Journal für Mobilität und Verkehr

ISSN 2628-4154

www.dvwg.de

Nonresponse in Befragungen – Zum Umgang in der Erhebung von Mobilität

Franziska Danner*, Elisabeth Soller, Wibke Michalk

Siehe Autor*innenangaben

Abstract

Befragungen sind ein zentrales Instrument in der Evaluation der Wirkung von Mobilitätsmaßnahmen, stehen jedoch zunehmend vor geringen und schwankenden Teilnahmequoten (vgl. Koch/Blohm 2016) und der Herausforderung, einen Nonresponse Bias ausschließen zu wollen (vgl. Groves/Peytcheva 2008; Peer et al. 2022). Der Beitrag untersucht deshalb: Wie können Wirkungen betrieblicher Mobilitätsmaßnahmen auch bei geringer Befragungsbeteiligung belastbar eingeordnet werden? Der Ansatz von Koch/Blohm (2016) wird erweitert, um das Ausmaß eines Nonresponse Bias bei geringen Rücklaufquoten einzuschätzen. Exemplarisch dient hier das Projekt CaMoRoT, in dem eine Interventionsstudie durchgeführt wird, die die Wirkung einzelner Interventionen wie auch deren Kombination evaluiert (z.B. Einführung eines Bike-Sharing-Angebots). Untersucht werden die Wahrnehmung und Haltung gegenüber Angeboten und der berichtete Modal Split. Zusätzlich kann die tatsächliche Nutzung der Angebote über Nutzungsdaten ausgewertet werden. Um mögliche Verzerrungen zu identifizieren und die Unsicherheit der Ergebnisse zu reduzieren, werden diese anhand mehrerer Dimensionen geprüft: Erstens werden die berichteten Verhaltensänderungen im Mobilitätsverhalten mit objektiven Nutzungsdaten der Mobilitätsmaßnahmen abgeglichen. Zweitens wird die Selektivität anhand einer möglichen Panelattrition geprüft, indem wiederholt Teilnehmende mit später ausgeschiedenen Befragten verglichen werden. Drittens wird ein Individual-Fixed-Effects-Modell eingesetzt, um die beobachteten Veränderungen in Mobilitätsverhalten, Nachhaltigkeit und Technologieaffinität innerhalb derselben Personen unter Kontrolle zeitinvarianter individueller Heterogenität zu untersuchen. Die Ergebnisse werden anhand externer Referenzdaten, die unter Anderem der MiD entspringen, eingeordnet. Die Kombination der Validierungsschritte ermöglicht es einzuschätzen, wie stark ein Nonresponse-Bias sein kann und ob in zukünftigen Befragungen weitere Attribute erhoben werden müssen.

Schlagwörter:

Betriebliche Mobilität, Nonresponse Bias, Umfragequote

1 Einleitung

Die zunehmende Verfügbarkeit digitaler Daten eröffnet neue Möglichkeiten zur Erfassung und Analyse individuellen Mobilitätsverhaltens: Insbesondere sensorbasierte Technologien, GPS-Daten und mobile Anwendungen ermöglichen es, zurückgelegte Wege und genutzte Verkehrsmittel mit hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung zu erfassen (vgl. Sadeghian et al. 2021). Damit stehen der Mobilitätsforschung zunehmend Datenquellen zur Verfügung, die klassische Befragungen ergänzen können. Die Beobachtung realisierten Mobilitätsverhaltens bildet jedoch nur einen Teil der relevanten Informationen ab: Einstellungen und Präferenzen, die Wahrnehmung und Akzeptanz bestehender Mobilitätsangebote sowie subjektiv empfundene Barrieren oder Motive der Verkehrsmittelwahl lassen sich aus beobachteten Bewegungsdaten nur eingeschränkt ableiten. Befragungen bleiben daher insbesondere für die Erklärung von Mobilitätsentscheidungen ein wesentliches Erhebungsinstrument. Gleichzeitig wird die Gewinnung belastbarer Befragungsdaten zunehmend herausfordernd: Sinkende Teilnahmequoten

*korrespondierende Autorin

stellen Forschende der empirischen Sozial- und Mobilitätsforschung vor eine Herausforderung (vgl. Brick/Wiliams 2013; Wittwer et al. 2024).

Eine geringe Beteiligung ist nicht allein aufgrund einer reduzierten Stichprobengröße problematisch, da diese keine hinreichende Beurteilung eines möglichen Nonresponse Bias erlaubt (vgl. Groves 2006). Für die Aussagekraft der Ergebnisse ist vielmehr entscheidend, ob sich Teilnehmende und Nichtteilnehmende systematisch hinsichtlich der untersuchten Merkmale unterscheiden.

Vor diesem Hintergrund gewinnt die Validierung von Befragungsergebnissen anhand ergänzender und von der Befragung unabhängiger Datenquellen an Bedeutung. Insbesondere im Kontext der betrieblichen Mobilität können bereits vorhandene Daten dazu beitragen, die Zusammensetzung der Befragungsstichprobe und die Belastbarkeit der daraus abgeleiteten Ergebnisse zu beurteilen (vgl. Su et al. 2022). Ein solcher Ansatz verschiebt den Fokus von der alleinigen Maximierung der Teilnahmequote hin zu einer empirischen Prüfung möglicher Verzerrungen. Der vorliegende Beitrag untersucht daher, inwieweit die Ergebnisse einer Befragung zur betrieblichen Mobilität trotz begrenzter Teilnahme als belastbar angesehen werden können. Er ist wie folgt aufgebaut: Zuerst wird ein Überblick über die aktuelle Forschung zum Thema Nonresponse Bias gegeben. Nachfolgend wird das Vorgehen einer Nonresponse Analyse im Kontext betrieblicher Mobilität an einer urbanen Hochschule beschreiben, sowie dann die Ergebnisse hinsichtlich ihrer Belastbarkeit eingeordnet.

Als empirischer Anwendungsfall dient das Projekt Campus Mobilität Rosenheim Traunstein (CaMoRoT) an der Technischen Hochschule Rosenheim. Dort werden verschiedene Maßnahmen des betrieblichen Mobilitätsmanagements implementiert, unter anderem ein Angebot für Bike Sharing, und mithilfe einer Ex-ante und einer zweiten Befragung und Nutzungsdaten evaluiert. Der Anwendungsfall ermöglicht damit zu untersuchen, welchen Beitrag die Kombination verschiedener Datenquellen zur belastbareren Einordnung von Befragungsergebnissen leisten kann.

2 Verwandte Arbeiten

2.1 Nonresponse (Bias)

Nonresponse bezeichnet den Ausfall von für eine Erhebung vorgesehenen Beobachtungen (vgl. Brick/Wiliams 2013). In den vergangenen Jahrzehnten wurden für zahlreiche Befragungsformen sinkende Teilnahmequoten dokumentiert (vgl. Daikeler et al. 2020; König et al. 2021) zeigen anhand des deutschen IAB-Betriebspanels für den Zeitraum 2001–2017 Veränderungen der Nonresponse-Raten und der Zusammensetzung der Nichtteilnehmenden. Parallel verändert die zunehmende Digitalisierung die Erhebungspraxis. Obwohl Online-Befragungen den Zugang zur Befragung erheblich vereinfachen und den zeitlichen sowie organisatorischen Aufwand der Teilnahme reduzieren, lässt sich daraus nicht zwangsläufig eine hohe Teilnahmebereitschaft ableiten (vgl. Daikeler et al. 2020). Als Ursachen von Nonresponse diskutiert die Literatur verschiedene Faktoren: Groves und Corning (2000) erklären Teilnahmeentscheidungen als Ergebnis einer individuellen Bewertung unterschiedlicher Eigenschaften einer Befragung. Andere Studien bestätigen dieses Zusammenspiel aus Erreichbarkeit, individuellen Merkmalen und Eigenschaften der Befragung: unter anderem spielen Alter und sozioökonomische Situation, aber auch Zeitaufwand, Befragungsmodus, Thema, Incentives und Kontaktstrategie insbesondere aber auch das Bildungsniveau eine Rolle (vgl. Distler et al. 2026; Zegras et al. 2018).

Von Nonresponse zu unterscheiden ist Nonresponse Bias. Dieser entsteht nicht bereits dadurch, dass Erhebungen fehlen, sondern wenn sich Respondierende und Nicht-respondierende hinsichtlich für die Untersuchung relevanter Merkmale systematisch unterscheiden (vgl. Groves/Petytcheva 2008). Damit ist eine geringe Response Rate zunächst lediglich ein Indikator für ein mögliches Risiko (vgl. Tversky/Kahneman 1971). Die grundlegende Meta-Analyse von Groves und Peytcheva (2008) zeigt, dass der Zusammenhang zwischen Nonresponse Rate und Nonresponse Bias stark zwischen Untersuchungen und Zielvariablen variiert: Eine niedrige Rücklaufquote muss nicht zwangsläufig zu verzerrten Ergebnissen führen, umgekehrt garantiert eine hohe Rücklaufquote keine unverzerrten Schätzungen. Auch Fuchs et al. (2013) zeigen anhand des Euro-

pean Social Survey, dass zusätzliche Kontaktversuche zwar die Response Rate erhöhen können, dies jedoch nicht automatisch mit einer entsprechenden Verbesserung der Datenqualität einhergeht. Entscheidend ist also vielmehr, ob die Teilnahmebereitschaft mit der jeweiligen Zielvariable zusammenhängt. Brick und Tourangeau (2017) betonen daher, dass Feldmaßnahmen nicht ausschließlich auf eine maximale Response Rate, sondern gezielt auf die Verringerung der Unterrepräsentation relevanter Gruppen ausgerichtet werden sollten. Um einen eventuellen Nonresponse Bias einzuschätzen, gibt es verschiedene Verfahren. Liegen Informationen über die gesamte Ausgangsstichprobe oder Population vor, können Respondierende und Nonrespondierende hinsichtlich bekannter Merkmale verglichen werden: Schouten et al. (2009) entwickelten hierfür sogenannte R-Indikatoren, welche die Repräsentativität der Response anhand von Response-Propensities quantifizieren. Daneben können Register- und Sampling-Frame-Daten sowie Paradaten, beispielsweise die Anzahl notwendiger Kontaktversuche, zur Identifikation selektiver Teilnahme genutzt werden (vgl. Olsen 2013). Eine weitere verbreitete Strategie ist der Vergleich früher und später Respondierender, wobei angenommen wird, dass schwer erreichbare bzw. spät antwortende Personen den Nonrespondierenden ähnlicher sind, diese Continuum of Resistance-Annahme ist allerdings nicht in jedem Kontext empirisch gesichert (vgl. Clarsen et al. 2021).

2.2 Evaluation im Mobilitätskontext

Im Kontext betrieblicher Mobilität werden häufig Mitarbeiterbefragungen eingesetzt, in denen Verkehrsmittelwahl, Pendelverhalten, Einstellungen oder Veränderungen zur Evaluation einer Intervention erfragt werden (vgl. Cairns et al. 2010; Van Malderen et al. 2012; Petrunoff et al. 2015). Methodisch stellt sich hier ein ähnliches Problem: Werden Wirkungen anhand freiwilliger Mitarbeiterbefragungen beurteilt, können Beschäftigte mit z.B. besonderem Interesse an nachhaltiger Mobilität eine höhere Teilnahmebereitschaft besitzen, was die berichtete Wirkung einer Mobilitätsmaßnahme verzerren könnte: Wittwer et al. (2024) identifizierten in einer Nachbefragung von Nichtteilnehmenden der Haushaltserhebung SrV (Mobilität in Städten) 2018 systematische Unterschiede in der Teilnahmewahrscheinlichkeit, insbesondere hinsichtlich des Bildungsniveaus. Trotzdem wurden die zentralen Ergebnisse zum Mobilitätsverhalten durch diese Überrepräsentation kaum verzerrt. Auch Zegras et al (2018) finden, dass eine systematische Nicht-Teilnahme an einer Haushalts-Mobilitätsbefragung vor allem vom Bildungsniveau abhängt.

2.3 Standardvorgehen zur Identifikation des Bias

Empirische Untersuchungen aus der Mobilitätsforschung zeigen jedoch, dass eine selektive Stichprobenzusammensetzung nicht zwangsläufig mit einer relevanten Verzerrung zentraler Mobilitätskennzahlen einhergeht. Um dies einzuordnen, nutzen Hubrich et al. (2025) ein mehrstufiges Vorgehen zur Analyse von Nonresponse und Stichprobenselektivität: Im ersten Schritt wird untersucht, ob bestimmte Bevölkerungsgruppen in der realisierten Stichprobe über- oder unterrepräsentiert sind. Hierzu werden die Stichprobenstrukturen anhand von Merkmalen wie Alter, Geschlecht oder Staatsangehörigkeit verglichen und Unterschiede in den Teilnahmewahrscheinlichkeiten untersucht. In der SrV (Mobilität in Städten) 2023 werden zudem designbedingte Unterschiede berücksichtigt, beispielsweise die höhere Auswahlwahrscheinlichkeit von Personen aus größeren Haushalten. Im zweiten Schritt wird geprüft, ob diese Selektivität auch für die untersuchten Mobilitätskennwerte relevant ist. Entscheidend ist, ob Nichtantwortende innerhalb vergleichbarer Gruppen beispielsweise andere Verkehrsmittel nutzen oder ein anderes Mobilitätsverhalten aufweisen als Teilnehmende. Frühere Nonresponse-Befragungen der SrV zeigten, dass solche zusätzlichen Unterschiede im Mobilitätsverhalten weitgehend vernachlässigt werden konnten und die strukturelle Selektivität durch Gewichtung ausgeglichen werden konnte. Das Vorgehen unterscheidet damit zwischen der Frage, wer an einer Befragung teilnimmt, und der Frage, ob Unterschiede in der Teilnahme tatsächlich die interessierenden Mobilitätsergebnisse beeinflussen. Die Belastbarkeit der Ergebnisse wird somit nicht allein anhand der Ausschöpfungsquote, sondern anhand der tatsächlichen Selektivität und ihrer Ergebnisrelevanz beurteilt.

Dieses Vorgehen dient im Folgenden als methodischer Referenzrahmen. Seine Übertragung auf die Evaluation betrieblicher Mobilitätsmaßnahmen ist jedoch nur eingeschränkt möglich. Für die Analyse

der strukturellen Selektivität werden zunächst Informationen über die Grundgesamtheit benötigt, um die Zusammensetzung der realisierten Stichprobe einordnen zu können. Hubrich et al. (2025) können hierfür auf Informationen aus dem Einwohnermelderegister zurückgreifen und Merkmale der gezogenen Personen auch unabhängig von ihrer späteren Teilnahme betrachten. Für die Prüfung, ob die festgestellte Selektivität auch für das Mobilitätsverhalten gegeben ist, wären Mobilitätsinformationen über die Nichtteilnehmenden erforderlich. In früheren SrV-Erhebungen wurden diese über gesonderte Nonresponse-Befragungen erhoben; für die SrV 2023 konnte auf die daraus gewonnenen Erkenntnisse zurückgegriffen werden. Bei betrieblichen Mobilitätsbefragungen stehen solche Informationen jedoch häufig nicht zur Verfügung. Damit stellt sich die methodische Herausforderung, wie beide Prüfschritte mit den verfügbaren Populations-, Befragungs- und ergänzenden Mobilitätsdaten möglichst belastbar abgebildet bzw. durch alternative Evidenz ergänzt werden können.

Die allgemeine Surveyforschung stellt eine Vielzahl diagnostischer Verfahren zur Untersuchung des Nonresponse Bias zur Verfügung und auch in der Mobilitätsforschung gibt es, insbesondere anhand von Haushaltserhebungen, entsprechende Ansätze. Jedoch wird die mögliche Verzerrung durch selektive Teilnahme bei der Evaluation betrieblicher Mobilitätsmaßnahmen an Hochschulen bislang deutlich weniger systematisch adressiert. Daraus ergibt sich die Forschungsfrage: Wie können Wirkungen betrieblicher Mobilitätsmaßnahmen an Hochschulen auch bei geringer Befragungsbeteiligung belastbar eingeordnet werden?

3 Methode: mehrstufige Validierung der Übertragbarkeit

Im Falle der Evaluation der betrieblichen Mobilitätsmaßnahmen, die an der TH Rosenheim seit 2025 umgesetzt worden sind, liegen keine Mobilitätsinformationen für Personen vor, die bereits an der ersten Befragung (Ex-ante) nicht teilgenommen haben. Ebenso existiert keine längere Reihe methodisch identischer Erhebungen, anhand derer die Stabilität der Selektivität geprüft werden könnte. Es liegen Befragungsdaten der Hochschulangehörigen ex ante vor, nach der Einführung der ersten Maßnahmen sowie Buchungsdaten des Bike-Sharing Angebots vor. Der Standardansatz wird dementsprechend folgendermaßen angepasst, wie in Tabelle 1 nachzulesen.

Tabelle 1: Methodenübersicht

Stufe	Prüfung	Einordnung
1. Stichprobenselektivität	Vergleich Befragungsstichprobe mit der gesamten TH Rosenheim	Standardvorgehen
2. Mobilitätsbezogene Selektivität	Vergleich Mobilitätsverhalten mit Verhaltensgruppe und MiD-Referenzdaten	Standardvorgehen mit Ergänzung
3. Panelattrition	Vergleich von Personen mit Teilnahme an beiden Wellen mit Ausfällen nach Ex-ante-Umfrage	Ergänzung
4. Objektive Validierung	Abgleich der Befragungsergebnisse mit objektiven Nutzungsdaten	Ergänzung

Quelle: Eigene Darstellung

3.1 Analyse der Stichprobenselektivität

Im ersten Schritt wird untersucht, ob die realisierte Befragungsstichprobe strukturell von der Referenzpopulation (alle Hochschulangehörige der TH Rosenheim) abweicht. Dabei werden die Teilnehmenden der Ex-ante Umfrage (n=260), die Teilnehmenden der zweiten Umfrage (n=125) sowie die Personen, die an beiden Befragungen (Panel) teilgenommen haben (n=15), getrennt anhand der verfügbaren Strukturinformationen verglichen. Anhand der verfügbaren soziodemografischen und hochschulbezogenen Merkmale wird geprüft, ob einzelne Gruppen gegenüber der Grundgesamtheit über- oder unterrepräsentiert sind. Da keine Individualdaten für die gesamte Grundgesamtheit vorliegen, dient der Vergleich mit den verfügbaren aggregierten Strukturinformationen der Hochschulangehörigen als pragmatische Annäherung, um mögliche strukturelle Selektivitäten der Befragungsstichprobe dennoch sichtbar zu machen.

3.2 Prüfung der mobilitätsbezogenen Selektivität

Der zweite Schritt betrifft die Frage, ob festgestellte strukturelle Selektivitäten auch für die untersuchten Mobilitätskennwerte relevant sind. Hubrich

et al. (2025) nutzen hierfür eine direkte Gegenüberstellung des Mobilitätsverhaltens von Teilnehmenden und Nichtteilnehmenden. Da für Hochschulangehörige ohne Teilnahme an den Befragungen keine Mobilitätsinformationen vorliegen, wird dieser Teil des Standardvorgehens durch einen externen Plausibilitätsvergleich ergänzt: Das Mobilitätsverhalten der Studierenden in der Ex-ante Befragungsstichprobe wird dazu mit einer vergleichbaren Gruppe verglichen. Außerdem werden weitere Mobilitätscharakteristika der gesamten Stichprobe, anhand von Altersklassen, vergleichbaren Referenzgruppen aus der Studie Mobilität in Deutschland 2023 (nachfolgend: MiD) gegenübergestellt (vgl. infas et al. 2025). Ziel ist zu prüfen, ob das in der Befragungsstichprobe beobachtete Mobilitätsverhalten gegenüber geeigneten externen Referenzen auffällige Abweichungen aufweist. Damit wird geprüft, ob die eventuell festgestellten Unterschiede für die Mobilitätsergebnisse überhaupt relevant sind.

3.3 Analyse der Panelattrition

Im nächsten Schritt wird die Selektivität zwischen den beiden Befragungswellen genauer analysiert. Hierfür werden Personen, die an beiden Umfragen teilgenommen haben, mit Personen verglichen, die an der Ex-ante, jedoch nicht an der zweiten Umfrage teilgenommen haben. Im Gegensatz zum initialen Nonresponse liegen für diese späteren Ausfälle bereits Informationen aus der ersten Befragungswelle vor. Dadurch können nicht nur soziodemografische Merkmale, sondern auch das bereits vor dem Ausfall beobachtete Mobilitätsverhalten verglichen werden. Damit wird geprüft, ob die Ergebnisse dadurch verzerrt sein könnten, dass bestimmte Personengruppen nicht mehr teilgenommen haben.

3.4 Abgleich mit objektiven Nutzungsdaten

Als weitere Evidenzquelle werden objektive Nutzungsdaten der Fahrräder aus dem Bike Sharing herangezogen. Dieser Schritt ermöglicht einen von der Befragung unabhängigen Abgleich des beobachteten Mobilitätsverhaltens. Dazu werden die in der Befragung ermittelten Nutzungsmuster und Veränderungen den tatsächlich registrierten Buchungsdaten gegenübergestellt und gruppenspezifische (statusbezogene) Nutzungsmuster betrachtet. Geprüft wird insbesondere, ob Befragungs- und Nutzungsdaten hinsichtlich Richtung und Struktur der beobachteten Veränderungen zu vergleichbaren Befunden führen. Damit wird geprüft ob sich die berichteten Nutzungsmuster aus der Befragung auch in der tatsächlichen Nutzung wiederfinden.

3.5 Individuelle Fixed-Effects

Zusätzlich wird die Panelstruktur der CaMoRoT-Umfragen genutzt, um die Wirkung der Mobilitätsmaßnahmen mittels Individual Fixed Effects zu untersuchen. Dabei werden Veränderungen innerhalb derselben Personen zwischen den beiden Befragungswellen betrachtet. Zeitinvariante individuelle Unterschiede, beispielsweise stabile Mobilitätspräferenzen oder andere über den Untersuchungszeitraum konstante persönliche Eigenschaften, werden dadurch kontrolliert (vgl. Angrist/Pischke 2009). Diese Analyse prüft, ob die beobachteten Veränderungen auch bei einer ausschließlich intraindividuellen Betrachtung bestehen bleiben, also ausschließlich durch die Einführung der Mobilitätsmaßnahmen herbeigeführt worden sind.

4 Ergebnisse

Die Belastbarkeit der ermittelten Wirkungen wird im Folgenden nicht anhand eines einzelnen Prüfkriteriums beurteilt, sondern aus der Gesamtschau der einzelnen Analyseschritte eingeordnet.

4.1 Selektivität der Stichprobe

Zuerst wird die generelle Selektivität der Beantwortenden beurteilt. Tabelle 2 berichtet die soziodemographische Zusammensetzung der Stichprobe, wobei Zahlen <10 aus datenschutzrechtlichen Gründen nicht berichtet werden, dies gilt insbesondere für Aussagen über das Panel. Die Zusammensetzung unterscheidet sich insbesondere hinsichtlich Alter und Status zwischen den Stichproben. Während in der Ex-ante Umfrage 52,3 % der Befragten der Altersgruppe 18–24 Jahre angehörten, lag dieser Anteil in Umfrage 2 bei 19,2 %. Auch hinsichtlich des Status zeigen sich Unterschiede: Der Anteil der Studierenden betrug in der Ex-ante Umfrage 61,5 % und in Umfrage 2 32,0 %. Die Ergebnisse zeigen also strukturelle Unterschiede zwischen beiden Befragungswellen. Eine Aussage über die Vergleichbarkeit mit der Referenzpopulation ist zum aktuellen Zeitpunkt aufgrund fehlender Vergleichsdaten hinsichtlich der betrachteten Merkmale nicht möglich.

Tabelle 2: Soziodemographische Beschreibung der Stichprobe

Merkmal	Kategorie	Ex-ante Umfrage	Umfrage 2	Beide
Stichprobengröße	n	260	125	15
Alter	18 - 24	126 (52,3 %)	24 (19,2 %)	0 (0,0 %)
	25 - 34	46 (19,1 %)	32 (25,6 %)	<10
	35 - 44	28 (11,6 %)	24 (19,2 %)	<10
	45 - 54	19 (7,9 %)	29 (23,2 %)	<10
	55 - 64	20 (8,3 %)	16 (12,8 %)	<10
	> 64	<10	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)
	keine Angabe	<10	0 (0,0 %)	<10
Geschlecht	Weiblich	118 (49,0 %)	62 (49,6 %)	<10
	Männlich	119 (49,4 %)	61 (48,8 %)	<10
	Divers	<10	<10	<10
	Sonstige / keine Angabe	<10	<10	<10
Status	Studierende	160 (61,5 %)	40 (32,0 %)	0 (0,0 %)
	Professorinnen und Professoren	11 (4,2 %)	12 (9,6 %)	<10
	Lehrbeauftragte	<10	0 (0,0 %)	<10
	Wissenschaftliche Mitarbeitende	17 (6,5 %)	21 (16,8 %)	<10
	Nichtwissenschaftliche Mitarbeitende	50 (19,2 %)	50 (40.0 %)	<10
	Keine Angabe	20 (7.7 %)	<10	<10
International	International	19 (7,3 %)	<10	0 (0,0 %)
	Nicht international	220 (84,6 %)	114 (91,2 %)	13 (86,7 %)
	Keine Angabe	21 (8,1 %)	<10	<10
Hauptcampus	Rosenheim	224 (92,9 %)	113 (90,4 %)	11 (78,6 %)
	Mühldorf	<10	<10	0 (0,0 %)
	Traunstein	<10	<10	<10
	Burghausen	<10	<10	<10
	keine Angabe	<10	<10	0 (0,0 %)

Quelle**:** Eigene Darstellung

4.2 Ergebnisse mobilitätsbezogene Selektivität

Neben der generellen Selektivität wird untersucht, ob diese Selektivität sich auch auf die für diese Studie interessanten, also mobilitätsbezogenen Merkmale bezieht. Der Vergleich des Modal Splits der Studierenden aus der Ex-ante Umfrage mit einer Vergleichsgruppe die aus der MiD (gefiltert auf Studierende auf deren Weg zur Hochschule) hervorgeht zeigt deutliche Unterschiede (siehe Abbildung 1). Der Individualverkehr liegt in der vorliegenden Gruppe mit 38 % deutlich höher als der Referenzwert von 16 %, gleiches zeigt sich im Fahrradverkehr, mit 32 % gegenüber 21% in der Referenzpopulation. Der ÖPNV-Anteil ist mit 24 % deutlich niedriger als der Referenzwert von 45 %. Der Fußverkehr macht mit 6% den niedrigsten Anteil aus, während dieser in der Referenzgruppe bei 18 % liegt.

Vergleicht man die gesamte Menge der Ex-ante Beantwortenden (also auch die Mitarbeitenden) mit den Ergebnissen der MiD, so findet sich folgendes Bild: Beim Modal Split liegen die Ex-ante Befragten beim MIV bei 37,4 % (MiD: 50 %), beim ÖPNV bei 24,8 % (MiD: 8 %), beim Fahrrad bei 31,7 % (MiD: 13 %) und beim Fußverkehr bei 6,2 % (MiD: 28 %).

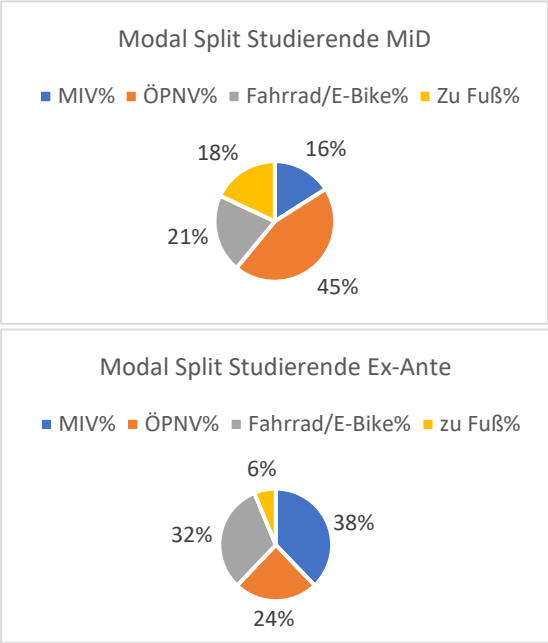


Abbildung 1: Modal Split Vergleich (Eigene Abbildung)

Die Pkw-Verfügbarkeit liegt in der Ex-ante Umfrage bei 71,7 % und in Umfrage 2 bei 83,2 %, gegenüber 88 % in der MiD. Der Führerscheinbesitz beträgt bei der Ex-ante Umfrage 95 % gegenüber 85 % in der MiD. Die Ex-ante Stichprobe unterscheidet sich also hinsichtlich mehrerer mobilitätsbezogener Merkmale, was bedeutet, dass die festgestellte strukturelle Selektivität somit mit Abweichungen bei relevanten Mobilitätsmerkmalen einhergeht.

4.3 Ergebnisse Panelattrition

Während die gesamte Stichprobe bereits auf Selektivität eingeschätzt worden ist, wird nun das Panel, also die Beantwortenden beider Umfragen, auf Selektivität geprüft. Studierende machten 61,5 % der ausschließlich an der Ex-ante Umfrage Teilnehmenden aus, waren im Panel jedoch nicht vertreten. Ein interessanter Punkt kann hier herausgegriffen werden: in der Ex-ante Umfrage und in der Umfrage 2 nehmen sowohl bei den Professorinnen und Professoren als auch bei den nichtwissenschaftlichen Mitarbeitenden ungefähr gleich viele Personen teil, die Zahl der Panelpersonen ist jedoch deutlich kleiner. Dies weist auf eine beständige, aber nicht wiederholte Teilnahme hin.

Bei den mobilitätsbezogenen Merkmalen fallen die Unterschiede zwischen der Ex-ante-Umfrage und dem Panel insgesamt weniger einheitlich aus. Die Anteile der Autofahrenden waren mit 2,7 pp Unterschied vergleichbar. Im Panel zeigte sich jedoch ein um 5,4 pp geringerer durchschnittlicher MIV-Anteil und ein um 9,1 pp höherer ÖPNV-Anteil. Die durchschnittliche Entfernung zur Hochschule sowie der Fahrrad-/E-Bike-Anteil unterschieden sich nur gering. Weitere Aussagen über das Panel können aufgrund einer zu geringen Fallzahl nicht dargestellt werden. Insgesamt bestehen damit Hinweise auf selektive Panelattrition, deren mögliche Auswirkungen auf die gemessenen Veränderungen aufgrund der kleinen Panelgröße jedoch vorsichtig einzuordnen sind.

4.4 Objektives Nutzungsverhalten

Um zu untersuchen, wie plausibel es ist, dass die Ergebnisse der Studie belastbar sein könnten, wird zusätzlich eingeordnet, ob das berichtete Mobilitätsverhalten auch dem Tatsächlichen entspricht. Insgesamt zeigen die Buchungsdaten, dass Bike Sharing nach den ersten drei Monaten bereits von 3,1 % der Mitarbeitenden und 2,7 % der Studierenden, das entspricht 3 % aller Hochschulangehörigen, genutzt wird. Gleichzeitig bedeutet das einen strukturellen Unterschied zu den Befragungsteilnehmenden, bei denen der Anteil der Nutzenden bereits bei 13 % liegt: Umfrage 2 zeigt, dass 9,4 % der teilnehmenden Mitarbeitenden und 12,5 % der Studierenden berichten, das Bike Sharing gelegentlich oder selten zu nutzen.

4.5 Individuelle Fixed-Effects

Die geplante Fixed-Effects-Analyse konnte aufgrund der geringen Fallzahl von lediglich n = 15 Personen mit vollständigen Beobachtungen in beiden Befragungswellen nicht belastbar durchgeführt werden. Eine Schätzung auf dieser Grundlage wäre mit hoher statistischer Unsicherheit verbunden und würde keine verlässlichen Aussagen über intraindividuelle Veränderungen ermöglichen.

5 Zusammenfassung und Diskussion

Diese Studie setzt sich anhand verschiedener Perspektiven damit auseinander, ob betriebliche Mobilitätsmaßnahmen belastbar evaluiert werden können, wenn es an Beantwortungen fehlt. Da die Ergebnisrelevanz des initialen Nonresponse aufgrund fehlender Informationen über Nichtteilnehmende nicht direkt geprüft werden kann, wird diese Analyse durch externe Mobilitätsreferenzen, die Untersuchung der Panelattrition und objektive Nutzungsdaten ergänzt. Eine geplante Fixed-Effects-

Analyse, die eine zusätzliche Robustheitsprüfung der beobachteten intraindividuellen Veränderungen ermöglichen sollte, konnte aufgrund geringer Fallzahl nicht durchgeführt werden.

Die Studie findet mithilfe mehrerer Dimensionen das differenzierte Bild der Selektivität der vorliegenden Stichprobe: Erstens zeigt die generelle Selektivitätsanalyse eine soziodemografische Selektivität hinsichtlich Alter und Status. Zweitens zeigt die mobilitätsbezogene Analyse Selektivität hinsichtlich dieser Faktoren. Drittens finden sich Hinweise auf eine strukturelle Panelattrition und viertens stützt der objektive Abgleich des Nutzungsverhaltens die Befragungsergebnisse in ihrer grundlegenden Tendenz, nicht jedoch in ihrer exakten Größenordnung. Insgesamt häufen sich also die Hinweise auf eine mehrdimensionale Selektivität. Zur Einordnung der Studienergebnisse sind also weitere Maßnahmen nötig, zum Beispiel ein Vergleich der Wirkungseinschätzungen mit und ohne entsprechender Gewichtung der Personengruppen entsprechend der Ergebnisse der Selektivitätsanalyse.

Eine wichtige Limitation dieser Einordnung ist die geringe Stichprobe des Panels. Trotzdem zeigt die Methodik, dass sich eine potenzielle Selektivität auf einzelne Charakteristika eingrenzen lässt. Künftige Untersuchungen könnten sich weiter auf die Isolierung dieser Merkmale konzentrieren oder sie entsprechend antizipieren, z.B. durch eine entsprechende sachliche Gewichtungslösung der Stichprobe. Alternativ braucht es ein differenzierteres Bild der Zusammensetzung der Hochschule oder eine geeignete Nonresponse-Befragung, um die Charakteristika, nach denen sich die Stichprobe selektiert, einordnen zu können. Darauf aufbauend könnte zukünftig außerdem untersucht werden, ob alternative Evaluationsmethoden in diesem Kontext entwickelt werden können, die ein geeigneteres Bild der tatsächlichen Wirkung betrieblicher Mobilitätsmaßnahmen im Hochschul-Kontext abgeben.

Literaturverzeichnis

Angrist, Joshua D./Jörn-Steffen Pischke (2009): Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion. Princeton: Princeton University Press. https://doi.org/10.1515/9781400829828

Brick, J. Michael/Douglas Williams (2013): Explaining rising nonresponse rates in cross-sectional surveys, in: The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science, Bd. 645, Nr. 1, S. 36–59, [online] https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0002716212456834 .

Brick, J. Michael/Roger Tourangeau (2017): Responsive Survey Designs for Reducing Nonresponse Bias, in: Journal of Official Statistics, Bd. 33, Nr. 3, S. 735–752, [online] https://doi.org/10.1515/jos-2017-0034 .

Cairns, Sally/Carey Newson/Adrian Davis (2010): Understanding successful workplace travel initiatives in the UK, in: Transportation Research Part A: Policy and Practice, Bd. 44, Nr. 7, S. 473–494, [online] https://doi.org/10.1016/j.tra.2010.03.010

Clarsen, Benjamin/Jens Christoffer Skogen/Thomas Sevenius Nilsen/Leif Edvard Aarø (2021): Revisiting the continuum of resistance model in the digital age: A comparison of early and delayed respondents to the Norwegian counties public health survey, in: BMC Public Health, Bd. 21, Nr. 1, Artikel 730, [online] https://doi.org/10.1186/s12889-021-10764-2

Daikeler, Jessica/Michael Bošnjak/Katja Lozar Manfreda (2020): Web versus other survey modes: An updated and extended meta-analysis comparing response rates, in: Journal of Survey Statistics and Methodology, Bd. 8, Nr. 3, S. 513–539, [online] https://doi.org/10.1093/jssam/smz008.

Distler, Christoph/Mustafa Coban/Mark Trappmann (2026): Nonresponse in web surveys: A deeper look into education bias, in: Journal of Survey Statistics and Methodology, smag031, [online] https://doi.org/10.1093/jssam/smag031.

Fuchs, Marek/Daniela Bossert/Sabrina Stukowski (2013): Response rate and nonresponse bias – Impact of the number of contact attempts on data quality in the European Social Survey, in: Bulletin of Sociological Methodology/Bulletin de Méthodologie Sociologique, Bd. 117, Nr. 1, S. 26–45, [online] https://doi.org/10.1177/0759106312465547 .

Groves, Robert M. (2006): Nonresponse rates and nonresponse bias in household surveys, in: Public Opinion Quarterly, Bd. 70, Nr. 5, S. 646–675, [online] https://doi.org/10.1093/poq/nfl033 .

Groves, Robert M./Emilia Peytcheva (2008): The impact of nonresponse rates on nonresponse bias: A meta-analysis, in: Public Opinion Quarterly, Bd. 72, Nr. 2, S. 167–189, [online] https://doi.org/10.1093/poq/nfn011.

Groves, Robert M./Eleanor Singer/Amy Corning (2000): Leverage-saliency theory of survey participation: Description and an illustration, in: Public Opinion Quarterly, Bd. 64, Nr. 3, S. 299–308, [online] https://doi.org/10.1086/317990

Hubrich, Stefan/Rico Wittwer/Frank Ließke/Sebastian Wittig/Fabian Schönherr/Regine Gerike (2025): Methodenbericht zum Forschungsprojekt „Mobilität in Städten – SrV 2023", Dresden: Technische Universität Dresden.

infas, DLR, IVT und infas 360 (2025): Mobilität in Deutschland 2023 (im Auftrag des BMV) [Datensatz]. Bereitgestellt durch den BASt MobilityData-Campus. Kontakt: mobilitydatacampus@bast.de. https://www.bast.de/mdc [abgerufen am 01.09.2026].

Koch, Achim/Michael Blohm (2016): Nonresponse Bias, in: GESIS Survey Guidelines, Mannheim: GESIS – Leibniz-Institut für Sozialwissenschaften, [online] https://doi.org/10.15465/gesis-sg_en_004

König, Corinna/Joseph W. Sakshaug/Jens Stegmaier/Susanne Kohaut (2021): Trends in establishment survey nonresponse rates and nonresponse bias: Evidence from the 2001–2017 IAB Establishment Panel, in: Journal of Official Statistics, Bd. 37, Nr. 4, S. 931–953, [online] https://doi.org/10.2478/jos-2021-0040 .

Olson, Kristen (2013): Paradata for nonresponse adjustment, in: The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science, Bd. 645, Nr. 1, S. 142–170, [online] https://doi.org/10.1177/0002716212459475 .

Peer, Eyal/David Rothschild/Andrew Gordon/Zak Evernden/Ekaterina Damer (2022): Data quality of platforms and panels for online behavioral research,

in: Behavior Research Methods, Bd. 54, Nr. 4, S. 1643–1662, [online] https://doi.org/10.3758/s13428-021-01694-3.

Petrunoff, Nick/Chris Rissel/Li Ming Wen/Julie Martin (2015): Carrots and sticks vs carrots: Comparing approaches to workplace travel plans using disincentives for driving and incentives for active travel, in: Journal of Transport & Health, Bd. 2, Nr. 4, S. 563–567, [online] https://doi.org/10.1016/j.jth.2015.06.007

Sadeghian, Peyman/Johan Håkansson/Xiaoyun Zhao (2021): Review and evaluation of methods in transport mode detection based on GPS tracking data, in: Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition), Bd. 8, Nr. 4, S. 467–482, [online] https://doi.org/10.1016/j.jtte.2021.04.004

Schouten, Barry/Fannie Cobben/Jelke Bethlehem (2009): Indicators for the representativeness of survey response, in: Survey Methodology, Bd. 35, Nr. 1, S. 5–18, [online] https://www.researchgate.net/profile/Jelke-Bethlehem/publication/267836796_Indicators_for_the_Representativeness_of_Survey_Response/links/547458fc0cf245eb436dd8ae/Indicators-for-the-Representativeness-of-Survey-Response.pdf?_sg%5B0%5D=started_experiment_milestone&origin=journalDetail&_rtd=e30%3D .

Su, Tao/Michael E. Renda/Jinhua Zhao (2022): Examining the discrepancies between self-reported and actual commuting behavior at the individual level, in: Transportation Research Record, Bd. 2676, Nr. 2, S. 118–131, [online] https://doi.org/10.1177/03611981211037240 .

Tversky, Amos/Daniel Kahneman (1971): Belief in the law of small numbers, in: Psychological Bulletin, Bd. 76, Nr. 2, S. 105–110, [online] https://doi.org/10.1037/h0031322.

Van Malderen, Laurent/Bart Jourquin/Isabelle Thomas (2012): Employer transport plan: Do they change the commuting behaviour of employees?, in: 52nd European Congress of the European Regional Science Association (ERSA).

Autor*innenangaben

Franziska Danner
Technische Hochschule Rosenheim am Campus Chiemgau
Stadtplatz 32
83278 Traunstein

E-Mail: franziska.danner@th-rosenheim.de

Elisabeth Soller
Technische Hochschule Rosenheim am Campus Chiemgau
Stadtplatz 32
83278 Traunstein

E-Mail: elisabeth.soller@th-rosenheim.de

Wibke Michalk
Technische Hochschule Rosenheim am Campus Chiemgau
Stadtplatz 32
83278 Traunstein

E-Mail: wibke.michalk@th-rosenheim.de