaben zu ihrer Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel sowie von Auskunftsapps zu machen. Der soziodemographische Fragebogen ist in Anhang D zu finden.

Daraufhin erhielten die Versuchspersonen eine Instruktion, in der die Aufgabe sowie das fiktive Szenario beschrieben wurden. Die Szenarien unterschieden sich danach, ob im Szenario Zeitdruck bestand und ob der Nudge präsent war. Personen im Zeitdruck-Szenario wurden informiert, dass sie nach einem Besuch bei Freunden wieder abreisen würden und die Verbindungen nutzen würden, um ihren Fernverkehrszug am Bahnhof zu erreichen. Sie erhielten zudem die Information, dass sie mit einer möglichen später am Ziel ankommenden Route, den Anschlusszug knapp rechtzeitig erreichen würden. Personen im Szenario ohne Zeitdruck wurden informiert, dass sie während eines Besuches bei Freunden alleine in den Park fahren und dafür die gewählten Verbindungen nutzen würden. Versuchspersonen in der Nudge-Bedingung erhielten darüber hinaus die Information, dass das Verkehrsmanagement Routenempfehlungen ausgebe, mit dem Ziel die Auslastung im Verkehrsnetz zu optimieren und die Versuchspersonen frei entscheiden konnten, diese Empfehlungen anzunehmen oder zu ignorieren. Um Störfaktoren durch unterschiedliches Vertrauen in Angaben von Auskunftsapps zu minimieren, erhielten die Versuchspersonen zudem den Hinweis, dass die Informationen alle zuverlässig seien. Um den Einfluss von Wartezeiten und Unsicherheiten bei Umstiegen zu minimieren, wurden sie zudem informiert, dass alle etwaigen Umstiege problemlos und ohne lange Wartezeiten zu erreichen seien. Zusätzlich erhielten die Versuchspersonen Informationen zu der Bedeutung der in den Routeninformationen präsentierten Inhalte. Die vollständigen Instruktionen für jede Versuchsgruppe können in Anhang E nachgelesen werden.

Nach dem Lesen der Instruktion mussten die Versuchspersonen eine inhaltliche Frage zur Instruktion beantworten, um mit dem Choice-Experiment zu beginnen. So sollte ein sorgfältiges Lesen der Instruktion sichergestellt werden. Bei korrekter Antwort wurden sie zu einer Erklärung der Navigationsinformationen für das Wahlexperiment weitergeleitet. Bei falscher Antwort wurden sie zur Instruktion zurück geleitet. Nachdem die Versuchspersonen die Erklärungen gelesen hatten, wurden sie zum Wahlexperiment weitergeleitet. Die Aufgabe der Versuchspersonen bestand darin, insgesamt 19 Routenwahlentscheidungen zwischen jeweils zwei alternativen ÖPNV-Verbindungen zu treffen. Die alternativen Verbindungen

wurden jeweils übereinander in einer zu typischen Auskunftsapps ähnlichen Darstellung präsentiert. In der Bedingung ohne Zeitdruck wurden die Versuchspersonen bei jedem Choice Set daran erinnert, dass sie eine Route für die Fahrt in den Park wählen. In der Bedingung mit Zeitdruck wurden die Versuchspersonen erinnert, dass sie eine Route für die Fahrt zum Bahnhof wählen sowie daran, dass sie auch mit der längeren Verbindung den Zug knapp rechtzeitig erreichen würden, sofern sich die Reisezeiten unterschieden. In der Nudge-Bedingung wurde zudem eine Route empfohlen und die Versuchspersonen konnten bei Bedarf eine Erinnerung zur Zielsetzung der Empfehlung erhalten (siehe Abbildung B1 in Anhang B). Die Versuchspersonen wählten nacheinander entweder eine der beiden Routen oder entschieden sich, dass sie keine der Routen wählen würden.

Nach Abschluss des Experiments konnten die Teilnehmenden sich bei Interesse zur Gutscheinverlosung anmelden und SurveyCircle Nutzer_innen konnten ihren Teilnahmecode erhalten. Darüber hinaus wurde das Probandentool des Instituts für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft und Raumfahrt beworben. Ein Versuchsdurchlauf dauerte in der Regel zwischen 5 und 10 Minuten.

3.4. Stichprobenbeschreibung

Für die Akquise von Versuchspersonen wurden der Mailverteiler des Instituts für Psychologie der Technischen Universität Braunschweig, das Probandentool des Instituts für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt, das Umfrageteilnehmer-Tool SurveyCircle (SurveyCircle, 2026) sowie soziale Medien und Kontakte im privaten Umfeld des Autors verwendet. Als Anreiz konnten Teilnehmende an einer Verlosung von drei Gutscheinen im Wert von je 25 € teilnehmen. Insgesamt haben an der Online-Umfrage 794 Personen teilgenommen. 144 Personen wurden von der finalen Datenanalyse ausgeschlossen, weil sie den gesamten Fragebogen in unter zwei Minuten oder insgesamt weniger als die Hälfte der Choice Sets beantwortet haben, oder weil sie beim Wahlexperiment ausschließlich die Ausweichoption ‚keine Option' gewählt haben. Die endgültige Stichprobe umfasste entsprechend 650 Teilnehmende im Alter von 16 bis 82 Jahren (MW = 37.20; SD = 13.98), die überwiegend weiblich (59.9%) waren. Insgesamt 27 Versuchspersonen (4.2%) gaben an, in ihrer Mobilität eingeschränkt zu sein. Die Versuchspersonen lebten überwiegend in Großstädten oder Metropolen (59.4%) und seit über

zehn Jahren an ihrem aktuellen Wohnort (52.3%). Der Großteil der Versuchspersonen hatte einen Hochschulabschluss (59.7%).

Bezüglich der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel war die Stichprobe durchmischt. 45.5% der Versuchspersonen gaben an, öffentliche Verkehrsmittel mehrmals wöchentlich oder sogar nahezu täglich zu nutzen. Gleichzeitig gaben 42% der Versuchspersonen an, öffentliche Verkehrsmittel maximal einmal pro Monat zu nutzen. Die Nutzung von Auskunftsapps für öffentliche Verkehrsmittel hingegen war weit verbreitet. 68.9% der Versuchspersonen gaben an bei fast jeder oder jeder Fahrt mit öffentlichen Verkehrsmitteln Auskunftsapps zu verwenden. Die vollständigen soziodemographischen Daten können in Anhang F eingesehen werden.

3.5. Statistik

Da für Discrete Choice Experimente empfohlen wird, nicht mehr als 20 Choice Sets beantworten zu lassen (Backhaus et al., 2021) wurde für die Kombination der Innersubjektfaktoren ein Teilfaktorplan mit 20 Choice Sets angestrebt. Als Grundlage für die Erstellung dieses Plans diente der Artikel von Aizaki und Nishimura (2008). Zunächst wurde ein vollständiger Faktorplan erstellt. Die Alternative, bei der alle Eigenschaften die niedrigste Ausprägung hatten, wurde entfernt, da sie jede Alternative dominiert und somit keinen Erkenntnisgewinn gebracht hätte. Das Gleiche wurde mit der Alternative getan, bei der alle Eigenschaften die höchste Ausprägung hatten, da diese stets dominiert würde. Der Plan wurde in R (R Core Team, 2025) mittels der optFederov-Funktion aus dem AlgDesign-Package (Wheeler & Braun, 2025) auf 20 Alternativen reduziert. Daraufhin wurden die 20 Alternativen zufällig miteinander zu Choice Sets kombiniert, die durch zwei unabhängige Rater bewertet wurden. Abschließend wurden leichte Anpassungen vorgenommen, um dominante Alternativen zu vermeiden und ein Choice Set aufgrund von Redundanzen entfernt. Das finale Design enthielt somit 19 Choice Sets, die die Versuchspersonen bewerten mussten. Die Reihenfolge der Choice Sets wurde im Versuch randomisiert. 35 Choice Sets blieben durch die final berücksichtigten 650 Personen unbeantwortet. Insgesamt wurden also 12 315 Choice Sets für die statistische Auswertung berücksichtigt.

Zur Unterstützung bei der Erstellung der Skripte für die statistische Analyse wurde der GitHub Copilot verwendet (GitHub, 2026). Da bei der CBCA für jede Option in jedem

Choice Set aufgezeichnet wurde, ob diese gewählt wurde oder nicht, ist die abhängige Variable binär. Da in dem vorliegenden Discrete Choice Experiment Entscheidungen zwischen Alternativen getroffen wurden, war eine Paarung von Daten vorhanden. Entsprechend wurde für die Analyse der Daten eine Conditional Logistic Regression gerechnet. Dieses Verfahren ist üblich für die Auswertung der CBCA. Die Regression wurde in R mittels des clogit-Modells aus dem Survival-Package (Therneau et al., 2026) durchgeführt. Conditional Logistic Regression ist eine Form der logistischen Regression, die die Analyse von gepaarten Daten ermöglicht. Die Schätzung der Nutzenfunktion basiert dabei auf der Maximum Likelihood Methode (Hauber et al., 2016). Da die Auswertung auf Ebene der Entscheidung für oder gegen eine Alternative erfolgt, betrug das N für die statistische Analyse 36 945, da pro Choice Set zwei alternative Routen sowie eine Ausweichoption präsentiert wurden. Grundlage für die Analyse in R war der methodische Artikel von Aizaki und Nishimura (2008). Es wurden die Voraussetzungen der Conditional Logistic Regresion geprüft. Diese setzt für Choice Sets die ‚Independence of Irrelevant Alternatives' (IIA) voraus, also dass die Entscheidung zwischen zwei Alternativen nicht durch die Präsenz einer dritten Option beeinflusst wird (McFadden, 1974; Train, 2002). Da in der vorliegenden Untersuchung jeweils zwei Alternativen präsentiert wurden, die um eine Optout-Option ergänzt wurden, die keine Ähnlichkeit zu den Optionen aufwies, wurde die IIA als strukturell gegeben angenommen. Eine weitere Voraussetzung für das Verfahren ist, dass die Standardfehler unabhängig verteilt sind (Train, 2002). Da die einzelnen Versuchspersonen in der vorliegenden Untersuchung mehrere Choice Sets bearbeiteten, wurde der Standardfehler auf Ebene der Versuchspersonen geclustert, um den Standardfehler für individuelle Präferenzen zu kontrollieren. Da bei einem Clustering der Standardfehler die exakte Methode der clogit-Funktion nicht funktioniert, wurde als Approximation die Methode ‚efron' verwendet. Als Effektmaß der Conditional Logistic Regression wurde primär das Odds Ratio betrachtet. Weitere Voraussetzungen wurden an den spezifizierten Modellen statistisch geprüft. Die Modellspezifikation wird im Folgenden beschrieben.

Im ersten Schritt wurde ein reines Haupteffektmodell über die verschiedenen Ausprägungen der variierten Routeneigenschaften gebildet. Die Routeneigenschaften wurden für diese Analyse als ordinalskalierte kategoriale Variablen betrachtet. Die erste Kategorie diente als Referenzkategorie für die Analyse. Neben den Routeneigenschaften wurde eine

Optout-Variable gebildet, die die Ausweichoption keine Route zu wählen repräsentierte. Zur Bestimmung des Modellfits wurde McFaddens R^2 verwendet, eine Teststatistik, die sich ähnlich zu R^2 verhält und auf der Likelihoodfunktion beruht, weshalb sie für Conditional Logistic Regression geeignet ist (McFadden, 1974). Wie R^2 bewegt sich auch McFaddens R^2 zwischen 0 und 1, allerdings werden bereits Werte zwischen 0.2 und 0.4 als Indikator für einen guten Modellfit betrachtet (Louviere et al., 2000). Zur Ordnung der Relevanz der Routeneigenschaften wurde zudem die relative Wichtigkeit der Faktoren untersucht. Um diese zu bestimmen wurden die Regressionskoeffizienten β betrachtet (Backhaus et al., 2021). Die Regressionskoeffizienten in der logistischen Regression sind die natürlichen Logarithmen der Odds Ratios. Während Odds Ratios multiplikativ sind, sind die Regressionskoeffizienten additiv. Das bedeutet, dass die Range der β-Werte, die ein Faktor über alle Stufen abdeckt, betrachtet werden können, um die Relevanz des Faktors zu bestimmen. Entsprechend wurden die β-Ranges der Routeneigenschaften bestimmt und an der Summe der β-Ranges relativiert, um die relative Wichtigkeit der einzelnen Routeneigenschaften zu ermitteln. Um die Interpretierbarkeit dieser Werte zu gewährleisten wurde die Optout Variable für diese Analyse nicht berücksichtigt, da sie die Ergebnisse sehr stark verzerren würde und nicht zur Erkenntnis über die Relevanz der Routeneigenschaften beigetragen hätte.

Nach der Bestimmung des Haupteffektmodells wurde das Modell zunächst um zwei Terme ergänzt, um die Wirkung des Nudges zu bestimmen. Da der Nudge zunächst auf Basis der Auslastung und bei gleicher Auslastung auf Basis der Umstiege vergeben wurde, konnte für jedes Choice Set die für die Optimierung des Verkehrsflusses 'beste Route' bestimmt werden. In Gruppen ohne Nudge wurde der Nutzenwert dieser Route gänzlich über die Nutzenwerte von Auslastung und Umstiege bestimmt. In Gruppen mit Nudge wurde darüber hinaus eine Erhöhung des Nutzenwertes durch die Empfehlung selbst erwartet. Um diesen zu bestimmen wurde das Modell um den Haupteffekt der 'besten Route' und den Interaktionseffekt der 'besten Route' mit der Nudge-Gruppe ergänzt.

Zur abschließenden Analyse der Gesamtgruppe wurde das Modell in schrittweiser Vorwärtsselektion um ausgewählte Interaktionseffekte erster Ordnung mit soziodemographischen Variablen sowie Interaktionen mit der Gruppenzugehörigkeit ergänzt,

um ein optimales Modell zu finden. Aufgrund der teils kleinen Gruppen und hohen Anzahl an Freiheitsgraden, die durch die abgefragten soziodemographischen Variablen entstanden wären, wurden die Dimensionen für die Variablen 'Einwohnerzahl des Wohnortes' sowie 'Häufigkeit ÖPNV-Nutzung' reduziert. Darüber hinaus wurden für die Variable Alter ebenfalls Kategorien gebildet, um besser vergleichbare Ergebnisse zwischen den soziodemographischen Variablen zu erhalten. Die neu vergebenen Dimensionen für diese Variablen sind in Tabelle 1 aufgelistet. Die soziodemographischen Variablen wurden entsprechend als ordinalskalierte kategoriale Variablen behandelt. Grundlage für die Hinzunahme von Interaktionen war das Akaike Information Criterion (AIC), welches den Modellfit an der Anzahl der Freiheitsgrade relativiert (Akaike, 1974).

Eine Besonderheit von Conditional Logistic Regression ist, dass für Faktoren die innerhalb eines Choice Sets gleich sind, keine Haupteffekte bestimmt werden können. Dies traf sowohl auf soziodemographische Variablen als auch die Gruppenzugehörigkeit der Versuchspersonen zu. Interaktionen mit diesen Faktoren können allerdings bestimmt werden. Es wurden solange Interaktionseffekte hinzugefügt bis das AIC nicht weiter verbessert werden konnte. Auch für dieses Modell wurde zum Vergleich mit dem reinen Haupteffektmodell McFaddens R^2 bestimmt. Durch das in Abschnitt 3.1 beschriebene Versuchsdesign wurde eine Minimierung der Multikollinearität der Routeneigenschaften angestrebt, um die Identifizierbarkeit der Nutzenparameter zu gewährleisten, was eine weitere Voraussetzung der Conditional Logistic Regression darstellt (Train, 2002). Um dies abzusichern und um zu prüfen, wie die Identifizierbarkeit durch die strukturelle Abhängigkeit des Nudges von den Routeneigenschaften beeinflusst wurde, wurde sowohl für das initale Haupteffektmodell als auch für das finale Modell der, von Fox und Monette (1992) empfohlene, an der Anzahl der Freiheitsgrade relativierte, Generalized Variance Inflation Factor (GVIF) berechnet. Als Grenzwert wurde ein GVIF = 3.16 festgelegt, da der GVIF der Wurzel des Variance Inflation Factors (VIF) entspricht (Fox & Monette, 1992) und ein Wert von 10 als kritischer Wert für den VIF herangezogen werden kann (Dormann et al., 2013). Für die VIF-Analyse wurde das car-Package (Fox & Weisberg, 2019) verwendet.

Tabelle 1

Reduzierte Dimensionen von soziodemographischen Variablen für Modellschätzung

Attribut	Neue Kategorien	*n*
Alter	< 30	286
	30-50	231
	> 50	133
Einwohnerzahl Wohnort	500 000+	165
	100 000 – 500 000	221
	10 000 – 100 000	153
	< 10 000	111
ÖPNV-Nutzung	täglich/fast täglich	142
	Min. 1x pro Woche	235
	Max. 1x pro Monat	273

Anmerkung. $N = 650$. Ursprüngliche Kategorien können Anhang F entnommen werden.

Um abzusichern, dass die Ergebnisse nicht durch eine große Anzahl an Ausreißern verzerrt wurden, wurde für das finale Modell eine graphische Residualanalyse durchgeführt. Als Grenzwert wurden 3 Standardabweichungen festgelegt, wie von Pardoe (2012) empfohlen, da 99.7% der Werte innerhalb dieser Grenzen zu erwarten sind. Darüber hinaus wurde eine DFBETA Matrix nach Belsley et al. (1980) gebildet und in Form eines Scatterplots analysiert, um auf einflussreiche Ausreißer zu prüfen. DFBETA gibt an, wie sich ein Regressionkoeffizient abhängig von bestimmten Beobachtungen verändert. Als Schwellenwert empfehlen die Autoren $2/\sqrt{n}$. Da dieser Wert für große Stichproben allerdings sehr konservativ ist, wurde der Schwellenwert lediglich als Richtwert verwendet.

Die signifikanten Interaktionseffekte im finalen Modell wurden einer graphischen Analyse unterzogen, wobei der relative Nutzen der betroffenen Routeneigenschaften unter den jeweiligen Ausprägungen der Interaktionsfaktoren betrachtet wurde. Diese Analyse erfolgte auf Basis der Regressionskoeffizienten β, die zum relativen Nutzen der jeweiligen Ausprägungskombinationen aufsummiert wurden. Für die Variablen, die nicht Teil der Interaktion waren, wurde jeweils die Referenzkategorie als Ausprägung angenommen. Da die Regressionskoeffizienten abhängig von der Referenzkategorie gebildet wurden, betrug der

relative Nutzen für alle Kombinationen, die die Referenzkategorien der jeweiligen Routeneigenschaften beinhalten null. Für alle übrigen Ausprägungen wurde ein Wert $\Delta\beta$ bestimmt, der darstellt, wie sich der Nutzen einer Alternative durch die Ausprägungskombination veränderte.

Um die Veränderung der Relevanz der Routeneigenschaften für die einzelnen Gruppen weitergehend zu untersuchen, wurden für diese ebenfalls Haupteffektmodelle nach dem gleichen Prinzip wie für die Gesamtstichprobe gebildet und die relativen Wichtigkeiten der Routeneigenschaften bestimmt. Abschließend wurden die relativen Wichtigkeiten in einer graphischen Analyse verglichen.

4. Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Untersuchung berichtet. Zunächst wird das Haupteffektmodell berichtet, das auf der Gesamtstichprobe beruht. Danach werden die Ergebnisse der Gesamtmodellschätzung dargestellt. Zum Abschluss folgen die Modelle der einzelnen Versuchsgruppen sowie der Vergleich dieser.

4.1. Haupteffektmodell der Gesamtstichprobe

Ausgangspunkt für die Spezifikation des Modells war das reine Haupteffektmodell mit den drei Haupteffekten der Reisedauer, der Umstiege sowie der Auslastung. Bereits dieses Modell erreichte mit einem McFaddens $R^2 = 0.47$ einen sehr guten Modellfit. Die Werte des GVIF waren mit einem Maximalwert von 1.79 für die Optout-Variable unauffällig. Die GVIF-Werte aller Faktoren können in Tabelle G1 in Anhang G eingesehen werden.

Tabelle 2 zeigt die Ergebnisse des reinen Haupteffektmodells. Die erste Stufe jeder Eigenschaft diente als Referenzkategorie. Die Ergebnisse für alle Ausprägungen aller Eigenschaften waren signifikant. Die Anzahl der Umstiege hatte den größten Einfluss auf das Routenwahlverhalten. Im Vergleich zu einer Route ohne Umstiege war die Chance, dass eine Route mit einem Umstieg gewählt wurde 3.57-mal geringer ($p < .001$). Die Chance, dass eine Route mit zwei Umstiegen gewählt wurde war 20-mal geringer ($p < .001$). Die Reisezeit war am zweit einflussreichsten. Die Chance, dass eine Route mit 20 Minuten Reisezeit gewählt wurde, war 1.92-mal geringer als bei einer Route mit 15 Minuten Reisezeit ($p < .001$).

Tabelle 2

Haupteffektmodell der Gesamtstichprobe

Attribut	Attribut Level	*β*	*SE (β)*	*OR*	95% *KI* des *OR*	*z*	*p*
	15 Minuten						
Reisezeit	20 Minuten	-0.66	0.05	0.52	[0.47; 0.57]	-12.78	<.001
	25 Minuten	-1.56	0.06	0.21	[0.18; 0.25]	-18.73	<.001
	0 Umstiege						
Umstiege	1 Umstieg	-1.29	0.04	0.28	[0.25; 0.30]	-26.60	<.001
	2 Umstiege	-2.98	0.06	0.05	[0.04; 0.06]	-31.04	<.001
	Geringe Auslastung						
Auslastung	Mittlere Auslastung	-0.32	0.04	0.73	[0.68; 0.78]	-9.30	<.001
	Hohe Auslastung	-1.26	0.05	0.29	[0.25; 0.33]	-16.75	<.001
Optout	-	-6.31	0.13	0.00	[0.00; 0.00]	-24.71	<.001

Anmerkung. $N = 650$. Erste Kategorie jedes Attributs ist die Referenzkategorie. *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Bei einer Route mit 25 Minuten Reisezeit war die Chance 4.76-mal geringer. Etwas weniger Einfluss hatte die Auslastung der Fahrzeuge auf der Strecke. Eine mittlere Auslastung führte im Vergleich zu einer geringen Auslastung zu einer 1.37-mal geringeren Chance ($p < .001$). Eine hohe Auslastung sorgte für eine 3.45-mal geringere Chance ($p < .001$). Den Größenkonventionen für Odds Ratios von Rosenthal (1996) zufolge handelt es sich bei den Effekten der Umstiege um große und sehr große Effekte. Die Effekte der zweiten Stufe von Reisezeit und Auslastung waren klein, während der Effekt der höchsten Stufe der Reisezeit groß und der der Auslastung mittel war. Die Variable Optout die Auswahl der ‚keine Route' Option. Die extremen Werte hier zeigen, dass diese Option kaum gewählt wurde. Für eine übersichtliche Darstellung der Relevanz der Eigenschaften wurde zudem die relative Wichtigkeit der Eigenschaften bestimmt. Die relativen Wichtigkeiten sind in Tabelle 3 aufgelistet.

Tabelle 3

Relative Wichtigkeiten der Routeneigenschaften

Attribut	β Range	Relative Wichtigkeit
Reisezeit	1.56	26.9 %
Umstiege	2.98	51.4 %
Auslastung	1.26	21.7 %

Anmerkung. β Range ist die Spanne aller β Koeffizienten eines Attributs. Relative Wichtigkeit ist der Anteil den die β Range eines Attributs an der Summe der β Ranges aller Attribute hat.

4.2. Schätzung des optimalen Modells

Im nächsten Schritt wurden dem reinen Haupteffektmodell der Haupteffekt der beschriebenen besten Route sowie der Interaktionseffekt dieser mit der Nudge-Bedingung hinzugefügt. Daraufhin folgte die schrittweise Modellspezifikation durch Hinzunahme anhand theoretischer Überlegungen ausgewählter Interaktionseffekte. Die Interaktionseffekte wurden danach ausgewählt, welche das Modell anhand des AIC am meisten verbessern konnten. Tabelle 4 zeigt alle berücksichtigten Interaktionen. Die Interaktionen, die im finalen Modell enthalten waren, sind hervorgehoben. Das finale Modell erzielt mit einem McFaddens $R^2 = 0.48$ einen leicht besseren Modellfit als das reine Haupteffektmodell. Die Werte des *GVIF* sind mit einem Maximalwert von 2.84 für den Faktor Auslastung alle unterhalb des kritischen Wertes von 3.16 und somit unauffällig. Die *GVIF*-Werte aller Faktoren können in Tabelle G2 in Anhang G eingesehen werden. Die Residualanalyse lieferte ebenfalls keine kritischen Ergebnisse. Von insgesamt 36 945 Beobachtungen lagen lediglich 20 außerhalb des Grenzwertes von drei Standardabweichungen, was einem Anteil von 0.005% entspricht. Die Analyse der *DFBETAs* lieferte 43 Werte, die oberhalb des Schwellenwertes von 0.01 lagen. Da keiner der Werte größer als 0.02 war und aufgrund der großen Stichprobe, war anzunehmen, dass diese Ergebnisse keine Hinweise auf eine Verzerrung des Modells durch Ausreißer lieferten. Die Scatterplots der Residual- und *DFBETA* Analyse sind in Anhang H abgebildet.

Tabelle 4

Interaktionseffekte die für die Spezifikation des finalen Modells untersucht wurden

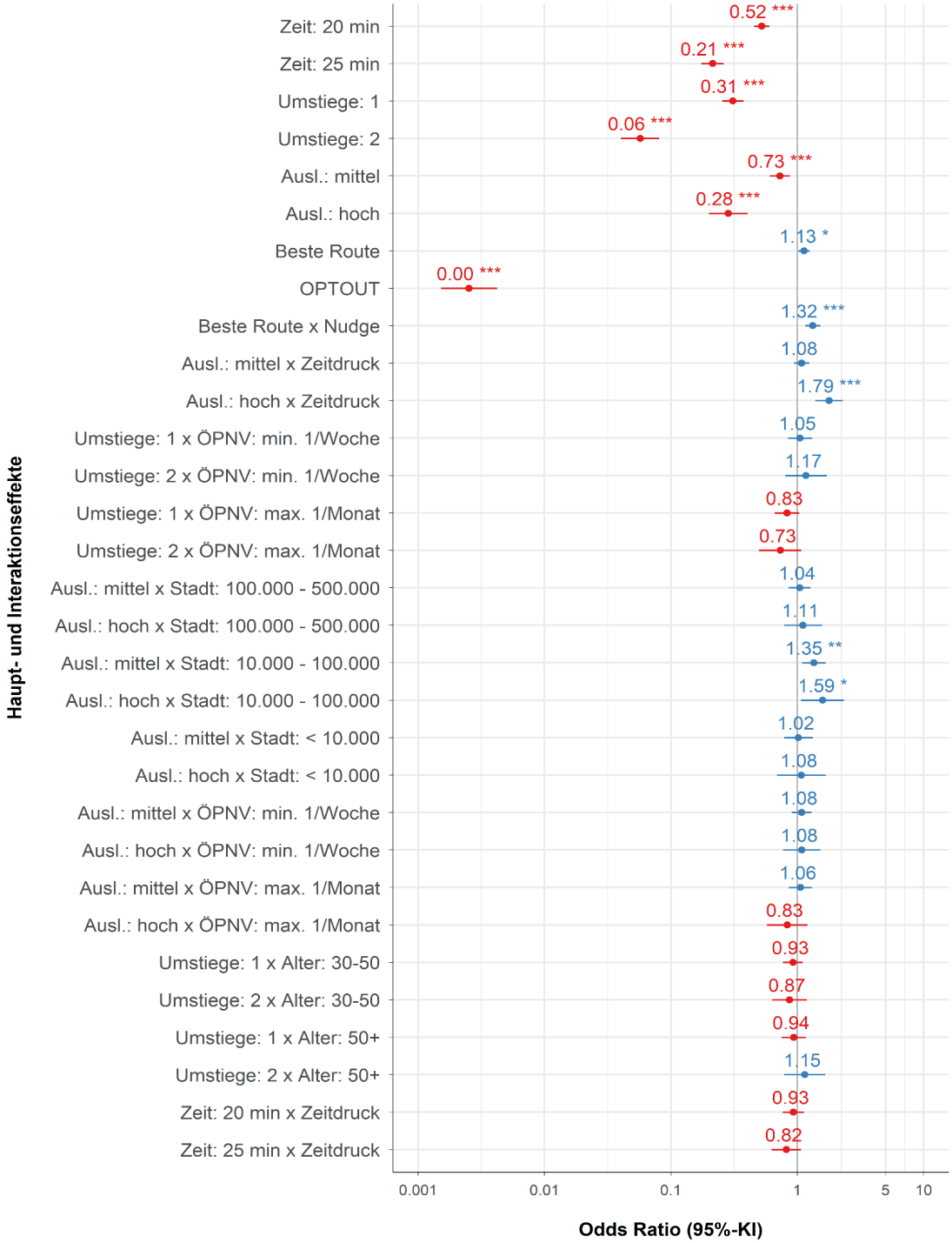
Attribut	Interaktionsfaktoren
Reisezeit	**Zeitdruck** Einwohnerzahl Wohnort
Umstiege	**Alter** **ÖPNV-Nutzung** Zeitdruck
Auslastung	Alter **ÖPNV-Nutzung** **Einwohnerzahl Wohnort** **Zeitdruck**
Beste Route	Zeitdruck

Anmerkung. Fett hervorgehobene Interaktionsfaktoren waren Teil des finalen Modells.

Auch für die Interaktionsfaktoren mussten Referenzkategorien gebildet werden, um die Odds Ratios zu bestimmen. Eine hypothetische Person aus den Referenzkategorien war unter 30 Jahre alt, stammte aus einer Stadt mit über 500 000 Einwohnern und nutzte den ÖPNV täglich oder fast täglich. Außerdem sah sie im Experiment weder einen Nudge noch wurde bei ihr Zeitdruck induziert. Die veränderten Odds Ratios der Haupteffekte sowie die Veränderungen der Odds Ratios durch die Interaktionseffekte sind in Abbildung 3 dargestellt. Die vollständige Ergebnistabelle kann in Anhang I eingesehen werden. Die Haupteffekte im finalen Modell waren weiterhin alle signifikant und veränderten sich minimal in der Effektstärke des Odds Ratios. Von den im Modell enthaltenen Interaktionseffekten waren vier signifikant.

Abbildung 3

Finales Modell mit ausgewählten Interaktionen

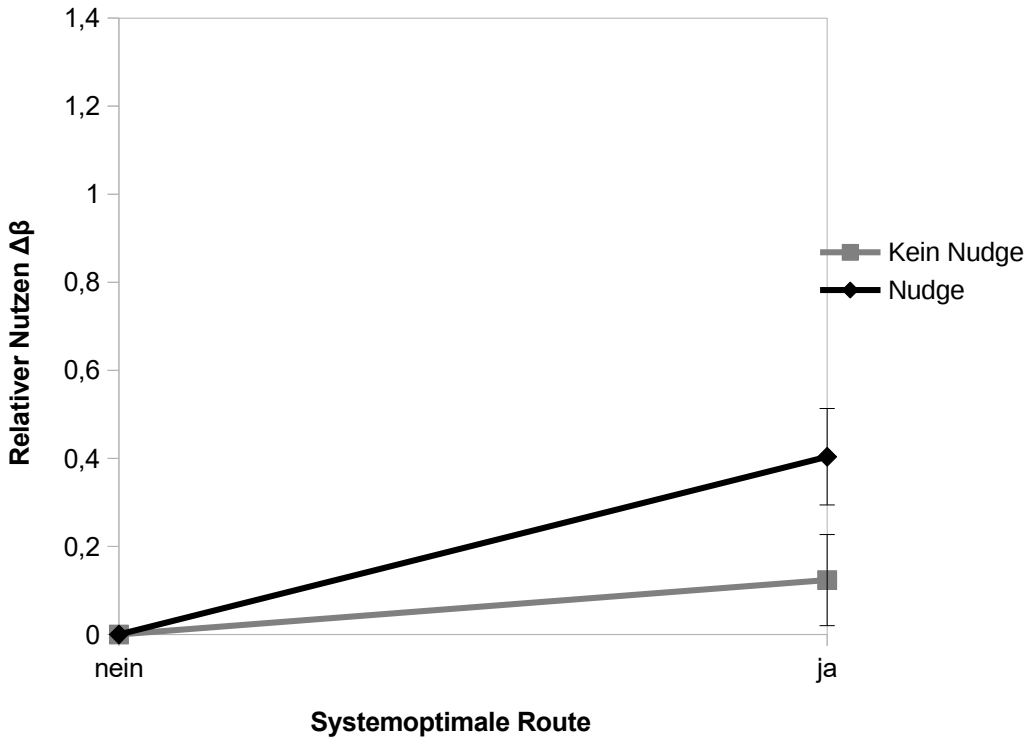


Anmerkung. $N = 650$. Rote Odds Ratios < 1; blaue Odds Ratios >1. Ergebnistabelle in Anhang I. Ausl. = Auslastung; *KI* = Konfidenzintervall. *$p < .05$. **$p < .01$. ***$p < .001$.

Die Interaktion der besten Route mit dem Vorhandensein eines Nudges in Form einer Empfehlung wurde signifikant. Die Chance, dass die vom Verkehrsmanagement präferierte Route statt der nicht präferierten Route gewählt wurde, war durch die Empfehlung 1.32-mal höher als ohne Empfehlung (β = 0.28; p < .001). Während die Chance, dass die systemoptimale Route gewählt wurde im Vergleich zur nicht systemoptimalen Route, ohne Empfehlung 1.13-mal höher war, war sie mit Empfehlung 1.50-mal höher. Hierbei handelte es sich den Größenkonventionen für Odds Ratios zufolge um einen kleinen Effekt. Abbildung 4 zeigt den Interaktionseffekt auf Ebene des relativen Nutzens der besten Route mit und ohne Nudge. Aufgrund der ordinalen Interaktion wäre eine Interpretation des Haupteffektes der systemoptimalen Route zwar möglich, es wird aber davon abgesehen, da ihr Haupteffekt aufgrund des Designs keinen inhaltlichen Mehrwert bietet.

Abbildung 4

Interaktion der systemoptimalen Route mit dem Vorhandensein eines Nudges

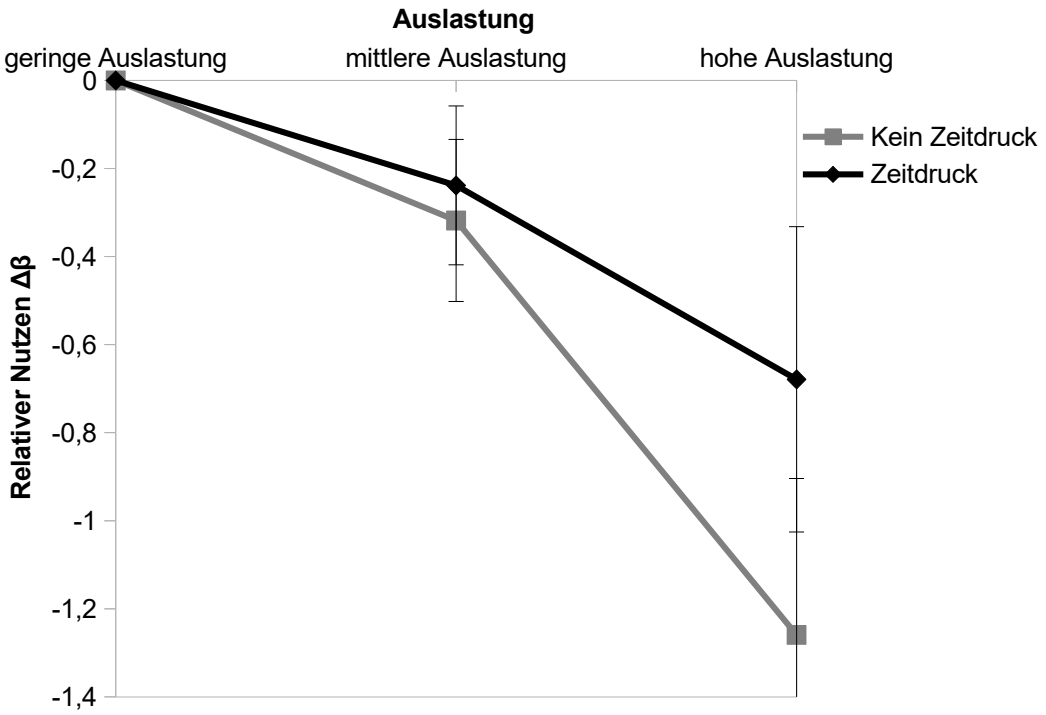


Anmerkung. Relativer Nutzen $\Delta\beta$ entspricht der Veränderung des Nutzenwertes durch eine Attributskombination. $\Delta\beta$ der Referenzkategorie (nein) ist zwangsläufig 0.

Der Interaktionseffekt der Fahrzeugauslastung mit dem Vorhandensein von Zeitdruck war auf der Ebene einer hohen Auslastung signifikant. Die Chance, dass eine Route mit hoher Auslastung statt einer Route mit geringer Auslastung gewählt wurde, war mit Zeitdruck 1.79-mal höher als ohne Zeitdruck (β = 0.58; p < .001), was ebenfalls einen kleinen Effekt darstellte. Während die Chance eine Route mit hoher Auslastung statt einer Route mit geringer Auslastung zu wählen ohne Zeitdruck 3.52-mal geringer war, war sie mit Zeitdruck 1.97-mal geringer. Die Chance, dass eine Route mit mittlerer Auslastung gewählt wurde, veränderte sich unter Zeitdruck nicht signifikant (p = .256). Abbildung 5 zeigt den Interaktionseffekt auf Ebene des relativen Nutzens der verschiedenen Auslastungsstufen mit und ohne Zeitdruck.

Abbildung 5

Interaktion der Auslastung mit dem Vorhandensein von Zeitdruck



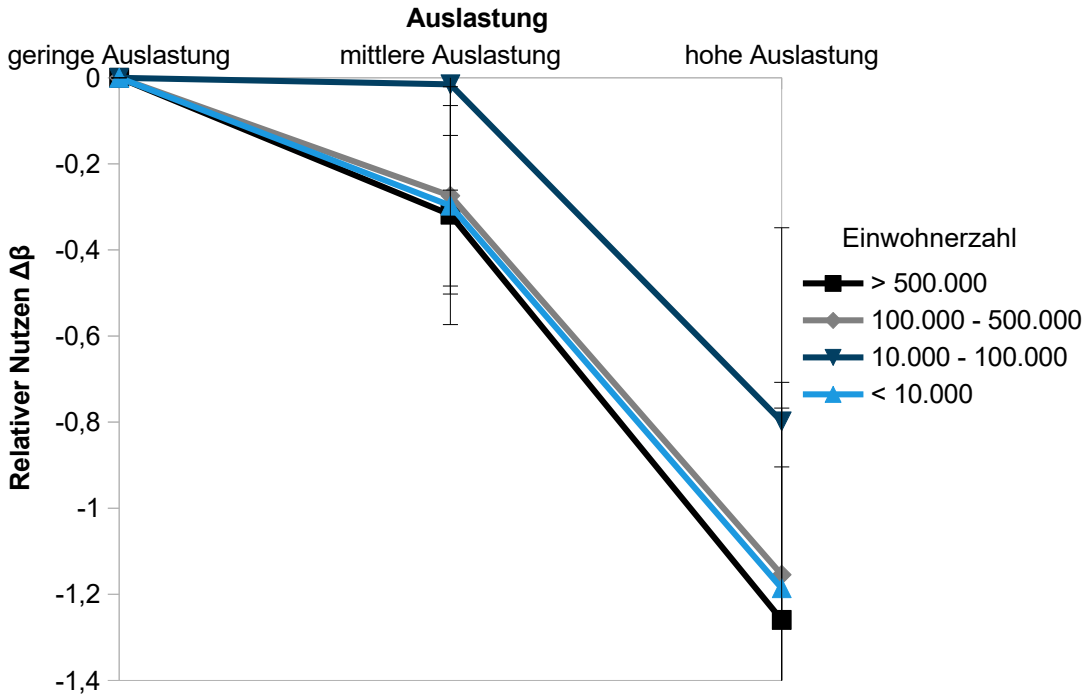
Anmerkung. Relativer Nutzen $\Delta\beta$ entspricht der Veränderung des Nutzenwertes durch eine Attributskombination. Δβ der Referenzkategorie (geringe Auslastung) ist zwangsläufig 0.

Die Graphik zeigt, dass bereits bei mittlerer Auslastung eine Tendenz bestand, dass der Einfluss der Auslastung mit Zeitdruck geringer war, wobei diese Veränderung nicht signifikant war. Der Unterschied bei hoher Auslastung war größer und erreichte Signifikanz. Da es sich um eine ordinale Interaktion handelt, ist die Interpretation des Haupteffekts der Auslastung weiterhin möglich.

Die zwei signifikanten Interaktionen mit soziodemographischen Variablen traten beide bei der Interaktion der Auslastung mit der Einwohnerzahl des Wohnortes auf. Personen aus einer Stadt mit einer Einwohnerzahl zwischen 10 000 und 100 000 Einwohnern hatten eine signifikant höhere Chance, Routen mit mittlerer und hoher Auslastung statt Routen mit geringer Auslastung zu wählen als Menschen aus Städten mit über 500 000 Einwohnern. Die Chance für eine Route mit mittlerer Auslastung war 1.35-mal höher (β = 0.30; p = .006) und für eine Route mit hoher Auslastung 1.59-mal höher (β = 0.46; p = .021). Für eine Route mit mittlerer Auslastung war die Chance, dass diese Route gewählt wurde bei Menschen aus Metropolen (> 500 000 Einwohner) 1.37-mal geringer als für eine Route mit geringer Auslastung. Bei Menschen aus Städten zwischen 10 000 und 100 000 Einwohnern war diese Chance 1.01-mal geringer, was keiner signifikanten Abweichung entsprach. Bei Menschen aus Metropolen war die Chance, dass eine Route mit hoher Auslastung gewählt wurde 3.52-mal geringer als eine Route mit geringer Auslastung. Bei Menschen aus Städten zwischen 10 000 und 100 000 Einwohnern war diese Chance 2.22-mal geringer. Es handelte sich bei beiden Effekten um kleine Effekte. Abbildung 6 zeigt den Interaktionseffekt auf Ebene des relativen Nutzens der verschiedenen Auslastungsstufen unter den verschiedenen Größen der Wohnorte. Die Graphik zeigt, dass für Personen aus Städten von 10 000 – 100 000 Einwohnern kaum ein Nutzenverlust durch mittlere Auslastung entstand, während das bei allen anderen Einwohnerzahlen der Fall war. Bei hoher Auslastung entstand auch für diese Menschen ein Nutzenverlust, der aber geringer war als für Menschen aus Städten mit anderen Einwohnerzahlen, die auch hier ähnliche Werte erzielten. Auch diese Interaktion ist ordinal und schränkt die Interpretierbarkeit des Haupteffektes der Auslastung nicht ein.

Abbildung 6

Interaktion der Auslastung mit der Einwohnerzahl des Wohnortes



Anmerkung. Relativer Nutzen $\Delta\beta$ entspricht der Veränderung des Nutzenwertes durch eine Attributskombination. $\Delta\beta$ der Referenzkategorie (geringe Auslastung) ist zwangsläufig 0.

Bei den Interaktionen zwischen Reisezeit und Zeitdruck, Umstiegen und ÖPNV-Nutzung, Umstiegen und Alter, sowie Auslastung und ÖPNV-Nutzung wurde keine der Interaktionen signifikant. Bei Reisezeit und Zeitdruck war eine Tendenz erkennbar, dass Zeitdruck die Chance, dass Routen mit längeren Reisezeiten gewählt wurden, verringerte. Bei der Interaktion von Umstiegen und ÖPNV-Nutzung war eine Tendenz erkennbar, dass seltene ÖPNV-Nutzer eine höhere Abneigung gegenüber Umstiegen hatten. Für die übrigen Interaktionseffekte waren keine Tendenzen erkennbar.

4.3. Haupteffektmodelle der Versuchsgruppen

Im Folgenden werden die Haupteffektmodelle auf Basis der Routeneigenschaften für die vier einzelnen Versuchsgruppen präsentiert. Die zugrundeliegenden Modelle verwendeten die gleichen Parameter wie das Ursprungsmodell der Gesamtgruppe. Die Werte des GVIF waren in allen Modellen für alle Faktoren unauffällig. Die GVIF-Werte für alle Gruppen können in den Tabellen G3 bis G6 in Anhang G eingesehen werden.

Die Tabellen 5.1 bis 5.4 zeigen die Haupteffektmodelle für die jeweiligen Experimentalgruppen. In jeder Gruppe wurden die Ergebnisse für alle Ausprägungen aller Eigenschaften signifikant. Wie bereits in der Gesamtgruppe war die Anzahl der Umstiege mit großem Abstand am wichtigsten für die Routenwahl. Die Veränderung der Chance eine Route zu wählen, wenn sie zwei Umstiege hatte, verglichen damit, wenn sie keine Umstiege hatte, variierte zwischen einem Odds Ratio von 0.05 und 0.06. Das Odds Ratio variierte also nicht maßgeblich zwischen den Gruppen. Die Odds Ratios von Reisezeit und Auslastung hingegen variierten stärker zwischen den Gruppen. Das Odds Ratio für eine Route mit einer Reisezeit von 25 Minuten verglichen mit 15 Minuten variierte zwischen 0.16 und 0.25. Der Unterschied bestand vor allem zwischen den Gruppen mit Zeitdruck und den Gruppen ohne Zeitdruck. In den Gruppen ohne Zeitdruck war die Chance die längste Reisezeit zu wählen etwa viermal geringer als die Chance die kürzeste Reisezeit zu wählen. In den Gruppen mit Zeitdruck war die Chance zwischen fünf- und sechsmal geringer.

Die Odds Ratios der Auslastung variierten zwischen allen Gruppen. Das Odds Ratio eine Route mit hoher Auslastung zu wählen im Vergleich zu einer Route mit geringer Auslastung variierte zwischen 0.18 und 0.43. Dabei sorgt ein erhöhter Zeitdruck dafür, dass Routen mit hoher Auslastung häufiger gewählt wurden, während das Vorhandensein des Nudges dafür sorgte, dass Routen mit hoher Auslastung seltener gewählt wurden. In der Gruppe ohne Zeitdruck mit Nudge war die Chance, eine Route mit hoher Auslastung zu wählen, 5.56-mal geringer als eine Route mit geringer Auslastung zu wählen. In der Gruppe mit Zeitdruck ohne Nudge war die Chance 2.33-mal geringer.

Tabelle 5.1

Haupteffektmodell der Gruppe: Kein Zeitdruck, kein Nudge

Attribut	Attribut Level	*β*	*SE (β)*	*OR*	95% *KI* des *OR*	*z*	*p*
	15 Minuten						
Reisezeit	20 Minuten	-0.52	0.10	0.59	[0.5; 0.70]	-6.00	<.001
	25 Minuten	-1.38	0.13	0.25	[0.18; 0.34]	-8.77	<.001
	0 Umstiege						
Umstiege	1 Umstieg	-1.29	0.08	0.28	[0.23; 0.33]	-13.48	<.001
	2 Umstiege	-3.00	0.13	0.05	[0.03; 0.07]	-15.48	<.001
	Geringe Auslastung						
Auslastung	Mittlere Auslastung	-0.29	0.08	0.75	[0.64; 0.86]	-3.97	<.001
	Hohe Auslastung	-1.26	0.11	0.28	[0.21; 0.38]	-8.64	<.001
Optout	-	-5.98	0.25	0.00	[0.00; 0.00]	-15.89	<.001

Anmerkung. n = 151. Erste Kategorie jedes Attributs ist die Referenzkategorie. *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Tabelle 5.2

Haupteffektmodell der Gruppe: Kein Zeitdruck, Nudge

Attribut	Attribut Level	*β*	SE (*β*)	*OR*	95% KI des *OR*	*z*	*p*
	15 Minuten				—		—
Reisezeit	20 Minuten	-0.65	0.09	0.53	[0.42; 0.66]	-5.64	<.001
	25 Minuten	-1.42	0.12	0.24	[0.17; 0.34]	-8.37	<.001
	0 Umstiege				—		—
Umstiege	1 Umstieg	-1.20	0.08	0.30	[0.25; 0.36]	-13.29	<.001
	2 Umstiege	-2.84	0.12	0.06	[0.04; 0.08]	-16.00	<.001
	Geringe Auslastung				—		—
Auslastung	Mittlere Auslastung	-0.37	0.07	0.69	[0.60; 0.78]	-5.60	<.001
	Hohe Auslastung	-1.71	0.11	0.18	[0.13; 0.25]	-10.78	<.001
Optout	-	-6.30	0.24	0.00	[0.00; 0.00]	-11.36	<.001

Anmerkung. n = 165. Erste Kategorie jedes Attributs ist die Referenzkategorie. *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Tabelle 5.3

Haupteffektmodell der Gruppe: Zeitdruck, kein Nudge

Attribut	Attribut Level	*β*	SE (*β*)	*OR*	95% KI des *OR*	*z*	*p*
Reisezeit	15 Minuten				—		—
	20 Minuten	-0.73	0.10	0.48	[0.38; 0.61]	-6.19	<.001
	25 Minuten	-1.83	0.13	0.16	[0.11; 0.23]	-9.83	<.001
Umstiege	0 Umstiege				—		—
	1 Umstieg	-1.34	0.08	0.26	[0.21; 0.33]	-12.11	<.001
	2 Umstiege	-3.08	0.13	0.05	[0.03; 0.07]	-14.24	<.001
Auslastung	Geringe Auslastung				—		—
	Mittlere Auslastung	-0.25	0.08	0.78	[0.68; 0.90]	-3.42	<.001
	Hohe Auslastung	-0.85	0.10	0.43	[0.31; 0.59]	-5.23	<.001
Optout	-	-6.26	0.25	0.00	[0.00; 0.01]	-10.29	<.001

Anmerkung. n = 163. Erste Kategorie jedes Attributs ist die Referenzkategorie. *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Tabelle 5.4

Haupteffektmodell der Gruppe: Zeitdruck, Nudge

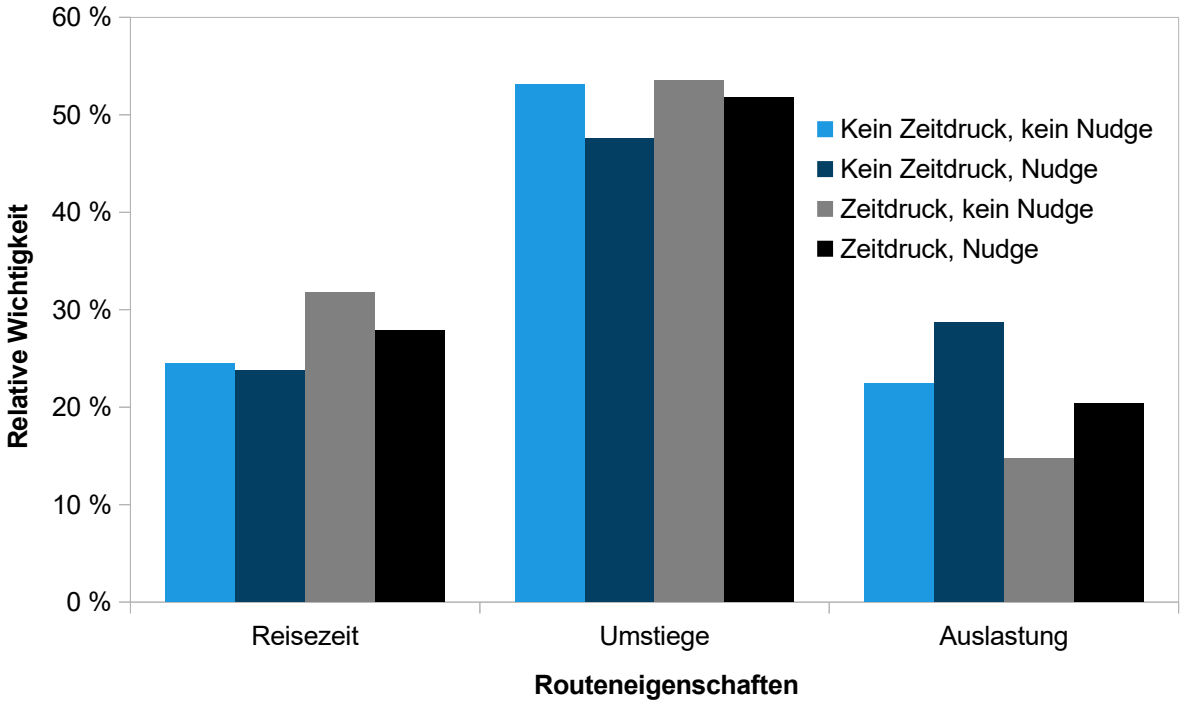
Attribut	Attribut Level	β	*SE (β)*	OR	95% KI des OR	z	p
Reisezeit	15 Minuten				—		—
	20 Minuten	-0.79	0.09	0.45	[0.38; 0.54]	-8.54	<.001
	25 Minuten	-1.67	0.13	0.19	[0.14; 0.25]	-10.86	<.001
Umstiege	0 Umstiege				—		—
	1 Umstieg	-1.39	0.08	0.25	[0.21; 0.30]	-14.59	<.001
	2 Umstiege	-3.10	0.13	0.05	[0.03; 0.06]	-16.84	<.001
Auslastung	Geringe Auslastung				—		—
	Mittlere Auslastung	-0.36	0.07	0.70	[0.62; 0.79]	-5.96	<.001
	Hohe Auslastung	-1.22	0.10	0.30	[0.23; 0.38]	-9.43	<.001
Optout	-	-6.83	0.27	0.00	[0.00; 0.00]	-14.89	<.001

Anmerkung. n = 171. Erste Kategorie jedes Attributs ist die Referenzkategorie. *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Die beschriebenen Gruppenunterschiede zeigten sich auch in den relativen Wichtigkeiten der Routeneigenschaften. Die Anzahl der Umstiege war in allen Gruppen die bei Weitem wichtigste Eigenschaft für die Routenwahl. Die Reisezeit war in drei der vier Gruppen die zweitwichtigste Eigenschaft. In der Gruppe ohne Zeitdruck mit Nudge war die Auslastung wichtiger. Insgesamt war die relative Wichtigkeit der Reisezeit mit Zeitdruck höher und die der Auslastung ohne Zeitdruck und mit Nudge höher. Abbildung 7 zeigt einen Vergleich der relativen Wichtigkeiten zwischen den Gruppen.

Abbildung 7

Vergleich der relativen Wichtigkeiten der Routeneigenschaften zwischen den Versuchsgruppen



Anmerkung. n(kein Zeitdruck, kein Nudge) = 151, n(kein Zeitdruck, Nudge) = 165, n(Zeitdruck, kein Nudge) = 163, n(Zeitdruck, Nudge) = 171. Relative Wichtigkeit ist der Anteil den die β Range eines Attributs an der Summe der β Ranges aller Attribute hat.

5. Diskussion

5.1. Zusammenfassung der Ergebnisse

Ziel der vorliegenden Arbeit war, im Rahmen eines Discrete Choice Experiments drei Fragestellungen bezüglich Routenwahlverhalten im ÖPNV zu untersuchen. Im Rahmen der ersten Fragestellung sollte explorativ untersucht werden, wie relevant die einzelnen Routeneigenschaften Reisezeit, Umstiege und Auslastung für das Routenwahlverhalten sind. Die zweite Fragestellung beschäftigte sich damit, ob der Einfluss der Routeneigenschaften davon abhängt, ob Zeitdruck besteht oder nicht. Die dritte Fragestellung untersuchte, ob das Routenwahlverhalten durch die Verwendung eines Nudges im Sinne einer besseren Fahrgastverteilung beeinflusst werden kann.

Die Betrachtung der Einflüsse der Routeneigenschaften zeigte, dass für die ausgewählten Ausprägungen die Anzahl der Umstiege die größten Effekte auf die Routenwahl hatte, gefolgt von Reisezeit und Auslastung. Bereits die Erhöhung der Anzahl der Umstiege von null auf eins hatte ähnliche Auswirkungen auf die Chance, dass eine Route gewählt wurde, wie die Erhöhung der Reisezeit von 15 auf 25 Minuten oder die Erhöhung der Auslastung von gering zu hoch. Eine Erhöhung der Umstiege von null auf zwei hatte den größten Effekt im finalen Modell. Die Relevanz der Umstiege schlug sich auch in der relativen Wichtigkeit nieder. In der Gesamtgruppe sowie allen Subgruppen war die Anzahl der Umstiege für circa 50% der gesamten β-Range der Effekte der Routeneigenschaften verantwortlich. Die Relevanz der Reisezeit und der Auslastung ähnelten sich mehr, wobei die Reisezeit relevanter war als die Auslastung. Während eine Erhöhung der Reisezeit von 15 auf 20 Minuten die Chance nahezu halbierte, dass eine Route gewählt wurde, war die Chance dass eine Route mit mittlerer Auslastung gewählt wurde nur 1.37-mal geringer als eine Route mit geringer Auslastung. Die Betrachtung der höchsten Ausprägungen lieferte ähnliche Ergebnisse. Für die explorative Fragestellung deuten die Ergebnisse entsprechend darauf hin, dass für die gewählten Ausprägungen die Anzahl der Umstiege der wichtigste Faktor für Fahrgäste war, Reisezeit der zweitwichtigste und die Auslastung der am wenigsten wichtige der ausgewählten Faktoren.

Das Vorhandensein von Zeitdruck beeinflusste nur den Einfluss der Auslastung auf der Stufe ‚hoch' signifikant. Die Chance, dass eine Route mit hoher Auslastung statt einer

Route mit geringer Auslastung gewählt wurde, war unter Zeitdruck 1.79-mal höher als ohne Zeitdruck. Während die Interaktion von Zeitdruck und Reisezeit zumindest das Modell verbesserte und die Richtung der Interaktion mit der aufgestellten Hypothese übereinstimmte, konnte eine Hinzunahme der Interaktion von Zeitdruck und der Anzahl der Umstiege das Modell nicht verbessern, weshalb diese Interaktion für das finale Modell nicht berücksichtigt wurde. Diese Ergebnisse wurden durch die Subgruppenanalyse bestätigt. Während sich die relative Wichtigkeit von Reisezeit und Auslastung je nach Zeitdruck-Bedingung sichtbar unterschied, war bei der relativen Wichtigkeit der Umstiege keine Tendenz erkennbar. Von den aufgestellten Hypothesen bezüglich des Einflusses von Zeitdruck auf die Routeneigenschaften konnte somit ausschließlich die Hypothese zur Interaktion von Zeitdruck und Auslastung (H2.3) bestätigt werden.

Bezüglich des Einflusses des Nudges, also der Empfehlung der verkehrsoptimalen Route, ist festzustellen, dass diese die Chance für die Wahl der verkehrsoptimalen Route signifikant erhöhte. Die Chance, dass eine verkehrsoptimale Route statt der nicht verkehrsoptimalen Route gewählt wurde, war mit Empfehlung 1.32-mal höher als ohne Empfehlung. Dementsprechend konnte die Hypothese, dass eine Empfehlung Reisende dazu bewegen kann, verkehrsoptimale Routen zu wählen (H3), bestätigt werden.

5.2. Interpretation der Ergebnisse

5.2.1. Relevanz der Routeneigenschaften für die Routenwahl

Zur Einordnung der Effekte der Routeneigenschaften ist zunächst festzustellen, dass die Bewertung auf Ebene der gewählten Ausprägungen erfolgt, da alle Faktoren kategorial operationalisiert wurden. Da in bisheriger Forschung die Reise-, Fahr- oder Wartezeit oft als Maßstab verwendet wurde, erfolgt die Interpretation der Einflüsse von Auslastung und Umstiegen anhand ihrer Relevanz im Vergleich zur Reisezeit und eine weiterführende explizite Bewertung der Reisezeit bleibt aus. Die gefundenen Ergebnisse deuten darauf hin, dass während die Auslastung durchaus einflussreich bei der Routenwahl ist, die Reisezeit sowie insbesondere die Anzahl der Umstiege für die gewählten Ausprägungen die einflussreicheren Faktoren bei der Routenwahl sind. Zudem bestätigen die Ergebnisse vorherige Forschung darin, dass die Auslastung erst bei einer hohen Ausprägung besonders ausschlaggebend für die Routenwahl ist (Batarce et al., 2015; Preston et al., 2017). Auch das

Ergebnis von Preston et al. (2017), dass die Relevanz der Auslastung auch an die Verfügbarkeit von Sitzplätzen gekoppelt ist, steht im Einklang mit den Ergebnissen, da für eine hohe Auslastung in der Instruktion kommuniziert wurde, dass keine Sitzplätze verfügbar sein würden. Auch die Größenordnungen der Relevanz einer hohen Auslastung sind passend zur Studie von Preston et al. (2017). In ihrer Untersuchung waren Reisende ohne hohen Zeitdruck bereit, bei einer Zugfahrt von 30 Minuten 15 bis 20 Minuten zu warten, um einen Sitzplatz zu erhalten. Diese Zahlen sind nicht eins zu eins vergleichbar, aufgrund unterschiedlicher Methoden und da Auslastung je nach Verkehrsmittel unterschiedlich bewertet wird (Li et al., 2017) und Wartezeit negativer bewertet wird als Fahrzeit (Wardman, 2004). Dennoch sind die gefundenen Einflüsse einer hohen Auslastung im Vergleich zur Reisezeit vergleichbar mit den Ergebnisse von Preston et al. (2017). Dass eine Erhöhung der Auslastung von gering zu hoch bei einer Fahrtdauer von 15 bis 25 Minuten vergleichbar mit einer Erhöhung der Reisezeit um 10 Minuten ist, ist also passend zu den Ergebnissen bisheriger Forschung.

Während Reisezeit und Auslastung Einflüsse ähnlicher Größenordnungen hatten, war die Anzahl der Umstiege der deutlich wichtigste Faktor für die Versuchspersonen. Eine Erhöhung der Umstiege von null auf einen war nahezu so relevant, wie eine Erhöhung der Reisezeit von 15 auf 25 Minuten. Diese Bewertung der Relevanz von Umstiegen ist im Vergleich zu bisheriger Forschung als recht hoch anzusehen. Batarce et al. (2015) fanden heraus, dass ein Umstieg Reisenden in etwa so viel wert ist wie 6 Minuten reine Fahrzeit, Ergebnissen von Yap et al. (2020) zu Folge entspricht ein Umstieg in der Bewertung etwa 5 Minuten Wartezeit. In der Studie von Raveau et al. (2014) variierten die Werte kontextabhängig zwischen 3 und 13 Minuten reiner Fahrzeit. Diesbezüglich ist zu erwähnen, dass sowohl die Ergebnisse von Yap et al. (2020) als auch Raveau et al. (2014) auf Revealed Preference Data basieren, während Batarce et al. (2015) eine Mischung aus Stated- und Revealed Preference Data verwendeten. Es ist also möglich, dass die höhere Bewertung von Umstiegen auf die in dieser Untersuchung verwendete Methode zurückzuführen ist. Auch sind regionale Unterschiede denkbar. So unterschieden sich die Werte bei Raveau et al. (2014) zwischen Menschen in Santiago de Chile und London. Insgesamt bestätigt die vorliegende Studie den Befund bisheriger Forschung, dass Umstiege grundsätzlich einen maßgeblichen negativen Wert für ÖPNV-Reisende haben.

Wenngleich die Interpretation durch die spezifisch gewählten Ausprägungen eingeschränkt ist, zeigen die Ergebnisse zur Relevanz der Routeneigenschafte, dass Umstiege einen hohen Nutzenverlust für Reisende haben, unabhängig davon, ob Zeitdruck besteht oder nicht. Eine Berücksichtigung der für die Untersuchung gewählten Ausprägungen unterstützt diesen Befund. Die Anzahl der Umstiege war mit null bis zwei mit den niedrigsten möglichen Ausprägungen angesetzt. Dagegen wurden die in der Instruktion gelieferten Bedeutungen der Auslastungsausprägungen, wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, höher angesetzt als zum Beispiel bei der Deutschen Bahn (Deutsche Bahn AG, o. D. a.b). Dennoch hatte die Anzahl der Umstiege einen weitaus größeren Einfluss auf die Routenwahl als die Auslastung. Dieses Ergebnis deutet darauf hin, dass wenn Fahrgastlenkung die Auslastung der Fahrzeuge optimieren will, eine Unterstützung durch andere Interventionen notwendig erscheint, da der Auslastungsfaktor selbst nicht genug Einfluss haben könnte, um Fahrgäste nur durch Auslastungsinformationen so zu lenken, dass die Fahrgastverteilung optimiert werden kann.

5.2.2. Der Einfluss von Zeitdruck auf die Relevanz der Routeneigenschaften

Die Ergebnisse zum Einfluss von Zeitdruck auf die Relevanz der Routeneigenschaften stehen nur teilweise im Einklang mit bisheriger Forschung. Die eingangs aufgestellten Hypothesen wurden unter anderem spezifiziert, da Untersuchungen wie die von Haywood und Koning (2013) und Preston et al. (2017) herausfanden, dass Menschen unter Zeitdruck weniger bereit waren zusätzliche Reisezeit für eine geringere Auslastung in Kauf zu nehmen. Da Umstiege zudem bei Verspätungen verpasst werden können, wurden diese Ergebnisse in H2.2 auch auf Umstiege übertragen. Dass den Ergebnissen zufolge Zeitdruck ausschließlich dazu führt, dass Auslastung weniger Einfluss auf die Routenwahl hat, erscheint vor diesem Hintergrund paradox, da insbesondere eine höhere Priorisierung der Reisezeit unter Zeitdruck zu erwarten gewesen wäre. Während dieser Effekt aber zumindest Teil des finalen Modells war und in der Tendenz die zu erwartende Interaktion zeigte, wurde die Interaktion von Zeitdruck und Umstiegen nicht für das finale Modell berücksichtigt. Auch der Vergleich der Effektstärken und relativen Wichtigkeiten der Subgruppenanalyse lässt keine Tendenz für eine Interaktion der beiden Faktoren erkennen. Die Ergebnisse der Studie passen also nur teilweise zu den Ergebnissen vorheriger Forschung. Diesbezüglich ist festzustellen, dass die Relevanz von Reisezeit und Umstiegen unter Zeitdruck gegebenenfalls durch die Instruktion

abgemildert wurden. In der Instruktion wurde explizit darauf hingewiesen, dass auch mit der längeren Route der Anschluss im Fernverkehr knapp erreichbar sei, um auszuschließen, dass die Reisezeit der einzig relevante Faktor unter Zeitdruck ist. Gleichzeitig wurde bezüglich der Umstiege erklärt, dass alle Umstiege sicher und ohne große Wartezeiten erreichbar wären. Weiterhin ist bezüglich der Umstiege ein Deckeneffekt denkbar. Die Anzahl der Umstiege war bereits der bei weitem relevanteste Faktor für die Routenwahl. Es ist also denkbar, dass die Umstiege durch die Ergänzung von Zeitdruck nicht noch unbeliebter gemacht werden konnten. Ein solcher Effekt würde besonders die höchste Ausprägung von zwei Umstiegen betreffen, aber bereits ein Umstieg war sehr unattraktiv für die Versuchspersonen. Es ist also denkbar, dass eine latente Interaktion von Zeitdruck mit Reisezeit und Umstiegen aufgrund der gewählten Ausprägungen und Instruktion nicht aufgedeckt werden konnte.

5.2.3. Einfluss eines Nudges auf die Routenwahl

Die Ergebnisse zum Einfluss der Routenempfehlung liefern erste Hinweise, dass Nudges im Rahmen der Fahrgastlenkung im ÖPNV ein vielversprechendes Instrument darstellen können, um das Routenwahlverhalten von Reisenden im Sinne einer besseren Fahrgastverteilung zu beeinflussen. Weiterhin bestätigen die Ergebnisse auch im Kontext des ÖPNV die bisherige Nudge-Forschung darin, dass Nudges wirken können, auch wenn sie transparent kommuniziert werden (Kroese et al., 2016; Loewenstein et al., 2015). Der gefundene Effekt der Empfehlung passt zudem zu den Ergebnissen der Studie von Ringhand und Vollrath (2018), die als Vorbild für das Design dieser Untersuchung diente. In ihrer Studie im Pkw Kontext war die Chance, dass die systemoptimale Route statt der nicht optimalen Route gewählt wurde, 1.85-mal höher mit Empfehlung als ohne Empfehlung. Der im Rahmen der vorliegenden Studie festgestellte Effekt war zwar kleiner, bewegte sich aber in der gleichen Größenordnung. Allerdings ist zu beachten, dass die Empfehlungen auf Basis unterschiedlicher Routeneigenschaften vergeben wurden. In der Studie von Ringhand und Vollrath wurde stets die längere Route empfohlen, während im Rahmen der vorliegenden Untersuchung die Vergabe auf Basis von Auslastung und Umstiegen vergeben wurde, was zu anderen Ergebnissen geführt haben kann. Dennoch sprechen die Ergebnisse beider Studien dafür, dass transparente Nudges im Form von Routenempfehlungen das Routenwahlverhalten

im Pkw-Verkehr und ÖPNV beeinflussen können, wobei die Ergebnisse der vorliegenden Studie darauf hindeuten, dass der Einfluss im ÖPNV etwas geringer sein könnte.

5.2.4. Der Einfluss soziodemografischer Variablen

Neben den zentralen Ergebnissen für die Beantwortung der Forschungsfragen wurden zudem ausgewählte Interaktionen mit soziodemographischen Variablen für die Modellschätzung berücksichtigt, um zu explorieren, ob sich die Präferenzen in der Bevölkerung maßgeblich unterscheiden. Die Ergebnisse deuten nicht darauf hin. Von den getesteten Interaktionen, die das Modell verbessern konnten, wurde nur die Interaktion von Auslastung und der Einwohnerzahl des Wohnortes in zwei Ausprägungskombinationen signifikant. Beide Interaktionen betrafen eine Einwohnerzahl von 10 000 - 100 000. Sowohl die Chance, eine Route mit mittlerer Auslastung als auch die Chance eine Route mit hoher Auslastung statt einer Route mit geringer Auslastung zu wählen, war bei dieser Bevölkerungsgruppe leicht höher als in der Vergleichsgruppe von Menschen aus Großstädten mit über 500 000 Einwohnern. Dieser Effekt erscheint zunächst paradox, da Menschen aus den größten Städten Deutschlands mehr Erfahrung mit hoher Auslastung haben sollten und hier Gewöhnungseffekte erwartbar wären, wie zum Beispiel die Ergebnisse von Raveau et al. (2014) zeigten, die eine geringere Abneigung gegenüber hoher Auslastung bei Menschen aus Santiago de Chile verglichen mit Menschen aus London feststellten. Diesbezüglich ist aber festzustellen, dass dieser Vergleich auf einem weitaus höheren Niveau stattfand und auch Menschen aus London bereits hohe Auslastung im ÖPNV erfahren. Gleichzeitig ist denkbar, dass Menschen aus großen Städten mit hoher ÖPNV-Nachfrage aufgrund ihrer Erfahrung eine höhere Abneigung gegenüber einer hohen Auslastung haben als Menschen aus kleineren Städten, in denen der ÖPNV nicht so nachgefragt ist und es gegebenenfalls seltener zu hohen Auslastungen kommt. Dass die Tendenzen für alle anderen Gruppen der Einwohnerzahl ebenfalls ein erhöhtes Odds Ratio für höhere Auslastungen zeigen, stützt diese Annahme. Dennoch ist anzumerken, dass es sich hierbei nur um kleine Effekte handelt, die die Präferenzstruktur in der Bevölkerung vermutlich nicht maßgeblich beeinflussen. Da von den anderen geprüften Interaktionseffekten keiner signifikant wurde, lassen die Ergebnisse darauf schließen, dass die aus der Untersuchung abgeleiteten Präferenzen weitestgehend universell sind. Damit konnten in dieser Untersuchung auch einige Interaktionseffekte aus der

bisherigen Forschung nicht bestätigt werden. Anders als bei Batarce et al. (2016), deren Ergebnissen zufolge hohe Auslastung für ältere Menschen weniger relevant war, konnte in dieser Studie keine Interaktion von Alter und Auslastung identifiziert werden. Auch der von sowohl Raveau et al. (2014) als auch Yap et al. (2020) identifizierte Effekt, dass Umstiege weniger einflussreich für Menschen sind, die viel Erfahrung mit Umstiegen haben, konnte nicht repliziert werden. Diesbezüglich ist anzumerken, dass nicht explizit für Erfahrung mit Umstiegen getestet wurde, sondern nur ÖPNV-Nutzung insgesamt, die aber auch mit einer größeren Erfahrung mit Umstiegen einhergeht. Die Interaktion von ÖPNV-Nutzung und Umstiegen wurde zwar für das finale Modell berücksichtigt und zeigte in der Tendenz zu der bisherigen Forschung passende Ergebnisse, wurde aber nicht signifikant. Insbesondere mit Blick auf diese Interaktion ist zu berücksichtigen, dass trotz der großen Gesamtstichprobe, einige Gruppen bei der Analyse von soziodemographischen Variablen gegebenenfalls nicht genug Power ermöglicht haben, um kleine Interaktionseffekte zu finden. Da es sich bei den Ergebnissen der genannten Studien allerdings um kleine oder instabile Effekte handelte, sollten auch diese möglichen Interaktionen nicht dagegen sprechen, dass die gefundenen Routenpräferenzen in der Bevölkerung recht universell gelten sollten.

5.3. Limitationen der Untersuchung

Zunächst ist anzumerken, dass es sich bei der vorliegenden Studie um eine online durchgeführte Stated Preference Studie handelt. Die Vorzüge von Stated Preference Studien bestehen darin, dass durch sie experimentelle Strukturen aufgebaut werden können, in denen Faktoren kontrolliert werden und so kausale Schlüsse gezogen werden können. Revealed Preference Studien müssen hingegen im Feld durchgeführt werden, was kausale Schlüsse erschwert. Gleichzeitig hat vergangene Forschung gezeigt, dass die Daten aus Stated Preference Studien von den Ergebnissen aus Revealed Preference Studien, die auf alltäglichen Verhaltensdaten basieren, abweichen können (Hensher, 2010). Es ist also denkbar, dass die berichteten Effekte im tatsächlichen Routenwahlverhalten im Alltag kleiner ausfallen, wie zum Beispiel in der Diskussion der Größe des Effektes der Umstiege bereits angemerkt. Während diese Einschränkung für die teils sehr großen Effekte der Routeneigenschaften keine qualitativen Unterschiede bedeuten sollte, kann auf Basis des

Effekts der Routenempfehlung in dieser Untersuchung nicht sicher gesagt werden, ob eine Empfehlung das alltägliche Routenwahlverhalten beeinflussen würde.

Eine weitere Limitation liegt im Design der Studie und insbesondere der Empfehlungsvergabe. Wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, wurde die Routenempfehlung auf Basis der Routeneigenschaften vergeben, um einer realistischen Empfehlung nahezukommen. Während das Ziel dieses Vorgehens war, die externe Validität der Studie zu erhöhen, hatte dies ein methodisches Problem zur Folge. Durch diesen Vergabemechanismus für die Empfehlung war die Vergabe der Empfehlung komplett durch andere Routeneigenschaften determiniert. Dies hatte zur Folge, dass der Haupteffekt der Empfehlung nicht bestimmt werden konnte. Da aufgrund der Methode zudem der Haupteffekt der Nudge-Bedingung nicht bestimmt werden konnte, wurde näherungsweise der Interaktionseffekt der 'besten Route' und der Nudge-Bedingung bestimmt. Dieses Maß wurde verwendet, um zu prüfen, wie sehr die beste Route an Nutzenwert gewinnt, wenn sie empfohlen wird. Diese Lösung wurde nach Abschluss der Datenerhebung als das bestmögliche Maß mit der vorhandenen Datenstruktur betrachtet. Rückblickend wäre eine randomisierte Vergabe der Empfehlung dem Ziel einer realistischen Empfehlungsvergabe vorzuziehen gewesen, um den Einfluss der Empfehlung isoliert zu betrachten und einer Konfundierung der Routeneigenschaften mit der Empfehlung vorzubeugen. Zukünftige Studien sollten dies berücksichtigen.

Eine weitere Konsequenz dieses Designs war, dass die Haupteffekte von Auslastung und Umstiegen ebenfalls nicht sauber von der Empfehlung getrennt interpretiert werden können. Während die Ergebnisse der *GVIF* Analyse zwar keine kritischen Werte zeigten, waren die Werte beider Faktoren leicht erhöht. Dies betraf vor allem die Auslastung, da diese in 15 von 19 Choice Sets der ausschlaggebende Faktor für die Empfehlung war. Der Einfluss auf den Effekt der Umstiege kann also insbesondere mit Blick auf die Subgruppenanalyse vermutlich vernachlässigt werden. Der Effekt der Auslastung hingegen scheint durchaus durch die Empfehlungsvergabe beeinflusst worden zu sein. In den Nudge-Gruppen war der Einfluss der Auslastung höher als in den Gruppen ohne Nudge. Dementsprechend ist davon auszugehen, dass der Effekt der Auslastung in der Gesamtgruppe überschätzt wurde. Die Ergebnisse der Subgruppenanalyse liefern wahrscheinlich realistischere Schätzer für die Nutzenwerte der Auslastung mit und ohne Zeitdruck.

Weiterhin ist die Selektion der Routeneigenschaften zu erwähnen. Obwohl der Autor bemüht war, für ÖPNV in einer deutschen Großstadt realistische Routeneigenschaften zu wählen, kann die schlussendliche Auswahl nicht als repräsentativ für alle möglichen Routenwahlentscheidungen gelten und die Ergebnisse können nur auf Basis der gewählten Ausprägungen interpretiert werden. Im Vorhinein wurden Versuche unternommen, die Auswahl dadurch abzusichern, dass nach Richtwerten in vergleichbaren Studien gesucht wurde. Diese Suche lieferte jedoch keine hilfreichen Ergebnisse, da die ausgewählten Ausprägungen von Routeneigenschaften in vorheriger Forschung stark variierten. Für zukünftige Forschung wäre eine stetige Operationalisierung der gewählten Routeneigenschaften denkbar. Sowohl die Reisezeit als auch die Anzahl der Umstiege sind metrisch. Die Auslastung könnte ebenfalls durch ein Maß wie Passagierdichte ausgedrückt werden. Dies hätte allerdings die Komplikation zur Folge, dass die unterschiedliche Bewertung von Steh- und Sitzplätzen nicht explizit berücksichtigt würde. Weiterhin ist anzumerken, dass die Veränderungen von Eigenschaften vermutlich auf Basis einer Referenzkategorie bewertet werden. So muss angenommen werden, dass eine Veränderung der Reisezeit um 5 Minuten bei einer Reisezeit von 15 - 25 Minuten anders bewertet wird als bei einer Reisezeit von 120 - 130 Minuten. Stated Preference Studien werden also voraussichtlich immer mit dieser Limitation zu tun haben, die der Tatsache geschuldet sind, dass sie keine realen Szenarien abbilden.

Abschließend sollte berücksichtigt werden, dass als Verkehrsmittel für das Wahlexperiment die Straßenbahn festgelegt wurde. Wie die Ergebnisse von Li et al. (2017) zeigen, kann sich die Bewertung von Routeneigenschaften zwischen verschieden Verkehrsmitteln unterscheiden. Bei der Weiterverwendung der Ergebnisse sollte diese Einschränkung der Übertragbarkeit berücksichtigt werden.

5.4. Ausblick und weitere Forschung

Die vorliegende Untersuchung liefert Hinweise darauf, dass Empfehlungen im öffentlichen Verkehr eingesetzt werden können, um ÖPNV-Nutzende dazu zu bewegen, ihre Routenwahl so anzupassen, dass sie zu einer besseren Fahrgastverteilung im Verkehrsnetz beiträgt. Der Zweck der Empfehlung wurde in der Untersuchung transparent kommuniziert, was nicht verhindert hat, dass die Empfehlung wirken konnte. Dies deutet darauf hin, dass

durchaus eine Bereitschaft bei Fahrgästen besteht, Entscheidungen im Sinne einer Verbesserung des gesamten Verkehrsflusses zu treffen. Es bleibt offen, aus welchen Beweggründen Individuen solche Entscheidungen treffen. Neben einem altruistischen Motiv sind auch Überlegungen denkbar, dass ein optimierter Verkehrsfluss langfristig auch den Individuen selbst zugute kommt. Zukünftige Forschung sollte versuchen, mittels Verhaltenstheorien die Hintergründe solcher Entscheidungen zu erklären. Ein hilfreiches Konstrukt kann die eingangs vorgestellte Theory of Planned Behavior darstellen (Ajzen, 1985, 1991), die von Hauslbauer et al. (2022) bereits zur Analyse von Nudges im Verkehrskontext verwendet wurde. Ein besseres Verständnis der Hintergründe von Routenwahlentscheidungen kann weiter zu einer besseren Lenkung und somit Verteilung von Fahrgästen beitragen. Außerdem sollte der Effekt von Empfehlungen weiter untersucht werden. Wie bereits erwähnt, sollten sowohl Stated Preference Studien mit randomisierten Empfehlungen als auch Revealed Preference Studien mittels echter Verkehrsdaten durchgeführt werden, um das Ausmaß des Effekts genauer bestimmen zu können und zu prüfen, ob der Effekt sich auch in tatsächlichem Routenwahlverhalten niederschlägt.

Darüber hinaus kann die Exploration alternativer Nudges zur Beeinflussung der Routenwahl vielversprechend sein. Häufig verwendete Formen wie ein Default-Nudge, der eine für das Verkehrssystem optimale Route als Voreinstellung verwendet oder eine Ergänzung von Empfehlungen durch einen Soziale-Norm-Nudge, der betont wie viele Menschen ihre Routenwahl im Sinne eines besseren Verkehrsflusses treffen, wären Möglichkeiten, die bereits in anderen Kontexten erprobt wurden. Aber auch andere Alternativen sollten exploriert werden, um zu prüfen, welche Intervention die besten Ergebnisse liefert. Da die im Rahmen dieser Untersuchung verwendete Empfehlung trotz Transparenz einen Effekt erzeugen konnte, sollte nach Möglichkeit auch bei alternativen Interventionen auf Transparenz gesetzt werden, um einerseits die Entscheidungsfreiheit der Fahrgäste zu bewahren und andererseits die Akzeptanz in der Bevölkerung zu gewährleisten. Zusätzlich zu Interventionen, die in Auskunftsapps zum Einsatz kommen würden, sollten zudem Interventionen für den Einsatz am Bahnsteig oder im Fahrzeug entwickelt werden. Dies ist insbesondere von Relevanz, da Ergebnissen von Petersen und Dotzauer (2023) zufolge, Menschen in Metropolen wie Berlin seltener Auskunftsapps zur Reiseplanung nutzen als Menschen in kleineren Städten. Wenngleich auch in Metropolen die Nutzung hoch

ist, wären ergänzende Maßnahmen von Vorteil, insbesondere da diese Städte ein besonders hohes Verkehrsaufkommen im ÖPNV haben.

Neben der Exploration von Nudges sollte der Einfluss von Routeneigenschaften auf die Routenwahl im ÖPNV auf der bisherigen Forschung aufbauend weiter untersucht werden, um den Einfluss der Eigenschaften noch besser zu verstehen und unter anderem bessere Vorhersagen in Verkehrsmodellen zu ermöglichen. Auch hier kann eine inhaltliche Analyse des Wahlverhaltens durch Verhaltenstheorien wie die Theory of Planned Behavior (Ajzen, 1985, 1991) nützlich sein, um besser zu verstehen, welche Aspekte der Routeneigenschaften ihren Einfluss begründen. So könnte zum Beispiel bestimmten Auswirkungen vorgebeugt werden, um den Einfluss der Routeneigenschaften auf das Routenwahlverhalten anzupassen.

Neben den Empfehlungen für zukünftige Forschung wird für Verkehrsmanager empfohlen, Empfehlungen auf Basis der Präferenzen für das Verkehrsnetz in der Praxis zu erproben. Wie für derartige Interventionen üblich sollte die Etablierung kostengünstig sein. Entsprechend sollte das Return on Investment trotz einem zu erwartenden kleinen Effekt groß sein und zu einer besseren Fahrgastlenkung beitragen können. Der Einsatz sollte dabei wissenschaftlich begleitet werden, sodass auch die Praxisanwendung zu dem beschriebenen Erkenntnisgewinn beitragen kann. Auf Basis der bisherigen Nudge-Forschung kann davon ausgegangen werden, dass eine transparente Intervention dieser Art grundsätzlich auf Akzeptanz stößt. Dennoch sollte der Einsatz auch von einer Befragung der Reisenden begleitet werden, um weitere Erkenntnisse zu den Präferenzen der Reisenden und zur Optimierung der Intervention zu gewinnen. Dabei sollte berücksichtigt werden, dass Nudges und andere Soft Measures keine Alternative zu einer Verbesserung der Verkehrsinfrastruktur darstellen, sondern lediglich ein ergänzender Faktor sein können. Insbesondere in einem System, in dem eine Lenkung durch ökonomische Faktoren wie den Preis aufgrund von Tarifstrukturen in der Regel nicht möglich ist, ist diese Ergänzung allerdings eine maßgebliche Möglichkeit zur gezielten Verteilung der Auslastung. Insofern weitere Forschung und Pilotprojekte mit wissenschaftlicher Evaluation die bisher angedeuteten Ergebnisse bestätigen, können Nudges ein effizientes Ergänzungswerkzeug im öffentlichen Verkehrsmanagement darstellen.

6. Literaturverzeichnis

Aizaki, H. & Nishimura, K. (2008). Design and analysis of choice experiments using R: A brief introduction. *農業情報研究*, *17*(2), 86–94. https://doi.org/10.3173/air.17.86

Ajzen, I. (1985). From intentions to actions: A theory of planned behavior. In J. Kuhl & J. Beckmann (Hrsg.), *Action control: From cognition to behavior* (S. 11–39). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-69746-3_2

Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes, Theories of Cognitive Self-Regulation*, *50*(2), 179–211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *19*(6), 716–723. https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705

Backhaus, K., Erichson, B., Gensler, S., Weiber, R. & Weiber, T. (2021). *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Springer Gabler Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-32425-4

Batarce, M., Muñoz, J. C., De Dios Ortúzar, J., Raveau, S., Mojica, C. & Ríos, R. A. (2015). Use of mixed stated and revealed preference data for crowding valuation on public transport in Santiago, Chile. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2535*(1), 73–78. https://doi.org/10.3141/2535-08

Batarce, M., Muñoz, J. C. & Ortúzar, J. D. D. (2016). Valuing crowding in public transport: Implications for cost-benefit analysis. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *91*, 358–378. https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.06.025

Belsley, D. A., Kuh, E. & Welsch, R. E. (1980). *Regression diagnostics: Identifying influential data and sources of collinearity*. John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/0471725153

Bovens, L. (2009). The ethics of nudge. In M. J. Hansson & T. Grüne-Yanoff (Hrsg.), *Preference change: Approaches from philosophy, cconomics and psychology.* (S. 207–219). Springer.

Brakewood, C. & Watkins, K. (2019). A literature review of the passenger benefits of real-time transit information. *Transport Reviews*, *39*(3), 327–356. https://doi.org/10.1080/01441647.2018.1472147

Bundesministerium für Verkehr. (31. 07. 2025). *Klimaschutz im Verkehr – Öffentlicher Verkehr.* Bundesministerium für Verkehr. https://www.bmv.de/SharedDocs/DE/Artikel/G/Klimaschutz-im-Verkehr/klimaschutz-oeffentlicher-verkehr.html

Cairns, S., Sloman, L., Newson, C., Anable, J., Kirkbride, A. & Goodwin, P. (2008). Smarter choices: Assessing the potential to achieve traffic reduction using 'Soft Measures'. *Transport Reviews*, *28*(5), 593–618. https://doi.org/10.1080/01441640801892504

Cats, O., Koutsopoulos, H. N., Burghout, W. & Toledo, T. (2011). Effect of real-time transit information on dynamic path choice of passengers. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2217*(1), 46–54. https://doi.org/10.3141/2217-06

Christoforou, Z., Chandakas, E. & Kaparias, I. (2020). Investigating the impact of dwell time on the reliability of urban light rail operations. *Urban Rail Transit*, *6*(2), 116–131. https://doi.org/10.1007/s40864-020-00128-1

Congiu, L. & Moscati, I. (2022). A review of nudges: Definitions, justifications, effectiveness. *Journal of Economic Surveys*, *36*(1), 188–213. https://doi.org/10.1111/joes.12453

Cox, T., Houdmont, J. & Griffiths, A. (2006). Rail passenger crowding, stress, health and safety in Britain. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *40*(3), 244–258. https://doi.org/10.1016/j.tra.2005.07.001

de Moraes Ramos, G., Daamen, W. & Hoogendoorn, S. (2011). Expected utility theory, prospect theory, and regret theory compared for prediction of route choice behavior. *Transportation Research Record*, *2230*(1), 19–28. https://doi.org/10.3141/2230-03

Department of Economic and Social Affairs. (2025). *World urbanization prospects 2025: summary of results | DESA publications* (UN DESA/POP/2025/TR/NO. 12). United Nations. https://desapublications.un.org/publications/world-urbanization-prospects-2025-summary-results

Deutsche Bahn AG. (o. D. a.a). *Gesetz Digitale Dienste*. bahn.de. Abgerufen am 7. August 2026, von https://www.bahn.de/impressum/transparenzbericht_dsa

Deutsche Bahn AG. (o. D.a.b). *Auslastungsanzeige*. bahn.de. Abgerufen am 10. September 2026, von https://www.bahn.de/service/informationen-buchung/auslastungsinformation

Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., Marquéz, J. R. G., Gruber, B., Lafourcade, B., Leitão, P. J., Münkemüller, T., McClean, C., Osborne, P. E., Reineking, B., Schröder, B., Skidmore, A. K., Zurell, D. & Lautenbach, S. (2013). Collinearity: A review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, *36*(1), 27–46. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x

Dotzauer, M., Wasic, C. & Petersen, M. (27.02.2025). *Abschlussveranstaltung SAFIRA* [Präsentation]. https://unternehmen.vbb.de/fileadmin/user_upload/VBB/Dokumente/Verkehrsverbund/veranstaltungen/safira-abschlusspraesentation.pdf

Drabicki, A., Cats, O., Kucharski, R., Fonzone, A. & Szarata, A. (2023). Should I stay or should I board? Willingness to wait with real-time crowding information in urban public transport. *Research in Transportation Business & Management*, *47*, Artikel 100963. https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2023.100963

Eboli, L. & Mazzulla, G. (2008). A stated preference experiment for measuring service quality in public transport. *Transportation Planning and Technology*, *31*(5), 509–523. https://doi.org/10.1080/03081060802364471

Evans, J. S. B. T. (2003). In two minds: Dual-process accounts of reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, *7*(10), 454–459. https://doi.org/10.1016/j.tics.2003.08.012

Fox, J. & Monette, G. (1992). Generalized collinearity diagnostics. *Journal of the American Statistical Association*, *87*(417), 178–183. https://doi.org/10.2307/2290467

Fox, J. & Weisberg, S. (2019). *An R companion to applied regression* (3. Aufl.). Sage.

Fuest, S., Sester, M. & Griffin, A. L. (2023). Nudging travellers to societally favourable routes: The impact of visual communication and emotional responses on decision making. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, *19*, Artikel 100829. https://doi.org/10.1016/j.trip.2023.100829

Garber, M. D., Benmarhnia, T., Mason, J., Morales-Zamora, E. & Rojas-Rueda, D. (2024). Parking and public health. *Current Environmental Health Reports*, *12*(1), Artikel 2. https://doi.org/10.1007/s40572-024-00465-4

Gates, T. J., Qin, X. & Noyce, D. A. (2008). Effectiveness of experimental transverse-bar pavement marking as speed-reduction treatment on freeway curves. *Transportation Research Record*, *2056*(1), 95–103. https://doi.org/10.3141/2056-12

Gigerenzer, G. & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic decision making. *Annual Review of Psychology*, *62*, 451–482. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346

GitHub. (2026). *GitHub Copilot* (Version von Mai 2026) [KI-Programmierassistent]. https://github.com/features/copilot

Granovetter, M. (1985). Economic action and social structure: The problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, *91*(3), 481–510. https://doi.org/10.1086/228311

Grüne-Yanoff, T. (2012). Old wine in new casks: Libertarian paternalism still violates liberal principles. *Social Choice and Welfare*, *38*(4), 635–645. https://doi.org/10.1007/s00355-011-0636-0

Grüne-Yanoff, T. & Hertwig, R. (2016). Nudge versus boost: How coherent are policy and theory? *Minds and Machines*, *26*(1), 149–183. https://doi.org/10.1007/s11023-015-9367-9

Hamburger Verkehrsverbund GmbH. (5. November 2024). *Moderate Tarifanpassung bei Kurzstrecken- und Hamburg ABTickets, weitere Straffung des Sortiments, Hamburg übernimmt einen Großteil der Kostensteigerung bei den vergünstigten Deutschlandtickets* [Pressemitteilung]. https://www.hvv.de/resource/blob/138986/31f4981ab4725cb11a55cbbff023266f/PM241105_Tarifanpassung_Website.pdf

Hansen, P. G. & Jespersen, A. M. (2013). Nudge and the manipulation of choice: A framework for the responsible use of the nudge approach to behaviour change in public policy. *European Journal of Risk Regulation*, *4*(1), 3–28. https://doi.org/10.1017/S1867299X00002762

Hauber, A. B., González, J. M., Groothuis-Oudshoorn, C. G. M., Prior, T., Marshall, D. A., Cunningham, C., IJzerman, M. J. & Bridges, J. F. P. (2016). Statistical methods for the analysis of discrete choice experiments: A report of the ISPOR conjoint analysis good research practices task force. *Value in Health: The Journal of the International Society for Pharmacoeconomics and Outcomes Research*, *19*(4), 300–315. https://doi.org/10.1016/j.jval.2016.04.004

Hauslbauer, A. L., Schade, J., Drexler, C. E. & Petzoldt, T. (2022). Extending the theory of planned behavior to predict and nudge toward the subscription to a public transport ticket. *European Transport Research Review*, *14*(1), Artikel 5. https://doi.org/10.1186/s12544-022-00528-3

Haywood, L. & Koning, M. (2013). *Estimating crowding costs in public transport*. Discussion Paper No. 1293. Deutsches Institut für Wirtschaftsforschon Berlin. https://doi.org/10.2139/ssrn.2256332

Hensher, D. A. (2010). Hypothetical bias, choice experiments and willingness to pay. *Transportation Research Part B: Methodological*, *44*(6), 735–752. https://doi.org/10.1016/j.trb.2009.12.012

Herfeld, C. (2022). Revisiting the criticisms of rational choice theories. *Philosophy Compass*, *17*(1), Artikel e12774. https://doi.org/10.1111/phc3.12774

Hewig, J., Kretschmer, N., Trippe, R. H., Hecht, H., Coles, M. G. H., Holroyd, C. B. & Miltner, W. H. R. (2011). Why humans deviate from rational choice. *Psychophysiology*, *48*(4), 507–514. https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2010.01081.x

Hoffrage, U., Lindsey, S., Hertwig, R. & Gigerenzer, G. (2000). Communicating statistical information. *Science*, *290*(5500), 2261–2262. https://doi.org/10.1126/science.290.5500.2261

Holden, S. S., Zlatevska, N. & Dubelaar, C. (2016). Whether smaller plates reduce consumption depends on who's serving and who's looking: A meta-analysis. *Journal of the Association for Consumer Research*, *1*(1), 134–146. https://doi.org/10.1086/684441

Jung, J. Y. & Mellers, B. A. (2016). American attitudes toward nudges. *Judgment and Decision Making*, *11*(1), 62–74. https://doi.org/10.1017/S1930297500007592

Kahneman, D. & Frederick, S. (2002). Representativeness revisited: Attribute substitution in intuitive judgment. In T. Gilovich, D. Griffin & D. Kahneman (Hrsg.), *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment* (S. 49–81). Cambridge University Press.

Kahneman, D. & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, *47*(2), 263–292.

Kalman, P. J. (1968). Theory of consumer behavior when prices enter the utility function on JSTOR. *Econometrica*, *36*(3/4), 497–510. https://doi.org/10.2307/1909519

Kattan, L. & Bai, Y. (2018). LRT passengers' responses to Advanced Passenger Information System (APIS) in case of information inconsistency and train crowding. *Canadian Journal of Civil Engineering*, *45*(7), 583–593. https://doi.org/10.1139/cjce-2017-0559

Kroese, F. M., Marchiori, D. R. & de Ridder, D. T. D. (2016). Nudging healthy food choices: A field experiment at the train station. *Journal of Public Health*, *38*(2), e133–e137. https://doi.org/10.1093/pubmed/fdv096

Leiner, D. J. (2025). *SoSci Survey* (Version 3.6.10) [Software]. https://www.soscisurvey.de

Li, H., Gao, K. & Tu, H. (2017). Variations in mode-specific valuations of travel time reliability and in-vehicle crowding: Implications for demand estimation. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *103*, 250–263. https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.06.009

Lieder, F. & Griffiths, T. L. (2020). Resource-rational analysis: Understanding human cognition as the optimal use of limited computational resources. *Behavioral and Brain Sciences*, *43*, Artikel e1. https://doi.org/10.1017/S0140525X1900061X

Lin, T. & Wilson, N. H. M. (1992). Dwell time relationships for light rail systems. *Transportation Research Record*, *1361*, 287–295.

Loewenstein, G., Bryce, C., Hagmann, D. & Rajpal, S. (2015). Warning: You are about to be nudged. *Behavioral Science & Policy*, *1*(1), 35–42. https://doi.org/10.1177/237946151500100106

Louviere, J., Hensher, D. & Swait, J. (2000). *Stated choice methods: Analysis and application* (Bd. 17). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511753831.008

Louviere, J. J., Flynn, T. N. & Carson, R. T. (2010). Discrete choice experiments are not conjoint analysis. *Journal of Choice Modelling*, *3*(3), 57–72. https://doi.org/10.1016/S1755-5345(13)70014-9

Luce, R. D. & Tukey, J. W. (1964). Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement. *Journal of Mathematical Psychology*, *1*(1), 1–27. https://doi.org/10.1016/0022-2496(64)90015-X

McFadden, D. (1974). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In P. Zarembka (Hrsg.), *Frontiers in econometrics* (S. 105–142). Academic Press.

McFadden, D. (1980). Econometric models for probabilistic choice among products. *The Journal of Business*, *53*(3), S13–S29.

Nobis, C., Obersteller, D., Lell, O., Muster, V. & Raber, J. (2024). *Erarbeitung einer Suffizienzstrategie für den Verkehrssektor und ihre erfolgreiche Kommunikation* (Bericht Nr. FB001172). Umweltbundesamt. https://www.umweltbundesamt.de/publikationen/erarbeitung-einer-suffizienzstrategie-fuer-den

Offiaeli, K. & Yaman, F. (2021). Social norms as a cost-effective measure of managing transport demand: Evidence from an experiment on the London underground. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *145*, 63–80. https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.12.006

Ölander, F. & Thøgersen, J. (2014). Informing versus nudging in environmental policy. *Journal of Consumer Policy*, *37*(3), 341–356. https://doi.org/10.1007/s10603-014-9256-2

Pardoe, I. (2012). A*pplied regression modeling* (2. Aufl.). John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9781118345054.ch4

Petermann, S. (2005). Der Rational-Choice-Ansatz. In E. Weik & R. Lang (Hrsg.), *Moderne Organisationstheorien 1: Handlungsorientierte Ansätze* (S. 63–93). Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-322-90466-9_3

Petersen, M. & Dotzauer, M. (2023). Information on capacity utilization for public transportation: Useful for passengers? In Humanist Virtual Centre of Excellence (Hrsg.), P*roceedings of the 8th humanist conference*.

Phelps, C. E. (2024). A user's guide to economic utility functions. *Journal of Risk and Uncertainty*, *69*(3), 235–280. https://doi.org/10.1007/s11166-024-09443-5

Preston, J., Pritchard, J. & Waterson, B. (2017). Train overcrowding: Investigation of the provision of better information to mitigate the issues. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2649*(1), 1–8. https://doi.org/10.3141/2649-01

R Core Team. (2025). *R: A language and environment for statistical computing* (Version 4.4.3) [Software]. R Foundation for Statistical Computing. https://www.r-project.org/

Raveau, S., Guo, Z., Muñoz, J. C. & Wilson, N. H. M. (2014). A behavioural comparison of route choice on metro networks: Time, transfers, crowding, topology and socio-demographics. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *66*, 185–195. https://doi.org/10.1016/j.tra.2014.05.010

Ringhand, M. & Vollrath, M. (2018). Make this detour and be unselfish! Influencing urban route choice by explaining traffic management. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, *53*, 99–116. https://doi.org/10.1016/j.trf.2017.12.010

Rosenthal, J. A. (1996). Qualitative descriptors of strength of association and effect size. *Journal of Social Service Research*, *21*(4), 37–59. https://doi.org/10.1300/J079v21n04_02

Sher, S., McKenzie, C. R. M., Müller-Trede, J. & Leong, L. (2022). Rational choice in context. *Current Directions in Psychological Science*, *31*(6), 518–525. https://doi.org/10.1177/09637214221120387

Stanovich, K. E. & West, R. F. (2000). Advancing the rationality debate. *Behavioral and Brain Sciences*, *23*(5), 701–717. https://doi.org/10.1017/S0140525X00623439

Stein, A., Günthel, D., Naumann, R., Hänel, S., Uller, S., Gading, H., Struß, J. & Steinke, D. (2025). *Luftreinhaltung und Klimaschutz durch Stärkung des ÖPNV: Finanzierungsgrundlagen erweitern und verstetigen* (Bericht Nr. FB001815). Umweltbundesamt. https://openumwelt.de/entities/publication/aabcf4ba-6628-4cf1-954d-b1fcfad06ba3

Sunstein, C. R. (2016). People prefer system 2 nudges (kind of). *Duke Law Journal, 66*, 121–168. https://doi.org/10.2139/ssrn.2731868

SurveyCircle. (2026). *SurveyCircle. https://www.surveycircle.com*

Thaler, R. & Sunstein, C. (2008). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. Yale University Press.

Thaller, A., Wicki, M., Fleiß, E., Maier, R. & Posch, A. (2024). Pushing low-carbon mobility: A survey experiment on the public acceptance of disruptive policy packages. *Climate Policy*, *24*(7), 949–962. https://doi.org/10.1080/14693062.2024.2302322

The Document Foundation. (2026). *LibreOffice Impress* (Version 26.2.1.2) [Software]. The Document Foundation. https://de.libreoffice.org/download/download/

Therneau, T. M., Elizabeth, A. & Cynthia, C. (2026). S*urvival: Survival analysis* (Version 3.8-12) [R-Paket]. https://cran.r-project.org/web/packages/survival/index.html

Tirachini, A., Hurtubia, R., Dekker, T. & Daziano, R. A. (2017). Estimation of crowding discomfort in public transport: Results from Santiago de Chile. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *103*, 311–326. https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.06.008

Tohamy, S. M. & Mixon, J. W. (2004). Illustrating consumer theory with the CES utility function. *The Journal of Economic Education*, *35*(3), 251–258.

Train, K. (2002). *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge University Press.

Umweltbundesamt. (o. D. a.). *Internationale Klimapolitik*. Umweltbundesamt. Abgerufen am 01. September 2026 von, https://www.umweltbundesamt.de/themen/klima-energie/internationale-klimapolitik

United Nations Environment Programme. (2024). *Emissions gap Report 2024: No more hot air … please! With a massive gap between rhetoric and reality, countries draft new climate commitments* (DEW/2672/NA). United Nations Environment Programme. https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/46404/EGR2024.pdf?sequence=3&isAllowed=y

Venema, T. A. G., Kroese, F. M. & De Ridder, D. T. D. (2018). I'm still standing: A longitudinal study on the effect of a default nudge. *Psychology & Health*, *33*(5), 669–681. https://doi.org/10.1080/08870446.2017.1385786

Verband Deutscher Verkehrsunternehmen e. V., Deutsche Bahn AG, & DB Regio AG. (17.08.2025). *Evaluation zum Deutschland-Ticket Bericht zur bundesweiten Marktforschung—Halbjahresbericht 2025* [Präsentation]. https://www.vdv.de/deutschlandticket.aspx

Verkehrsverbund Berlin-Brandenburg GmbH. (o. D. a.). *Projekt Safira*. VBB. Abgerufen am 19. August 2026, von https://unternehmen.vbb.de/vbb-themen/forschung-und-projekte/projekt-safira/

von Neumann, J., Morgenstern, O. & Rubinstein, A. (1944). *Theory of games and economic behavior: 60th anniversary commemorative edition*. Princeton University Press.

Wardman, M. (2004). Public transport values of time. *Transport Policy*, *11*(4), 363–377. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2004.05.001

Weigele, S., Preuß, W., Schulz, M. & Bürger, K. (2025). Gutachten *zur künftigen Tariflandschaft im ÖPNV*. Verbraucherzentrale Bundesverband e.V. https://www.vzbv.de/sites/default/files/2025-10/vzbv_Ramboll_Gutachten_zur_k%C3%BCnftigen_Tariflandschaft_%C3%96PNV_281025_PUB.pdf

Wheeler, B. & Braun, J. (2025). *AlgDesign: Algorithmic experimental design* (Version 1.2.1.2) [R-Paket]. https://cran.r-project.org/web/packages/AlgDesign/index.html

Yang, J. & Jiang, G. (2014). Development of an enhanced route choice model based on cumulative prospect theory. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *47*, 168–178. https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.06.009

Yap, M., Cats, O. & Van Arem, B. (2020). Crowding valuation in urban tram and bus transportation based on smart card data. *Transportmetrica A: Transport Science*, *16*(1), 23–42. https://doi.org/10.1080/23249935.2018.1537319

Zargayouna, M., Othman, A., Scemama, G. & Zeddini, B. (2015). Impact of travelers information level on disturbed transit networks: A multiagent simulation. *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2889–2894. https://doi.org/10.1109/ITSC.2015.464

7. Anhang

Anhangsverzeichnis

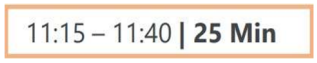
Anhang A Erklärung der Navigationsinformationen.....75
Anhang B Choice-Sets des Wahlexperiments.....76
Anhang C Einverständniserklärung zur Datenverarbeitung.....82
Anhang D Begrüßung, soziodemographischer Fragebogen, Verabschiedung & Verlosung....86
Anhang E Instruktionen aller Versuchsgruppen.....91
Anhang F Übersicht über die soziodemographischen Daten der finalen Stichprobe.....94
Anhang G Ergebnisse der GVIF Analysen.....96
Anhang H Ausreißeranalyse.....99
Anhang I Vollständige Ergebnistabelle des finalen Modells der Gesamtstichprobe.....101

Anhang A

Erklärung der Navigationsinformationen

Die Routen zwischen denen Sie sich entscheiden können, werden Ihnen wie folgt präsentiert. Die verschiedenen Elemente der Navigationsinformationen werden hier erläutert. *[In Gruppen ohne Nudge wurde eine Abbildung ohne Empfehlung präsentiert und die Empfehlung nicht erklärt.]*





Hier wird die Dauer der Fahrt sowie die Abfahrts- und Ankunftszeit angezeigt. Die Abfahrtszeiten des Routen sind alle identisch um 11:15.



Hier werden die Anzahl der Umstiege sowie die Bezeichnungen der Linien angezeigt. Alle Linien die für die Fahrt verwendet werden sind Straßenbahnlinien (Str).



Hier wird die durchschnittliche Auslastung der Fahrzeuge auf der Route angezeigt. Die Auslastung hat drei Stufen. Je höher die Anzahl der dunklen Figuren, desto höher ist die Auslastung. Eine Figur bedeutet, dass die Mehrheit der Sitz- und Stehplätze frei ist. Zwei Figuren bedeuten, dass noch wenige Sitzplätze sowie ein Großteil der Stehplätze frei sind. Drei Figuren bedeuten, dass alle Sitzplätze und mindestens die Hälfte der Stehplätze belegt sind. Die Auslastung kann zwischen den einzelnen Fahrzeugen auf einer Route variieren, aber es ist sicher, dass eine Route mit geringerer Auslastung insgesamt mit weniger vollen Wagons verbunden ist.



Dies kennzeichnet die vom Verkehrsmanagement empfohlene Route. Das Verkehrsmanagement zielt mit seinen Empfehlungen darauf ab, die Auslastung der Fahrzeuge im gesamten Verkehrssystem zu optimieren. Über das ***i*** kann diese Erklärung für die Empfehlung jederzeit abgerufen werden.

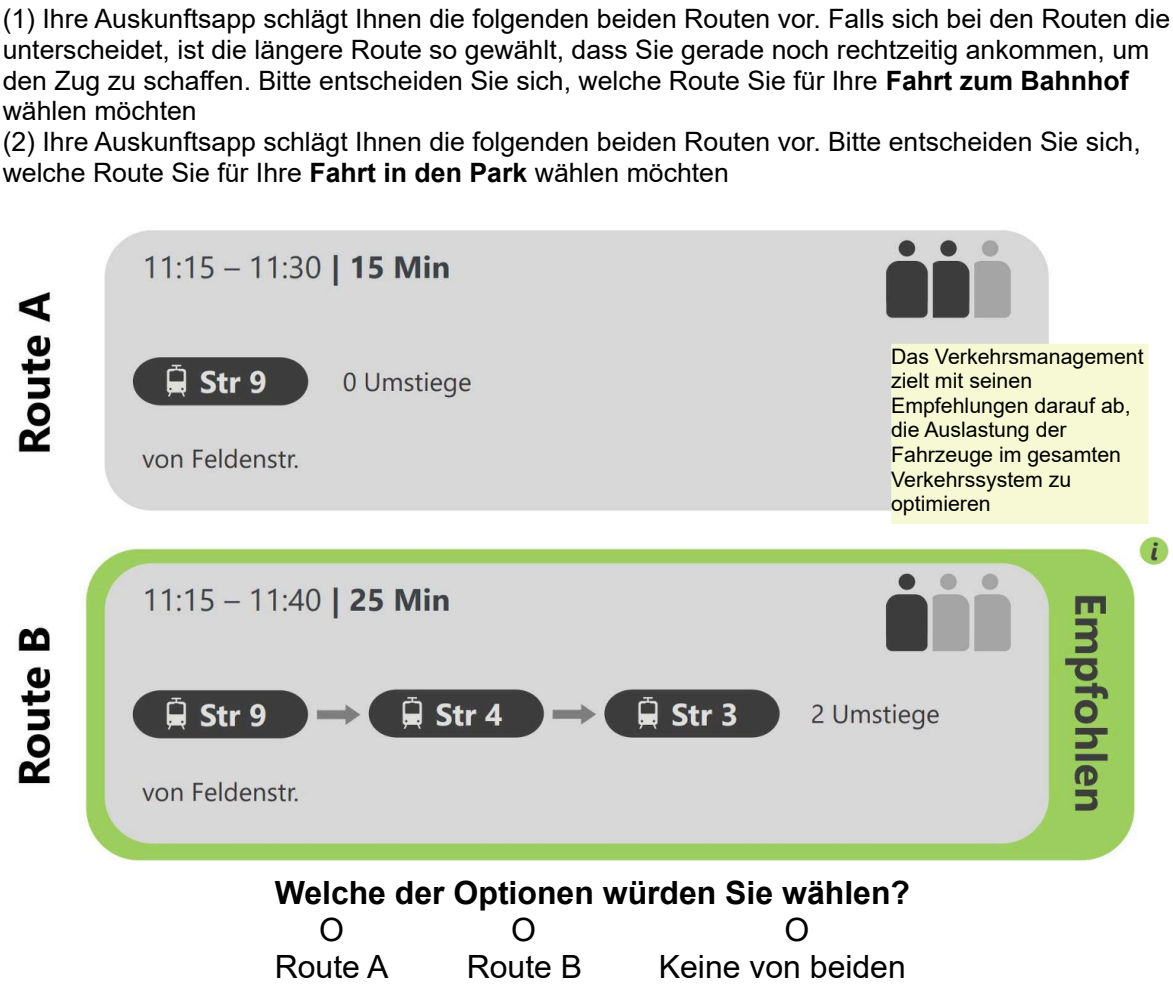
Anhang B

Choice-Sets des Wahlexperiments

Abbildung B1 zeigt ein Beispiel Choice Set der Nudge-Bedingung, in der die Erinnerungen aus den Bedingungen mit und ohne Zeitdruck sowie die Information zur Empfehlung eingeblendet sind. Abbildungen B2 – B5 zeigen die Stimuli aller Choice Sets mit Nudge. Abbildung B2 enthält das erste Choice Set zudem einmal ohne Nudge, um darzustellen, wie ein Choice Set ohne Nudge aussah.

Abbildung B1

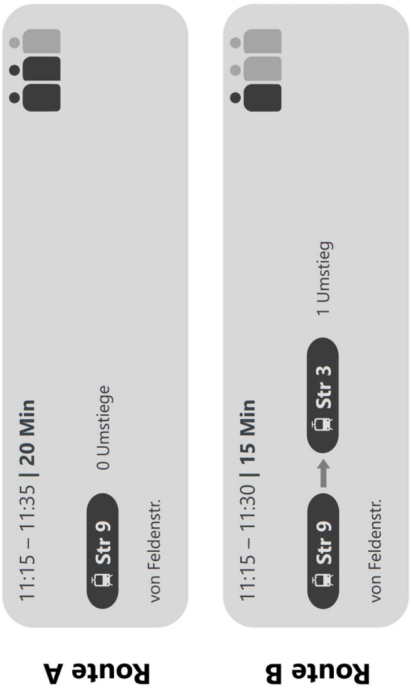
Beispiel Choice Set aus der Nudge Bedingung.



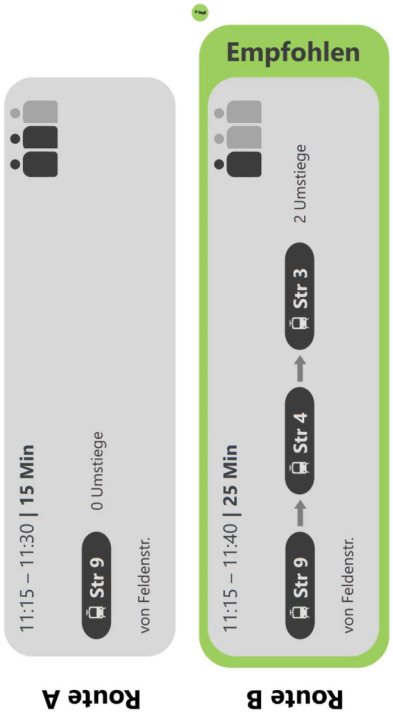
Anmerkung. Erinnerungen aus Bedingungen mit (1) und ohne (2) Zeitdruck. Information zur Empfehlung erscheint nach Klicken des „i"-Buttons.

Abbildung B2

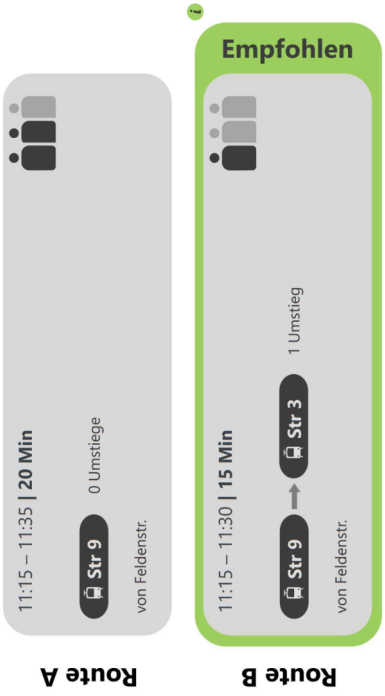
Choice Set 1 - 3



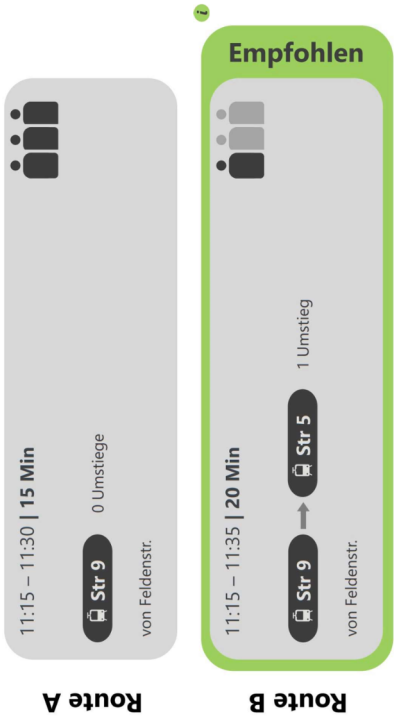
Choice Set 1 (ohne Nudge)



Choice Set 1 (mit Nudge)



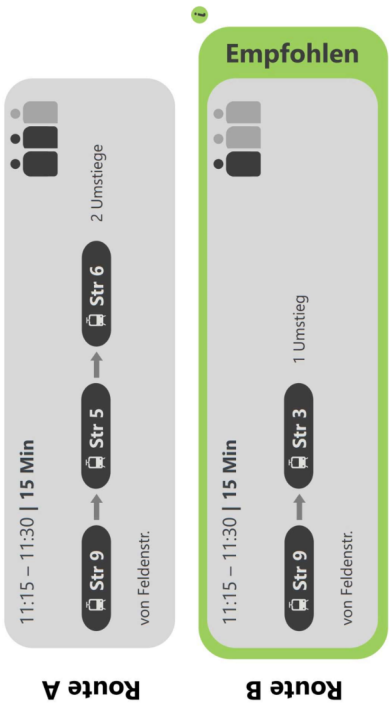
Choice Set 2 (mit Nudge)



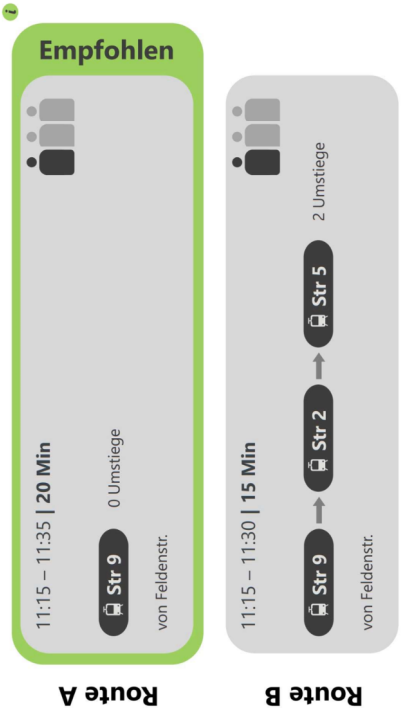
Choice Set 3 (mit Nudge)

Abbildung B3

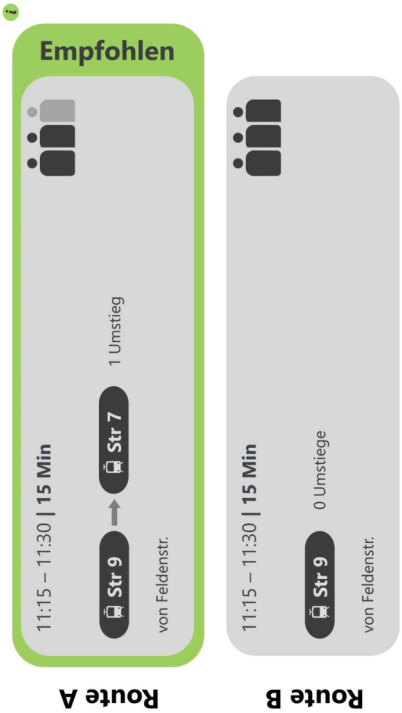
Choice Sets 4 - 7



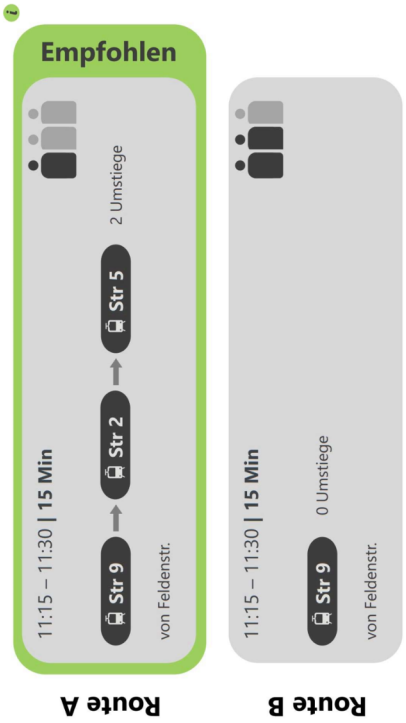
Choice Set 4 (mit Nudge)



Choice Set 5 (mit Nudge)



Choice Set 6 (mit Nudge)

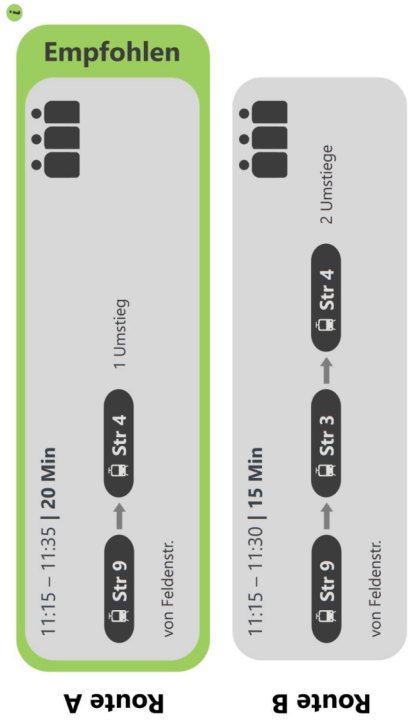


Choice Set 7 (mit Nudge)

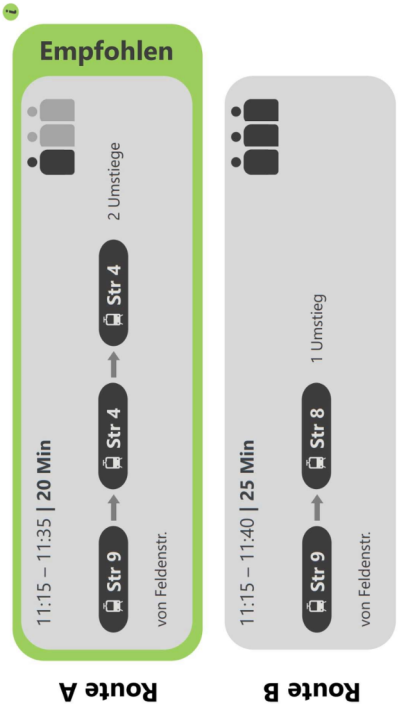
Choice Set 1 (mit Nudge)

Abbildung B3

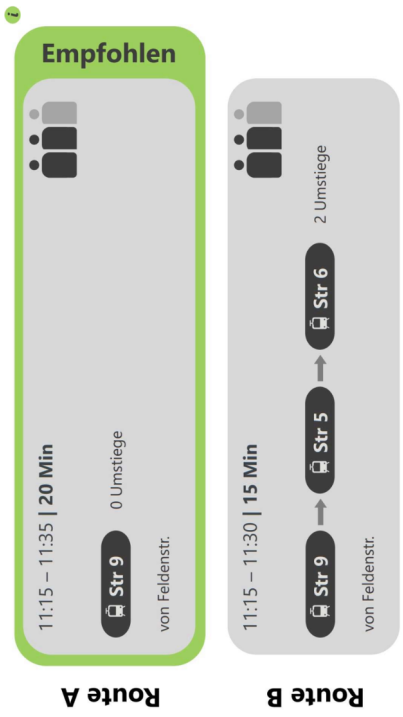
Choice Sets 8 - 11



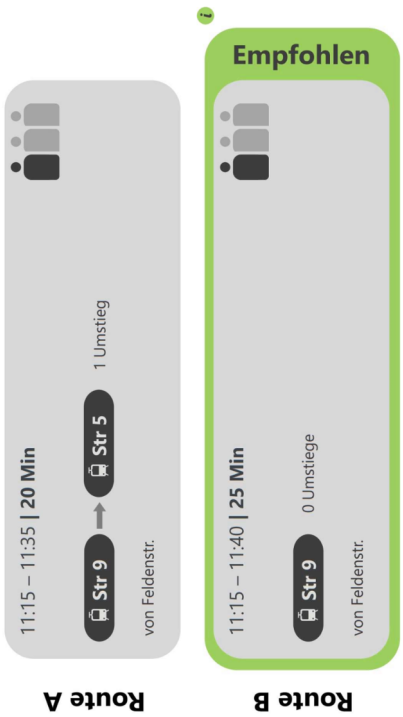
Choice Set 8 (mit Nudge)



Choice Set 9 (mit Nudge)



Choice Set 10 (mit Nudge)

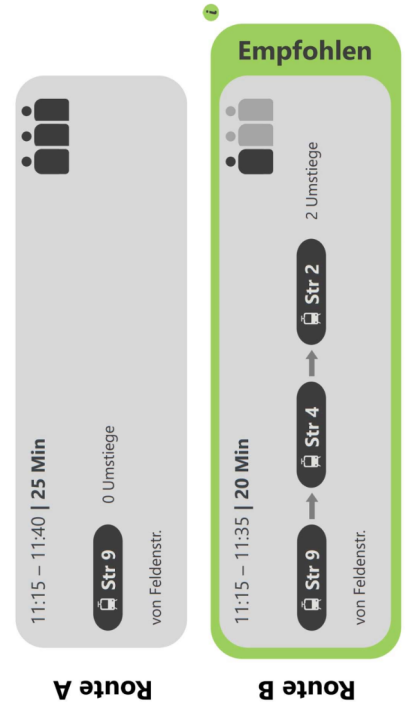


Choice Set 11 (mit Nudge)

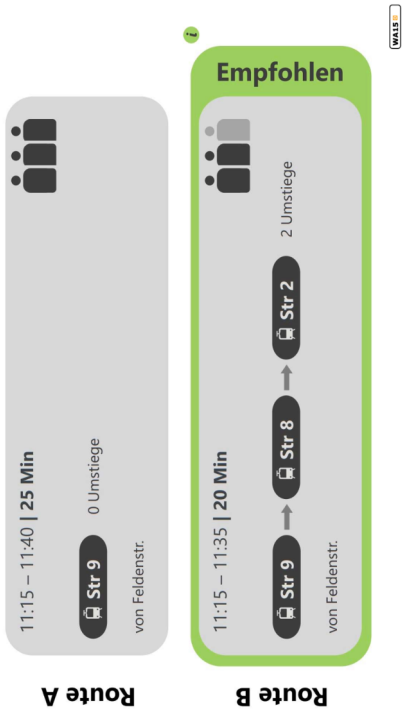
Choice Set 1 (mit Nudge)

Abbildung B4

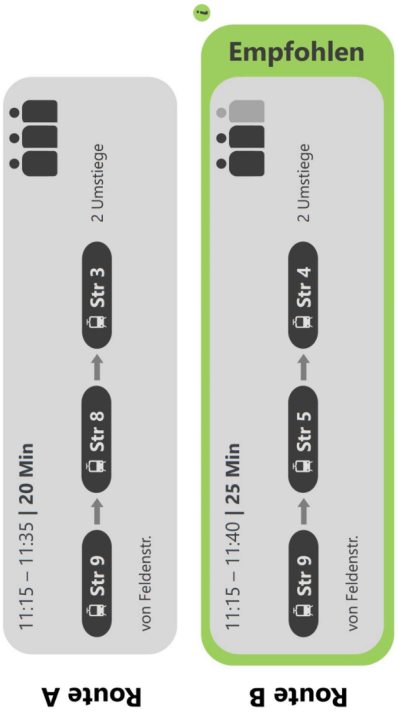
Choice Sets 12 – 15



Choice Set 12 (mit Nudge)



Choice Set 13 (mit Nudge)



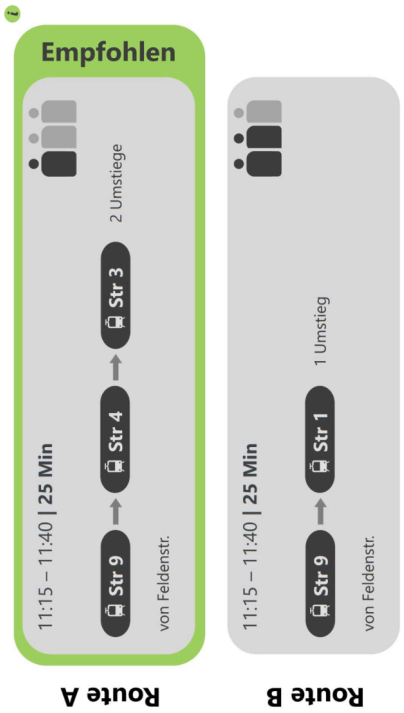
Choice Set 14 (mit Nudge)



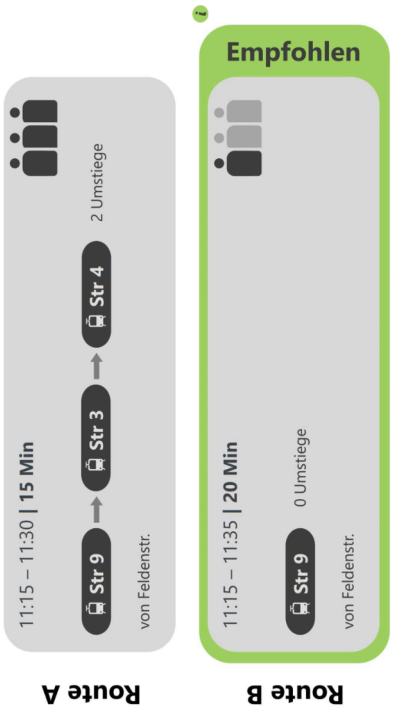
Choice Set 15 (mit Nudge)

Abbildung B5

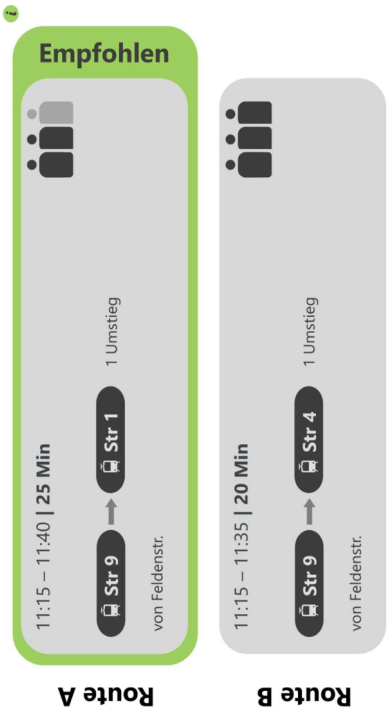
Choice Sets 16 – 19



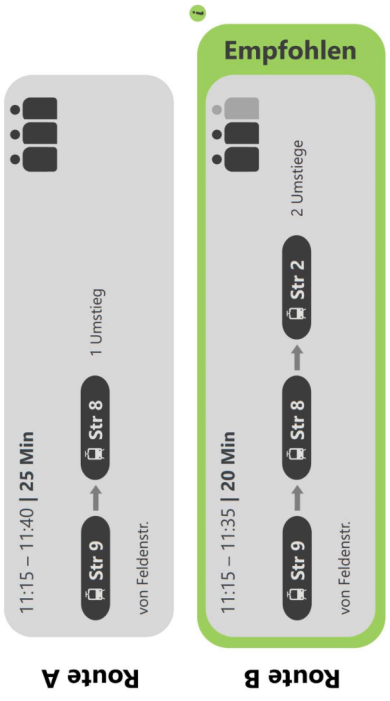
Choice Set 16 (mit Nudge)



Choice Set 17 (mit Nudge)



Choice Set 18 (mit Nudge)



Choice Set 19 (mit Nudge)

Anhang C

Einverständniserklärung zur Datenverarbeitung

Datenschutzrechtliche Einwilligungserklärung und Informationen über die Verarbeitung personenbezogener Daten im Rahmen einer Online-Studie zum Routenwahlverhalten im ÖPNV

I. Datenschutzrechtliche Einwilligungserklärung

Das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. (DLR) nimmt den Schutz Ihrer personenbezogenen Daten sehr ernst. Die geplante Verarbeitung Ihrer Daten zum Zweck der Teilnahme an einer Online-Studie zu Einflussfaktoren auf das Routenwahlverhalten im öffentlichen Verkehr setzt Ihre zuvor erteilte Einwilligung als rechtliche Grundlage voraus.

II. Informationen über die Verarbeitung personenbezogener Daten

Mit diesen Datenschutzhinweisen informieren wir Sie gemäß der ab dem 25. Mai 2018 geltenden EU-Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) über die Verarbeitung Ihrer personenbezogenen Daten durch das DLR sowie über die Ihnen zustehenden Rechte. Diese Hinweise werden soweit erforderlich aktualisiert und Ihnen zur Verfügung gestellt.

1. **Verantwortlicher und Datenschutzbeauftragter Verantwortlicher im Sinne der** DSGVO ist das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR) Linder Höhe, 51147 Köln Telefon: +49 2203 601-0, Internet: https://www.dlr.de Den Datenschutzbeauftragten des Verantwortlichen erreichen Sie unter: Datenschutzbeauftragter des DLR, Linder Höhe, 51147 Köln, E-Mail: datenschutz@dlr.de
2. **Zweck für die Datenverarbeitung**
   Zweck der wissenschaftlichen Datenverarbeitung, die vom Institut für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt durchgeführt wird, ist die Durchführung einer Online-Studie zu Einflussfaktoren auf das Routenwahlverhalten im öffentlichen Verkehr. Die Datenerhebung wird in Form eines Online-Fragebogens auf der Plattform Sosci-Survey durchgeführt.
3. **Datenkategorien**
   Im Rahmen der Verarbeitungstätigkeit werden die folgenden personenbezogenen Daten verarbeitet:

Verfahren	Daten
Online-Befragung	Anonymisierte Forschungsdaten (Entscheidung für eine von 2 Routenalternativen) Anonymisierte Demografische Angaben (Geschlecht, Mobilitätseinschränkung, Alter, Einwohnerzahl des Wohnorts, Wohndauer, Nutzungshäufigkeit ÖV, Bildungsniveau)
Verlosung von Gutscheinen	Freiwillige Angabe der E-Mail-Adresse (personenbezogene Daten). Eine Teilnahme an der Studie ist ohne diese Angabe möglich. Sie wird nur für eine Gutscheinverlosung verwendet und separat von den Fragebogendaten gespeichert

4. **Rechtsgrundlage für die Verarbeitung**

   Soweit die Verarbeitung auf Grundlage einer Einwilligungserklärung erfolgt, ist Art. 6 Abs. 1 S. 1 lit. a DSGVO die Rechtsgrundlage der Verarbeitung.

5. **Empfänger personenbezogener Daten**

   Eine interne Weitergabe personenbezogener Daten erfolgt regelmäßig ausschließlich an die Stellen, die mit der Verarbeitung beauftragt wurden. Eine Weitergabe Ihrer Daten erfolgt nur unter Wahrung der Vertraulichkeit und nur soweit eine Rechtsgrundlage dies gestattet.

6. **Speicherdauer**

   Die personenbezogenen Daten werden nur solange verarbeitet, wie dies erforderlich ist. Die Daten werden gelöscht, wenn der Zweck der Untersuchung erreicht ist, spätestens jedoch nach 10 Jahren. Eine Speicherung kann darüber hinaus erfolgen, wenn dies durch den europäischen oder nationalen Gesetzgeber in unionsrechtlichen Verordnungen, Gesetzen oder sonstigen Vorschriften, denen der Verantwortliche unterliegt, vorgesehen wurde.

7. **Ihre Rechte in Bezug auf ihre personenbezogenen Daten**

   Sie haben gegenüber dem DLR folgende Rechte hinsichtlich der Sie betreffenden personenbezogenen Daten. Zwecks Ausübung dieser Rechte wenden Sie sich bitte an die in Ziffer 1. angegebene Stelle. Vorbehaltlich der Bedingungen und Garantien nach Art. 89 Abs. 1 DSGVO kann es nach Art. 89 Abs. 2, 3 DSGVO zu Ausnahmen der Betroffenenrechte kommen.

   • Recht auf Auskunft - Art. 15 DSGVO

   Mit dem Recht auf Auskunft erhält der Betroffene eine umfassende Einsicht in die ihn angehenden Daten und einige andere wichtige Kriterien, wie beispielsweise die

Verarbeitungszwecke oder die Dauer der Speicherung. Es gelten die in § 34 BDSG geregelten Ausnahmen von diesem Recht.

• Recht auf Berichtigung - Art. 16 DSGVO

Das Recht auf Berichtigung beinhaltet die Möglichkeit für den Betroffenen, unrichtige ihn angehende personenbezogene Daten korrigieren zu lassen.

• Recht auf Löschung - Art. 17 DSGVO

Das Recht auf Löschung beinhaltet die Möglichkeit für den Betroffenen, Daten beim Verantwortlichen löschen zu lassen. Dies ist allerdings nur dann möglich, wenn die ihn angehenden personenbezogenen Daten nicht mehr notwendig sind, rechtswidrig verarbeitet werden oder eine diesbezügliche Einwilligung widerrufen wurde. Es gelten die in § 35 BDSG geregelten Ausnahmen von diesem Recht.

• Recht auf Einschränkung der Verarbeitung - Art. 18 DSGVO

Das Recht auf Einschränkung der Verarbeitung beinhaltet die Möglichkeit für den Betroffenen, eine weitere Verarbeitung der ihn angehenden personenbezogenen Daten vorerst zu verhindern. Eine Einschränkung tritt vor allem in der Prüfungsphase anderer Rechtewahrnehmungen durch den Betroffenen ein.

• Recht auf Datenübertragbarkeit - Art. 20 DSGVO

Das Recht auf Datenübertragbarkeit beinhaltet die Möglichkeit für den Betroffenen, die ihn angehenden personenbezogenen Daten in einem gängigen, maschinenlesbaren Format vom Verantwortlichen zu erhalten, um sie ggf. an einen anderen Verantwortlichen weiterleiten zu lassen.

• Recht auf Widerspruch - Art. 21 DSGVO

Das Recht auf Widerspruch beinhaltet die Möglichkeit für Betroffene, in einer besonderen Situation der weiteren Verarbeitung ihrer personenbezogenen Daten zu widersprechen, soweit diese durch die Wahrnehmung öffentlicher Aufgaben oder öffentlicher sowie privater Interessen gerechtfertigt ist. Es gelten die in § 36 BDSG geregelten Ausnahmen von diesem Recht.

• Widerruf der Einwilligung

Betroffene haben die Möglichkeit, eine einmal erteilte datenschutzrechtliche Einwilligung jederzeit mit Wirkung für die Zukunft zu widerrufen.

• Beschwerde bei einer Aufsichtsbehörde – Art. 77 DSGVO

Jede betroffene Person hat das Recht auf Beschwerde bei einer Aufsichtsbehörde.

In der Regel steht dafür die Aufsichtsbehörde Ihres üblichen Aufenthaltsortes oder Arbeitsplatzes oder des Sitzes des Verantwortlichen zur Verfügung.

8. **Bereitstellung personenbezogener Daten**
   Es besteht keine Pflicht zur Bereitstellung personenbezogener Daten. Sollten diese vollumfänglich oder teilweise nicht zur Verfügung gestellt werden, ist die Verarbeitung nicht oder nur eingeschränkt möglich. Dies gilt nicht für solche Daten, die wir im Rahmen einer Einwilligung verarbeiten.
9. **Automatisierte Entscheidungsfindung**
   Eine automatisierte Entscheidungsfindung findet nicht statt.

Anhang D

Begrüßung, soziodemographischer Fragebogen, Verabschiedung & Verlosung

Text D1

Begrüßung, Text in []- Klammern wurde Teilnehmenden nicht präsentiert

Sehr geehrte*r Teilnehmende*r, Vielen Dank für Ihre Teilnahme an einer Befragung des Instituts für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrurns für Luft- und Raumfahrt. Im Rahmen dieser Studie sollen Einflussfaktoren auf das Routenwahlverhalten im öffentlichen Verkehr untersucht werden. Die Befragung dauert etwa 10 Minuten. Ihre Angaben werden anonym gespeichert. Es ist kein Rückschluss auf Ihre Person möglich. Sie können die Umfrage jederzeit ohne nachteilige Konsequenzen beenden, indem Sie das Browserfenster schließen. Die Erfassung der Daten dient ausschließlich Forschungszwecken. Am Ende der Befragung haben Sie die Möglichkeit an einer freiwilligen Verlosung von 3 Gutscheinen von Wunschgutschein.de im Wert von 25 Euro teilzunehmen. Falls Sie daran teilnehmen möchten und Ihre E- Mail-Adresse angeben, wird diese separat gespeichert und lässt sich nicht Ihren vorigen Angaben zuordnen. Um an der Erhebung teilnehmen zu können, geben Sie bitte Ihr Einverständnis zur Datenverarbeitung nach der Datenschutz-Grundverordnung und bestätigen Sie, dass Sie mindestens 16 Jahre alt sind

Sind Sie mit der Verarbeitung der Fragebogendaten nach Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) einverstanden?

- ○ Ja, ich bin einverstanden
- ○ Nein, ich bin nicht einverstanden [in diesem Fall Abbruch des Fragebogens]

Bitte bestätigen Sie, dass Sie mindestens 16 Jahre alt sind.

- ○ Ja, ich bin mindestens 16 Jahre alt.
- ○ Nein, ich bin noch keine 16 Jahre alt [in diesem Fall Abbruch des Fragebogens]

Text D2

Soziodemographischer Fragebogen, Text in []- Klammern wurde Teilnehmenden nicht präsentiert

Mit welchem Geschlecht identifizieren Sie sich?

- ○ männlich
- ○ weiblich
- ○ divers
- ○ keine Angabe

Wie alt sind Sie?

Bitte geben sie ihr Alter in Jahren an

_____

Sind Sie dauerhaft oder temporär in Ihrer Mobilität eingeschränkt?

- ○ ja
- ○ nein

[bei Bejahung der Frage nach Mobilitätseinschränkung] **Wie ist Ihre Mobilitätseinschränkung charakterisiert?** [Mehrfachantworten möglich]

- ☐ Ich nutze einen Rollstuhl
- ☐ Ich nutze Krücken oder andere Gehhilfen
- ☐ Ich habe Schwierigkeiten zu sehen trotz Brille oder Kontaktlinsen
- ☐ Ich bin gehörlos
- ☐ Ich bin auf ein Hörgerät angewiesen
- ☐ Ich bin schwanger oder bin mit Kleinkindern unterwegs
- ☐ Ich erlebe Barrieren durch temporäre Gesundheitsprobleme (z. B. Verletzung)
- ☐ Ich erlebe Barrieren durch chronische Gesundheitsprobleme (z. B. Herz-Kreislauf-Erkrankung)
- ☐ Ich erlebe Barrieren durch psychische Probleme wie Stress, Depressionen, Zwänge oder Panikattacken
- ☐ Ich habe Balanceprobleme
- ☐ Ich habe Schwierigkeiten mit der Kraft meines Oberkörpers (z. B. beim Greifen von Dingen)

- ☐ Ich habe Schwierigkeiten beim Verstehen, Erinnern und Wiedererkennen von Informationen
- ☐ Andere: _____

Wie viele Einwohner hat Ihr Wohnort?

- ○ über 1.000.000
- ○ 500.000 bis 1.000.000
- ○ 100.000 bis 500.000
- ○ 20.000 bis 100.000
- ○ 10.000 bis 20.000
- ○ 5.000 bis 10.000
- ○ unter 5.000

Wie lange wohnen Sie insgesamt schon an ihrem Wohnort?

Anmerkung: Zählen Sie bei zwischenzeitlichem Wegzug die Zeiten bitte zusammen

- ○ weniger als 1 Jahr
- ○ 1 bis 5 Jahre
- ○ 5 bis 10 Jahre
- ○ mehr als 10 Jahre

Was ist ihr höchster Bildungsabschluss?

- ○ Kein Schulabschluss
- ○ Grund- / Hauptschulabschluss
- ○ Realschulabschluss (Mittlere Reife)
- ○ Abitur / Fachabitur
- ○ Hochschulabschluss / Fachhochschulabschluss
- ○ Keine Angabe

Wie häufigt nutzen Sie den öffentlichen Personennahverkehr wie z. B. Busse, Straßenbahnen, S-Bahnen?

- ○ Täglich bzw. fast täglich
- ○ mehrmals pro Woche
- ○ etwa einmal pro Woche
- ○ etwa einmal pro Monat
- ○ seltener als einmal pro Monat

- nie

Wie oft nutzen Sie Auskunftsapps für öffentliche Verkehrsmittel?

Anmerkung: Unter Auskunftsapps für den öffentlichen Personennahverkehr versteht man Apps, die Informationen zu einer Fahrt mit öffentlichen Verkehrsmitteln zur Verfügung stellen. Diese Informationen umfassen häufig den Weg zur Haltestelle, das Verkehrsmittel, welches man nutzen SOLL, Abfahrts- und Ankunftszeiten sowie Ticketpreise und Möglichkeiten für den Ticketkauf (z.B. DB-Navigator, Google Maps, diverse Apps Lokaler ÖPNV-Anbieter).

- bei jeder Fahrt
- bei fast jeder Fahrt
- bei vielen Fahrten
- bei etwa der Hälfte der Fahrten
- nur bei wenigen Fahrten
- nur bei sehr wenigen Fahrten
- nie

Text D3

Verabschiedung

Vielen Dank für Ihre Teilnahme. Ihre Antworten wurden gespeichert.

Wenn Sie noch an weiteren Studien des Instituts für Verkehrssystemtechnik interessiert sind, registrieren Sie sich doch für unseren Probandenpool auf folgender Website:

https://dlr-ts-studien.sona-systems.com/

Löse den folgenden Survey Code unter https://www.surveycircle.com ein und erhalte durch SurveyCircle kostenlos Teilnehmer für deine Studie: 789H-UL74- KW9N-99PT

Klicken Sie WEITER wenn Sie an der Gutscheinverlosung teilnehmen wollen. Ansonsten können sie das Fenster nun schließen

Text D4

Verlosung

Ich möchte an einer freiwilligen Verlosung von 3 Gutscheinen im Wert von 25 Euro von Wunschgutschein.de teilnehmen.

- ☐ lch möchte am Gewinnspiel teilnehmen. Ich willige ein, dass meine E-Mail-Adresse bis zur Ziehung der Gewinner:innen gespeichert wird. Diese Einwilligung kann ich jederzeit widerrufen. Meine Angaben in dieser Befragung bleiben weiterhin anonym, meine E-Mail-Adresse wird nicht an Dritte weitergegeben.

Letzte Seite

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Wir möchten uns ganz herzlich für Ihre Mithilfe bedanken.

Ihre Antworten wurden gespeichert, Sie können das Browser-Fenster nun schließen.

Anhang E

Instruktionen aller Versuchsgruppen

Text E1

Instruktion ohne Zeitdruck & ohne Nudge

Stellen Sie sich vor, Sie besuchen aktuell Freunde in Greifenstadt. Greifenstadt ist eine moderne Großstadt mit etwa 500.000 Einwohnenden. Die Stadt verfügt über ein gut ausgebautes öffentliches Verkehrsnetz, das Busse, S-Bahnen und Straßenbahnen umfasst. Eine durchschnittliche Fahrt mit dem öffentlichen Verkehr dauert hier etwa 20 Minuten. Das Wetter ist heute sehr angenehm. Es ist sonnig und warm, aber nicht heiß.
Ihre Freunde sind heute beruflich beschäftigt, weshalb Sie einen freien Tag haben und alleine einen kleinen Ausflug in den größten Park der Stadt unternehmen wollen. Sie entscheiden sich, die Straßenbahn zu nutzen und öffnen die von Ihnen bevorzugte Auskunftsapp. Im Folgenden werden Ihnen stets zwei unterschiedliche Routen vorgeschlagen.
Die Route beschreibt jeweils Ihren Weg von Ihrer Unterkunft zum Park. Beide Routen haben die gleiche Abfahrtszeit, die Dauer der Fahrt kann sich aber unterscheiden.Die Informationen, die Sie in der App zu Fahrzeit, Umstiegen und Auslastung erhalten sind alle zuverlässig. Wenn eine Route Umstiege beinhaltet, sind diese problemlos und ohne große Wartezeit zu erreichen. Der Fahrpreis für alle Verbindungen ist gleich. Bitte wählen Sie jeweils die Route, die Sie für die Fahrt wählen würden.
*Wenn Sie den Text vollständig gelesen haben, klicken Sie auf "Weit*er".

Text E2

Instruktion ohne Zeitdruck & mit Nudge

Stellen Sie sich vor, Sie besuchen aktuell Freunde in Greifenstadt. Greifenstadt ist eine moderne Großstadt mit etwa 500.000 Einwohnenden. Die Stadt verfügt über ein gut ausgebautes öffentliches Verkehrsnetz, das Busse, S-Bahnen und Straßenbahnen umfasst. Eine durchschnittliche Fahrt rnit dem öffentlichen Verkehr dauert hier etwa 20 Minuten. Das Wetter ist heute sehr angenehm. Es ist sonnig und warm, aber nicht heiß.
Ihre Freunde sind heute beruflich beschäftigt, weshalb Sie einen freien Tag haben und alleine einen kleinen Ausflug in den größten Park der Stadt unternehmen wollen. Sie entscheiden sich, die Straßenbahn zu nutzen und öffnen die von Ihnen bevorzugte Auskunftsapp. Im Folgenden werden Ihnen stets zwei unterschiedliche Routen vorgeschlagen.
Die Route beschreibt jeweils Ihren Weg von Ihrer Unterkunft zum Park. Beide Routen haben die gleiche Abfahrtszeit, die Dauer der Fahrt kann sich aber unterscheiden. Zusätzlich zu den Informationen über die Route erhalten Sie jeweils eine Empfehlung vom Verkehrsmanagement. Sie können diese Empfehlungen annehmen oder ignorieren. Die Empfehlung hat das Ziel, die Auslastungsverteilung im Verkehrsnetz zu optimieren und dadurch überfüllte Fahrzeuge und daraus resultierende Verspätungen sowie unangenehme Reisebedingungen zu vermeiden.

Die Informationen, die Sie in der App zu Fahrzeit, Umstiegen und Auslastung erhalten sind alle zuverlässig. Wenn eine Route Umstiege beinhaltet, sind diese problemlos und ohne große Wartezeit zu erreichen. Der Fahrpreis für alle Verbindungen ist gleich. Bitte wählen Sie jeweils die Route, die Sie für die Fahrt wählen würden.
*Wenn Sie den Text vollständig gelesen haben, klicken Sie auf "Weite*r".

Text E3

Instruktion mit Zeitdruck & ohne Nudge

Stellen Sie sich vor, Sie besuchen aktuell Freunde in Greifenstadt. Greifenstadt ist eine moderne Großstadt mit etwa 500.000 Einwohnenden. Die Stadt verfügt über ein gut ausgebautes öffentliches Verkehrsnetz, das Busse, S-Bahnen und Straßenbahnen umfasst. Eine durchschnittliche Fahrt mit dem öffentlichen Verkehr dauert hier etwa 20 Minuten. Das Wetter ist heute sehr angenehm. Es ist sonnig und warm, aber nicht heiß.
Sie reisen heute ab und müssen rechtzeitig am Hauptbahnhof sein, um den von Ihnen gebuchten Zug zu erreichen. Sie entscheiden sich, die Straßenbahn zu nutzen und öffnen die von Ihnen bevorzugte Auskunftsapp. Im Folgenden werden Ihnen stets zwei unterschiedliche Routen vorgeschlagen.
Die Route beschreibt jeweils Ihren Weg von Ihrer Unterkunft zum Hauptbahnhof. Beide Routen haben die gleiche Abfahrtszeit, die Dauer der Fahrt kann sich aber unterscheiden. Die Routen sind so gewählt, dass Sie mit der längeren Route gerade rechtzeitig ankommen, um den Zug zu schaffen. Die Informationen, die Sie in der App zu Fahrzeit, Umstiegen und Auslastung erhalten sind alle zuverlässig. Wenn eine Route Umstiege beinhaltet, sind diese problemlos und ohne große Wartezeit zu erreichen. Der Fahrpreis für alle Verbindungen ist gleich. Bitte wählen Sie jeweils die Route, die Sie für die Fahrt wählen würden.
Wenn Sie den Text vollständig gelesen haben, klicken Sie auf "Weiter".

Text E4

Instruktion mit Zeitdruck & mit Nudge

Stellen Sie sich vor, Sie besuchen aktuell Freunde in Greifenstadt. Greifenstadt ist eine moderne Großstadt mit etwa 500.000 Einwohnenden. Die Stadt verfügt über ein gut ausgebautes öffentliches Verkehrsnetz, das Busse, S-Bahnen und Straßenbahnen umfasst. Eine durchschnittliche Fahrt rnit dem öffentlichen Verkehr dauert hier etwa 20 Minuten. Das Wetter ist heute sehr angenehm. Es ist sonnig und warm, aber nicht heiß.
Sie reisen heute ab und müssen rechtzeitig am Hauptbahnhof sein, um den von Ihnen gebuchten Zug zu erreichen. Sie entscheiden sich, die Straßenbahn zu nutzen und öffnen die von Ihnen bevorzugte Auskunftsapp. Im Folgenden werden Ihnen stets zwei unterschiedliche Routen vorgeschlagen.
Die Route beschreibt jeweils Ihren Weg von Ihrer Unterkunft zum Hauptbahnhof. Beide Routen haben die gleiche Abfahrtszeit, die Dauer der Fahrt kann sich aber unterscheiden. Die Routen sind so gewählt, dass Sie mit der längeren Route gerade rechtzeitig ankommen, um den Zug zu schaffen. Zusätzlich zu den Informationen über die Route erhalten Sie jeweils eine Empfehlung vom Verkehrsmanagement. Sie können diese Empfehlungen annehmen

oder ignorieren. Die Empfehlung hat das Ziel, die Auslastungsverteilung im Verkehrsnetz zu optimieren und dadurch überfüllte Fahrzeuge und daraus resultierende Verspätungen sowie unangenehme Reisebedingungen zu vermeiden.
Die Informationen, die Sie in der App zu Fahrzeit, Umstiegen und Auslastung erhalten sind alle zuverlässig. Wenn eine Route Umstiege beinhaltet, sind diese problemlos und ohne große Wartezeit zu erreichen. Der Fahrpreis für alle Verbindungen ist gleich. Bitte wählen Sie jeweils die Route, die Sie für die Fahrt wählen würden.
Wenn Sie den Text vollständig gelesen haben, klicken Sie auf "Weiter".

Text E5

Inhaltliche Abfrage zur Instruktion. Text in []-Klammern wurde Teilnehmenden nicht präsentiert

Mit dieser Frage soll überprüft werden, ob Sie den Text auf der vorigen Seite sorgfältig gelesen haben. die Frage nicht richtig beantworten, haben Sie die Gelegenheit, den Text nochmal zu Lesen. Wenn Sie die Frage richtig beantworten, dann geht es normal mit dem Fragebogen weiter.

Wie Lange dauert eine durchschnittliche Fahrt mit öffentlichen Verkehrsmitteln in Greifenstadt?

- ○ 10 Minuten
- ○ 20 Minuten
- ○ 30 Minuten

[bei einer anderen Antwort als „20 Minuten“ wurden die Teilnehmenden zurück zur Instruktion geleitet]

Anhang F

Übersicht über die soziodemographischen Daten der finalen Stichprobe

Soziodemographische Variable	Kategorien	%	*n*
Geschlecht	Männlich	38.3%	249
	Weiblich	59.9%	389
	divers	1.1%	7
	Keine Angabe	0.8%	5
Alter	<21 Jahre	2.6%	17
	21-30 Jahre	41.4%	269
	31-40 Jahre	23.2%	151
	41-50 Jahre	12.3%	80
	> 50 Jahre	20.5%	133
Mobilitätseinschränkungen	ja	4.2%	27
	nein	95.9%	623
Einwohnerzahl des Wohnortes	>1 000 000	15.9%	103
	500 000 – 1 000 000	9.5%	62
	100 000 – 500 000	34.0%	221
	20 000 – 100 000	15.4%	100
	10 000 – 20 000	8.2%	53
	5 000 – 10 000	6.3%	41
	< 5 000	10.8%	70
Wohndauer am aktuellen Wohnort	< 1 Jahr	5.1%	33
	1 – 5 Jahre	26.2%	170
	5 – 10 Jahre	16.5%	107
	> 10 Jahre	52.3%	340
Bildungsniveau	Kein Schulabschluss	0.3%	2
	Grund-/Hauptschulabschuss	1.1%	7
	Realschulabschluss	13.1%	85
	Abitur/Fachabitur	25.4%	165
	Hochschulabschluss	59.7%	388
	Keine Angabe	0.5%	3

Soziodemographische Variable	Kategorien	%	*n*
ÖPNV Nutzung	täglich/fast täglich	21.9%	142
	Mehrmals pro Woche	23.7%	154
	Etwa einmal pro Woche	12.5%	81
	Etwa einmal pro Monat	13.1%	85
	Seltener als einmal pro Monat	21.2%	138
	Nie	7.7%	50
Auskunftsapps	Bei jeder Fahrt	42.6%	277
	Bei fast jeder Fahrt	26.3%	171
	Bei vielen Fahrten	12.6%	82
	Bei etwa der Hälfte der Fahrten	3.5%	23
	Nur bei wenigen Fahrten	3.7%	24
	Nur bei sehr wenigen Fahrten	4.8%	31
	Nie	6.5%	42

Anmerkung. $N = 650$.

Anhang G

Ergebnisse der GVIF Analysen

Tabelle G1

GVIF Werte aller Prädiktoren im Haupteffektmodell

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	1.66	2	1.14
Umstiege	1.78	2	1.16
Auslastung	1.66	2	1.14
OPTOUT	3.22	1	1.79

Anmerkung. N = 650. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Tabelle G2

GVIF Werte aller Prädiktoren im finalen Modell

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	6.34	2	1.59
Umstiege	36.01	2	2.45
Auslastung	64.95	2	2.84
Beste Route	3.6	1	1.9
Nudge-Bedingung	1.51	1	1.23
Zeitdruck-Bedingung	2.15	1	1.47
ÖPNV-Nutzung	5.8	2	1.55
Einwohnerzahl Wohnort	6.7	3	1.37
Alter	3.69	2	1.39
OPTOUT	4.05	1	2.01
Beste Route x Nudge Bedingung	2.57	1	1.6
Auslastung x Zeitdruck	6.37	2	1.59
Umstiege x ÖPNV-Nutzung	68.03	4	1.69
Auslastung x Einwohnerzahl Wohnort	86.27	6	1.45
Auslastung x ÖPNV-Nutzung	87.05	4	1.75
Umstiege x Alter	14.51	4	1.4
Reisezeit x Zeitdruck	6.3	2	1.58

Anmerkung. N = 650. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Tabelle G3

GVIF Werte aller Prädiktoren im Haupteffektmodell der Gruppe: Zeitdruck, Nudge

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	1.66	2	1.14
Umstiege	1.78	2	1.16
Auslastung	1.66	2	1.13
OPTOUT	3.22	1	1.79

Anmerkung. n = 151. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Tabelle G4

GVIF Werte aller Prädiktoren im Haupteffektmodell der Gruppe: kein Zeitdruck, Nudge

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	1.66	2	1.14
Umstiege	1.78	2	1.16
Auslastung	1.66	2	1.14
OPTOUT	3.22	1	1.79

Anmerkung. n = 165. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Tabelle G5

GVIF Werte aller Prädiktoren im Haupteffektmodell der Gruppe: Zeitdruck, kein Nudge

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	1.66	2	1.13
Umstiege	1.78	2	1.16
Auslastung	1.66	2	1.14
OPTOUT	3.22	1	1.79

Anmerkung. n = 163. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Tabelle G6

GVIF Werte aller Prädiktoren im Haupteffektmodell der Gruppe: Zeitdruck, Nudge

Prädiktor	*GVIF*	*Df*	*GVIF*^(1/(2**Df*))
Reisezeit	1.66	2	1.13
Umstiege	1.78	2	1.16
Auslastung	1.66	2	1.14
OPTOUT	3.22	1	1.79

Anmerkung. n = 171. *GVIF* = Generalized Variance Inflation Factor; *Df* = Freiheitsgrade.

Anhang H

Ausreißeranalyse

Abbildung H1

Devianz Residuen Plot

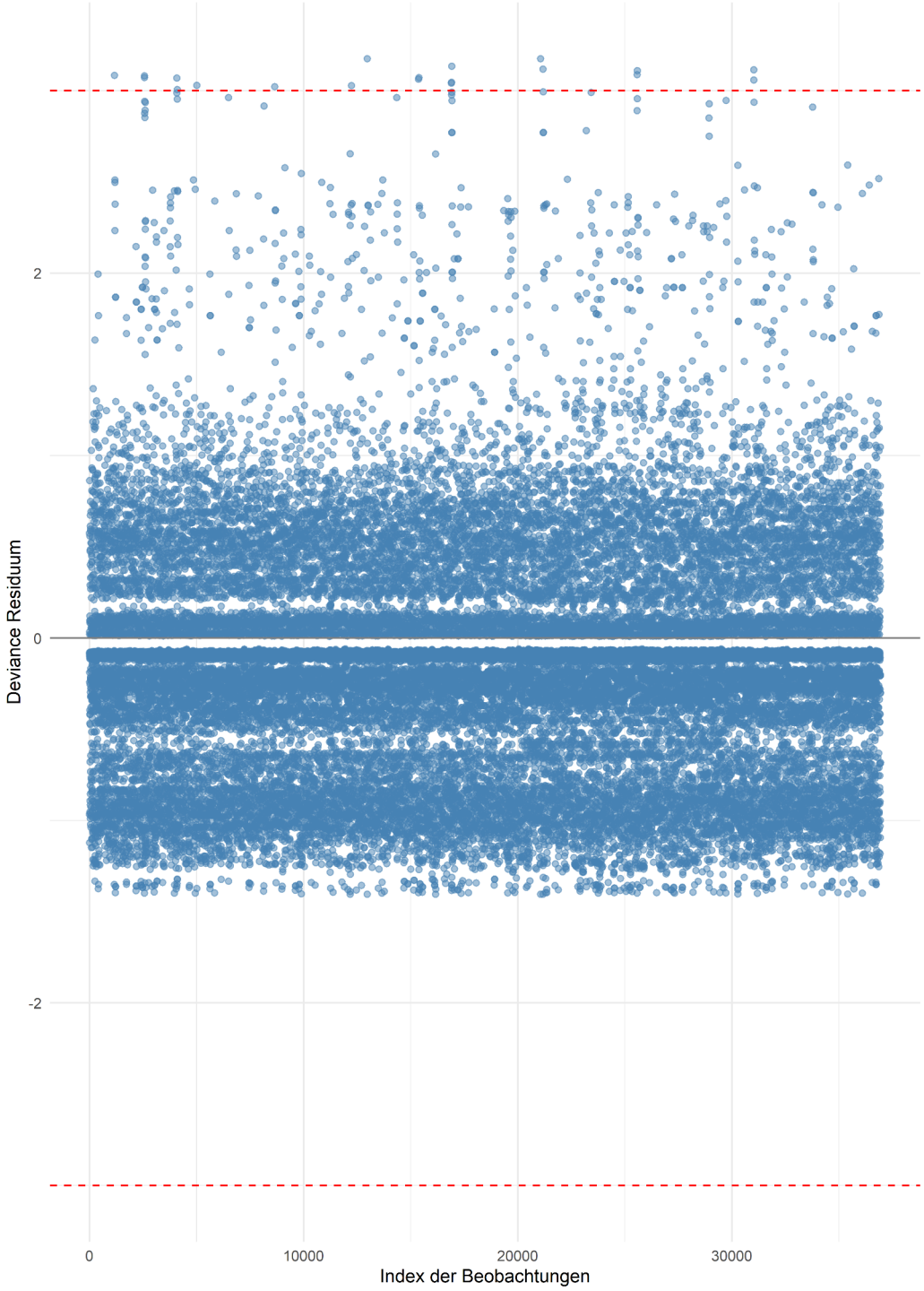
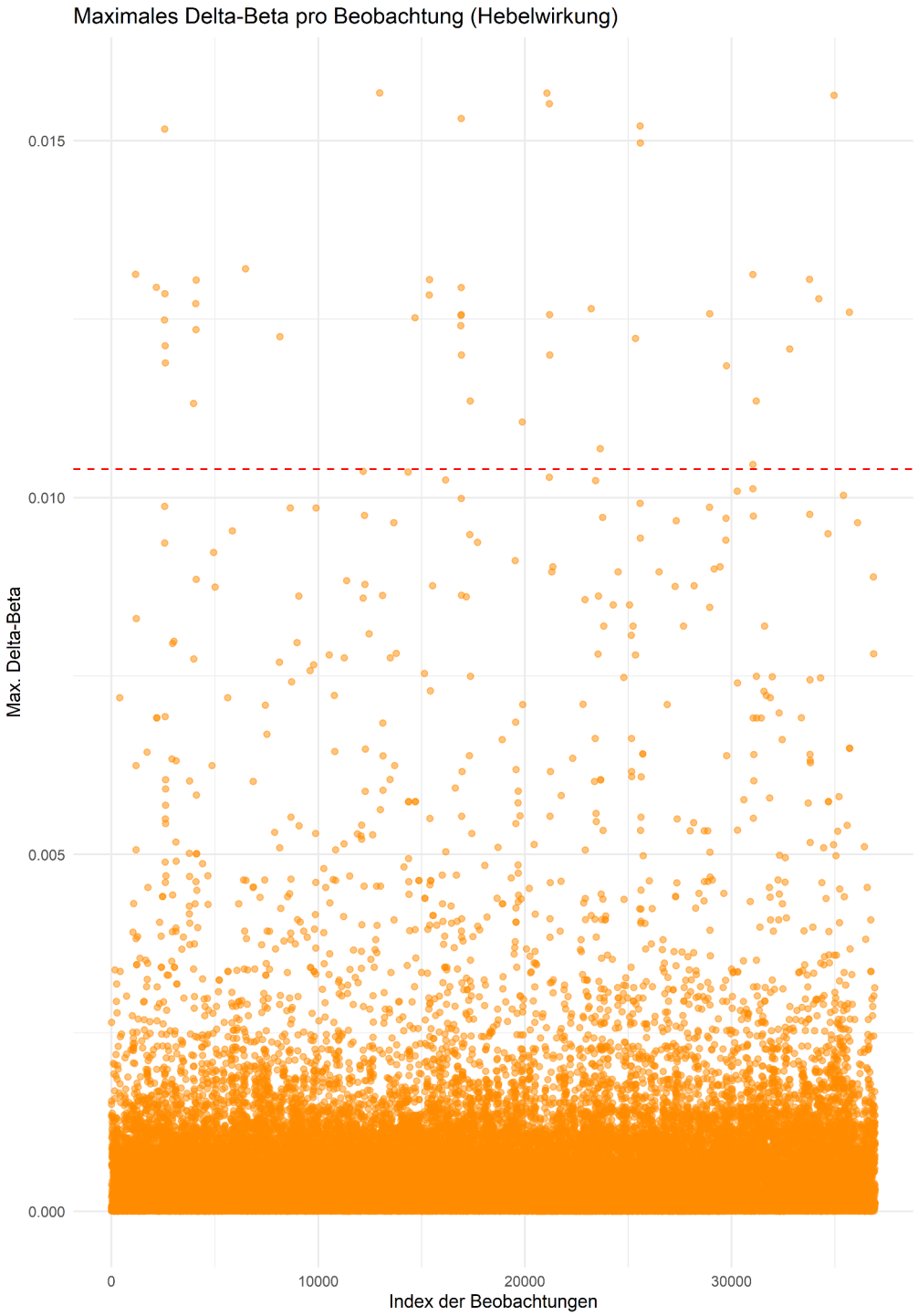


Abbildung H2

DFBETA-Plot



Anhang I

Vollständige Ergebnistabelle des finalen Modells der Gesamtstichprobe

Prädiktor	*β*	*SE (β)*	*OR*	95% *KI* des *OR*	*z*	*p*
Fahrzeit: 15 min						
Fahrzeit: 20 min	-0.65	0.06	0.52	[0.45; 0.60]	-9.09	<.001
Fahrzeit: 25 min	-1.54	0.07	0.21	[0.18; 0.26]	-14.81	<.001
Umstiege: 0						
Umstiege: 1	-1.17	0.08	0.31	[0.25; 0.38]	-11.73	<.001
Umstiege: 2	-2.86	0.10	0.06	[0.04; 0.08]	-16.12	<.001
Ausl.: gering						
Ausl.: mittel	-0.32	0.09	0.73	[0.61; 0.88]	-3.39	<.001
Ausl.: hoch	-1.26	0.13	0.28	[0.20; 0.41]	-6.95	<.001
Beste Route	0.12	0.05	1.13	[1.02; 1.26]	2.34	.019
Optout	-5.98	0.14	0.00	[0.00; 0.00]	-22.93	<.001
Beste Route x Nudge	0.28	0.04	1.32	[1.15; 1.52]	3.99	<.001
Ausl.: mittel x Zeitdruck	0.08	0.07	1.08	[0.94; 1.24]	1.14	.256
Ausl.: hoch x Zeitdruck	0.58	0.07	1.79	[1.39; 2.30]	4.52	<.001
Umstiege: 1 x ÖPNV: min. 1/Woche	0.05	0.08	1.05	[0.84; 1.31]	0.45	.654
Umstiege: 2 x ÖPNV: min. 1/Woche	0.16	0.10	1.17	[0.80; 1.71]	0.82	.414
Umstiege: 1 x ÖPNV: max. 1/Monat	-0.19	0.08	0.83	[0.66; 1.04]	-1.66	.098
Umstiege: 2 x ÖPNV: max. 1/Monat	-0.31	0.10	0.73	[0.50; 1.08]	-1.58	.114
Ausl.: mittel x Stadt: 100 000 – 500 000	0.04	0.09	1.05	[0.86; 1.28]	0.43	.666
Ausl.: hoch x Stadt: 100 000 – 500 000	0.11	0.09	1.11	[0.79; 1.57]	0.59	.554
Ausl.: mittel x Stadt: 10 000 – 100 000	0.30	0.10	1.35	[1.09; 1.68]	2.75	.006
Ausl.: hoch x Stadt: 10 000 – 100 000	0.46	0.11	1.59	[1.07; 2.35]	2.31	.021

Prädiktor	*β*	*SE (β)*	*OR*	95% *KI* des *OR*	*z*	*p*
Ausl.: mittel x Stadt: < 10 000	0.02	0.11	1.02	[0.79; 1.33]	0.16	.875
Ausl.: hoch x Stadt: < 10 000	0.07	0.12	1.08	[0.69; 1.67]	0.33	.743
Ausl.: mittel x ÖPNV: min. 1/Woche	0.08	0.09	1.08	[0.90; 1.29]	0.85	.394
Ausl.: hoch x ÖPNV: min. 1/Woche	0.08	0.10	1.08	[0.77; 1.52]	0.47	.638
Ausl.: mittel x ÖPNV: max. 1/Monat	0.06	0.10	1.06	[0.86; 1.31]	0.55	.583
Ausl.: mittel x ÖPNV: max. 1/Monat	-0.18	0.11	0.83	[0.58; 1.21]	-0.97	.332
Umstiege: 1 x Alter: 30-50	-0.08	0.07	0.93	[0.77; 1.11]	-0.83	.405
Umstiege: 2 x Alter: 30-50	-0.14	0.08	0.87	[0.63; 1.20]	-0.86	.388
Umstiege: 1 x Alter: 50+	-0.06	0.08	0.94	[0.75; 1.17]	-0.56	.575
Umstiege: 2 x Alter: 50+	0.14	0.09	1.15	[0.79; 1.66]	0.71	.476
Fahrzeit: 20 min x Zeitdruck	-0.07	0.07	0.93	[0.76; 1.13]	-0.74	.461
Fahrzeit: 25 min x Zeitdruck	-0.2	0.08	0.82	[0.63; 1.07]	1.48	.140

Anmerkung. Erste der Routeneigenschaften ist die Referenzkategorie. Ausl. = Auslastung; *OR* = Odds Ratio; *KI* = Konfidenzintervall.

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Prüfungsarbeit „Routenvorschläge im ÖPNV: Können Empfehlungen das Routenwahlverhalten beeinflussen und zur besseren Fahrgastverteilung beitragen?“ selbstständig und ohne unzulässige fremde Hilfe sowie nur mit den von der Lehrperson zuvor bekannt gegebenen zulässigen Hilfsmitteln bearbeitet habe und dass ich die vorliegende Arbeit noch nicht für diese oder eine andere Prüfung eingereicht habe. Alle benutzten Quellen und Hilfsmittel habe ich vollständig angegeben.

Mir ist bekannt, dass Täuschungsversuche – insbesondere nachgewiesene Plagiate sowie unvollständige Quellen- und Hilfsmittelangaben – nach §11, Abs. 4 der Allgemeinen Prüfungsordnung zum endgültigen Nichtbestehen einer Prüfung und somit zum Scheitern im Studiengang führen können.

Braunschweig, 04.10.26

Ort, Datum

Unterschrift