

Touristisches Reiseverhalten im raum-zeitlichen Kontext



Dissertation zur Erlangung des Doktorgrades
an der Fakultät für Geowissenschaften
der Ludwig-Maximilians-Universität München

Vorgelegt von
Elisabeth Bartl

München, 05.11.2024

Erstgutachter: Prof. Dr. Jürgen Schmude

Zweitgutachter: PD Dr. Udo Brixy

Tag der mündlichen Prüfung: 13.12.2024

Obwohl die in dieser Dissertation enthaltenen Informationen mit größter Sorgfalt erarbeitet wurden, können Fehler nicht vollständig ausgeschlossen werden. Die Autorin übernimmt insofern keine Haftung für eventuell fehlerhafte Angaben und deren Folgen.

Das Recht des Nachdrucks, der Vervielfältigung und der Verbreitung sowie der Übersetzung in andere Sprachen ist allein der Autorin vorbehalten. Die in Kapitel 6 abgedruckten Zeitschriftenaufsätze unterliegen darüber hinaus dem Urheberrecht des jeweiligen Verlags.

Danksagung

Zuallererst möchte ich mich ganz herzlich bei meinem Doktorvater, Prof. Dr. Jürgen Schmude, bedanken, der mir die Promotion ermöglicht hat und mich dabei lehrte, den Fokus zu bewahren, ohne jede schöne Blume am Wegesrand zu pflücken. Auf seine Unterstützung und sein Vertrauen konnte ich jederzeit zählen, ganz unabhängig vom raum-zeitlichen Kontext. Ein großer Dank gilt auch meinem Zweitgutachter, PD Dr. Udo Brixy, der stets großes Interesse an meiner Arbeit gezeigt und durch seine Expertise sowie seine moralische Unterstützung meine Arbeit bereichert hat. Auch für seine Bereitschaft, Zeit für die Begutachtung und Diskussion meiner Forschung aufzubringen, bin ich sehr dankbar. Meiner Mentorin, Dr. Marion Karl, möchte ich von Herzen für ihre beständige Unterstützung danken, selbst in stressigen Zeiten. Von besonderer Bedeutung waren für mich die lehrreichen Gespräche, die maßgeblich zur Qualität meiner Arbeit beigetragen haben.

Ich hatte das Privileg, von Professorinnen und Professoren sowie Kolleginnen und Kollegen an der Lehr- und Forschungseinheit Wirtschaftsgeographie (und Tourismusforschung) begleitet zu werden. Zunächst danke ich Prof. Dr. Johannes Glückler für seine Unterstützung. Besonders hervorheben möchte ich hier Marie Aschenbrenner, deren bewundernswerte Fähigkeiten, sich tiefgründig mit Wissen auseinanderzusetzen und Herausforderungen zu meistern, meine Arbeit maßgeblich bereichert haben. Mein weiterer großer Dank gilt Dr. Sascha Filimon, Laura Reiter und Pauline Metzinger für die ausgezeichnete Zusammenarbeit in verschiedenen Projekten. Dr. Maximilian Witting danke ich für das großzügige Teilen seiner Erfahrung. Ebenso danke ich den studentischen Hilfskräften, dem Sekretariat, der Geschäftsstelle sowie der EDV-Leitung für die wertvolle Entlastung bei Recherche-, Verwaltungs- und technischen Aufgaben.

Auch meinen interdisziplinären Projektpartnern möchte ich aufrichtig für die vertrauensvolle Zusammenarbeit danken. Prof. Dr. Helmut Küchenhoff hat mir eine zweite Arbeitsheimat im StaBLab gegeben, in der ich jederzeit willkommen war. Ganz besonders danken möchte ich zudem Dr. Alexander Bauer und Maximilian Weigert für die intensiven Diskussionen, die tiefen Einblicke in die farbenfrohe Welt der Statistik (auch dank ggplot), den beständigen Support und den starken Zusammenhalt innerhalb unseres Teams.

Meinen Dank möchte ich zudem der Deutschen Gesellschaft für Tourismuswissenschaft (DGT) und dem Arbeitskreis Tourismusforschung (AKTF) aussprechen. Sie haben mir im Rahmen von Doktorand*innenkolloquien die Möglichkeit gegeben, meine Kompetenzen zu verbessern und bereichernde Weggefährter*innen aus ganz Deutschland zu finden. Bei der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG), dem Bayerischen Zentrum für Tourismus (BZT) und der LMU möchte ich mich herzlich für die finanzielle Unterstützung und bei der Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen (FUR) für die hervorragende Zusammenarbeit bedanken.

Darüber hinaus danke ich meinen Freund*innen und Wegbegleiter*innen, die mir in allen Phasen dieser Dissertation unerschütterlich zur Seite standen. Dabei möchte ich ganz besonders meinem Partner danken, der mir mit bemerkenswerter Geduld, ansteckender Zuversicht und „Mindfulness“ während meiner Promotion beigestanden hat. Ich danke auch meinem Bruder für seine inspirierende Gelassenheit und beständige Motivation, die mir in den intensiven Phasen meiner Forschung stets als Vorbild gedient haben. Abschließend möchte ich meinem Vater von ganzem Herzen danken, der während dieser Promotionszeit wirklich immer für mich da war und auch bereits mein ganzes Leben lang fest an mich glaubt.

Vielen Dank!

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	VI
1 Einführung: Raum-zeitliche Veränderungen touristischer Nachfrage	1
1.1 Relevanz und Einordnung der Untersuchung raum-zeitlicher Veränderungen des touristischen Reiseverhaltens	1
1.2 Forschungsdefizite raum-zeitlicher Veränderungen im touristischen Reiseverhalten ...	3
1.3 Ziel und Forschungsdesign der Dissertation	4
2 Raum-zeitliche Veränderungen in touristischen Reiseverhaltensmustern	10
2.1 Touristisches Reiseverhalten als Ergebnis des Reiseentscheidungsprozesses	10
2.2 Erfassung und Analyse des touristischen Reiseverhaltens	11
2.3 Veränderungen im touristischen Reiseverhalten über Altersgruppen, Perioden und Kohorten hinweg	13
2.4 Ergebnisse und Diskussion zu raum-zeitlichen Veränderungen in touristischen Reiseverhaltensmustern	16
3 Raum-zeitliche Veränderungen im touristischen Reiseverhalten	20
3.1 Bedeutung des Reisens und touristisches Reiseverhalten	20
3.2 Reisehemmnisse und soziodemographische Faktoren.....	22
3.3 Ergebnisse und Diskussion zu zeitlichen Veränderungen im touristischen Reiseverhalten	23
4 Einfluss von Krisen auf das touristische Reiseverhalten am Beispiel der COVID-19- Pandemie	26
4.1 Externe Schocks und touristisches Reiseverhalten.....	26
4.2 Ergebnisse und Diskussion zum Einfluss soziodemographischer Merkmale auf die Partizipationsentscheidung vor und während der COVID-19-Pandemie.....	27
5 Fazit und Ausblick: Langfristige Entwicklungen und kurzfristige Einflüsse	29
6 Abdrucke der Publikationen	32
6.1 Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travellers.....	33
6.2 Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand	78
6.3 Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables	98
7 Literaturverzeichnis	115
Curriculum Vitae	VII

Zusammenfassung

Angesichts der sich ständig verändernden gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Rahmenbedingungen gewinnt das Verständnis von raum-zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten zunehmend an Bedeutung. In einer Branche, die stark von den Bedürfnissen und Präferenzen der Tourist*innen abhängt, ist es für Tourismusakteur*innen unerlässlich, diese Veränderungen zu erkennen und darauf zu reagieren. Die Relevanz dieses Themas zeigt sich besonders in der Notwendigkeit, Angebote kontinuierlich an die sich wandelnden Anforderungen der Reisenden anzupassen, um langfristig wettbewerbsfähig zu bleiben.

Im Rahmen der vorliegenden kumulativen Dissertation wird das Reiseverhalten aus einer raum-zeitlichen Perspektive untersucht, um Veränderungen im Reiseverhalten besser zu verstehen. Dabei wird hervorgehoben, dass traditionelle Ansätze, die das Reiseverhalten oft nur in statischen Momentaufnahmen erfassen, den komplexen und sich wandelnden Charakter dieses Verhaltens nicht vollständig abbilden können. Um dieser Herausforderung zu begegnen, wird ein umfassender Ansatz gewählt, der auf umfangreichen Sekundärdaten der Reiseanalyse basiert und moderne statistische Methoden, wie multidimensionale Segmentierung, Machine Learning Verfahren, sowie zeitliche Analysen integriert.

Die ersten beiden Studien fokussieren sich dabei auf langfristige zeitliche Veränderungen im Reiseverhalten, insbesondere wie es durch Alters-, Perioden- und Kohorteneffekte beeinflusst wird. Um diese Effekte erfassen zu können, analysieren beide Studien umfassende Langzeitdatensätze des deutschen Quellmarktes (1983-2018). Während die erste Studie Touristentypen identifiziert und deren Veränderungen über die Zeit hinweg untersucht, konzentriert sich die zweite Studie auf drei Komponenten des Reiseverhaltens und deren zeitliche Veränderung. In einer dritten Studie werden die Auswirkungen kurzfristiger externer Schocks auf das Reiseverhalten am Beispiel der COVID-19-Pandemie analysiert.

Die Ergebnisse zeigen, dass sich das Reiseverhalten im Laufe des Lebens einer Person durch externe Faktoren wie gesellschaftliche Entwicklungen und durch generelle Generationenunterschiede verändert. Diese Erkenntnisse liefern wertvolle Hinweise für die Tourismusbranche, um Kommunikationsstrategien und Marketingmaßnahmen an das sich kontinuierlich wandelnde Verhalten der Reisenden anzupassen. Zudem wird deutlich, dass Alter und externe zeitliche Faktoren wesentliche Treiber für Veränderungen in der Reisepartizipation sind, während die Reishäufigkeit vor allem durch das Alter und die Generationszugehörigkeit geprägt wird. Interessanterweise bleiben die Reiseausgaben über die Jahre relativ stabil, was wichtige Implikationen für die langfristige Planung im Tourismus hat. Die Pandemie führte zu einem Rückgang der Reisepartizipation in Deutschland, wobei sich die Relevanz von soziodemographischen Faktoren wie Einkommen und Alter als Prädiktoren für Reiseentscheidungen verschob. Während vor der Pandemie das Haushaltseinkommen eine zentrale Rolle spielte, wurde während der Pandemie das Alter zum entscheidenden Faktor für die Reisepartizipation. Diese Ergebnisse verdeutlichen, wie stark externe Krisen das Reiseverhalten beeinflussen und bieten Einblicke in die Anpassungsmechanismen der Reisenden in außergewöhnlichen Zeiten.

Insgesamt tragen die Forschungsergebnisse wesentlich zum Verständnis der vielschichtigen und komplexen Mechanismen bei, die das Reiseverhalten über die Zeit formen. Sie verdeutlichen, dass das Reiseverhalten als dynamischer Prozess betrachtet werden muss, der sowohl durch langfristige Trends als auch durch kurzfristige externe Ereignisse beeinflusst wird.

1 Einführung: Raum-zeitliche Veränderungen touristischer Nachfrage

1.1 Relevanz und Einordnung der Untersuchung raum-zeitlicher Veränderungen des touristischen Reiseverhaltens

Der Tourismus ist in den letzten Jahrzehnten zu einem unverzichtbaren Bestandteil des modernen Lebens in entwickelten Ländern geworden (Chen & Petrick, 2016). Dies zeigt sich beispielsweise an der Entwicklung der Partizipationsrate des Tourismus. In den 1950er-Jahren betrug der Anteil der deutschsprachigen Wohnbevölkerung ab 14 Jahren, der im Jahr wenigstens eine Urlaubsreise mit mindestens fünf Tagen Dauer unternahm, etwa 25 % (FUR, 2020). Im Laufe der Zeit stieg diese Partizipationsrate enorm an und erreichte im Jahr 2023 77 %. Demnach unternahmen 2023 54,6 Millionen Personen der deutschen Bevölkerung ab 14 Jahren in Deutschland eine Urlaubsreise von mindestens fünf Tagen. Neben der gestiegenen Partizipation haben sich auch weitere Reiseentscheidungen in vielerlei Hinsicht verändert. Das betrifft unter anderem die Reiseentscheidungen wohin, wie oft, wie lange und mit wem Tourist*innen reisen, was sie unternehmen, welche Reiseart sie wählen, welche Verkehrsmittel sie nutzen, wo sie übernachten und wie viel sie ausgeben. Diese Reiseentscheidungen und damit auch das resultierende Reiseverhalten werden von verschiedenen Faktoren beeinflusst.

Technologische Fortschritte im Transportwesen, wie sinkende Kosten und das Aufkommen von Billigfluggesellschaften, haben das Fliegen für einen größeren Teil der Gesellschaft erschwinglich gemacht (Cohen et al., 2014) und zur Demokratisierung des Reisens beigetragen, indem sie die Zugänglichkeit von Urlauben für alle Bevölkerungsgruppen verbessert haben (Gardiner et al., 2013). Darüber hinaus führten steigende Realeinkommen und verkürzte Arbeitszeiten dazu, dass die Menschen über mehr finanzielle Mittel und Zeit für touristische Aktivitäten verfügten, was eine größere Teilhabe am touristischen Geschehen ermöglichte (Becker, 2000, 12). Neben diesen langfristigen Veränderungen des Reiseverhaltens können auch kurzfristige Veränderungen, z. B. aufgrund externer Schocks, auftreten. Diese externen Schocks, wie die Terroranschläge am 11. September 2001 (Walters et al., 2019), die Finanzkrise 2008/09 (Bronner & de Hoog, 2011), oder die COVID-19-Pandemie (Abraham et al., 2021) können das System Tourismus erheblich stören. Beispielsweise sanken weltweit aufgrund der Reisebeschränkungen in Folge der COVID-19-Pandemie und der damit verbundenen Unsicherheit die internationalen Touristenankünfte im Jahr 2020 um 74 %, was zu einem Rückgang von einer Milliarde internationaler Ankünfte führte (UNWTO, 2020). Der Anteil der deutschen Bevölkerung, die im Jahr wenigstens eine Urlaubsreise mit einer Mindestdauer von fünf Tagen unternahmen, sank im Jahr 2020 auf 63 % (FUR, 2021). In Bayern führte die COVID-19-Pandemie dazu, dass Mitte 2021 rund 20 % weniger Personen in den touristischen Teilbranchen beschäftigt waren als Mitte 2019 (Bartl et al., 2024b).

Unabhängig von diesen externen Einflüssen wird das Reiseverhalten auch von Reisehemmnissen (z. B. gesundheitliche Einschränkungen) und internen Einflüssen, wie den soziodemographischen und psychographischen Merkmalen der Reisenden, bestimmt (Wong et al., 2016). Das Reiseverhalten verändert sich langfristig kontinuierlich im Laufe des Lebens, beeinflusst durch wechselnde persönliche Umstände in bestimmten Lebensphasen (Bernini & Cracolici, 2015), wobei insbesondere Lebensabschnitte, die mit Kinderbetreuung und anderen familiären Verpflichtungen verbunden sind, einen großen Einfluss haben (Randle et al., 2019).

Das Reiseverhalten wird nicht nur durch externe und altersbedingte Einflüsse geprägt, sondern auch von den unterschiedlichen Generationen beeinflusst (Lohmann & Danielsson, 2001), da

Menschen einer Geburtskohorte durch ähnliche bedeutende Ereignisse geprägt werden und somit ein "kollektives Gedächtnis" bilden (Mannheim, 1952). Da diese Ereignisse in einer prägenden Zeit für die Menschen stattfanden, bleiben gemeinsame Werte und Einstellungen ein Leben lang stabil (Schewe & Noble, 2000).

Langfristige raum-zeitliche Veränderungen im Reiseverhalten setzen sich aus einer räumlichen und einer zeitlichen Komponente zusammen. Die räumliche Komponente fokussiert sich dabei sowohl auf Veränderungen der Zielgebietswahl als auch quellgebietsspezifische Charakteristika der Touristen, während die zeitliche Komponente drei Zeiteffekte berücksichtigt. Diese Zeiteffekte lassen sich weiter unterteilen in Veränderungen im Laufe des Lebens (Alterseffekt) (Chen & Shoemaker, 2014), übergeordnete Veränderungen im Zeitverlauf auf der Makro-Ebene (Periodeneffekt) (Wong et al., 2016) und Veränderungen zwischen Generationen (Kohorteneffekt) (McKercher et al., 2020). Das Reiseverhalten wird also gleichzeitig durch die stark miteinander verbundenen Alters-, Perioden- und Kohorteneffekte beeinflusst. Da diese drei Zeiteffekte jeweils unterschiedlich auf das Reiseverhalten wirken, ist es wichtig, sie gemeinsam zu betrachten und zu „entwirren“, um die Komplexität der Veränderungen zu verstehen. Durch die gleichzeitige und separate Betrachtung aller zeitlichen Dimensionen, können Aussagen über die einzelnen Zeiteffekte getroffen werden, ohne dass diese vermischt werden. Neben der Berücksichtigung von Zeiteffekten ist die Berücksichtigung weiterer Einflussfaktoren (z. B. soziodemographische Faktoren) essenziell, um Rückschlüsse auf die Veränderungen im Reiseverhalten ziehen zu können. Dieses Vorgehen ermöglicht klare Aussagen zu langfristigen raum-zeitlichen Veränderungen. Neben diesen Erkenntnissen zu langfristigen Veränderungen ist eine tiefgehende Auseinandersetzung mit einzelnen externen Disruptionen, wie der COVID-19-Pandemie, von großer Bedeutung für die gesamte Bandbreite der touristischen Branche. Solche Analysen bieten Erkenntnisse für die Anpassungsmöglichkeiten der Branche.

Somit trägt diese Arbeit nicht nur dazu bei, den gesellschaftlichen Wandel in Deutschland in den letzten Jahrzehnten besser zu verstehen, sondern ermöglicht auch eine fundiertere Einschätzung zukünftiger Herausforderungen und Entwicklungen im Tourismus. Ein tiefgreifendes Verständnis des raum-zeitlichen Reiseverhaltens von Tourist*innen ist entscheidend für die Entwicklung von Infrastruktur und Verkehrsmitteln, die Gestaltung touristischer Angebote, die Planung neuer Attraktionen sowie für das Management der sozialen, ökonomischen und ökologischen Auswirkungen des Tourismus (Jin et al., 2018). Da Veränderungen im Reiseverhalten untrennbar mit dem Faktor Zeit verbunden sind, kommt der Erforschung von Zeiteffekten in der Tourismusforschung eine hohe Relevanz zu (Fu et al., 2022; McKercher, 2023).

In diesem Zusammenhang spielt die Geographie als Raumwissenschaft, die sich dem Tourismus als Phänomen und somit dem touristischen Reiseverhalten widmet, eine zentrale Rolle. Im Speziellen befasst sich die Anthropogeographie mit der Struktur und Dynamik von Kulturräumen und beinhaltet die Teildisziplin „Geographie der Freizeit und des Tourismus“ (Steinecke, 2011, 22). Zur weiteren wissenschaftlichen Einordnung lässt sich das Erkenntnisinteresse dieser Teildisziplin in vier Aspekte unterteilen: Verhalten, Standort, Wirkung und Planung unterteilen, wobei vor allem der Verhaltensaspekt maßgebliches Erkenntnisinteresse dieser Arbeit ist. Da touristisches Reiseverhalten stets mit einem Ortswechsel verbunden ist, impliziert es zwangsläufig eine Form von räumlicher Mobilität, die eng mit dem Verhaltensaspekt verknüpft ist. Im Rahmen der geographischen Erforschung des Tourismus lassen sich drei Arten von Forschung unterscheiden: (1) Grundlagenforschung, um komplexe Wirkungszusammenhänge zu verstehen, (2) anwendungsbezogene Forschung, wie

beispielsweise Analysen zum Einzugsbereich von Freizeitangeboten, oder (3) gesellschaftstheoretische Forschung mit dem Ziel Handlungsweisen im Tourismus zu verändern (ebd., 23). Die vorliegende Arbeit schafft Elementarwissen zu raum-zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten und wird somit als Grundlagenforschung eingeordnet.

1.2 Forschungsdefizite raum-zeitlicher Veränderungen im touristischen Reiseverhalten

Einzelne Dimensionen des Reiseverhaltens (z. B. Destinationswahl) sind bereits mit Hilfe unterschiedlicher methodischer Ansätze gut erforscht. Es fehlt jedoch noch eine umfassende Analyse von Reiseverhaltensmustern. Segmentierungsstudien untersuchen Reiseverhaltensmuster, jedoch häufig mit isolierten Dimensionen des Reiseverhaltens (z. B. Aktivität; Derek et al., 2019), oder bestimmten Themen (z. B. Nachhaltigkeit; Holmes et al., 2021). Außerdem wird in den meisten Segmentierungsstudien eine harte Trennung zwischen verschiedenen Tourist*innen vorgenommen, bei der jede/r Tourist*in ausschließlich einem Segment zugeordnet wird. Das heterogene Reiseverhalten der Tourist*innen, das als multi-optional (Egger, 2024) und hybrid (Boztug et al., 2015) charakterisiert wird, spiegelt sich in seiner Vielfalt und Wandlungsfähigkeit wider. Beispielsweise konsumieren Reisende am Flughafen Fast Food, während sie an ihrem Reiseziel lieber Bio-Restaurants besuchen (D'Urso et al., 2016). Diese Flexibilität wird in den bisherigen Studien jedoch nicht ausreichend berücksichtigt. Segmentierungsstudien sind vornehmlich Zeitpunktbetrachtungen und vernachlässigen somit die vorherrschende Dynamik. Diese Vernachlässigung des zeitlichen Kontexts kann zu Missverständnissen und Fehleinschätzungen führen.

Es gibt jedoch auch eine Vielzahl von Studien, die sich mit zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten auseinandersetzen. Qualitative Studien konzentrieren sich in der Regel auf eine tiefgehende Analyse nur einer zeitlichen Dimension, wie beispielsweise dem Alter (Huber et al., 2019). Aufgrund der geringen Fallzahlen sind viele dieser Studien in ihrer Aussagekraft begrenzt. Qualitative Längsschnittstudien, die Veränderungen über den gesamten Lebenszyklus hinweg untersuchen und diese in Bezug zu historischen Veränderungen setzen, sind im Tourismus selten (Crossley, 2020). Einige der frühen quantitativen Studien zu zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten analysieren Alters-, Perioden- und Kohorteneffekte gleichzeitig, führen jedoch deskriptive Analysen durch, die die Zeiteffekte nicht ausreichend differenzieren können (z. B. Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002). Dies führt folglich zu verzerrten Ergebnissen. Viele weitere bisherige Studien konzentrieren sich jeweils nur auf eine (Lohmann & Danielsson, 2001; Collins & Tisdell, 2002; McKercher et al., 2020, Mattioli et al., 2022) oder zwei (Sakai et al., 2000; You & O'Leary, 2000; Bernini & Cracolici, 2015) dieser aufgeführten Zeiteffekte. Die Vernachlässigung einzelner zeitlicher Dimensionen führt jedoch potenziell zu Verzerrungen. Insbesondere einzelne Querschnittsstudien zu Generationen sind nicht ausreichend, da sie nicht die Veränderungen im Verhalten innerhalb von Generationen und die Auswirkungen zeitlicher Veränderungen vollständig berücksichtigen (McKercher, 2023). Bisher gibt es nur wenige Studien, die alle drei Zeiteffekte der touristischen Nachfrage in einer integrierten Weise untersuchen (Lin et al., 2023; Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002; Weigert et al., 2022). Daher ist wenig darüber bekannt, wann und wie gesellschaftliche Veränderungen zu grundlegenden, kollektiv sichtbaren Veränderungen im Reiseverhalten führen.

Ein möglicher Grund für das Forschungsdefizit ist der Mangel an geeigneten Sekundärdaten aus Langzeitbefragungen im Tourismus. Viele Studien sind daher meist auf kleine oder mittlere

Stichprobengrößen beschränkt, sodass die Schätzung komplexer zeitlicher Modelle kaum möglich ist. Andere Studien behelfen sich mit nicht-tourismus-spezifischen Sekundärdaten (z. B. Bernini & Cracolici, 2015), die zwar Aussagen über spezifische Dimensionen des Reiseverhaltens treffen können (z. B. Ausgaben), jedoch meist das Reiseverhalten nicht vollständig abbilden. Ideal wären Paneldaten, die über einen langen Zeitraum die gleichen Personen befragen und somit ihre Reisebiographien gut abbilden könnten. Nicht zuletzt wegen ihrer hohen Kosten sind diese Art von Daten jedoch selten im Tourismus. Um dennoch Erkenntnisse über die drei Zeiteffekte treffen zu können, ist es möglich aus Querschnittsdaten (jährlich von anderen Personen beantwortet) Quasi-Paneldaten zu kreieren. Dem liegt die Annahme zugrunde, dass sich sozioökonomische Gruppen über die Zeit ähnlich verhalten. Ein wesentlicher Bestandteil dieser Dissertation besteht darin, Analysen auf der Grundlage eines solchen Datensatzes durchführen zu können.

Risiken wie Naturkatastrophen, Terrorismus und politische Instabilität sind aufgrund ihrer starken Auswirkungen auf die Tourismusindustrie bereits gut untersucht. Es gibt aber nur wenige Studien zu Gesundheitsrisiken, bevor die COVID-19-Pandemie die Aufmerksamkeit auf dieses Thema lenkte. Beispielsweise sind nur einzelne Fallbeispiele wie SARS in Asien (Kuo et al., 2008) und Ebola in Afrika (Novelli et al., 2018) untersucht worden. Die COVID-19-Pandemie hat sich in kurzer Zeit zu einer weltweiten Gesundheitskrise entwickelt, die zumindest in westlichen Gesellschaften in ihrer Intensität und ihren Auswirkungen auf das menschliche Verhalten ohne Vergleich ist (van Bavel et al., 2020). Die COVID-19-Pandemie wurde bereits hinsichtlich ihrer ökonomischen Auswirkungen sowohl auf das Angebot als auch auf die Nachfrage ausgiebig untersucht (Kock et al., 2020; McCleskey & Gruda, 2021). Allerdings haben sich nur sehr wenige Studien mit den Veränderungen des Reiseverhaltens während der COVID-19-Pandemie befasst (z. B. Neuburger & Egger, 2021). Dadurch fehlt es an einer umfassenden Identifikation und Quantifizierung der Reiseverhaltensänderungen infolge dieser spezifischen externen Disruption. Dies ist von entscheidender Bedeutung, um das Reiseverhalten während der COVID-19-Pandemie, die krisenbedingten Unterschiede im Reiseverhalten sowie potenziell bevorstehende Krisen besser zu verstehen.

1.3 Ziel und Forschungsdesign der Dissertation

Das Ziel dieser Dissertation ist es, einen Beitrag zum Schließen der bestehenden Forschungslücken und zu einem tieferen Verständnis der raum-zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten zu leisten. Sie analysiert Alters-, Perioden- und Kohorteneffekte, verknüpft getrennte Komponenten des Reiseverhaltens und beleuchtet den Einfluss von Krisen, um zu verstehen, wie sich das Reiseverhalten über die Zeit verändert. Dieses übergeordnete Ziel wird durch die Beantwortung der folgenden zentralen Forschungsfrage verfolgt:

Wie hat sich das Reiseverhalten über die Zeit verändert?

Diese übergeordnete Frage lässt sich in folgende Teilfragen untergliedern:

[RQ1] Wie verändern sich Reiseverhaltensmuster über die drei zeitlichen Dimensionen (Alter, Periode, Kohorte)?

[RQ2] Wie verändern sich die Partizipation, die Reishäufigkeit und die Reiseausgaben über die drei zeitlichen Dimensionen (Alter, Periode, Kohorte)?

[RQ3] Welche soziodemographischen Faktoren beeinflussen die Reiseartizipation vor und während der COVID-19-Pandemie und in welchem Ausmaß?

Durch die Beantwortung dieser Forschungsfragen werden bisher nicht erkannte Muster im Verhalten der Tourist*innen aufgedeckt. Dabei wird auf räumlicher Ebene explizit das Reiseziel sowie der Herkunftsort der Tourist*innen betrachtet. Der Untersuchungsraum umfasst den Quellmarkt Deutschland. Das Forschungsdesign, das als konzeptionelle Grundlage zur Beantwortung der Forschungsfragen dient, ist in Abbildung 1 dargestellt und bietet eine umfassende Übersicht über die methodischen Ansätze sowie den strukturellen Aufbau der Dissertation.

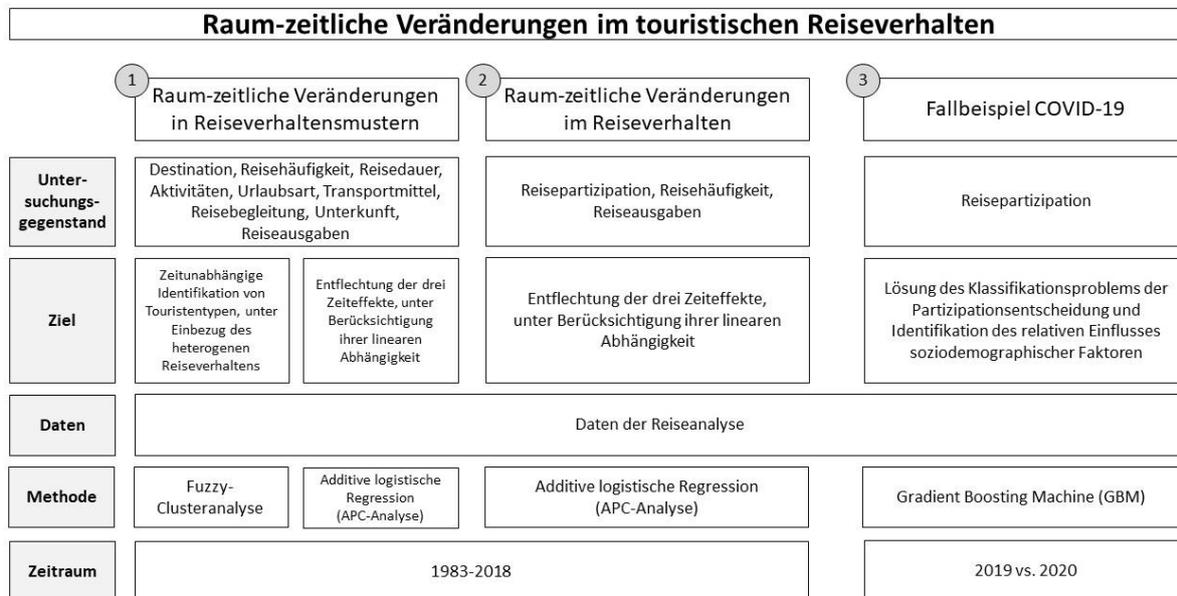


Abbildung 1. Forschungsdesign der kumulativen Dissertation.

Quelle: Eigene Darstellung.

Die drei Studien beleuchten verschiedene Facetten des übergeordneten Ziels. Studie 1 (Bartl et al., 2024c) und Studie 2 (Bartl et al., 2024a) analysieren Entwicklungen über einen sehr langen Zeitraum, während sich Studie 3 (Filimon et al., 2022) den besonders im Tourismus außerordentlichen Herausforderungen der COVID-19-Pandemie widmet. In den beiden Langzeitanalysen wurde der Zeitraum der COVID-19-Pandemie ausgeschlossen, da die Modellschätzung aufgrund der (zeitlich) unterschiedlichen politischen Restriktionen im Rahmen des Ansatzes dieser Studien nicht modellierbar ist. Insbesondere würde dies zu einer Überanpassung der Schätzungen führen (Song et al., 2022). Um einen Überblick über die zeitlichen Veränderungen des Reiseverhaltens zu bekommen, werden in Studie 1 Reiseverhaltensmuster in Form von Touristentypen identifiziert und anschließend deren Veränderung über die Zeit analysiert [RQ 1]. Studie 2 analysiert zeitliche Veränderungen anhand von drei Reiseverhaltenskomponenten (Partizipation, Reisedauer, Reiseausgaben), die mit der Bedeutung des Reisens zusammenhängen und liefert potenzielle Erklärungen durch verschiedene theoretische Ansätze [RQ2]. In Studie 1 und 2 werden sowohl interne (z. B. soziodemographische Merkmale, Herkunftsstruktur) als auch externe (z. B. weltwirtschaftliche Rahmenbedingungen) Einflussfaktoren des Reiseverhaltens herangezogen, um diese Veränderungen aus der Perspektive der Tourist*innen zu interpretieren [RQ 1 und RQ 2]. Die Untersuchung dieser langfristigen Veränderungen wird durch die Analyse kurzfristiger Veränderungen in Studie 3 ergänzt. In Studie 3 werden die Auswirkungen der COVID-19-Pandemie auf das touristische Reiseverhalten untersucht, um ein besseres Verständnis für die beeinflussenden Faktoren dieser globalen Disruption zu erlangen. Der zeitliche Aspekt zeigt sich hier in einem Vergleich zweier aufeinanderfolgender Jahre (2019 vor der COVID-19-Pandemie und 2020 während der COVID-19-Pandemie) [RQ3].

Die gewonnenen Erkenntnisse basieren überwiegend auf den Ergebnissen eines der Deutschen Forschungsgemeinschaft geförderten interdisziplinären Projektes (DFG SCHM 850/22-1, KA 4976/2-1 und KU 1359/4-1). Um einen umfangreichen Datensatz zusammenstellen und statistisch korrekt auswerten sowie die Befunde aus tourismuswissenschaftlicher Perspektive adäquat interpretieren zu können, erwies sich die Zusammenarbeit von Tourismusgeographie und Statistik in Form einer integrativen Forschungs Kooperation als zielführend. Auf diese Weise konnten anspruchsvolle statistische Verfahren zur Anwendung kommen. Darüber hinaus führten die verschiedenen Perspektiven zu ganzheitlicheren Forschungsergebnissen. Diese Vorzüge interdisziplinärer Forschung werden auch in der Literatur hervorgehoben (z. B. Purvis et al., 2023). Gerade in der Grundlagenforschung ist die Zusammenarbeit zwischen unterschiedlichen Disziplinen gewinnbringend, da ein Austausch von Ideen und Einsichten entsteht, der neue Erkenntnisse ermöglicht. In Verbindung mit interdisziplinärer Forschung werden in der Literatur auch einige Herausforderungen beschrieben (Pischke et al., 2017). Eine häufige Herausforderung in interdisziplinären Forschungsprojekten stellt die effektive Kommunikation dar (Darbellay, 2015). Sein Gegenüber zu verstehen und verstanden zu werden, ist aufgrund der unterschiedlichen Hintergründe und Fachsprachen nicht trivial. Daher wird mehr Zeit für interdisziplinäre Zusammenarbeit benötigt, was den Forschungsertrag beeinträchtigen kann. Dennoch wird interdisziplinäre Forschung sowohl in der wissenschaftlichen Gemeinschaft (Goyette, 2016) als auch im Rahmen dieser kumulativen Dissertation als sehr bedeutsam angesehen, nicht zuletzt da sie flexible und umfassende Lösungsansätze für komplexe Probleme bietet. Die (interdisziplinären) Forschungsergebnisse wurden zum Großteil bereits als Aufsätze in Fachzeitschriften (Tabelle 1), als Buchbeiträge und in Forschungsberichten (Tabelle 2) veröffentlicht.

Tabelle 1. Veröffentlichungen der kumulativen Dissertation in referierten Fachzeitschriften.

Nr.	Autor*innen	Jahr	Titel	Fachzeitschrift
1	Bartl, E. Weigert, M. Bauer, A. Schmude, J. Karl, M. Küchenhoff, H.	2024	Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travellers	European Journal of Tourism Research (akzeptiert)
2	Bartl, E. Bauer, A. Weigert, M. Karl, M. Schmude, J. Küchenhoff, H.	2024	Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand	Annals of Tourism Research Empirical Insights
3	Filimon, S. Schiemenz, C. Bartl, E. Lindner, E. Namberger, P. Schmude, J.	2022	Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables	Current Issues in Tourism

Quelle: Eigene Zusammenstellung.

Tabelle 2. Weitere Veröffentlichungen der kumulativen Dissertation.

Autor*innen	Jahr	Titel	Veröffentlichung
Schmude, J. Bartl E.	2023	Tourismuswirtschaft	In: Kulke, E. (Hrsg.): Wirtschaftsgeographie Deutschland. Berlin, Heidelberg, 369–392. https://doi.org/10.1007/978-3-662-65070-7 (Sammelwerksbeitrag)
Bartl, E. Brixy, U. Metzinger, P.	2024	Entwicklung und Dynamik des touristischen Arbeitsmarktes in Bayern seit 2019	In: IAB-Forschungsbericht 10/2024, Nürnberg, 1–32. https://doi.org/10.48720/IAB.FB.2410 (Forschungsbericht)
Berghammer, A. Bartl, E.	2024	Change management approaches to encounter rural overtourism	In: Pillmayer, M., Karl, M., Hansen, M. (Hrsg.): Tourism Destination Development: A Geographic Perspective on Destination Management and Tourist Demand. Berlin, Boston, 55–80. https://doi.org/10.1515/9783110794090-004 (Sammelwerksbeitrag)
Bartl, E.	2025	Vielfalt und Grenzen von Urlauber-Typologien	In: Schmude, J., Freitag, T., Bandi Tanner, M. (Hrsg.): Tourismusforschung: Handbuch für Wissenschaft und Praxis. Baden-Baden, (in Vorbereitung zum Druck) (Sammelwerksbeitrag)
Karl, M. Bartl, E.	2025	Theoretische Modelle und Einflussfaktoren der touristischen Reiseentscheidung	In: Schmude, J., Freitag, T., Bandi Tanner, M. (Hrsg.): Tourismusforschung: Handbuch für Wissenschaft und Praxis. Baden-Baden, (in Vorbereitung zum Druck) (Sammelwerksbeitrag)

Quelle: Eigene Zusammenstellung.

Um die Forschungsfragen der Studien zu bearbeiten, kommen verschiedene quantitative Methoden zum Einsatz (Abbildung 1). In allen drei Studien basiert die Datenanalyse auf Sekundärdaten der Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V. (FUR), der Reiseanalyse (RA). Die RA ist eine jährliche bevölkerungsrepräsentative Befragung zur Erfassung und Beschreibung des Reiseverhaltens deutscher Tourist*innen und wird in dieser Form seit 1970 durchgeführt. Sie eignet sich daher aufgrund ihres langen Erhebungszeitraums sowie des relativ stetigen Untersuchungsdesigns für die vorliegenden Untersuchungen. Jährlich werden ca. 7.500 persönliche Interviews (face-to-face Interviews) in Privathaushalten zum Reiseverhalten (z. B. Reiseziel, Reishäufigkeit) durchgeführt (FUR, 2024). Dabei werden die Zielhaushalte nach dem Random-Route-Prinzip ausgewählt und die Zielperson innerhalb des Haushalts über einen Zufallsschlüssel, den Geburtstagsschlüssel, bestimmt (ebd.). Die FUR unterteilt Reisende nach Zweck in Urlaubsreisende (Erholung und Vergnügen als Zweck) und Geschäftsreisende (geschäftliche Zwecke). Obwohl beide touristische Infrastruktur nutzen, unterscheiden sich ihre Motive und daraus resultierende Ansprüche erheblich (FUR, 2020). Diese Dissertation bezieht sich auf die durchgeführten Urlaubsreisen der Befragten im Vorjahr mit mindestens fünf Tagen Dauer. Somit liegen die Daten auf der Individualebene vor und können zu Haushalten zusammengeführt werden. Außerdem ist die Stichprobe der Reiseanalyse repräsentativ hinsichtlich Bundesland, Ortsgröße, Alter, Geschlecht, Haushaltsgröße und -einkommen, Bildungsstand und Staatsangehörigkeit (FUR, 2024).

Zur Analyse der Reiseartizipation vor und während der COVID-19-Pandemie wurden die Jahre 2019 und 2020 herangezogen [RQ3]. Für die Berechnung der Alters-, Perioden- und

Kohorteneffekte [RQ1 und RQ2] wurden die Jahre 1983-2018 analysiert, da für diese Berechnung eine große Datenbasis benötigt wird, um die Kohorten möglichst vollständig abbilden zu können. Zur Erstellung einer konsistenten und gut dokumentierten Datenbasis wurden die jährlich vorliegenden Befragungsdaten der Reiseanalyse, die 36 Jahre umfassen, überprüft, bereinigt und zusammengeführt. Dieser Prozess erfolgte in enger Absprache zwischen den am Projekt beteiligten Geograph*innen, Statistiker*innen und der FUR. Dabei wurden die Daten auf Fehler und Unplausibilitäten untersucht, da sich über die Jahrzehnte unter anderem Anpassungen in der Frageformulierung ergeben haben. Die resultierende Datengrundlage beinhaltet hochdimensionale Daten mit mehr als fünfzig relevanten Reisecharakteristika sowie ca. 200.000 befragten Tourist*innen. Dabei ist zu berücksichtigen, dass die verwendeten Daten der Reiseanalyse im Querschnitt auf individueller Ebene vorliegen, jedoch keine Panelanalysen möglich sind, da bei jeder jährlichen Erhebung neue Stichproben gezogen werden.

Zur differenzierten Betrachtung raum-zeitlicher Veränderungen touristischer Nachfrage mit Hilfe dieser Daten ist die Anwendung komplexer statistischer Verfahren notwendig. In Studie 1 und 2 wurden Alters-, Perioden- und Kohortenanalysen (APC-Analysen) durchgeführt, um die Zeiteffekte zu „entwirren“ und so klare Ergebnisse über die drei Zeiteffekte zu erhalten (Abbildung 1). Diese APC-Analysen basieren auf multiplen Regressionsmodellen, die zur Quantifizierung von Zusammenhangsstrukturen in der Statistik etabliert sind (Fahrmeir et al., 2013, 21ff.). Sie erlauben die gleichzeitige Einbeziehung mehrerer potenziell korrelierter Einflussgrößen, die mit der betrachteten Zielgröße zusammenhängen. Mittels solcher Modelle können auch nichtlineare Verläufe von Alter, Periode und Kohorte berücksichtigt werden (Wood, 2017). Rein lineare Schätzungen der Zusammenhangsstrukturen in APC-Modellen wären mit sehr strikten und inhaltlich meist nicht sinnvollen Annahmen verbunden und sind daher nicht in der Lage eine fundierte „Entwirrung“ der drei Zeiteffekte zu ermöglichen (Yang & Land, 2013). Zeiteffekte werden häufig nicht korrekt interpretiert, was zu fehlerhaften Schlussfolgerungen führt (Bell, 2020). Im Zentrum dieser Fehlinterpretation steht ein Identifikationsproblem, das auf einer mathematischen Beziehung zwischen den drei Zeiteffekten beruht, bei der das Alter als Differenz zwischen Periode und Kohorte definiert wird (Clayton & Schiffers, 1987). Dieses Identifikationsproblem lässt sich mit einem statistischen Ansatz von Weigert et al. (2022) adressieren. Dieser Ansatz, der auf Überlegungen aus der Biostatistik (Clements et al., 2005) basiert, verwendet eine bivariate Spline-Funktion in einem Generalisierten Additiven Regressionsmodell (GAM), die von Alter und Periode abhängt. Entlang der Diagonalen wird in der resultierenden zweidimensionalen Interaktionsfläche die Kohorteninformation implizit abgebildet. Mit anderen Worten: Um die drei Zeiteffekte (Alter, Periode und Kohorte) zu „entwirren“, wird der Kohorteneffekt durch eine nichtlineare Wechselwirkung zwischen Alter und Periode dargestellt. Zusätzlich werden weitere Einflussgrößen wie Geschlecht, Bildung, Haushaltsgröße, Präsenz kleiner Kinder, Einkommen und Ortsgröße (siehe Kapitel 3.2) kontrolliert, um die spezifischen Zeiteffekte klarer isolieren zu können [RQ1 und RQ2].

Während in Studie 2 der Fokus rein auf der APC-Analyse liegt [RQ2], wurde in Studie 1 diese APC-Analyse mit einem weiteren etablierten Ansatz, der Clusteranalyse, kombiniert, um eine ganzheitliche Untersuchung der touristischen Nachfrage (Dwyer et al., 2009) zu ermöglichen. Dadurch wurden in einem vorgelagerten Schritt klar interpretierbare Typen ermittelt, die unter Einbezug der Expertise der FUR evaluiert und anschließend in den Fokus der APC-Analyse gestellt wurden. Um das heterogene Reiseverhalten miteinbeziehen zu können, wurde ein Fuzzy-Clustering Ansatz gewählt, der die harte Trennung üblicher starrer Clusterlösungen aufweicht, indem jede/r Tourist*in potenziell, aufgrund „typischer“ Merkmale, mehreren

Touristentypen zugewiesen werden kann. Um diese Touristentypen zu identifizieren, wurden Ähnlichkeiten aufgrund von Reiseverhaltenskomponenten definiert und ein robuster Algorithmus (PAM) um die Fuzzy-Logik erweitert und angewendet. Bei der Anpassung des Algorithmus wurde besonders darauf geachtet, dass dieser rechnerisch effizient ist, sodass die hochdimensionalen Daten effektiv verarbeitet werden können [RQ1].

Um der Frage nachzugehen, welche Faktoren die Reiseartizipation in welchem Ausmaß vor und während der COVID-19-Pandemie beeinflussen, wurde das von Woodworth (1929) entwickelte Verhaltensmodell "Stimulus, Organismus und Reaktion" (SOR) als theoretischer Rahmen herangezogen. Dabei wurde die COVID-19-Pandemie als Stimulus (S) und somit externer Einflussfaktor betrachtet. Der Organismus einschließlich Motivation, Reiseentscheidungsprozess und interner Faktoren (z. B. Reiserfahrung) wurde als „Black-Box“ interpretiert. Diese „Black-Box“ wurde mithilfe soziodemographischer Faktoren (z. B. Alter, Geschlecht, Wohnortgröße) analysiert, da diese den Reiseentscheidungsprozess beeinflussen. Die beobachtete Reaktion (R) einer Person zeigt die Partizipationsentscheidung (Wurde eine Urlaubsreise von mindestens fünf Tagen Dauer unternommen: Ja/Nein). Diese binäre Entscheidung kann als Klassifikationsproblem interpretiert werden. Dabei geht es darum, die Daten in eine von zwei Kategorien einzuteilen. Eine effektive Methode zur Lösung eines solchen Problems, bei dem zwei Zeitpunkte verglichen werden, ist das Gradient Boosting. Diese Machine-Learning-Technik basiert auf Entscheidungsbäumen (Friedman, 2001). Dabei werden viele kleine Entscheidungsbäume erstellt und deren Ergebnisse zu einem finalen Modell zusammengeführt [RQ3].

Die weitere Struktur dieser Arbeit ist wie folgt aufgebaut: Im Anschluss an dieses Einführungskapitel, in dem die Relevanz, die Forschungsdefizite sowie das Ziel und das Forschungsdesign der Dissertation erläutert wurden, folgt der Hauptteil. Dieser setzt sich aus den Kapiteln 2 bis 4 zusammen, die jeweils zunächst auf relevante Grundlagen eingehen und den aktuellen Stand der Forschung zu den einzelnen Themen darlegen, bevor die empirischen Ergebnisse kurz vorgestellt und diskutiert werden. Dabei bilden die in den einzelnen Kapiteln dargelegten Grundlagen aufgrund des inhaltlichen Zusammenhangs teilweise eine gemeinsame Basis für die anderen Kapitel. Kapitel 5 schließt die Dissertation ab, indem es die wichtigsten Beiträge, Einschränkungen und Vorschläge für die zukünftige Forschung nennt. In Kapitel 6 sind die detaillierten Abdrucke der Publikationen zu finden.

2 Raum-zeitliche Veränderungen in touristischen Reiseverhaltensmustern

Das touristische Reiseverhalten von Personen und Gruppen unterliegt verschiedenen Einflüssen und verändert sich im Laufe der Zeit. Dabei wird das Reiseverhalten als ein Ergebnis von individuellen Entscheidungen betrachtet. Neben den unterschiedlichen Statistiken zur Erfassung des Reiseverhaltens wird eine umfassende Analyse des Reiseverhaltens über einen Zeitraum von 36 Jahren (1983-2018) vorgestellt, die darauf abzielt, komplexe Informationen zu verdichten und verborgene Muster im Reiseverhalten aufzudecken. Auf diese Weise werden Veränderungen in den touristischen Reiseverhaltensmustern sichtbar gemacht und über unterschiedliche Altersgruppen, Zeitperioden und Kohorten hinweg analysiert.

2.1 Touristisches Reiseverhalten als Ergebnis des Reiseentscheidungsprozesses

Die Reiseentscheidung ist die Basis der touristischen Nachfrage, die wiederum als zentraler Treiber im touristischen System fungiert (Leiper, 1979). Tourist*innen konsumieren unterschiedliche touristische Produkte, während sie sich zwischen verschiedenen geographischen Räumen (touristischer Quellmarkt, Destination, Transitraum zur An- und Abreise) des touristischen Systems bewegen. Dabei treffen sie verschiedene Entscheidungen über ihre Urlaubsreise vor Beginn der Urlaubsreise (z. B. Destination, Reisedauer, Reiseart, Unterkunft, Transportmittel, Reisebegleitung) oder spontane Entscheidungen während der Urlaubsreise (z. B. Aktivitäten, Sehenswürdigkeiten) im Zielland (Dellaert et al., 1998). Diese individuellen Entscheidungen formen zusammen die Nachfrageseite des Tourismusmarkts. Daher ist es schon aus wirtschaftlicher Sicht entscheidend, die touristische Nachfrage und die zugrundeliegenden Reiseentscheidungen zu verstehen (Karl & Bartl, 2025). Um diese Reiseentscheidungen zu operationalisieren, können Modelle und Theorien herangezogen werden, die ein simplifiziertes Abbild der Wirklichkeit zeigen (Karl & Bartl, 2025). Eine Übersicht über die verschiedenen Modelle zur Reiseentscheidung bietet Reintinger et al. (2014).

Reiseentscheidungen sind spezielle Kaufentscheidungen, da der Urlaub als Produkt eine hohe persönliche Bedeutung für Tourist*innen hat (Karl & Bartl, 2025). Im Unterschied zu vielen anderen Konsumgütern haben Tourist*innen keine Möglichkeit, ihren Urlaub vor der Urlaubsreise auszuprobieren oder ihn im Falle von Unzufriedenheit zurückzugeben. Denn Produktion und Konsum finden gleichzeitig statt (Uno-Actu-Prinzip) (Schmude & Namberger, 2015, 41). Dementsprechend müssen Tourist*innen auf Informationen Anderer oder auf ihre eigenen Reiseerfahrungen zurückgreifen, um ihre Reiseentscheidungen zu treffen (Karl & Bartl, 2025). Reiseentscheidungen verlaufen in mehreren Phasen beginnend mit der Partizipationsentscheidung, der binären Entscheidung, ob gereist wird oder nicht (Losada et al., 2016). Diese Partizipationsentscheidung ist für die Untersuchung raum-zeitlicher Veränderungen relevant (Kapitel 3 und 4) und wird von vielen Studien zu raum-zeitlichen Veränderungen untersucht (Bernini & Cracolici, 2015; Collins & Tisdell, 2002; Fu et al., 2022; Lin et al., 2023; Lohmann & Danielsson, 2001; McKercher et al., 2020; Pennington-Gray et al., 2002; Sakai et al., 2000; You & O'Leary 2000). Außerdem wird die Partizipationsentscheidung für die Abgrenzung der Reisenden von Nicht-Reisenden verwendet (Passauer, 2019; Popp et al., 2021; Schmude et al., 2022). Reisehemmnisse (Kapitel 3.2) und fehlende Motivation halten dabei Personen von der Teilnahme am Reisen ab (Passauer, 2019).

Des Weiteren umfassen touristische Reiseentscheidungen weitere Teilentscheidungen, wie die Auswahl des Reiseziels (Destinationswahl), den Reisezeitpunkt, die Reiseart (z. B. Pauschalreise, Kreuzfahrt), die Reisedauer, die Reishäufigkeit, die Reiseaktivitäten, die Unterkunft (z. B. Hotel, Ferienwohnung, Camping), das Transportmittel (z. B. Flugzeug, PKW, Zug), die Reisebegleitung und die Reiseausgaben (Decrop & Snelders, 2005; Dellaert et al., 1998; Fesenmaier & Jeng, 2000). Aus der Umsetzung dieser Reiseentscheidungen ergibt sich somit das Reiseverhalten, das nach den einzelnen Teilentscheidungen in entsprechende Komponenten eingeteilt werden kann. Die Destinationswahl ist eine dieser Reiseverhaltenskomponenten und steht im Mittelpunkt des Reiseentscheidungsprozesses (Dellaert et al., 1998). Es handelt sich dabei um eine Kernentscheidung (core decision), die lange im Voraus getroffen wird (Fesenmaier & Jeng, 2000). Die Destinationswahl spielt wegen der umfangreichen Planungszeit und der hohen persönlichen Bedeutung eine große Rolle für den Reisenden und nimmt auch eine große Rolle bei der Lenkung der Touristenströme ein. Sie ist somit besonders wichtig für die Tourismusbranche, insbesondere für das Management und Marketing von Reisezielen (Karl & Bartl, 2025). Reiseentscheidungen, insbesondere die Destinationswahl, sind Abwägungen zwischen touristischen Bedürfnissen und dem Angebot der Destinationen (Bekk et al., 2016). Je nach Bedürfnis (z. B. Entspannung, Abenteuer) und unter Berücksichtigung spezieller Faktoren, wie z. B. dem Reisen mit Kindern, kommen verschiedene Reiseziele in Betracht. Sekundärentscheidungen (secondary decisions) wie beispielsweise Unternehmungen in der Destination oder Besuch von Sehenswürdigkeiten haben eine kürzere Planungszeit. Andere Teilentscheidungen (en route decisions), wie die Restaurantwahl, finden häufig spontan während der Urlaubsreise statt (Fesenmaier & Jeng, 2000). Somit wird deutlich, dass das touristische Reiseverhalten, das den zentralen Forschungsgegenstand dieser kumulativen Dissertation darstellt, auf einem komplexen Reiseentscheidungsprozess basiert und zur Untersuchung in mehrere Komponenten unterteilt werden kann. Das Verständnis des touristischen Reiseverhaltens und der damit verbundenen komplexen Mechanismen ist für Tourismusforscher*innen und -praktiker*innen unerlässlich, um erfolgreiche Marketingmaßnahmen zu entwickeln und eine effiziente Ressourcenverteilung zu ermöglichen (Kozak & Decrop, 2009).

2.2 Erfassung und Analyse des touristischen Reiseverhaltens

Die statistische Erfassung des Tourismus ist wesentlich für die Analyse des touristischen Reiseverhaltens. Aufgrund des vielfältigen Charakters der Tourismuswirtschaft ist diese Erfassung komplex und mit Vergleichbarkeitsproblemen verbunden. Es gibt sowohl amtliche als auch nichtamtliche Statistiken, wobei letztere auf unterschiedlichen Erhebungskonzepten beruhen. So variieren beispielsweise die Definitionen von Reisenden zwischen verschiedenen Statistiken, wobei einige Statistiken Reisende bereits ab einer Übernachtung erfassen, während andere erst ab einer Mindestanzahl von vier Übernachtungen zählen. Ein Beispiel für eine nichtamtliche Statistik ist die Reiseanalyse (RA) der Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen (FUR) (Schmude & Namberger 2015, 14ff.). Die Reiseanalyse widmet sich dem nationalen Tourismus, der sich aus den Reiseverkehrsströmen Binnenreiseverkehr und Ausreiseverkehr zusammensetzt. Sie wird weithin als eine der wichtigsten Quellen für die Erfassung von Informationen zum Reiseverhalten der deutschen Bevölkerung betrachtet (Kagermeier, 2016, 60) und dient als Grundlage für alle drei Studien dieser Dissertation (Kapitel 1.3). Während die Daten der RA Aufschluss über den Quellmarkt Deutschland geben, informiert die Monaterhebung im Tourismus, eine amtliche Statistik, sowohl über den Binnen- als auch über den

Incoming-Tourismus, der von Beherbergungsbetrieben mit zehn und mehr Betten gemeldet wird (Schmude & Bartl, 2023, 378).

Eine Methode der Nachfrageanalyse unterteilt die heterogene Gruppe von Tourist*innen in möglichst homogene Untergruppen und beschreibt sie dabei detailliert (Bartl, 2025). Die Unterteilung basiert auf der Annahme, dass unterschiedliches Reiseverhalten, auf spezielle Merkmale (z. B. Alter) zurückgeführt werden können (Freyer, 2015, 103). Eine Urlauber-Typologie zielt somit darauf ab, typische Merkmale einer Gruppe zu charakterisieren und zu abstrahieren, anstatt die Realität exakt abzubilden. Ein Touristentyp charakterisiert somit Tourist*innen mit vergleichbarem Reiseverhalten oder ähnlichen Reisemotiven. Die beiden wegweisenden Studien von Cohen (1972) und Plog (1974) ebneten den Weg für zukünftige Forschung mit Urlauber-Typologien. Inzwischen liegt eine Vielzahl von Urlauber-Typologien vor, die wiederum nach verschiedenen Einteilungsmöglichkeiten zusammengefasst werden können (Abbildung 2), um einen Überblick zu erhalten.

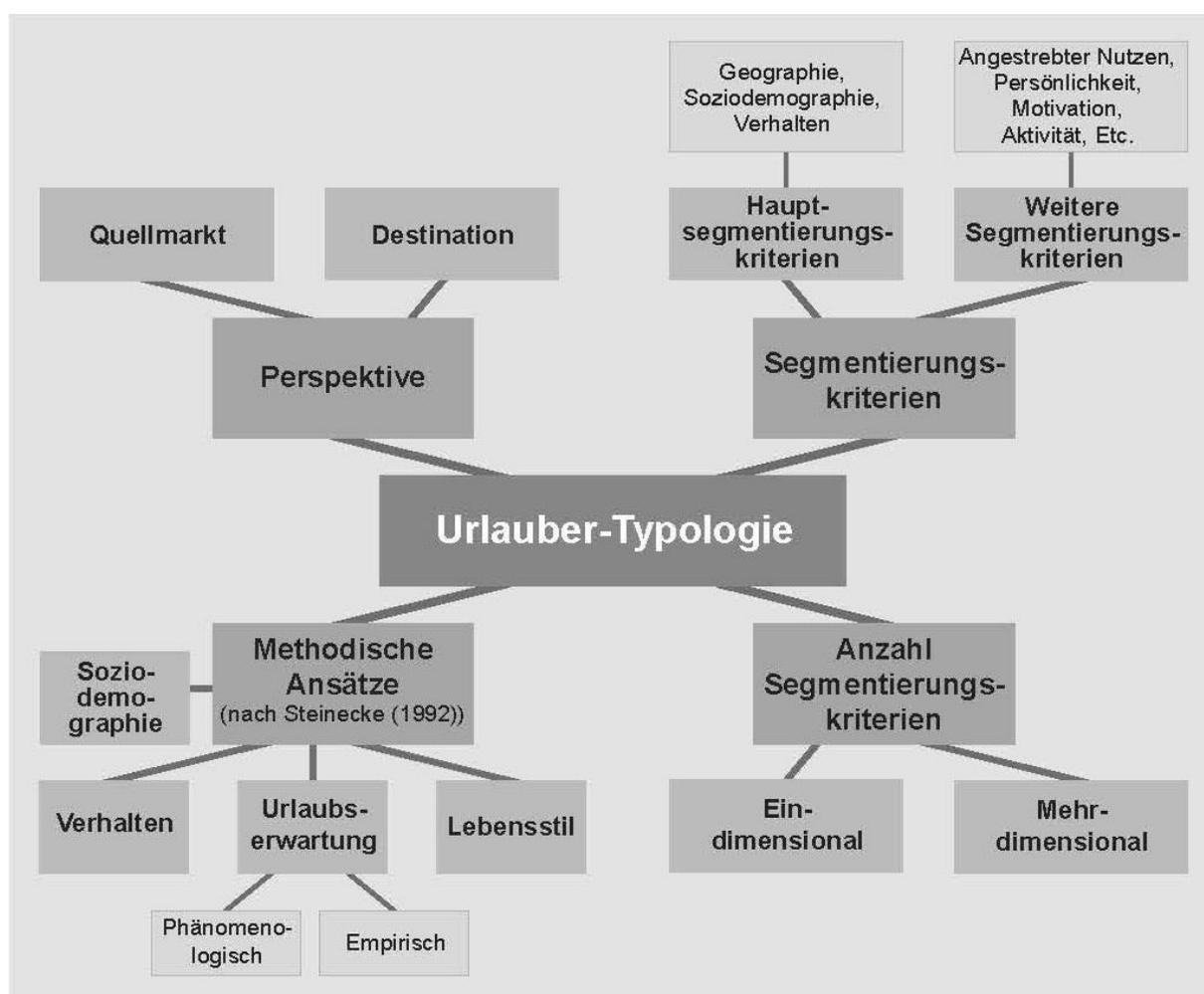


Abbildung 2. Ausgewählte Einteilungsmöglichkeiten von Urlauber-Typologien.

Quelle: Bartl (2025)

Trotz ihrer Unvollständigkeit und der Nicht-Exklusivität der Typen bieten Urlauber-Typologien dennoch wertvolle Vorteile für die Nachfrageanalyse, indem sie Informationen strukturieren, eine Übersicht und die Identifikation von Merkmalen ermöglichen sowie eine Reduktion und Komprimierung komplexer Informationen erlauben. Urlauber-Typologien werden sowohl in der akademischen Grundlagenforschung als auch in der Praxis eingesetzt, um Marketingressourcen gezielt und effizient zu nutzen (Benthien 1997, 93ff.).

Jedoch befassen sich solche Ansätze meist mit isolierten Komponenten des Reiseverhaltens (z. B. Aktivität; Derek et al., 2019) zu einem spezifischen Zeitpunkt (Querschnittsanalysen), wobei die zeitliche Komponente oft unberücksichtigt bleibt (Pearce, 2005, 12). Diese statischen Ansätze erfassen somit nicht die möglichen Veränderungen im Reiseverhalten individueller Tourist*innen. Pearce und Lee (2005) betonen, dass sich das Reiseverhalten von Personen entlang einer Art Karriereleiter entwickelt. Personen beginnen auf verschiedenen Stufen und können im Laufe ihres Lebenszyklus ihre Position verändern oder sich komplett aus dem Reisesystem zurückziehen. Daher ist es unzureichend, Tourist*innen starr festgelegten Typen zuzuordnen. Karl et al. (2015) zeigen, dass die Zugehörigkeit zu bestimmten Touristentypen stark von der jeweiligen Lebensphase abhängt und sich im Verlauf ihrer Reisekarriere wandeln kann. Neben diesen Veränderungen, die mit unterschiedlichen Lebensphasen einhergehen, spielen auch externe Faktoren, wie Krisen (Kapitel 4) oder generationenspezifische Einflüsse eine wichtige Rolle bei langfristigen zeitlichen Veränderungen.

2.3 Veränderungen im touristischen Reiseverhalten über Altersgruppen, Perioden und Kohorten hinweg

Das Reiseverhalten hängt sowohl vom räumlichen (Jiao et al., 2020) als auch vom zeitlichen Kontext ab (Lin et al., 2023). Faktoren wie das Wohnumfeld in städtischen oder ländlichen Gebieten sowie regionale wirtschaftliche und soziale Unterschiede spielen eine wesentliche Rolle (Bernini et al., 2017). Dennoch wird der räumliche Kontext in der Tourismusforschung oft vernachlässigt. Dies liegt unter anderem daran, dass hierfür detaillierte individuelle Daten auf Mikroebene fehlen. Deshalb werden häufig aggregierte Daten auf Makroebene verwendet (ebd.). Der zeitliche Kontext, von dem das Reiseverhalten abhängt, bezieht sich auf Veränderungen im Laufe des Lebens (Huber et al., 2019), auf äußere Entwicklungen (z. B. Wirtschaftskrise, globale Pandemie) (Pennington-Gray et al., 2002) sowie auf Unterschiede zwischen den Generationen (McKercher et al., 2020).

Der Alterseffekt zeigt, wie sich das Reiseverhalten mit zunehmendem Alter verändert. Die Familienlebenszyklustheorie kann zur Erklärung dieses Effekts herangezogen werden. Diese Theorie führt Veränderungen im Reiseverhalten auf Phasen im Lebensverlauf zurück (Wells & Gubar, 1966). Kindererziehung und andere familiäre Verpflichtungen, die den Lebenszyklusphasen zugrunde liegen, können beispielsweise das Reiseverhalten maßgeblich beeinflussen (Randle et al., 2019). Diese Theorie identifiziert neun Lebenszyklusphasen: „Alleinstehende Erwachsene“, „frisch Verheiratete“, „volles Nest I“ (Kinder im Vorschulalter), „volles Nest II“ (Kinder im Schulalter), „volles Nest III“ (ältere/abhängige Kinder), „leeres Nest I“ (noch berufstätig), „leeres Nest II“ (im Ruhestand), „alleinlebende*r Hinterbliebene*r I“ (berufstätig), „alleinlebende*r Hinterbliebene*r II“ (im Ruhestand). Kritiker*innen beanstanden den beschreibenden Charakter der Theorie und die variierende Anzahl der Phasen in unterschiedlichen Studien (Schneewind, 1995, 155). Zudem wird kritisiert, dass die Theorie auf der traditionellen Kernfamilie basiert, die aus einem Paar mit abhängigen Kindern besteht, und somit dem pluralistischen Bild der heutigen Zeit nicht gerecht wird (Collins & Tisdell, 2002). Dennoch können die Phasen zur Beschreibung und als Erklärungsversuch herangezogen werden (ebd.). Die Familienlebenszyklustheorie findet in der Tourismusforschung breite Anwendung (Bernini & Cracolici, 2015; Chen & Shoemaker 2014; Collins & Tisdell, 2002; Lawson, 1991; Wong et al., 2016). Ein Beispiel für die Anwendung dieser Theorie zeigt, dass jüngere Menschen in der Lebenszyklusphase des „vollen Nests“ häufiger reisen, während

Personen mit zunehmendem Alter in der Phase „leeres Nest“ immer weniger reisen (Bernini & Cracolici, 2015).

Der Periodeneffekt umfasst externe Faktoren aus dem makroökonomischen Umfeld und bildet somit zeitgeschichtliche Veränderungen ab. Diese Veränderungen betreffen die gesamte Bevölkerung über einen bestimmten Zeitraum, unabhängig von soziodemographischen Faktoren (Kapitel 3.2) und Generationen, und beeinflussen ihr Reiseverhalten. Zur Einteilung dieser externen Faktoren kann das PESTEL-Framework herangezogen werden, das für die Untersuchung externer Einflussfaktoren auf ein Unternehmen konzipiert wurde (Karl & Bartl, 2025). Das PESTEL-Framework unterteilt externe Faktoren in sechs Kategorien: Politik, Wirtschaft, Soziales, Technik, Umwelt und Recht.

Politische Faktoren, die die Reiseentscheidungen beeinflussen, betreffen sowohl die Politik im Quellmarkt als auch im Zielland der Tourist*innen. Einige Tourist*innen entscheiden sich gegebenenfalls aufgrund der politischen Lage gegen eine Destination (Karl et al., 2015). Zudem können Tourist*innen bei ihrer Entscheidung mit politischen Hindernissen, wie beispielsweise Visabeschränkungen, konfrontiert werden (Pham et al., 2017). Wirtschaftliche Faktoren (z. B. Einkommenseinbußen, Wirtschaftskrise) können dazu führen, dass Menschen gezwungen sind, ihre Ausgaben zu priorisieren, was sich wiederum auf ihre Entscheidungen bezüglich Reisen auswirkt (Dolnicar et al., 2012). Eine solche Krise hat jedoch nur einen geringen Einfluss auf die Entscheidung, ob man in den Urlaub fährt (Partizipationsentscheidung), wirkt sich aber stark auf die Reiseausgaben aus (Bronner & de Hoog, 2011). Soziale Faktoren umfassen gesellschaftliche Entwicklungen wie beispielsweise die Demokratisierung des Reisens, was bedeutet, dass Urlaubsreisen für zuvor unterprivilegierte Gesellschaftsschichten zugänglicher werden (Gardiner et al., 2013). Der demographische Wandel führt zu einer abnehmenden Zahl junger Menschen und eine gleichzeitig steigende Anzahl älterer Menschen und findet sowohl in Deutschland als auch in vielen westlichen Quellmärkten statt. Die Folgen der alternden Bevölkerung sind für die Tourismuswirtschaft nicht eindeutig. Während eine wachsende Freizeit, ausreichende finanzielle Absicherung im Alter, gestiegene Reiseerfahrung sowie ein guter gesundheitlicher Zustand älterer Personen zu einem weiteren Wachstum des Tourismussektors beitragen, wirken ein prognostizierter Rückgang der Renten und das damit verbundene geringere Urlaubsbudget sowie ein steigendes Rentenalter diesem Trend entgegen (Lohmann et al., 2014). Technische Fortschritte im Transportwesen sind ein Beispiel für technische Faktoren, die das Reiseverhalten beeinflussen können. Sinkende Kosten, die z. B. durch die vermehrte Präsenz von Billigfluggesellschaften zum Ausdruck kommen, führten dazu, dass Flugreisen für eine breitere Bevölkerungsschicht erschwinglich wurden (Cohen et al., 2014). Die Zunahme der Reisedistanz im Laufe der Zeit ist (teilweise) auf technologische Fortschritte im Transportwesen zurückzuführen, z. B. durch Verbesserungen der Verkehrsinfrastruktur (Weigert et al., 2022). Auch andere Neuerungen, wie z. B. das Internet und besonders die Einführung des mobilen Internets (Smartphones) verändern das Reiseverhalten, indem sie Tourist*innen die Reiseplanung und -durchführung erleichtern, beispielsweise durch Zugang zu Informationen und Interpretationen, Navigation, sozialen Netzwerken und Unterhaltung (Wang et al., 2012). Es bleibt abzuwarten, wie weitere neue Technologien (z. B. Virtual Reality und Augmented Reality) künftig die Reiseentscheidungen und das Reiseverhalten beeinflussen werden (Karl & Bartl, 2025). Umweltfaktoren im PESTEL-Kontext beziehen sich auf die konkrete physische Umwelt, wie zum Beispiel die COVID-19-Pandemie, die sich stark auf das Reiseverhalten auswirkte (Kapitel 4). Terroranschläge, wie die vom 11. September 2001, haben ebenfalls Auswirkungen auf das Reiseverhalten von Tourist*innen gezeigt, da diese bei einem wahrgenommenen hohen Risiko internationale Reisen vermeiden (Floyd et al., 2004). Rechtliche Faktoren sowie internationale Regelungen sind eng mit politischen Faktoren

verbunden. Im Tourismus zählen dazu beispielsweise Einreise- und Verhaltensvorschriften, wie sie während der COVID-19-Pandemie eingeführt wurden (Karl & Bartl, 2025).

Der Kohorteneffekt beschreibt Veränderungen im Reiseverhalten zwischen Generationen, für deren Einordnung und Interpretation die Generationentheorie (Mannheim, 1952) herangezogen werden kann. Diese definiert eine Generation als Gruppe von Menschen mit ähnlichem Geburtsjahrgang (Kohorte) und konstatiert ein vergleichbares Verhalten aufgrund des gemeinsamen historischen und sozialen Kontextes, in dem die Kohorten aufgewachsen sind. Obwohl sowohl die Bezeichnung als auch die Festlegung der Geburtsjahrgänge je nach Studie variieren und die Einteilungen für ihre Beliebtheit kritisiert werden (Bell, 2020), ist die Einteilung in sechs Generationen überwiegend akzeptiert (Brinkmann, 2020, 24): (1) Silent Generation 1939-1946, (2) Baby Boomer 1947-1966, (3) Generation X 1967-1982, (4) Generation Y 1983-1994, (5) Generation Z 1995-2010 (Herhoffer & Meurer, 2018). Die jüngste Generation Alpha ab 2011 (6) wird in dieser Dissertation aufgrund ihres niedrigen Alters während des Untersuchungszeitraums nicht betrachtet. Eine Generation wird durch prägende Ereignisse während des Erwachsenwerdens (z. B. Krieg, Pandemien, technologischer Fortschritt) und durch ähnliche soziale Bedingungen (z. B. Erziehungsstile) beeinflusst. Hierdurch bildet sich ein „kollektives Gedächtnis“. Durch die Verankerung der gemeinsamen Werte und Einstellungen in der frühen, prägenden Phase bleiben diese lebenslang stabil und können das Reiseverhalten einer Generation beeinflussen (Schewe & Noble, 2000). Zum Beispiel haben die meisten Angehörigen der Silent Generation (1939-1946), die im und unmittelbar nach dem Zweiten Weltkrieg geboren wurden, schwere Not erlebt, was sich in sparsamen und risikoaversen Verhaltensweisen (ebd.) und eher traditionellen Reiseaktivitätsinteressen, wie Geschichte und Kultur, niederschlägt (Lehto et al., 2008). Im Gegensatz dazu entwickelten die Baby Boomer (1947-1966), geprägt durch einen starken wirtschaftlichen Aufschwung mit hohen Wachstumsraten, eine großzügige Ausgabementalität. Die Generation X (1967-1982), die in wirtschaftlich schwierigeren Zeiten mit Konjunkturkrisen und wachsender Arbeitslosigkeit aufwuchs, verhält sich deutlich sparsamer (Davis et al., 2006). Die Generation X zeigt eine geringere Neigung zum Konsum, priorisiert jedoch Reisen als wesentlichen Bestandteil eines ausgewogenen Lebens (Gardiner et al., 2014). Im Gegensatz dazu weist die Generation Y (1983-1994) eine stärkere Konsumneigung auf und investiert durchschnittlich mehr Geld in Reisen. Die Generation Z (1995-2010) ist im Jahr 2024 zwischen 14 und 19 Jahre alt und somit gerade noch im formativen Entwicklungsprozess. Generationale Unterschiede im Reiseverhalten entstehen jedoch nicht nur durch gemeinsame Werte innerhalb der einzelnen Generationen, sondern auch durch die Weitergabe von Reisegewohnheiten von einer Generation zur nächsten. Im Vergleich zu früheren Generationen reisten spätere Generationen häufiger und in jüngerem Alter mit ihren Eltern ins Ausland, was dazu beitrug, dass Kinder reiseerfahrener Eltern später eher internationale Reisen unternehmen (Mattioli et al., 2022).

Der herkömmliche Ansatz der Einteilung der Generationen wird zwar für seine westliche Prägung kritisiert (Parry & Urwin, 2011) – er stammt aus westlich geprägten Ländern wie den USA (Chen & Shoemaker, 2014) und Australien (Gardiner et al., 2014) – dennoch wird angenommen, dass einzelne Konzepte von Generationen, wie beispielsweise das der Generation Y, anwendbar sind. Diese Annahme basiert darauf, dass durch die fortschreitende Globalisierung viele Gesellschaften heute homogener und kulturell ähnlicher geworden sind (Leask et al., 2013). Auch in nicht-westlichen Kulturkreisen findet die Einteilung in Generationen Beachtung. McKercher et al. (2020) untersuchen in China, trotz fehlender klarer Abgrenzung der Generationen, diese anhand prägender gesellschaftlicher Umwälzungen.

Zudem gilt diese Kritik nicht, wenn es um Erklärungen des Verhaltens von Personen aus westlich geprägten Ländern geht.

Wie gezeigt wurde, werden Veränderungen im Reiseverhalten durch das Zusammenspiel von Alter, Periode und Kohorte beeinflusst. In der Tourismusforschung zielen die Alters-, Perioden- und Kohortenanalysen (APC-Analysen) darauf ab, diese Einflüsse zu differenzieren, um Konsummuster zu identifizieren. Ursprünglich in der Epidemiologie entwickelt, um Sterblichkeitsraten in spezifischen Bevölkerungsgruppen zu analysieren (Kupper et al., 1985), haben APC-Analysen in den letzten Jahrzehnten aufgrund fortschrittlicherer statistischer Ansätze eine breitere Anwendung in verschiedenen Forschungsbereichen gefunden (Yang & Land, 2013). Auch in der Mobilitätsforschung (Scheiner & Holz-Rau, 2013) werden Alters-, Perioden- und Kohorteneffekte untersucht. In der Tourismusforschung gibt es solche Untersuchungen jedoch bisher kaum, was auch auf fehlende Langzeitdaten zurückzuführen ist. Stattdessen stützen sich diese Untersuchungen im Tourismus häufig auf einzelne Querschnitterhebungen (McKercher, 2023), wodurch die präzise Unterscheidung zwischen Alters- und Kohorteneffekten erschwert wird. Zudem werden oft rein beschreibende Analysen durchgeführt, die nicht in der Lage sind, die Zeiteffekte angemessen zu analysieren (Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002), oder es werden lediglich ein oder zwei zeitliche Effekte (Lohmann & Danielsson, 2001; You & O’Leary, 2000) analysiert. Dies führt zu unpräzisen und verzerrten Ergebnissen.

McKercher (2023) kritisiert, dass viele Tourismusstudien fälschlicherweise generational bedingte Unterschiede voraussetzen, diese durch einzelne Querschnittsmethoden bestätigen und damit auf die Generationentheorie zurückführen. Diese Studien betrachten die drei Zeiteffekte nicht gemeinsam und übersehen dabei, dass Unterschiede im Reiseverhalten häufig durch Periodeneffekte und nicht durch generational bedingte Unterschiede erklärt werden können. Auch in anderen Forschungsbereichen wird die Auswirkung von Generationen kritisch gesehen. So zweifelt Schröder (2023) das Konzept der Generationen an und zeigt, dass der Lebenszyklus und externe Faktoren die Arbeitsmotivation besser erklären als die Generationszugehörigkeit. Er betont ebenfalls die Bedeutung einer ganzheitlichen Analyse unter Einbezug aller drei Zeiteffekte.

2.4 Ergebnisse und Diskussion zu raum-zeitlichen Veränderungen in touristischen Reiseverhaltensmustern

Referenz: Bartl, E., Weigert, M., Bauer, A., Schmude, J., Karl, M., Küchenhoff, H. (2024): Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travelers. In: European Journal of Travel Research, (akzeptiert).

In den vorhergehenden Kapiteln wurde verdeutlicht, dass sich das touristische Reiseverhalten, das durch eine Vielzahl von Erhebungen dokumentiert wird, über die drei zeitlichen Dimensionen Alter, Periode und Kohorte hinweg verändert. Obwohl die einzelnen Komponenten des Reiseverhaltens (z. B. Destinationswahl) gut erforscht sind, fehlt es noch an einer Analyse umfassender Reiseverhaltensmuster über die Zeit hinweg (Kapitel 1.2). Mit dem Ziel, umfassende Erkenntnisse über die zeitliche Entwicklung der Komponenten des Reiseverhaltens zu gewinnen, wurde ein übergreifender Ansatz gewählt. Dieser kombiniert eine Segmentierung mit Hilfe eines Fuzzy-Clustering Ansatzes zur Identifikation unterschiedlicher

Touristengruppen mit einer Analyse zeitlicher Veränderungen der Reiseverhaltensmuster (additive logistische Regression) (Kapitel 1.3).

Die Ergebnisse zeigen fünf Touristentypen, die synonym auch als Cluster bezeichnet werden, mit unterschiedlichen reisespezifischen Merkmalen (Destinationswahl, Reishäufigkeit, Reisedauer, Aktivitäten, Urlaubsart, Unterkunft, Transportmittel, Reisebegleitung und Reiseausgaben). Diese fünf Touristentypen unterscheiden sich darüber hinaus durch ihr soziodemographisches Profil. Die soziodemographischen Faktoren (Kapitel 3.2) wurden bewusst nicht in die Clusteranalyse aufgenommen, um diese Interpretationsmöglichkeit zu gewährleisten. Um die Touristentypen kurz zu beschreiben, wird der Fokus hier auf die gewählten Destinationen sowie die herausstechendsten reisespezifischen Merkmale gelegt. Cluster 1 reist am häufigsten in die sonstige Mittelmeerregion (z. B. Ägypten) und im Vergleich zu den anderen Clustern auch zu Fernreisezielen (z. B. Australien). Die Zielgebiete von Cluster 2 liegen überwiegend in Südeuropa (z. B. Italien). Hingegen reist Cluster 3 primär nach Mitteleuropa (z. B. Deutschland), reist als einziges Cluster vorwiegend mit Personen aus einem anderen Haushalt, unternimmt primär Aktivreisen und hat den gemischtesten Transportmittelmix aller Cluster. Cluster 4 reist ebenfalls vorwiegend nach Mitteleuropa und wird stark durch die Familienaktivitäten geprägt, während Cluster 5 fast ausschließlich nach Mitteleuropa reist und gerne Gesundheitsurlaube unternimmt. Die soziodemographischen Profile dienen der Charakterisierung der Touristentypen (Cluster 1, 2 und 4 sind tendenziell eher jünger und einkommensstärker) und unterstreichen die Plausibilität des gewählten Ansatzes. Die Reduktion der Vielfalt der Informationen auf fünf Typen ermöglicht es im Anschluss die zeitliche Veränderung bezüglich des Reiseverhaltens kompakt zu analysieren.

Mit Hilfe des Fuzzy-Clustering Ansatzes können Tourist*innen sowohl eindeutig einem bestimmten Touristentyp (Kern-Cluster) zugeordnet werden als auch Merkmale mehrerer Typen aufweisen (Fuzzy-Cluster). Dabei werden die Cluster als Kombination von Zahlen dargestellt, wobei identische Zahlen (z. B. 1/1) ein Kern-Cluster und damit einen eindeutigen Touristentyp kennzeichnen. Weisen Tourist*innen Merkmale zweier verschiedener Touristentypen auf, wird dies durch unterschiedliche Zahlen (z. B. 1/2) als Fuzzy-Cluster bezeichnet. Dies bildet die Vielfalt des Reiseverhaltens realitätsgetreuer ab als starre Clusterzuordnungen. Zudem liefert dieses Vorgehen Einblicke in die Beziehungen zwischen verschiedenen Touristentypen. Diese Beziehungen zeigen sich nicht nur im Reiseverhalten (über das geclustert wurde), sondern auch im soziodemographischen Profil (nicht in Clusteranalyse berücksichtigt). Des Weiteren zeigen sich diese Beziehungen in der Struktur der zeitlichen Veränderung (starke Verbindungen zwischen Clustern 1 und 2 sowie 3 und 5). Abbildung 3 (links) visualisiert die fünf Touristentypen und ihre Entwicklung über den betrachteten Zeitraum von 1983 bis 2018 deskriptiv, ohne auf weitere Einflussgrößen zu kontrollieren.

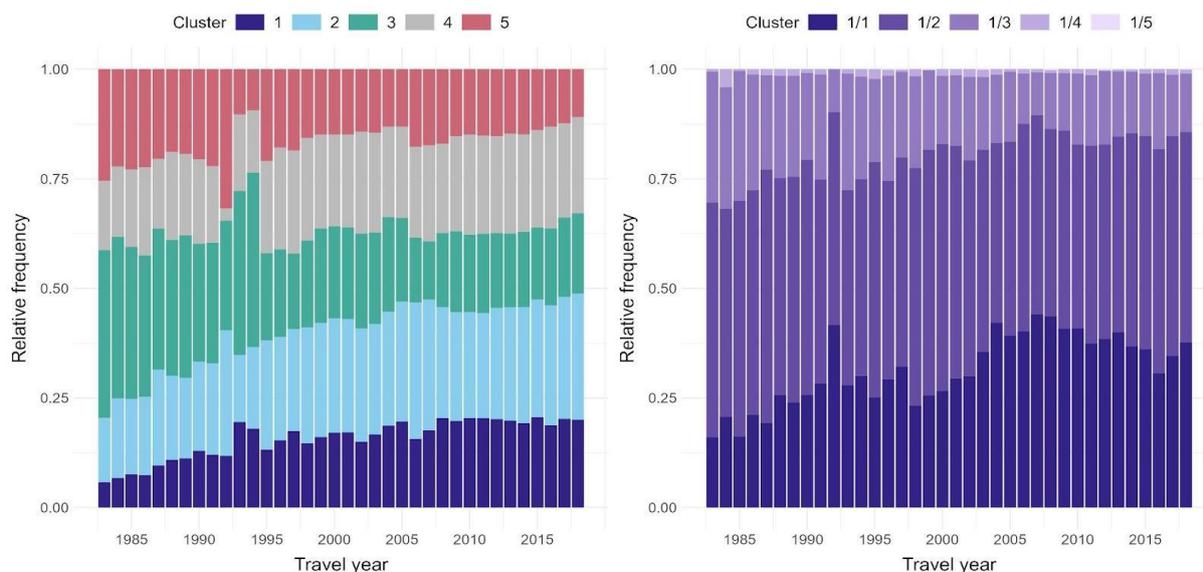


Abbildung 3. Relative Häufigkeit von Clustern für alle Tourist*innen (links) und für Tourist*innen, die zu Cluster 1 gehören (rechts).

Quelle: Eigene Darstellung.

Über den gesamten Zeitraum sind Trends erkennbar. Die zunehmende Bedeutung von Cluster 1 und 2 geht hauptsächlich zulasten von Cluster 3 und Cluster 5, die einen entgegengesetzten Trend zeigen. Die relativen Häufigkeiten von Cluster 4 bleiben im Laufe der Zeit weitgehend konstant. Abbildung 3 (rechts) zeigt exemplarisch die Entwicklung von Cluster 1, aufgegliedert in Kern-Cluster (1/1) und Fuzzy-Cluster (1/2, 1/3, 1/4, und 1/5). Der Anteil der Tourist*innen, die zum Kern-Cluster (1/1) gehören, nimmt im Laufe der Zeit zu. Das bedeutet, dass mehr Tourist*innen die spezifischen Merkmale des Clusters aufweisen. Die Anzahl der Tourist*innen im Fuzzy-Cluster 1/2 ist dominant und behält ihre Position im Laufe der Zeit bei. Ein leichter Rückgang ist bei Tourist*innen im kleineren Fuzzy-Cluster 1/3 zu erkennen. Das bedeutet, dass im Laufe der Zeit weniger Menschen Merkmale zwischen Cluster 1 und Cluster 3 teilen. Die Fuzzy-Cluster 1/4 und 1/5 sind nahezu nicht existent.

Die Ergebnisse bezüglich der Zeiteffekte zeigen, dass alle fünf Touristentypen Variationen aufgrund des Alters und der damit verbundenen Veränderungen im Lebenszyklus, externer Entwicklungen und der Zugehörigkeit zu einer Generation aufweisen. Dies steht im Einklang mit Studien, die den dynamischen Charakter des Reiseverhaltens betonen (Fu et al., 2022; Oppermann, 1995; Pearce, 2005; Wong et al., 2016). Die identifizierten Touristentypen lassen sich anhand ihrer zeitlichen Struktur in drei Gruppen zusammenfassen: Gruppe A (Cluster 1 und 2), Gruppe B (Cluster 3 und 5) sowie einer Gruppe C, die nur aus Cluster 4 besteht.

Gruppe A zeigt einen negativen Alterseffekt, einen positiven Periodeneffekt und einen positiven Kohorteneffekt. Das bedeutet, dass ältere Menschen mit einer geringeren Chance zu Cluster 1 und 2 gehören. Außerdem steigt die Chance, diesen Clustern anzugehören, unabhängig von Alter und Generation (Periodeneffekt). Zudem gehören spätere Generationen eher zu Cluster 1 und 2 als frühere Generationen. Junge Erwachsene in den frühen erwachsenen Lebenszyklusphasen (Kapitel 2.3) „alleinstehende Erwachsene“ und „frisch Verheiratete“ zeigen die höchste Neigung, den Clustern 1 und 2 anzugehören. Dies könnte daran liegen, dass junge Erwachsene oft bewusst nach Abenteuern und fernen Reisezielen suchen (Karl, 2018). Der zunehmende Periodeneffekt in den Clustern 1 und 2 lässt sich auf die Wahl von Reisezielen zurückführen, die weiter entfernt sind als die der anderen Cluster. Untersuchungen von Weigert et al. (2022) bestätigen, dass Langstreckenreisen aufgrund globaler Entwicklungen im Laufe

der Zeit häufiger werden. Der steigende Kohorteneffekt zeigt, dass spätere Generationen häufiger den Clustern 1 und 2 zuzuordnen sind als frühere. Ein möglicher Grund dafür könnte sein, dass spätere Generationen im Vergleich zu früheren Generationen ihre ersten Auslandsreisen in jüngerem Alter unternehmen und häufiger mit ihren Eltern ins Ausland reisen (Mattioli et al., 2022). Dieser Interpretation liegt Mannheims (1952) Generationentheorie zugrunde, die auf das Reisen übertragen besagt, dass Menschen einer Generation ein ähnliches Reiseverhalten entwickeln, da sie durch gemeinsame Erfahrungen und Erinnerungen geprägt sind (Kapitel 2.3). Gruppe B (Cluster 3 und 5) weist eine gegensätzliche zeitliche Struktur auf. Die Chance, diesen Clustern anzugehören, nimmt mit dem Alter zu, schwankt über die Zeit hinweg und nimmt über Generationen ab. Ähnlich wie bei den Clustern 1 und 2 zeigt Gruppe C (Cluster 4) einen negativen Alterseffekt und einen positiven Periodeneffekt, wenn auch mit mehr Schwankungen. Der Kohorteneffekt für Cluster 4 ist über Generationen hinweg relativ konstant. Dies deutet darauf hin, dass die Zugehörigkeit zu Cluster 4, das stark auf Familie ausgerichtet ist, in allen Generationen gleichermaßen wichtig ist. Im Einklang mit der deskriptiven Visualisierung (Abbildung 3) zeigen sich auch mit den APC-Modellen Verschiebungen zwischen den verschiedenen Touristentypen. Dies ist möglich, da zeitliche Veränderungen im gesamten Quellmarkt basierend auf zeitunabhängigen Typen analysiert wurden.

3 Raum-zeitliche Veränderungen im touristischen Reiseverhalten

Kapitel 2 hat einen umfassenden Überblick über die raum-zeitlichen Veränderungen von Reiseverhaltensmustern gegeben, insbesondere im Hinblick auf sich wandelnde Touristentypen. Um ein tieferes Verständnis dieser Veränderungen zu erreichen, werden in Kapitel 3 einzelne Reiseverhaltenskomponenten detailliert untersucht. Dabei spielt das Verständnis der Veränderungen über Altersgruppen, Zeitperioden und Kohorten hinweg erneut eine zentrale Rolle, wobei die Einbeziehung aller drei zeitlichen Dimensionen entscheidend ist. Die Bedeutung des Reisens bildet die Grundlage für die Auswahl der untersuchten Reiseverhaltenskomponenten. Angesichts der verschiedenen Einflüsse, denen das touristische Reiseverhalten unterliegt, werden in diesem Kapitel auch Reisehemmnisse und soziodemographische Einflussfaktoren erläutert, die in allen Studien dieser kumulativen Dissertation eine wesentliche Rolle spielen. Abschließend wird diskutiert, wie sich die drei Reiseverhaltenskomponenten über die drei zeitlichen Dimensionen hinweg verändern.

3.1 Bedeutung des Reisens und touristisches Reiseverhalten

Die Beziehung zwischen der Befriedigung von Bedürfnissen und menschlichem Verhalten wird von Theorien aus der Sozialpsychologie, wie Maslows (1943) hierarchischer Bedürfnispyramide, untersucht. Im touristischen Kontext kann die Erfüllung von Reisebedürfnissen in Reiseverhalten münden, wenn Menschen nicht nur über genügend finanzielle Mittel, Zeit, Gesundheit und Kompetenzen verfügen („Reisen-Können“), sondern auch ausreichend Motivation dazu aufbringen („Reisen-Wollen“) (Lohmann & Beer, 2013; Passauer, 2019). Diese Reisebedürfnisse, oft auch als Reisemotive oder Reisemotivationen bezeichnet, beeinflussen sowohl die Partizipationsentscheidung als auch die Destinationswahl und die Gestaltung des Urlaubs (Lohmann, 2017, 49). In der Tourismusforschung wird die Kernmotivation für das Reisen auch unter dem Begriff der Bedeutung des Reisens untersucht (Cavagnaro et al., 2018; Chen et al., 2019; Li et al., 2023; McKercher et al., 2020). Die Bedeutung des Reisens zeigt auf, warum Menschen reisen (Crompton, 1979), und bezieht sich dabei sowohl auf die Initiierung (Partizipationsentscheidung) als auch auf die Intensität (z. B. Reisehäufigkeit und Reiseausgaben) des Reisens. Betrachten Menschen das Reisen als eine wichtige Aktivität in ihrem Leben, fahren sie eher in den Urlaub (McKercher et al., 2020), reisen häufiger (Chen et al., 2019) und geben einen größeren Teil ihres Einkommens für Reisen aus (Hong et al., 2005) als Personen, denen das Reisen nicht so wichtig ist. Dieses Konzept der individuellen Bedeutung des Reisens ist tief verwurzelt und kann bereits bei Kindern beobachtet werden (Li et al., 2023). Li et al. (2023) finden heraus, dass neben den zentralen Aspekten des kindlichen Erlebens von Tourismus, Hedonismus und familiärem Zusammensein, Identitätsbildung sowie eine Mischung aus ungezwungenem Lernen und intensiver Freizeitgestaltung hinzukommen. Dabei zeigt sich, dass Kinder aktiv an der Gestaltung ihrer Tourismuserfahrungen teilnehmen und nicht nur passive Mitreisende sind. Sie entwickeln Empathie für ihre Umwelt und formen dabei schrittweise ihre eigene Identität, wodurch ihre aktive Rolle im Tourismus besonders deutlich wird.

Die Bedeutung des Reisens wird in der Forschung anhand verschiedener Ansätze wie dem Priorisierungsansatz (Bronner & de Hoog, 2016), dem ökonomischen Ansatz (Gunter & Smeral, 2016) und dem sozialpsychologischen Ansatz (Chen et al., 2019) untersucht. Einige Studien nutzen Priorisierung und Sparsamkeit als Indikatoren für die Bedeutung des Reisens,

da Menschen in Krisenzeiten mit ihrem verfügbaren Einkommen stärker haushalten müssen und zur Priorisierung gezwungen sind (Dolnicar et al., 2012). Das heißt, diejenigen Personen, die Reisen als ein zentrales Element für ihre Lebensqualität sehen, werden auch versuchen in Zeiten zu reisen, in denen für sie das Reisen schwierig ist. Bei einem Wirtschaftsabschwung tendieren Konsument*innen eher zu Einsparungen bei anderen Produkten als den jährlichen Urlaub komplett zu opfern (Bronner & de Hoog, 2016). Gegebenenfalls fällt der Urlaub kürzer aus, aber es wird zumindest gereist (Bronner & de Hoog, 2011). Dies ist hauptsächlich darauf zurückzuführen, dass Urlaubsreisen erheblich zur Lebensqualität beitragen können (Dolnicar et al., 2012).

Der ökonomische Ansatz befasst sich mit der Beziehung zwischen Tourismuskonsum und Einkommen, um durch die Einteilung in Luxusgüter und normale Güter Aufschluss über die Bedeutung des Reisens zu erhalten. Gunter und Smeral (2016) stellen anhand einer Messung der Einkommenselastizität (= prozentuale Veränderung der Nachfrage in Relation zur prozentualen Veränderung des Einkommens) auf globaler Ebene fest, dass Urlaub im Zeitverlauf von 1977 bis 2013 von einem Luxusgut zu einer Notwendigkeit geworden ist. Die individuelle Bedeutung des Reisens hat folglich im Laufe der Zeit zugenommen.

Der soziopsychologische Ansatz beruht auf der Ausprägung verschiedener Einstellungen. Vergangene Untersuchungen hierzu zeigen, dass Menschen, die Reisen als persönlich wichtig einstufen, häufiger reisen (Chen et al., 2019) als Personen, die dem Reisen weniger Bedeutung beimessen. Viele tourismuswissenschaftliche Studien verwenden subjektive Einstellungen als Stellvertreter für Reiseverhalten. Das tatsächliche Reiseverhalten kann jedoch stark von diesen Einstellungen abweichen (McKercher & Tse, 2012) und sollte unabhängig von subjektiven Einschätzungen untersucht werden.

Trotz der unterschiedlichen Untersuchungsansätze besteht Konsens, dass sich die Bedeutung des Reisens über die Zeit verändert hat (z. B. Dolnicar et al., 2013). Dieser Zeiteffekt spiegelt die Veränderungen des Reiseverhaltens (Kapitel 2.3) und der Bedeutung des Reisens im Laufe des Lebens (Alterseffekt) (Fu et al., 2022), im Zeitverlauf (Periodeneffekt) (Chen & Petrick, 2016) und zwischen Generationen (Kohorteneffekt) (McKercher et al., 2020) wider. Randle et al. (2019) geben eine theoretische Erklärung für Veränderungen der Bedeutung des Reisens im Laufe des Lebens (Alterseffekt): Die Bedeutung, die dem Reisen beigemessen wird, steht direkt mit den Herausforderungen des Lebens in Zusammenhang. So kann beispielsweise die Carearbeit zeitweise die Bedeutung von Urlaubsreisen senken. Dies geht Hand in Hand mit der Erkenntnis, dass altersbezogene Veränderungen im Reiseverhalten hauptsächlich mit Lebenszyklusstufen in Verbindung gebracht werden (Chen & Shoemaker, 2014).

Der Periodeneffekt wird oftmals mit zeitlicher Veränderung gleichgesetzt. Er zeigt den Einfluss übergeordneter externer Einflussfaktoren (Pennington-Gray & Spreng, 2002), wie der COVID-19-Pandemie, die zu einem Wandel in der Bedeutung des Reisens führen könnten. Rahmenbedingungen, die eine Veränderung der Bedeutung des Reisens über die Zeit erklären können, sind zunehmende Realeinkommen, mehr Freizeit wegen sinkender Arbeitszeit und abnehmende Mobilitätskosten (Becker, 2000, 12). Durch die als Demokratisierung des Reisens bekannte Veränderung werden Reisen für große Teile der Bevölkerung bedeutend (Gardiner et al., 2013; Kolland, 2006). Heutzutage gilt Reisen in modernen Gesellschaften sogar als gewohnheitsmäßige Praxis (Chen & Petrick, 2016), insofern ausreichend finanzielle Mittel verfügbar sind (Bernini & Cracolici, 2015). Opaschowski (1995, 149) spricht Mitte der 1990er Jahre bereits vom Reisen als Grundbedürfnis.

Die Bedeutung des Reisens variiert ebenso je nach Generationszugehörigkeit (McKercher et al., 2020). McKercher et al. (2020) analysieren neben dem Reiseverhalten auch die Bedeutung des Reisens von vier chinesischen Generationen und stellen fest, dass die Bedeutung im Laufe der Generationen zunimmt. Dieser Kohorteneffekt entsteht aufgrund gemeinsamer Werte und Ereignisse in den prägenden Jahren (Pendergast, 2010, 3). Unterschiede zwischen Generationen bei der Motivation zu reisen (Huang & Lu, 2017) weisen auf Generationeneffekte im Zusammenhang mit der Bedeutung des Reisens hin.

3.2 Reisehemmnisse und soziodemographische Faktoren

Doch bevor Menschen ihre Reisebedürfnisse erfüllen können, müssen zahlreiche Reisehemmnisse (= Constraints) im Zuge der Reiseentscheidung überwunden werden. Diese Reisehemmnisse schränken Personen in ihrem täglichen Leben ein, beispielsweise bei der Entscheidung zu reisen (Hägerstrand, 1970). Reisehemmnisse können die Partizipation am Reise geschehen nicht nur gänzlich verhindern, sondern auch zeitliche oder räumliche Einschränkungen zur Folge haben (Jackson & Searle, 1985). Constraints können sich im Laufe des Lebens verändern, z. B. durch die Geburt eines Kindes, durch Krankheiten oder den Eintritt in die Rente. Solche Ereignisse können sowohl neue Reisehemmnisse schaffen als auch bestehende abmildern oder beseitigen (Jackson, 2005, 126). Der direkte Zusammenhang zwischen der Bedeutung des Reisens und dem tatsächlichen Reiseverhalten wird durch einschränkende „Lebensherausforderungen“ beeinträchtigt (Randle et al., 2019). Menschen, die das Reisen als wichtig erachten, reisen nur dann häufig, wenn sie nicht auf schwerwiegende Reisehemmnisse stoßen (Chen et al., 2019). Reisehemmnisse können somit zu drastischen, aber auch kleineren Veränderungen im Reiseverhalten führen (Karl et al., 2021). Sie halten Menschen beispielsweise vom Reisen ab (Jackson, 2005, 126) oder sie beeinflussen, wie oft sie reisen (Nadirova & Jackson, 2000) oder wie viel sie ausgeben (Nicolau & Más, 2005). In einer wegweisenden Studie von Crawford und Godbey (1987) wurden drei Arten von Reisehemmnissen identifiziert, die das Reiseverhalten beeinflussen: strukturell, intrapersonell und interpersonell. Wesentliche Einflussfaktoren für das Reiseverhalten sind zeitliche oder finanzielle Einschränkungen (Haushaltseinkommen), die unter die strukturellen Reisehemmnissen subsumiert werden. Intrapersonelle Reisehemmnisse umfassen die individuellen psychologischen Faktoren einer Person, wie Stress oder den Gesundheitszustand. Weitere Einschränkungen sind interpersonelle Constraints, die durch soziale Interaktionen entstehen. Beispiele sind das Fehlen eines Reisepartners oder familiäre Verpflichtungen. Dabei spielen junge Kinder eine wesentliche Rolle, da diese einen größeren Einfluss auf das Reiseverhalten haben und beispielsweise im Vergleich zu älteren Kindern zu einer geringeren Reiseartizipation führen (Aderhold, 2009, 25). Während strukturelle Reisehemmnisse häufig als dominant bezeichnet werden, zeigen neuere empirische Studien, dass eher intrapersonelle Reisehemmnisse einen größeren Einfluss auf das Reiseverhalten und die Reiseintentionen haben (Chen & Petrick, 2016; Karl et al., 2020). Da fehlendes Interesse häufig der Grund für eine Entscheidung gegen eine Urlaubsreise ist (McKercher, 2009; Passauer, 2019), vermuten Karl et al. (2020), dass Menschen oft den Mangel an Zeit als Grund vorschieben, um nicht zu reisen, da dieser Grund sozial akzeptierter ist.

Zusätzlich zu den Reisehemmnissen können weitere Faktoren (Geschlecht, Bildung, Haushaltsgröße, Ortsgröße) das Reiseverhalten beeinflussen. Beispielsweise können Frauen und Männer unterschiedliche Motive haben, um in den Urlaub zu fahren (Andreu et al., 2008). Zudem belegen Studien, dass Frauen dazu neigen, häufiger als Männer zu reisen (Collins & Tisdell,

2002; Losada et al., 2016). Andere empirische Studien fanden zwar bei der Wahl eines internationalen Reiseziels, jedoch nicht bei der Partizipationsentscheidung einen Einfluss des Geschlechts (Bernini & Cracolici, 2015). Sie erklären dies damit, dass die Partizipationsentscheidung häufig eine Entscheidung in der Gruppe ist. Zudem zeigen Popp et al. (2021) sowie Bernini und Cracolici (2015), dass die Bildung die Partizipationsentscheidung positiv beeinflusst. Die Haushaltsgröße hat dagegen einen negativen Einfluss auf die Entscheidung für oder gegen eine Auslandsreise (Eugenio-Martin & Campos-Soria, 2014). Personen, die in größeren Orten leben, sind eher in das Reisegeschehen involviert (Eugenio-Martin & Campos-Soria, 2011) und reisen weiter (Eugenio-Martin & Campos-Soria, 2014). Dies könnte daran liegen, dass größere Orte tendenziell besser ausgebaute Verkehrssysteme haben, die den Zugang zu verschiedenen Transportmitteln erleichtern. Die Ortsgröße kann somit Einfluss auf die Reiseentscheidung haben, da sie Aufschluss über die Art von Transportinfrastruktur gibt. Ein weiterer Grund für den Einfluss der Ortsgröße auf das Reiseverhalten könnte darin liegen, dass städtische Bewohner*innen aufgrund des höheren Stressniveaus in der Stadt ein größeres Bedürfnis verspüren, im Urlaub Abstand davon zu gewinnen. Dieses Bedürfnis könnte ihre Reishäufigkeit bei längeren Aufenthalten im Vergleich zu Bewohner*innen ländlicher Regionen steigern (Karl et al., 2020). Dabei ist zu beachten, dass auch diese soziodemographischen Faktoren und Reisehemmnisse einem zeitlichen Wandel unterliegen, wodurch ihre Rolle im sich verändernden Reiseverhalten noch relevanter wird.

3.3 Ergebnisse und Diskussion zu zeitlichen Veränderungen im touristischen Reisverhalten

Referenz: Bartl, E., Bauer, A., Weigert, M., Karl, M., Schmude, J., Küchenhoff, H. (2024): Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand. In: *Annals of Tourism Research Empirical Insights*, 5(2), 100155. <https://doi.org/10.1016/j.annale.2024.100155>

Bei der Untersuchung zeitlicher Veränderungen des Reiseverhaltens ist es wichtig, die Auswirkungen von zeitlich variierenden Reisehemmnissen und soziodemographischen Faktoren miteinzubeziehen. Nur so können genaue Rückschlüsse auf den tatsächlich mit der Zeit verbundenen Teil der Verhaltensänderung gezogen werden.

Studie 2 untersucht diesen mit der Zeit verbundenen Teil der Reiseverhaltensänderungen und konzentriert sich dabei auf drei Reiseverhaltenskomponenten, die mit der Bedeutung des Reisens zusammenhängen: Reisepartizipation, Reishäufigkeit und Reiseausgaben (Kapitel 3.1). Das Ziel ist es, mithilfe einer APC-Analyse (Kapitel 1.3) herauszufinden wie sich diese drei Komponenten des Reiseverhaltens über die drei zeitlichen Dimensionen (Alter, Periode und Kohorte) verändern und welche dieser drei Dimensionen den größten Einfluss hat. Die Ergebnisse werden in der Veröffentlichung (Kapitel 6.2) mithilfe von theoretischen Perspektiven eingeordnet und diskutiert.

Der Vergleich der drei Zeiteffekte (Alters-, Perioden- und Kohorteneffekt) zeigt, welche dieser drei Effekte die Haupttreiber der untersuchten Komponenten des Reiseverhaltens sind. Die Entscheidung, ob eine Person reist, wird vorwiegend durch den Lebenszyklus (Alter) und durch übergreifende externe Veränderungen im Laufe der Zeit (Periode) beeinflusst. Hingegen hängt die Entscheidung, wie häufig eine Person reist, eher von der Generationszugehörigkeit (Kohorte) und dem Lebenszyklus (Alter) ab. Der relative Anteil der Reisekosten am Einkommen verändert sich nicht wesentlich im Laufe der Zeit.

Betrachtet man diese Zeiteffekte nun genauer, stellt sich übergreifend heraus, dass sich das Alter negativ auf die Partizipationsentscheidung und positiv auf die Reishäufigkeit auswirkt und dass Personen mittleren Alters am meisten ausgeben. Dies bedeutet, dass mit steigendem Alter der Anteil derjenigen wächst, die nicht (mehr) reisen, während diejenigen, die weiterhin reisen, dies häufiger tun. Im Ruhestand reisen Personen beispielsweise häufiger, auch wenn sie einen geringeren Anteil ihres Einkommens dafür aufwenden. Mit zunehmendem Alter nehmen jedoch gesundheitliche und mobilitätsbedingte Einschränkungen zu (You & O’Leary, 2000) (Kapitel 3.2), wodurch viele ihre Reiseaktivitäten reduzieren oder ganz einstellen. Auch andere Studien haben bereits einen negativen Alterseffekt in Bezug auf die Entscheidung, ob eine Person reist, festgestellt (Bernini & Cracolici, 2015; Lin et al., 2023; Pennington-Gray et al., 2002). Demnach sinkt mit zunehmendem Alter die Wahrscheinlichkeit, am Reise geschehen teilzunehmen. Die Ergebnisse von Studie 2 bestätigen nicht nur vorhandenes Wissen, sondern zeigen darüber hinaus, dass Personen mittleren Alters mehr am Reise geschehen teilnehmen und über das größte Reisebudget verfügen. Im Gegensatz dazu finden Bernini und Cracolici (2015), dass die Tourismusausgaben mit zunehmendem Alter steigen. Wie in Kapitel 2.3 dargelegt, verknüpft die Lebenszyklustheorie (Wells & Gubar, 1966) Altersgruppen mit bestimmten Lebensphasen. Eine mögliche Erklärung für den Anstieg der Reiseaktivitäten in der „vollen Nest Phase“ könnte darin liegen, dass Urlaube eine wichtige Gelegenheit für familiäre Bindungen bieten (Lehto et al., 2009). Insgesamt bestätigt unsere empirische Analyse die qualitativen Studien von Huber et al. (2019) und Randle et al. (2019) und zeigt, dass das Alter einen erheblichen Einfluss auf die drei gemessenen Komponenten des Reiseverhaltens haben kann.

Der Periodeneffekt der Reise partizipation steigt bis zum Anfang des 21. Jahrhunderts an und bleibt dann stabil. Dies weist auf einen relativ konstanten Anteil an Nicht-Reisenden in der Gesellschaft hin (Popp et al., 2021). Die zunehmende Reisebeteiligung auch bislang unterprivilegierter gesellschaftlicher Schichten (Gardiner et al., 2013) führte dazu, dass Reisen zunehmend zur sozialen Norm (Chen & Petrick, 2016) wurde. Dies unterstreicht die wachsende Bedeutung des Reisens im Leben der Menschen. Der Periodeneffekt für die Reishäufigkeit steigt zunächst bis 1995 und nimmt danach leicht ab. Den ersten Teil der Entwicklung bis Mitte der 1990er Jahre bestätigt Oppermann (1995). Der Periodeneffekt für die Reiseausgaben zeigt eine wellenförmige Entwicklung der relativen Reiseausgaben und unterstreicht, wie eng die Reiseausgabenentscheidungen mit externen Entwicklungen verbunden sind.

Der Kohorteneffekt für die Reise partizipation verdeutlicht, dass spätere Generationen eine größere Chance haben, mindestens eine Urlaubsreise pro Jahr durchzuführen, als frühere Generationen und bestätigt so Studien, die Unterschiede der Reise partizipation aufgrund der Generationszugehörigkeit ermittelten (Bernini & Cracolici, 2015; Mattioli et al., 2022; McKercher et al., 2020; You & O’Leary, 2000). Eine mögliche Erklärung für den zunehmenden Kohorteneffekt liegt in einem generationalen Aspekt, der mit Mannheims (1952) Generationentheorie (Kapitel 2.3) in Verbindung steht. Außerdem zeigt sich, dass spätere Generationen weniger häufig lange Reisen von mindestens fünf Tagen unternehmen als frühere Generationen. Die Reiseausgaben sinken bis zur Generation Y (1983-1994) und steigen dann wieder an. Jedoch muss die Interpretation der späteren Generationen mit Vorsicht vorgenommen werden, da nur Daten über Personen im Alter von bis zu 35 Jahren vorliegen.

Die zeitlichen Veränderungen, die in den Modellen sichtbar werden, heben die Wichtigkeit der oft kritisierten fehlenden Berücksichtigung der zeitlichen Dimension in der Literatur (Fu et al., 2022) hervor. Während die meisten bisherigen Studien zu zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten nur eine oder zwei zeitliche Dimensionen miteinbeziehen, zeigt Studie 2, dass

gerade der oft vernachlässigte Periodeneffekt in allen drei Modellen vorkommt. Zudem wird der Periodeneffekt im Hinblick auf die Reiseartizipation als einer der Haupttreiber identifiziert. Ein Problem bei der Vernachlässigung bestimmter zeitlicher Dimensionen in zeitlichen Analysen ist die mögliche Über- oder Unterschätzung der betrachteten Dimensionen. Berücksichtigt man beispielsweise nur das Alter der Reisenden und lässt dabei die Einflüsse bestimmter Zeitperioden oder Kohorten außer Acht, kann das zu verzerrten Ergebnissen führen.

4 Einfluss von Krisen auf das touristische Reiseverhalten am Beispiel der COVID-19-Pandemie

Externe Schocks wie Naturkatastrophen, wirtschaftliche Krisen und globale Pandemien haben das Potenzial, das Reiseverhalten erheblich zu beeinflussen. Diese Schocks können kurzfristige und langfristige Veränderungen in der Art und Weise bewirken, wie, wohin und ob Menschen überhaupt reisen. In diesem Kapitel wird zunächst aufgezeigt, wie externe Schocks allgemein das touristische Verhalten beeinflussen können und welche wichtigen Faktoren dabei eine Rolle spielen. Besondere Aufmerksamkeit wird der COVID-19-Pandemie gewidmet, um im abschließenden Unterkapitel deren spezifische Auswirkungen auf das Reiseverhalten zu analysieren.

4.1 Externe Schocks und touristisches Reiseverhalten

Im Tourismus, wie auch in der Wirtschaft insgesamt, wirken verschiedene Arten von Gefahren als Auslöser für externe Schocks. Diese Gefahren werden definiert als „ein potenziell schädigendes physisches Ereignis, Phänomen oder eine menschliche Aktivität, die den Verlust von Menschenleben, Verletzungen, Sachschäden, soziale oder ökologische Störungen oder Umweltdegradation verursachen kann“ (übersetzt nach UNISDR, 2024). Im Tourismus führen diese Gefahren neben einer Verunsicherung der Reisenden zu einer Veränderung der Rahmenbedingungen des individuellen Reiseentscheidungsprozesses und wirken sich dadurch direkt auf die touristische Nachfrage aus. Seit Beginn der COVID-19-Pandemie wird abermals deutlich, wie wichtig die Faktoren Risiko und Unsicherheit bei der Reiseentscheidung sind. Ganz wesentlich ist hierbei, dass Entscheidungen primär durch das wahrgenommene, individuell bewertete Risiko (subjektives Risiko) beeinflusst werden und nicht nur durch tatsächliche Risiken (objektives Risiko) (Wolff et al., 2019). Die Tourismusforschung beschäftigt sich bereits seit Längerem mit dieser Diskrepanz, insbesondere angestoßen durch global auswirkende Krisen im Tourismus als Folgen von Risikoereignissen, wie den Terroranschlägen vom 11. September 2001 in New York (Ritchie & Jiang, 2019).

Das Ausmaß und die Dauer der auftretenden Veränderungen im touristischen Reiseverhalten hängen im Wesentlichen von der Wahrnehmung des Risikos durch die Reisenden (Sönmez & Gräfe, 1998) sowie der Art des Risikos (Karl et al., 2020) ab. Eine typische Reaktion auf Risiken der Nachfrageseite ist der (vorübergehende) Verzicht auf Reisen in von einer Krise betroffene Destinationen. Auch in Zeiten von COVID-19 wird entweder nicht gereist oder das Zielgebiet gewechselt (Schmude et al., 2021). Folglich besteht ein enger Zusammenhang zwischen der Risikowahrnehmung von Tourist*innen und der Wahl des Reiseziels (Karl & Schmude, 2017). Im Nachgang aufgetretener Risiken haben Tourist*innen ein relativ „kurzes Gedächtnis“ und kehren insbesondere nach Naturereignissen schnell in die betroffenen Destinationen zurück (Lanouar & Goaid, 2019). Wie schnell diese Rückkehr abläuft, hängt sowohl von der Schwere der Folgen eines Risikos, der Häufigkeit des Risikoereignisses (Pizam & Fleischer, 2002) als auch von der Entfernung zwischen dem Reiseziel und dem Heimatort der Tourist*innen ab (Schmude et al., 2020). In diesem Kontext sind in der aktuellen COVID-19-Forschung zwei Hauptansätze zu erkennen: Auf der einen Seite werden Reiseströme aus einer Makroperspektive untersucht (z. B. Farzanegan et al., 2020), um wichtige Erkenntnisse zu den Veränderungen des Reiseverhaltens über die Zeit und auf einer aggregierten Ebene zu erhalten. Andererseits werden Befragungen zum touristischen Reiseentscheidungsverhalten durchgeführt, die auf der individuellen Ebene einen Einblick in die Bedeutung von COVID-19 als

einen Faktor der Reiseentscheidung geben (z. B. Karl et al., 2021). Neuburger und Egger (2021) untersuchen die individuelle Wahrnehmung der COVID-19-Pandemie in Bezug auf das Reiserisiko und den Einfluss der COVID-19-Pandemie auf das tatsächliche Reiseverhalten.

4.2 Ergebnisse und Diskussion zum Einfluss soziodemographischer Merkmale auf die Partizipationsentscheidung vor und während der COVID-19-Pandemie

Referenz: Filimon, S., Schiemenz, C., Bartl, E., Lindner, E., Namberger, P., Schmude, J. (2022): Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables. In: *Current Issues in Tourism*, 25(24), 4031–4046. [https://doi: 10.1080/13683500.2022.2071684](https://doi.org/10.1080/13683500.2022.2071684)

Studie 3 befasst sich mit den Auswirkungen der COVID-19-Pandemie auf das Reiseverhalten. Sie erweitert den „Stimulus, Organismus und Reaktion“ (SOR)-Rahmen durch die Berücksichtigung soziodemographischer Variablen und zeigt deren Bedeutung sowie Variabilität auf. Dabei analysiert sie die Reisepartizipation der deutschsprachigen Bevölkerung vor (2019) und während (2020) der COVID-19-Pandemie. Mithilfe von maschinellen Lernverfahren werden die Unterschiede im Reiseverhalten quantifiziert und analysiert, um zu bestimmen, welche soziodemographischen Faktoren zentral für die Entscheidung sind, ob eine Person eine Urlaubsreise macht.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Wahrscheinlichkeit der Reisetilnahme über alle soziodemographischen Faktoren hinweg im Jahr 2019 höher (76 %) ist als im Jahr 2020 (56 %). Das Haushaltseinkommen, das Alter, der höchste Bildungsgrad im Haushalt, die Haushaltsgröße und die Ortsgröße sind bedeutende soziodemographische Faktoren in Bezug auf die Partizipationsentscheidung vor und während der COVID-19-Pandemie und erklären mit über 86 % den Großteil der Variation in beiden Modellen. Betrachtet man den relativen Einfluss der soziodemographischen Merkmale, so nimmt die Bedeutung des Haushaltseinkommens 2020 von 42 % auf 22 % ab, während die Bedeutung des Alters von 20 % auf 33 % steigt. Der höchste Bildungsgrad im Haushalt bleibt dagegen unverändert und stellt sowohl vor als auch während der COVID-19-Pandemie die dritt wichtigste soziodemographische Variable bei der Entscheidung zur Reisetilnahme dar.

Unter nicht-pandemischen Bedingungen im Jahr 2019 ist das Haushaltseinkommen die zentrale Variable für die Reisetilnahme der Befragten, und nach dem Alter der zweit wichtigste Prädiktor für das Jahr 2020 während der COVID-19-Pandemie. Somit kann das Haushaltseinkommen als das entscheidendste Kriterium für die Vorhersage der Reisetilnahme in nicht-pandemischen Jahren betitelt werden. Nicolau und Más (2005) betonen ebenfalls die große Bedeutung des soziodemographischen Merkmals Haushaltseinkommen und auch Bernini und Cracolici (2015) stellen fest, dass ein höheres Einkommen die Entscheidung zu reisen positiv beeinflusst. Das Ergebnis der positiven Verbindung zwischen Haushaltseinkommen und Reisetilnahme sowie der höhere Einfluss für mittlere oder höhere Einkommensgruppen, findet Bestätigung in der Tourismusliteratur (Alegre et al., 2009; Eugenio-Martin & Campos-Soria, 2014; Nicolau & Más, 2005). Auch andere Studien zeigen, dass die Reisetilnahme während der COVID-19-Pandemie mit zunehmendem Haushaltseinkommen steigt (Ivanova et al., 2020). Darüber hinaus zeigt Studie 3 für 2020 einen verringerten Einkommenseffekt, der auf die potenzielle Verunsicherung durch die makroökonomische Lage zurückgeführt werden kann. Wie Eugenio-Martin und Campos-Soria (2014) erklären, sinkt in solchen Situationen der

Einfluss des verfügbaren Einkommens auf den Konsum aufgrund erwarteter Einkommensveränderungen, nicht wegen eines tatsächlichen Rückgangs.

Unter Pandemiebedingungen wird das Alter zum entscheidenden Faktor für die Vorhersage der Reisetilnahme. Die Ergebnisse decken sich mit früheren Studien (Bernini & Cracolici, 2015) und zeigen, dass im Jahr 2019, unter nicht-pandemischen Bedingungen, die Wahrscheinlichkeit der Reisetilnahme mit zunehmendem Alter abnimmt. Für das Jahr 2020 mit COVID-19-Bedingungen zeichnet sich ein anderes Bild ab. Jüngere Personen bis Mitte 30 und ältere Personen im Alter von 70 bis 80 Jahren sind tendenziell weniger reisefreudig als die Altersgruppen dazwischen. Als potenzielle Erklärung für den Rückgang kann die Angst vor COVID-19 (Skoda et al., 2021) und gesundheitliche Einschränkungen (Deaton & Paxson, 1998) angeführt werden. Im Vergleich zwischen 2019 und 2020 können unsere betrachteten soziodemographischen Merkmale anhand ihrer Veränderungen in drei Kategorien eingeteilt werden: Merkmale bei denen sich die Differenz zwischen dem kleinsten und dem größten Wert, der Merkmalsausprägung vergrößert, verkleinert oder gleichbleibt. Während sich bei den soziodemographischen Merkmalen Alter, Wohnort und Bildung der Bereich im Jahr 2020 im Vergleich zu 2019 vergrößert, verkleinert er sich für die Merkmale Geschlecht und Haushaltseinkommen. Für die Merkmale Wohnortsgröße, Haushaltsgröße und Vollbeschäftigte bleibt die Partizipation in einem ähnlichen Bereich, jedoch auf einem niedrigeren Niveau im Jahr 2020 im Vergleich zu 2019.

Eine Nachfolgestudie (Schmude et al., 2024) fügt zu dieser Analyse der Jahre 2019 und 2020 noch das Jahr 2021 hinzu und zeigt, dass während des Abklingens der COVID-19-Pandemie im Jahr 2021 die untersuchten Tourist*innen ihr vor-pandemisches Reiseverhalten wieder aufnehmen. Sowohl die Unterschiede der Vorhersagequalität der soziodemographischen Faktoren in den drei Modellen für 2019 (71 %), 2020 (59 %) und 2021 (70 %) als auch die Veränderungen der soziodemographischen Faktoren selbst zeigen, dass die COVID-19-Pandemie das Reiseverhalten nicht dauerhaft verändert hat. So könnten andere Faktoren, wie beispielsweise Reiseerfahrung und Reisemotivation, während der COVID-19-Pandemie im Jahr 2020 eine größere Bedeutung gespielt haben und so zu einer niedrigeren Vorhersagequalität geführt haben.

Auch bei früheren externen Schocks (z. B. Terroranschläge wie in Frankreich 2015/16 oder ökonomischen Krisen wie der Finanzkrise 2008/09) zeigt sich eine temporär begrenzte Veränderung im Reiseverhalten. So wurde nach früheren externen Schocks die Reise-partizipation nicht eingestellt, sondern beispielsweise alternative Reiseziele aufgesucht (Terroranschläge Frankreich 2015/16; Schmude et al., 2020). Im Zusammenhang mit der Finanzkrise ermitteln Bronner und de Hoog (2011) am Beispiel niederländischer Tourist*innen, dass diese eine „cheese-slicing“-Strategie anwenden. Das bedeutet, dass sie bei bestimmten Aspekten des Urlaubs sparen, anstatt vollständig auf die Reise zu verzichten. Vor allem für die Haupturlaubsreise ist die Bereitschaft vorhanden, den Konsum anderer Produkte zugunsten einer Urlaubsreise einzuschränken (Bronner & de Hoog, 2016).

Die Ergebnisse zeigen insgesamt, dass das SOR-Framework gut dafür geeignet ist, zu untersuchen, wie die COVID-19-Pandemie als äußerer Reiz Entscheidungen zur Reisetilnahme beeinflusst, besonders im Hinblick auf soziodemographische Merkmale.

5 Fazit und Ausblick: Langfristige Entwicklungen und kurzfristige Einflüsse

Die vorliegende kumulative Dissertation untersucht raum-zeitliche Veränderungen im touristischen Reiseverhalten anhand von drei empirischen Studien, die auf Sekundärdaten der Reiseanalyse zum Quellmarkt Deutschland basieren. Dabei werden einerseits langfristige Veränderungen im Reiseverhalten durch eine spezifische Analyse von Alters-, Perioden- und Kohorteneffekten untersucht und andererseits, kurzfristige Veränderungen aufgrund eines externen Schocks, der COVID-19-Pandemie, analysiert. Die Durchführung der drei Studien, sowohl einzeln als auch in ihrer Gesamtheit, ist von Bedeutung für das umfassende Verständnis der langfristigen und kurzfristigen Veränderungen im Reiseverhalten. Studie 1 und Studie 2 vermeiden bewusst die potenziell durch die COVID-19-Pandemie verursachten Verzerrungen, um präzisere Modellschätzungen zu gewährleisten. Studie 3 ergänzt diese Analysen durch die Betrachtung der unmittelbaren Auswirkungen der COVID-19-Pandemie auf das Reiseverhalten. Zusammen bieten die drei Studien eine ganzheitliche Perspektive auf die Dynamik des Reiseverhaltens, die sowohl stabile Trends als auch außergewöhnliche Störungen berücksichtigt. Die Synergie der drei Studien liefert daher nicht nur differenzierte Einblicke, sondern auch eine robuste Grundlage für die Entwicklung von Strategien zur Anpassung an zukünftige Veränderungen im Tourismus.

Die drei Studien kombinieren Ansätze, Methoden und Theorien aus verschiedenen Disziplinen (z. B. Geographie, Soziologie, Statistik), wodurch sie eine ganzheitlichere Perspektive auf die Veränderungen des Reiseverhaltens ermöglichen. Der interdisziplinäre Ansatz ermöglicht die Anwendung komplexer und anspruchsvoller statistischer Verfahren anhand eines großen Langzeitdatensatzes und die adäquate Interpretation sowie Einbettung der Ergebnisse in die Fachliteratur. Der methodische Ansatz entspricht dem Bedarf nach ganzheitlicher Forschung, um komplexe Themen im Kontext des touristischen Reiseverhaltens zu erforschen. Durch den Fokus auf quantitative Methoden können in den Studien präzise und objektive Datenanalysen durchgeführt werden, die es ermöglichen, Muster und raum-zeitliche Veränderungen im Reiseverhalten zu identifizieren und so detaillierte Einblicke in die Veränderungen des Reiseverhaltens zu erhalten. Diese Arbeiten zeigen außerdem, dass sowohl die APC-Analyse als auch die Fuzzy-Clusteranalyse – beide noch selten angewendet in der Tourismusforschung – wertvolle Methoden bei der Analyse von Reiseverhalten sein können. Der Einsatz eines maschinellen Lernansatzes erwies sich ebenfalls als effektiv bei der Identifikation und Quantifizierung des Einflusses soziodemographischer Variablen.

Diese Dissertation belegt die Relevanz aller Zeiteffekte (Alter, Periode und Kohorte) und deren Auswirkungen auf das Reiseverhalten. Es wird deutlich, dass das Alter, die externen Faktoren auf der Makroebene (Periode) und die Generation (Kohorte) einen deutlichen Einfluss auf das Reiseverhalten haben. Einzelne Reiseverhaltenskomponenten (Partizipation, Häufigkeit, Ausgaben) sowie ganze Reiseverhaltensmuster (Touristentypen gebildet aus Reiseverhaltenskomponenten) werden dabei ganz unterschiedlich, zum Teil gegensätzlich, beeinflusst. Das Alter und somit die aktuelle Lebensphase eines Menschen hat einen bedeutenden Einfluss auf sein Reiseverhalten, insbesondere die Entscheidung ob und wie häufig gereist wird. Gerade in der COVID-19-Pandemie spielt das Alter für diese Entscheidung eine noch wichtigere Rolle als das Einkommen, denn Krisen können den Einfluss soziodemographischer Faktoren auf die Partizipationsentscheidung verändern. Über einen längeren Zeitraum betrachtet, neigen Personen mittleren Alters eher dazu, zu reisen und ihr Einkommen für Reisen zu verwenden als jüngere oder ältere Menschen. Genau in diesem Alter ist die Chance, zu einem Touristentypen

mit Lebensführung ohne Kinder zu gehören, am niedrigsten. Dass die Familie einen großen Einfluss auf das Reiseverhalten hat, wird auch an einigen weiteren Stellen der Dissertation deutlich. Anhand eines Touristentypen mit Familienfokus zeigt sich, dass Veränderungen über das Alter stark mit der Lebensphase und Kindern einhergehen. Die starke Relevanz des Reisens für Familien (Stärkung der Familienbindung und des Familienzusammenhalts) zeigt sich nicht nur im Alterseffekt. Auch ein relativ konstanter Generationeneffekt des Touristentyps mit starkem Familienbezug verdeutlicht, dass alle Generationen eine ähnliche Chance haben zu diesem Typen zu gehören. Der Periodeneffekt, der in einigen Studien als vernachlässigbar eingeschätzt wird, stellt sich sowohl bei Betrachtung der Reiseverhaltensmuster als auch bei der Betrachtung der einzelnen Reiseverhaltenskomponenten als durchaus relevant heraus. Besonders bei der grundlegenden Entscheidung, ob gereist wird, spielt er als Haupttreiber neben dem Alter eine wichtige Rolle. Da der Periodeneffekt in vorherigen Studien oft vernachlässigt wurde, tragen diese Ergebnisse zu einem vertieften Verständnis der raum-zeitlichen Veränderungen des Reiseverhaltens bei.

Die Erkenntnisse dieser Studien unterstützen touristische Leistungsträger und politische Entscheidungsträger dabei, ihre Kommunikationsstrategien und Maßnahmen für Tourist*innen besser an die sich wandelnden Bedürfnisse und Verhaltensweisen der Tourist*innen anzupassen, sowohl in Krisenzeiten als auch im langfristigen Kontext. Der Tourismussektor kann durch maßgeschneiderte Angebote, die die Lebensphasen und generationalen Unterschiede berücksichtigen, besser auf die Veränderungen reagieren. Die Studien unterstützen auch politische Entscheidungsträger, indem sie fundierte Erkenntnisse für die Entwicklung von Tourismusrichtlinien und -programmen bereitstellen, die den Bedürfnissen unterschiedlicher Bevölkerungsgruppen gerecht werden. Die Ergebnisse zur COVID-19-Pandemie zeigen, dass das Alter im Pandemie-Jahr 2020 eine bedeutendere Rolle für die Reisebeteiligung spielte, was auf gesundheitliche Bedenken und ein erhöhtes Bedürfnis nach Sicherheit und Hygiene hinweist. Diese Erkenntnisse sind besonders wichtig für Destination Management Organisationen (DMOs), Reiseveranstalter und Reisebüros, um ihre Marketingstrategien anzupassen und Vertrauen durch hygienische Maßnahmen zu stärken.

Bei den Ergebnissen der Dissertation ist jedoch zu beachten, dass es einige Einschränkungen gibt. Die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Länder ist aufgrund der Begrenzung auf Touristen aus Deutschland aller drei Studien begrenzt, insbesondere für Länder mit anderen demographischen oder ökonomischen Voraussetzungen. Jedoch kann davon ausgegangen werden, dass die beobachteten zeitlichen Veränderungen im Reiseverhalten tendenziell auch auf andere Länder mit ähnlichen kulturellen Hintergründen, beispielsweise Länder in Westeuropa, übertragbar sind. Es ist allerdings wichtig, dabei landesspezifische Strukturen des touristischen Verhaltens zu berücksichtigen. Es wäre daher von Vorteil, weitere Studien in verschiedenen geographischen Regionen durchzuführen, um die Ergebnisse auf andere Kontexte zu überprüfen.

Bezüglich der APC-Analyse in Studie 1 und 2 lässt sich feststellen, dass eine perfekte Trennung der Zeiteffekte im Allgemeinen nicht möglich ist (Identifikationsproblem), da jede zeitliche Dimension eine lineare Kombination der beiden anderen darstellt ($\text{Alter} = \text{Periode} - \text{Kohorte}$). Jedoch ermöglicht das gewählte Vorgehen innerhalb der APC-Analyse (Studie 1 und 2) basierend auf einer Vorgängerstudie (Weigert et al., 2022) eine gute approximative Trennung der Effekte.

Die Studiendesigns basieren auf wiederholten, jährlich repräsentativen Querschnittsdaten sowie dem Einsatz moderner statistischer Methoden. Dabei ist ein langer Zeitraum Voraussetzung für die „Entwerrung“ der zeitlichen Strukturen. Wiederholte Querschnittsdaten, wie in Studie 1 und

2 über einen langen Zeitraum und Studie 3 in einem kurzen zeitlichen Vergleich verwendet, bei denen jährlich neue Stichproben aus derselben Population gezogen werden, bieten wertvolle Einblicke in zeitliche Trends und Veränderungen. Wiederholte Querschnittsdaten liefern jedoch keine Informationen über die Entwicklung einzelner Personen im Zeitverlauf (Reisebiographien). Um einzelne Reisebiographien analysieren zu können, wären zukünftig Panelstudien, trotz ihrer hohen Kosten, wünschenswert. Wiederholte Querschnittsdaten ermöglichen jedoch Aussagen bezüglich des Durchschnitts zu formulieren und Veränderungen im Verhalten oder in den Einstellungen über die Zeit hinweg zu verfolgen, ohne dass dieselben Personen über lange Zeiträume hinweg beobachtet werden müssen. Diese Art der Datenerhebung kann dabei helfen, Muster und Trends zu identifizieren, die durch einmalige Erhebungen möglicherweise übersehen werden.

6 Abdrucke der Publikationen

Inhalt

6.1	Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travellers	33
6.2	Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand	78
6.3	Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables.....	98

6.1 Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travellers

Autor*innen:	Elisabeth Bartl, Maximilian Weigert, Alexander Bauer, Jürgen Schmude, Marion Karl, Helmut Küchenhoff
Jahr:	2024
Zeitschrift:	European Journal of Tourism Research
Status:	Akzeptiert
Eigener Beitrag:	Der interdisziplinäre Forschungsansatz dieser Veröffentlichung stellte die Zusammenarbeit der Autor*innen in den Mittelpunkt. Als Erstautorin war ich federführend für die Konzeptentwicklung, die Literaturrecherche, die Ergebnisdiskussion, den praktischen und theoretischen Beitrag sowie das Verfassen des Artikels verantwortlich. Die Datenbereinigung und -analyse sowie die Ergebnisinterpretation erfolgten in enger Abstimmung mit den Co-Autor*innen.

Hinweis:

Der folgende Abdruck entspricht der Originalversion des Aufsatzes. Das Originaldokument wurde zur Optimierung der Lesbarkeit an das Druckformat der vorliegenden Arbeit angepasst. Der Abdruck erfolgt mit Genehmigung des Verlags. Alle Rechte verbleiben bei Varna University of Management.

Understanding travel behaviour patterns and their dynamics:

Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travellers

Abstract

This study examines how travel behaviour patterns change over time. It addresses the limitations of traditional segmentation studies, which often focus on static snapshots of travel behaviour. A comprehensive approach is proposed, integrating multi-dimensional segmentation and temporal analysis. Based on a large, repeated, cross-sectional dataset (1983–2018) from Germany, the study employs a research design that combines fuzzy clustering, to identify distinct tourist types including their heterogeneous behaviour, and additive logistic regression analysis, to analyse temporal changes in travel behaviour patterns. The findings reveal five tourist types based on their travel behaviour. These tourist types differ in sociodemographic characteristics and are related to each other. The chance of belonging to those tourist types changes over a tourists' life cycle (age), over time due to external factors (period) and across generations (cohort), providing insights into evolving travel behaviour. The findings from this study can help tourism stakeholders to adapt their strategies to changing tourist behaviour and improve destination management and marketing efforts.

Key Words: Travel behaviour, tourist segmentation, longitudinal study, fuzzy clustering, cluster analysis, APC analysis

Introduction

Understanding travel behaviour is crucial in tourism research (Pearce, 2005) as it has a direct impact on tourism stakeholders such as tour operators and destination management organisations. Travel behaviour encompasses many dimensions (e.g. destination choice). Current manifestations of these travel behaviour dimensions can be seen in travel behaviour patterns of Germans (FUR, 2024a); for instance, 22% choose domestic destinations, while 78% prefer to travel abroad, with Spain (14%) and Italy (8%) being particularly popular destinations, since over 20 years. Additionally, the average length of stay is approximately 13 days, with 56% of travellers opting for hotel accommodations. In terms of transportation, 47% travel by aeroplane, while 41% use motorised private transport, and the average travel expenses amount to 1,337 EUR.

Travel behaviour varies with age, due to external factors (e.g. the COVID-19 pandemic; Filimon et al., 2022) and across generations (Lin et al., 2023; Weigert et al., 2022). While a broad field of research explores travel behaviour, tourism studies still predominantly ignore the behaviour's dynamic state (Fu et al., 2022; Wong et al., 2016), primarily using cross-sectional approaches to describe a single point in time rather than evolving developments. Ignoring temporal changes can lead to inappropriate policy and planning decisions that do not account for how circumstances and conditions evolve over time. This study contributes to the understanding of the dynamic nature of travel behaviour by simultaneously analysing different key dimensions that shape travel behaviour and differentiating the temporal dimensions (age, period and cohort) over which behaviour changes. It is based on a large-scale, representative survey and modern statistical techniques.

Tourist segmentation – a popular approach with strong application in tourism practice – can segment heterogeneous populations into homogeneous groups (tourist types) that are dissimilar to one another (Dolnicar et al., 2018). Such segmentation approaches identify multiple groups at the individual level, with each group having its own distinct characteristic travel behaviour. However, classical segmentation studies are not without limitations: first, even though there is a wide range of segmentation studies providing meaningful insights into specific travel behaviour dimensions (e.g. activity; Derek et al., 2019) or themes (e.g. sustainability; Holmes et al., 2021), an overview of travel behaviour patterns is still lacking. Second, the rigid separation of types does not reflect individual, multi-optional (Egger, 2024) and hybrid tourist behaviour (Boztug et al., 2015). Most importantly, segmentation studies tend to focus on a

specific point in time (e.g. Xia et al., 2010) and do not provide any information on temporal changes. The different segmentation studies show that travel behaviour is not characterised by a single travel behaviour dimension but by several different dimensions. Temporal studies investigating travel behaviour usually focus on only one travel behaviour dimension (e.g. travel expenses; Bernini & Cracolici, 2015) and, therefore, fail to offer a comprehensive view.

The objective of this study is to examine changes in travel behaviour patterns over time by combining a tourist segmentation approach with statistical modelling (additive logistic regression analysis). First, the tourist segmentation approach reveals which tourist types exist over the investigated time period (1983–2018) and ensures the comparability of the tourist types by considering all data simultaneously and independently of time. To account for multi-optional (Egger, 2024) and hybrid tourist behaviour (Boztug et al., 2015), the researchers apply a “fuzzy” clustering approach that enriches the type definitions by defining each type as a combination of different “typical” tourist characteristics. In the second step, statistical modelling is applied. Using additive logistic regression analysis, the researchers examine how travel behaviour patterns, represented in the tourist type distribution, change over time. For this purpose, the researchers disentangle age, period and cohort effects based on conceptual considerations by McKercher (2023) and a methodological approach developed by Weigert et al. (2022). This combination of approaches is applied to the German source market, which plays an important role for tourism in Europe. This is exemplified by the fact that, in 2022, 82% (approximately 55 million trips lasting at least five days) of all destinations visited by German travellers were within Europe (FUR, 2023).

This study advances tourism literature with three major contributions. First, temporal changes in travel behaviour patterns are identified. Second, by understanding how travel behaviour evolves over time it becomes possible to envision how similar future events or trends may influence travel behaviour. Third, this research introduces a methodological advancement by combining a computationally efficient segmentation approach for processing large-scale, long-term data at the individual level with statistical modelling.

Literature Review

Tourism segmentation studies

Tourism researchers and practitioners seek a deeper understanding of factors that shape travel behaviour, as this can help practitioners make successful decisions about marketing strategies and resource allocation (Kozak & Decrop, 2009). Among the many travel behaviour dimensions, the following are considered essential: destination choice, travel frequency, length of stay, activities, holiday types, accommodation, means of transport, travel companions and travel expenses (Decrop & Snelders, 2005; Dellaert et al., 1998; Fesenmaier & Jeng, 2000), with destination choice being at the centre of the decision-making process (Dellaert et al., 1998). Although these travel behaviour dimensions have been well researched individually, a comprehensive analysis of travel behaviour patterns is still lacking. Additionally, tourism submarkets are frequently segmented (nature-based tourism: Derek et al., 2019; smart tourism: Gajdošík, 2020; wine tourism: Nella & Christou, 2023; industrial tourism: Riviezzo et al., 2021; cultural heritage tourism: Wang et al., 2023; solo travellers: Yang et al., 2023). However, the analysis of an entire source market is rare.

Segmentation approaches are useful for exploring travel behaviour. In general, two overarching segmentation approaches dominate tourism research (Dolnicar et al., 2018). *Conceptual segmentation* approaches divide tourists into groups in advance (a priori), while *data-driven segmentation* approaches (a posteriori) form typologies based on multivariate analysis techniques, including clustering algorithms, and one or several segmentation criteria. The choice of segmentation criteria is a crucial aspect of data-driven market segmentation. Four basic segmentation criteria (geographic, demographic, psychographic and behavioural) can be distinguished depending on the data available and the research approach (McKercher et al., 2022). Segmentation studies mainly use combinations of sociodemographic, psychographic and behavioural segmentation (Tkaczynski et al., 2009), the latter referring to the behavioural actions of tourists during their holiday trip (McKercher et al., 2022). For instance, Ferreira da Silva et al. (2024) analyse how past experiences and on-site engagement with specific activities shape tourists' cognitive images and loyalty. Hence, it refers to behavioural actions and their impact on tourists' perceptions and loyalty to the destination.

The majority of behavioural segmentation studies have important limitations: they mainly cover isolated travel behaviour dimensions, they strictly separate tourist types and they ignore the

dynamic state of travel behaviour. Many behavioural segmentation studies focus on one particular travel behaviour dimension (e.g. activity: Derek et al., 2019; Fieger et al., 2017, expenditure: Chong & Rudkin, 2020; Ferrer-Rosell & Coenders, 2016), or a particular theme (e.g. sustainability: Holmes et al., 2021, networking: Fan et al., 2019, spatial movement patterns: Xia et al., 2010). For example, Derek et al. (2019) use a cross-sectional study to identify six tourist types based on outdoor activities that differ in their demographic characteristics and spatial behaviour. Despite the abundance of segmentation studies, an overview of travel behaviour patterns is still missing.

The majority of segmentation studies group tourists into rigid segments, with each tourist being exclusively assigned to one segment. However, postmodern tourists have numerous experiences and diverse, sometimes contradictory, attitudes (D'Urso et al., 2016), making it difficult to rigidly categorise them. Postmodernism refers to the "multiplicity and flexibility" of experiences (Uriely, 1997, p. 983) and is discussed in current tourism literature, for example by Wang et al. (2023), who investigate behavioural intentions of postmodern tourists regarding heritage sites. Postmodernity may manifest itself, for instance, in the way that some travellers may choose fast food at the airport but opt for organic restaurants at their destination (D'Urso et al., 2016). Thus, postmodern tourists reflect heterogeneous, multi-optional travel behaviour, which complicates the analysis of travel behaviour (Egger, 2024). As a result, it is hardly possible to predict what the next trip of such tourists might look like based on information about their last trip. The idea of the postmodern tourist is similar to the idea of the hybrid tourist, which is characterised by a lack of stable segmentation membership (Boztug et al., 2015). Based on the assumption of both postmodern and hybrid tourist behaviour, grouping tourists into rigid segments seems inappropriate due to their fluid and quickly changing behaviour (Maoz & Bekerman, 2010). In contrast to crisp segmentation, which is based on the assumption that each tourist can only belong to one rigid segment (cluster) (Dolnicar et al., 2018), a fuzzy approach allows an individual to be assigned to more than one group. Accordingly, in fuzzy clustering, individuals have the potential to belong to several clusters simultaneously. Existing approaches, such as practice-based segmentation introduced in strategic management and marketing literature, further support this perspective by highlighting the fluid and overlapping nature of consumer experiences, particularly in dynamic contexts like festivals (Rihova et al., 2019). This method aligns with the fuzzy segmentation concept by acknowledging that consumers can move across different segments depending on situational factors, reflecting the contextual and temporal variability of their behaviour.

Furthermore, most of the reviewed segmentation studies only focus on a specific point in time (e.g. Xia et al., 2010; Derek et al., 2019; Fan et al., 2019; Holmes et al., 2021), although there are a small number that analyse small to medium time periods. For instance, Ferrer-Rosell & Coenders (2016), who use repeated cross-sectional data (2006–2012) to find six tourist types that exhibit diverse behaviour in reducing expenditures during the economic crisis. Also, Fieger et al. (2017) who identify nine activity-based tourist types and analyse their relationship with travel expenses, holiday type and length of stay in a pooled cross-sectional design (1997–2015). Further, An and Alarcon (2021) segment the rural tourism market by experience analysing a four year time period (2016–2019).

Temporal changes in travel behaviour

Travel behaviour substantially changes over time. These changes are age-specific (age effect), macro level-specific (due to external factors; period effect), or generation-specific (cohort effect) (Lin et al., 2023; Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002).

Travel behaviour changes with chronological age, as crucial life cycle transitions (e.g. retirement) and social roles are age-dependent (Huber et al., 2019). The family life cycle includes nine life cycle stages according to the seminal study by Wells and Gubar (1966). They highlight how families influence their constituent individuals' travel behaviours as the individuals progress through different life cycle stages, for instance, the “bachelor stage”, “full nest stage” or “empty nest stage”. Having a family influences travel behaviour, for instance, through obligations such as childcare (Randle et al., 2019), or because engaging in family leisure activities is considered beneficial for enhancing family functioning and communication (Lehto et al., 2009). Life cycle theory is, therefore, useful for understanding the age effect.

The period effect represents external factors, for example, cultural, social or environmental factors (Yang & Land, 2008), or economic fluctuations (Wong et al., 2016). While such changes influence all ages and generations concurrently (Lin et al., 2023), they tend to result in slow changes in travel behaviour over time.

Generation-specific travel behaviour changes are subsumed under the cohort effect. Mannheim's generational theory (1952) posits that each generation is socialised at a different historical time with different historical events (e.g. wars, crises, epidemics) or social conditions (e.g. educational styles) forming a generations' collective memory. Thus, different generations have different behavioural and attitudinal structures. Adopting generational theory in the

context of travel behaviour, the authors assume – similar to other authors (Lin et al., 2023; McKercher, 2020) – that the resembling socialisation of generations has an impact on travel behaviour and that generational theory helps to interpret the cohort effect.

Besides those studies that analyse temporal changes in travel behaviour focusing exclusively on the decision of whether or not to go on holiday (You & O’Leary, 2000), there are several studies that analyse temporal changes in specific travel behaviour dimensions. All of these studies are based on case studies of specific source markets, which leads to variations in the results, as different cultural backgrounds have an impact on travel behaviour.

- Lohmann and Danielsson (2000) investigate **destination choice** for the German senior market, focusing on the cohort effect, and find that it is predominantly influenced by generational affiliation. Conversely, Chen and Shoemaker (2014) analyse the age and cohort effect simultaneously in the US senior market and find that there is little variation by generation. Weigert et al. (2022) partially agree, as they detect a weakly pronounced cohort effect when looking at destinations divided into distance categories. Furthermore, they find that short-haul trips are more influenced by age (increasing with age) and long-distance trips by macro level factors, such as technological progress (increasing over time).
- Studies investigating the effect of age on **travel frequency** find that certain life events (e.g. retirement) change how often someone travels (e.g. Huber et al., 2019). Other research indicates a rise in travel frequency over time up to 1990 (Oppermann, 1995), with subsequent generations exhibiting higher travel frequency compared to their predecessors (Mattioli et al., 2022; McKercher et al., 2020; Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002).
- In an analysis of 32 international destinations, Gössling et al. (2018) find that the **length of stay** declines by almost 15% between 1995 and 2015.
- Investigating the travel behaviour dimension **activity**, You and O’Leary (2000) highlight that the senior market has become more active. In comparing two generations, Lehto et al. (2008) agree that the Baby Boomers, born between 1947 and 1966, display a cohort that is driven to more physically active travel behaviour than the previous generation.

- Lawson (1991) indicates that the **holiday type** reflects the stage in the family life cycle. Duman et al. (2020) further find that holiday interests and preferences for holiday types are closely related.
- In a case study focused on Thailand, Batra (2009) reveals that senior tourists show a greater preference for staying in hotels, indicating that age positively influences the tendency to choose hotel **accommodation**.
- The choice of **means of transport** has changed over time, for instance in favour of aeroplane use (Ferrer-Rosell et al., 2016).
- A **travel companion**, especially a life partner, has a strong influence on travel behaviour, as travelling has a strong social focus (Huber et al., 2019). For example, especially in older ages, a travel companion's health issues, travel preferences or motivations often have a pronounced influence on the traveller. Beyond a specific age group, Fu et al. (2022) add that life events, including changing situations and developmental challenges, are related to travel companions and change over the traveller's life course.
- A study on the Italian source market finds that travel **expenses** for international travel increase with age and are lower for later generations (Bernini & Cracolici, 2015), while a study on the Chinese source market reveals that tourism expenses decline with age, over historical time and across generations (Lin et al., 2023).

Although these studies provide valuable insights into various dimensions of travel behaviour (in their studied source and target markets), there is a notable absence of an overarching understanding of travel behaviour patterns over time. Moreover, most studies analysing temporal changes in travel behaviour over time do not analyse the three temporal effects simultaneously (e.g. age: Huber et al., 2019, cohort: Lohmann & Danielsson, 2001, age and cohort: Chen & Shoemaker, 2014). In particular, many studies neglect the period effect (Bernini & Cracolici, 2015). However, there do exist a few studies that analyse temporal changes in travel behaviour dimensions and include all three temporal dimensions (Lin et al., 2023; Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002; Weigert et al., 2022).

Methods

Data

The data in this study came from an annual, large-scale, representative, cross-sectional survey on pleasure travel among approximately 7,500 people in Germany (FUR, 2020). In face-to-face interviews, the respondents described their travel behaviour (e.g. destination, travel frequency, activities) for all trips conducted in the previous year with a minimum length of five days. The response rate each year amounted to 75%. Survey data were obtained at the individual level and were representative in terms of federal state, city size, age, gender, household size and income, education level and citizenship. For additional information on the survey content and the data collection process, see FUR (2024b), and on the survey design, exemplary for the 2016 survey, see FUR (2018). As the topics remained largely stable over time, the researchers created a matched dataset containing 36 years (1983–2018) and 158,065 observations. The study focuses on times of consistent change as long-term changes in travel behaviour are of interest. Thus, the COVID-19 pandemic period was excluded to avoid unstable modelling and overfitting, potentially caused by a sharp drop in travel participation (Schmude et al., 2021). The underlying survey was only conducted in Western Germany, before German reunification, so the researchers continued with this limitation and only analysed data from Western German regions to ensure a consistent population across all the years.

(Dis)Similarity of travel behaviour

To find similar groups (tourist types/clusters), the researchers defined the (dis)similarity of tourists' behaviour based on an exhaustive set of travel characteristics, comprising nine dimensions: destination, travel frequency, length of stay, activities, holiday types, accommodation, means of transport, travel companions and travel expenses. These nine dimensions are the central characteristics recognised in the literature (Decrop & Snelders, 2005; Dellaert et al., 1998; Fesenmaier & Jeng, 2000). Each of these dimensions is measured by one or more sub-dimensions (Table A.1).

The first dimension, **destination**, comprises three sub-dimensions: (i) *Trips to specific regions* – this specifies the tourist's choice of destination (Dellaert et al., 1998); (ii) *Destination of main trip* – this highlights the importance of the main trip, which is characterised as the most personally relevant trip within a year, lasting at least five days; and (iii) *tourist's choice of*

popular destinations – this takes into account if a tourist travels to potentially unusual destinations. The researchers measured these sub-dimensions on the basis of destinations visited by tourists at the national level, divided into eight regions (Central Europe, Northern Europe, Eastern Europe, Further Mediterranean, Southern Europe, Southeastern Europe, Western Europe, Long-distance) (Table A.1). The European regions are categorised according to Jordan (2005), with the addition of the regions Further Mediterranean (e.g. Egypt, Turkey), which plays an important role in German destination choice, and Long-distance. For the third sub-dimension, tourist's choice of popular destinations, the popularity of a destination was defined based on the proportion of trips to the respective destination out of all trips in the data within a year. To account for unusual destinations, the authors included the smallest popularity value out of all visited destinations for every tourist, considering that a tourist can take multiple trips per year.

The second dimension, **travel frequency**, consists of three sub-dimensions (*number of trips in the previous year, two years ago and three years ago*). The third dimension, **length of stay**, is measured by the longest trip taken by a tourist. The researchers divided the categorisation of the fourth dimension, **activities**, into five sub-dimensions (*regeneration, social activities, self-interests, excursions, sports*) as indicated by FUR (2020). The sub-dimension *excursions* was further divided into five sub-sub-dimensions to include more detailed information. Due to changes in the underlying survey during the 36 year time period, for data up to 1995, the activities data refer to only the main trip; for later years, the activities data refer to all the trips made. The fifth dimension, **holiday types**, comprises specific tourism product categories (e.g. wellness holidays) that represent the tourists' preferences for travel and the type of organisation (individual trip or package trip). Thus, holiday types are represented by two sub-dimension: (i) *Type of travel*, which contains seven categories (*health, activity, education, cruise, sightseeing, family, beach*) chosen by a tourist in at least one trip per year and (ii) *type of organisation of the main trip (package tour)*.

Accommodation and **means of transport** are represented by binary variables indicating whether a particular category (e.g. hotel) was visited or used on at least one trip. To include information about the **travel companions** in a concise way, the researchers incorporated whether the tourist travelled with household members or not. Further, whether the tourist was accompanied by young children (0-5 years) was added, as young children, in particular, are known to influence travel behaviour (Randle et al., 2019). Thus, the three sub-dimensions on

travel companions describe the proportion of trips made with *people from the same household*, with *people from other households* and with *young children*. Finally, **travel expenses** comprise the total amount of inflation-adjusted and effective expenses over all trips to account for changes due to inflation and financial synergies in one household based on calculations of household income from Hagenaars et al. (1995).

Assessing pairs of observations requires a definition of the statistical (dis)similarity metric. For each of the sub-dimensions considered, this metric was individually chosen to match the scale of the variables. For numeric and ordinal scales, the Manhattan distance was used on a standardised scale between 0 and 1. For nominal scales, the research team computed dissimilarity by defining entries with distance 0 for equal entries and distance 1 for differing entries. For all sub-dimensions consisting of several binary variables (multi-categorical scale), the Jaccard distance was applied, which assumes equality of two observations regarding one category only if there is a positive entry (entry 1) for both.

The global dissimilarity between two travellers was calculated as the weighted sum of the dissimilarities for each travel behaviour dimension, with destination – the central dimension in the travel decision-making process (e.g. Dellaert et al., 1998) – weighted twice and all other dimensions weighted once. Within each dimension, the overall dissimilarity was calculated as the average of the dissimilarities of all individual variables. This procedure ensured that the representation of all dimensions in the overall dissimilarity measure was independent of the number of variables used to measure the travel behaviour dimensions.

Static Clustering

The chosen **clustering strategy** for identifying tourist types was based on the Partitioning Around Medoids algorithm (PAM; Kaufman & Rouseeuw, 1990), a partitioning clustering approach in which each cluster is represented by a *medoid*, which is an actual observation of the data. Compared to the popular, efficient and easy to implement k-means algorithm (Dolnicar et al., 2018), PAM leads to more robust results and is particularly advantageous for analyses with many different segmentation criteria with different structures (Kaufman & Rouseeuw, 1990). Given a prespecified number of clusters, the algorithm aims to minimise the sum of distances between the observations and the closest cluster medoid.

The original PAM algorithm has two major drawbacks with respect to the application in this study. First, it inevitably leads to hard clustering solutions where every observation is uniquely assigned to one specific cluster. Such strict assignments contradict the idea of tourists with multi-optional and hybrid behaviour, potentially sharing characteristics of multiple clusters. This issue was overcome by relying on the principle of fuzzy clustering (Krishnapuram et al., 1999), which is a soft clustering solution in which each observation is assigned an individual weight (membership score) between 0 and 1 for each cluster. Fuzzy clustering allowed the researchers to differentiate between tourists who clearly belonged to one cluster (forming the respective *core cluster*) and tourists with characteristics of two or more clusters (forming *fuzzy clusters*). A second drawback of the PAM algorithm is that it is poorly suited to large and high-dimensional data – storing the complete distance matrix between all 158,069 travellers would have required about 93 GB of memory. To circumvent this, and to ensure reasonable computational times, the CLARA algorithm (Kaufman, 1986) was used, which estimates multiple cluster solutions on sub-samples of data and chooses the optimal solution. The more sub-samples used, and the larger they are, the more robust the cluster solution will be. In practice, this approach has proven to lead to an efficient and robust estimation of clusterings.

The research team used the clustering strategy implemented in the R package ‘fuzzyclara’ (Weigert et al., 2023), which provides a slight adaptation of the CLARA algorithm, and combined it with the principle of fuzzy clustering. The Fuzzy-C-Medoids algorithm (Krishnapuram et al., 1999) was applied, which the research team considers to be a fuzzy version of PAM, that minimises the sum of the weighted distances. The algorithm was applied to each sub-sample and allowed computing membership scores for the full dataset based on the obtained clustering solutions in the sub-samples. The best clustering solution was eventually chosen by minimising the sum of the weighted distances. The detailed clustering algorithm can be found in Appendix B.

In the application of the Fuzzy-C-Medoids algorithm, the researchers balanced the dataset in terms of observations per year to avoid overrepresentation of specific years in the final clustering solution. Out of the remaining 114,480 observations, 20 sub-samples of size 10,000 each were randomly selected. To choose the number of clusters for the final solution, the researchers re-estimated the clustering approach several times with 1 to 8 clusters. The potentially heterogeneous travel behaviour was accounted for by differentiating between the core and fuzzy clusters. Tourists were considered as members of a core cluster if their

membership score to the cluster with the closest medoid was higher than 0.5. All other tourists were considered to belong to fuzzy clusters, which were defined by the two clusters with the highest membership scores, taking into account their order.

Statistical modelling

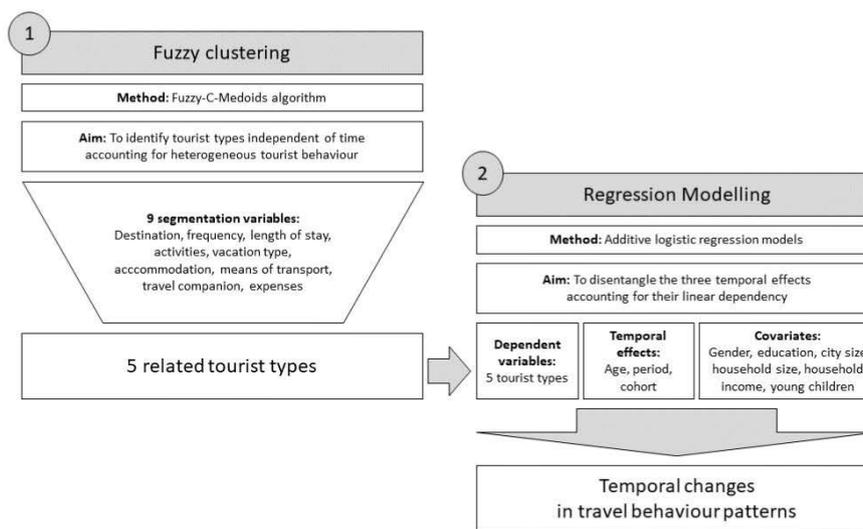


Figure 1. Flow chart illustrating the chosen methods and variables. Source: Authors' own elaboration.

The clustering strategy described above resulted in a static tourist typology, based exclusively on travel-related variables. Further, the long-term dataset enabled the investigation of potential developments in the composition of the individual clusters over time (using statistical modelling). Such analyses were only possible due to the chosen strategy to obtain a global clustering solution over the whole time period being considered, of 36 years. While the researchers consider this strategy as strongly beneficial for the research question, it comes at the expense of not being able to detect new or vanishing clusters, which may have occurred only temporarily. To investigate this issue, the researchers conducted a sensitivity analysis by applying static clustering only to the first eight survey years (1983–1990) and the last eight survey years (2011–2018), to check for potential sub-clusters present only at the beginning or end of the study period. For the last eight years, similar clusters to the global clustering solution

over 36 years were obtained. For the first years, the general structure was also in line with the obtained overall clustering solution, except that clusters 1 and 2 were combined into a single cluster at the expense of a new cluster with slightly higher travel frequencies to Further Mediterranean regions. The larger differences from the overall clustering solution compared to the first years may be explained by the more unbalanced distribution of overall clusters in the first years.

To properly account for temporal development in this long-term study, age, period and cohort effects were included in the regression models, according to the approach outlined in Weigert et al. (2022) and Bauer et al. (2022). The researchers analysed five birth cohorts (Silent Generation 1939–1946, Baby Boomer 1947–1966, Generation X 1967–1982, Generation Y 1983–1994, Generation Z 1995–2010). For each (core or fuzzy) cluster, the binary variable ‘tourist i belongs / does not belong to the cluster’ was modelled via an additive logistic regression model. The model included a non-linear, tensor-product surface between age and period, and the following covariates to consider additional influencing factors: gender, educational level, household size, the presence of young children under five years, the weighted and inflation-adjusted household net income, and the city size. Controlling for all these effects guaranteed comparability between the individual models and isolated the impacts of the influencing factors from the temporal effects of interest. A detailed overview of all the estimated covariate effects included in the model is given in Appendix E.

Area under the curve (AUC) values were used to evaluate the model’s performance via ten-fold cross validation. The results obtained showed an acceptable goodness-of-fit, with AUC values between 0.59 and 0.69 for the general cluster models and between 0.59 and 0.73 for the core and fuzzy cluster models. All statistical analyses were conducted in the open-source software R (R Core Team, 2023). Code for the statistical analysis is publicly available in the accompanying open-source GitHub repository (Bauer & Weigert, 2024).

Results and discussion

Identification and description of tourist types and their relationships

First, this chapter presents the five tourist types (also referred to as clusters) obtained in the static clustering to give an overview of common travel behaviour patterns. Based on the fuzzy

cluster analysis, five tourist types lead to the most substantially meaningful and statistically sound results (Appendices C and D). Table 1 portrays each tourist type by delineating its dominant travel characteristics for each travel behaviour dimension. Non-dominant characteristics can be found in Appendix C.

Table 1. Overview of the five tourist types (columns) showing their dominant characteristics for various travel behaviour dimensions (rows).

Travel behaviour dimensions	Tourist types				
	Cluster 1 N=25,566	Cluster 2 N=38,184	Cluster 3 N=35,997	Cluster 4 N=32,194	Cluster 5 N=26,128
Destination	Further Mediterranean region (45.5%)	Southern Europe (75.5%)	Central Europe (52.8%)	Central Europe (53.3%)	Central Europe (94.0%)
Travel frequency	1 trip in preceding year (76.7%)	1 trip in preceding year (79.8%)	1 trip in preceding year (69.9%)	1 trip in preceding year (78.3%)	1 trip in preceding year (85.5%)
Length of stay	13-15 days (39.5%)	13-15 days (48.5%)	13-15 days (28.0%)	13-15 days (38.5%)	13-15 days (31.9%)
Activities	Culinary (76.2%)	Culinary (73.4%)	Culinary (65.5%)	Culinary (69.9%)	Excursions (67.4%)
Holiday type	Package tour (68.7%)	Package tour (80.1%)	Active (49.8%)	Family (51.8%)	Health (41.8%)
Accommodation	Hotel (74.8%)	Hotel (83.5%)	Hotel (59.2%)	Holiday home (76.5%)	Hotel (61.3%)
Means of transport	Aeroplane (93.8%)	Aeroplane (84.9%)	Motorised private transport (62.7%)	Motorised private transport (89.7%)	Motorised private transport (77.6%)
Travel	Living in same	Living in same	Living in other	Living in same	Living in same

companions	household (51.3%)	household (72.5%)	household (43.5%)	household (89.6%)	household (87.3%)
Travel expenses	High (€2,224)	High (€1,885)	Middle (€1,470)	Low (€1,297)	Low (€1,049)

Note: Each cluster includes core and fuzzy types. To account for inflation and the discrepancy between household and travel group, the researchers use inflation-adjusted travel expenses per adjusted traveller according to (Hagenaars et al., 1995). Numbers in brackets refer to relative frequencies for categorical variables and arithmetic means for numerical variables. Due to multiple response options, proportions of characteristics within clusters do not sum up to 100%.

In addition to the characteristics employed for clustering, the researchers use external sociodemographic variables – not incorporated in the clustering algorithm – to characterise the five tourist types (Table 2).

- Cluster 1 mainly visits the Further Mediterranean region (e.g. Egypt), preferably as part of an organised package tour. Compared to the other types, tourists in Cluster 1 travel most often to long-distance destinations (e.g. Canada), participate in a variety of holiday types (beach, education, health, cruise, sightseeing) and activities (culinary, excursions, culture, nature, sports). They travel by aeroplane, use cruise ships and spend the highest amount on travelling. The sociodemographic profile of Cluster 1 reveals that it is the youngest cluster, with a mean age of 43 years, and that its members have a relatively high mean income per month, at €3,010.
- Cluster 2 predominantly visits Southern Europe (e.g. Italy), takes package tours and travels by aeroplane. This young cluster (mean: 44 years) not only has a relatively high income (mean: €3,106) but also resembles Cluster 1 in most dimensions, except for their destination choice.
- Cluster 3 predominantly visits Central Europe (e.g. Germany). It prefers active holidays (e.g. adventure holidays), especially in contrast to the other types of tourists. Individually, tourists in Cluster 3 primarily stay in hotels, visit friends and relatives (VFR) and go camping slightly more often than the other clusters. It is notably distinguished by the prevalence of travel companions mainly from outside the household. Cluster 3 is the most diverse in terms of the means of transport used, with train, bus and caravan being used most often compared to the other clusters. Cluster 3

- is relatively old (mean: 48 years), has the highest number of tourists living in a single household and the lowest income (mean: €2,666).
- Cluster 4 also prefers to travel to Central Europe, with its favourite holiday type being family vacations. When compared across tourist types, this type most often participates in social activities (e.g. conversations), self-interest activities (e.g. reading a book) or activities in leisure facilities (e.g. theme park) and uses motorised private transport as its preferred means of transport. In contrast to all the other tourist types that favour hotels, Cluster 4 stands out as having holiday homes as its most frequent choice of accommodation. Cluster 4 tourists preferably travel with travel companions who live in their household (90%). Finally, Cluster 4 is young (mean: 44 years), earns the most (mean: €3,149) of all the tourist types and has the most tourists with young children (21%) and the least single households.
 - Cluster 5 travels almost exclusively to Central Europe (94%) and prefers popular destinations. It further prefers health-oriented holidays (e.g. wellness) and in addition to its preference for excursions it enjoys regenerative activities (e.g. taking a rest) and spends the least (€1,049) of all the tourist types. Cluster 5 mainly travels with people living in the same household (87%). It is the oldest cluster (mean: 50 years), has the fewest high school, college and university graduates and the highest number of tourists living in a two-person household. Single households are relatively rare in Cluster 5 (12%).

Table 2. *Sociodemographic profiles of the five tourist types. P-values for group comparisons were deliberately not calculated since the large cluster sizes would lead to purely significant p-values, also for minimal group differences.*

Variable	Value	Tourist types				
		Cluster 1 N= 25,566	Cluster 2 N=38,184	Cluster 3 N=35,997	Cluster 4 N=32,194	Cluster 5 N=26,128
Gender	Male	47.8%	46.2%	46.8%	45.0%	46.6%
	Female	52.2%	53.9%	53.2%	55.0%	53.4%
Age	Mean	43.0	44.3	48.0	43.6	50.4
	Standard deviation	15.9	16.1	18.8	14.8	16.7

Birth year (cohort)	Mean	1960	1958	1951	1959	1949
	Standard deviation	17.0	17.5	19.7	16.1	18.1
Household net income*	Mean	€3,010	€3,106	€2,666	€3,149	€2,826
	Standard deviation	€1,736	€1,652	€1,662	€1,535	€1,420
Education	Junior high school	35.9%	40.7%	47.1%	42.3%	56.1%
	Secondary school	36.2%	37.1%	28.9%	35.4%	29.5%
	High school	16.0%	13.1%	13.0%	11.9%	7.8%
	University/college	11.9%	9%	11%	10.3%	6.6%
Household size	1	36.2%	22.1%	41.9%	8.3%	11.5%
	2	35.1%	42.4%	31.3%	33.8%	49.4%
	3	14.7%	18.6%	12.9%	21.9%	18.2%
	4	10.6%	13.5%	10.5%	26.5%	15.4%
	>4	3.4%	3.3%	3.4%	9.5%	5.6%
Young children**	yes	5.2%	8.9%	2.4%	20.7%	13.4%
	no	94.8%	91.1%	97.6%	79.3%	86.6%
City size	<5,000 inhabitants	11.2%	11.4%	12.4%	12.5%	14.7%
	5,000-49,999 inhabitants	40.0%	42.6%	41.8%	45.8%	45.6%
	50,000-99,999 inhabitants	10.0%	9.9%	10.1%	10.5%	10.1%
	100,000-499,000 inhabitants	19.3%	18.4%	18.2%	16.3%	15.8%
	>500,000 inhabitants	19.4%	17.7%	17.6%	14.9%	13.7%

Note: Each cluster includes core and fuzzy types. *Monthly household net income is weighted and inflation-adjusted. **Young children refers to children under 5 years old.

To examine multi-optional and hybrid tourist behaviour, and to gain insights into the relationships between the tourist types, the researchers assess whether the tourist types consist of tourists who uniquely belong to only one tourist type (core type) or share characteristics of two tourist types (fuzzy type). In clusters 2 and 4, about half of the tourists belong only to the core cluster, while in clusters 1 and 5 it is less, at about one third. In Cluster 3, only approximately 8% of the tourists belong to the core cluster, resulting in a more diverse tourist

type. Observing the relationships between the tourist types (Figure 2), one can find close connections between clusters 1 and 2 as well as clusters 3 and 5, indicated by the tourists belonging to the overlapping fuzzy clusters. Another close, but less pronounced connection exists between clusters 3, 4 and 5. Clusters 1 and 5 are very distinct, as a fuzzy cluster between these clusters is almost non-existent (comprising only 14 tourists). The close connections are mirrored in the respective travel behaviours and their sociodemographic profiles. Clusters 1 and 2, unlike the other three clusters, do not primarily visit Central Europe. Instead, they prefer the Further Mediterranean region and Southern Europe, taking package tours, travelling by aeroplane and spending a high amount on their trips. They are young and have rather high income. Clusters 3 and 5 travel mainly to Central Europe, use motorised private transport and enjoy health-oriented holidays. Their sociodemographic profile shows that they are the oldest clusters with rather low income. Besides clusters 3, 4 and 5 all choosing Central Europe as their preferred destination, these clusters all prefer to use motorised private transport. Also, clusters 3 and 4 favour an active holiday. Unlike clusters 3 and 5, Cluster 4 is younger and has a higher income.

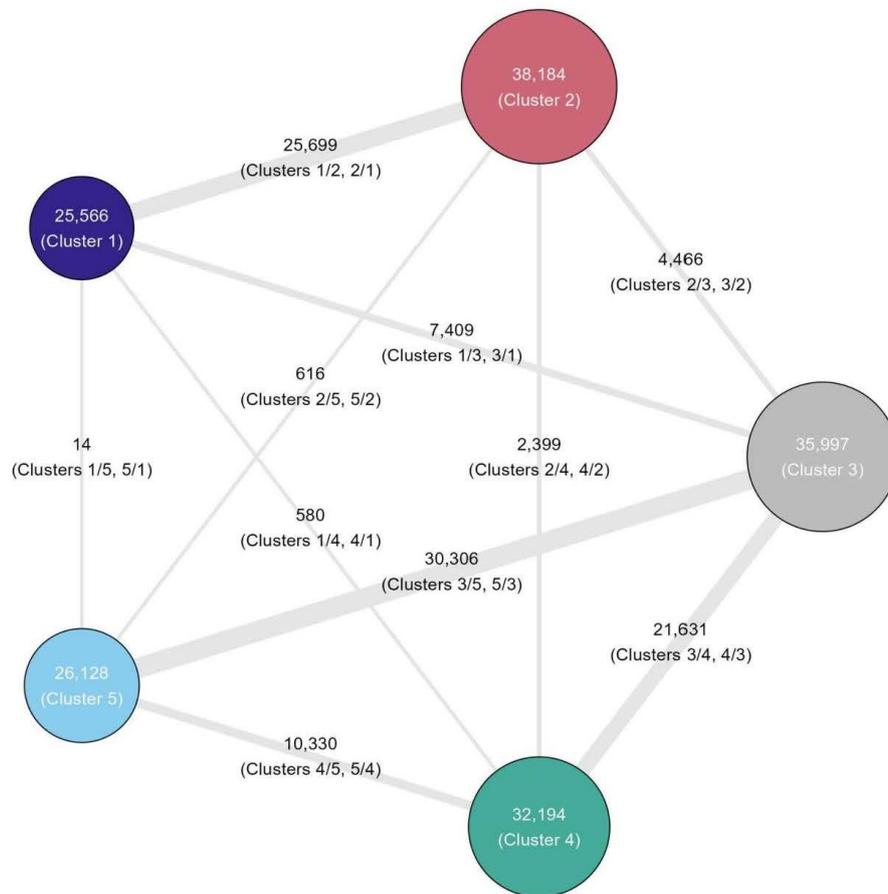


Figure 2. Overview of tourist type sizes and the relationships between the tourist types. Circles (and their sizes) represent the number of tourists in the respective clusters (core and fuzzy clusters). Lines (and their thickness) represent the number of tourists in the two respective fuzzy clusters. Fuzzy clusters are labelled 'A/B', indicating that the respective observations have the highest probability of belonging to cluster A and the second highest probability of belonging to cluster B.

Empirical analysis of changes over age groups, period and cohorts

Based on the logistic regression models discussed in the Methods section, the researchers analyse the occurrence of travel behaviour patterns over tourists' life cycles, over time in general

and between generations. In particular, one set of age, period and cohort effects is estimated, each for belonging to every specific tourist type. The estimated effects are reported as odds ratios (ORs), which can be interpreted as the factor that affects the chance that a person belongs to a certain tourist type (e.g. Cluster 1). An OR above or below 1 implies an augmented or decreased chance of occurrence, respectively. Figure 3 illustrates the estimated temporal effect structures.

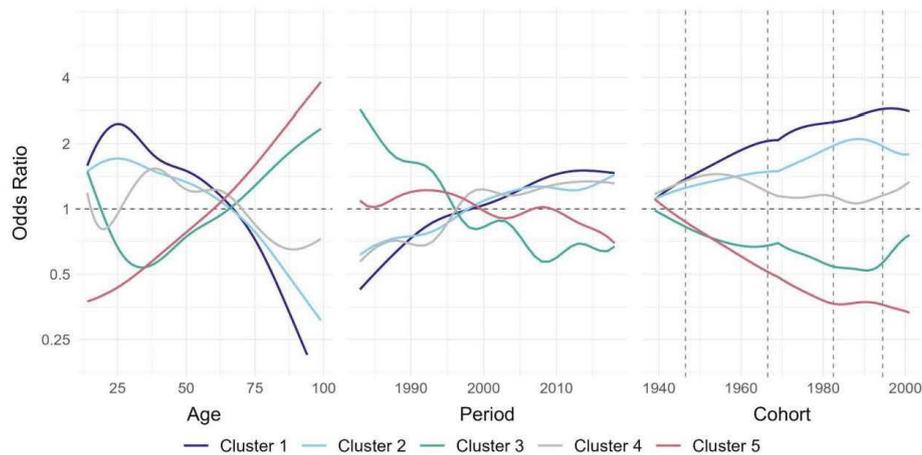


Figure 3. Estimated marginal age (left column), period (middle), and cohort (right) effects for cluster affiliation on log2 scale in terms of odds ratios (ORs). The cohort effect is displayed for birth years from 1939 onwards, with dashed vertical lines marking the boundaries between the defined generations.

The results show that all five tourist types change across all three temporal dimensions, emphasising the temporal variability of travel behaviour (e.g. Fu et al., 2022; Oppermann, 1995; Wong et al., 2016). The tourist types can be further aggregated into three groups that exhibit similar temporal structures: clusters 1 and 2, clusters 3 and 5, and Cluster 4. The first of these groups displays a subordinate negative age effect, combined with a positive period and a positive cohort effect on the chance of a tourist belonging to clusters 1 and 2. Accordingly, people are less likely to belong to clusters 1 and 2 as they get older, while the chance of belonging to these clusters increases over time, regardless of the tourist's age and generation. Further, later generations are more likely to belong to clusters 1 and 2 than earlier generations. The temporal dynamics of the second group, clusters 3 and 5, present a contrast to those of the

first group. The chance of belonging to these clusters increases with age, decreases fluctuating over time and decreases across generations. Similar to clusters 1 and 2, Cluster 4 reveals a negative age effect and a positive period effect, albeit with more variation. The cohort effect for Cluster 4 is fairly consistent across generations. Due to the strong relationships between the clusters (observed via the large number of fuzzy clusters) and due to their similar temporal effects, the results are presented in a condensed format below. Changes due to age using life cycle theory, changes due to external developments, and changes due to generations using generational theory are discussed.

Summary of temporal analysis

Analysing the temporal effects reveals a similar structure for clusters 1 and 2. The tendency to belong to Cluster 1 is highest at age 25 (OR 2.46) and decreases thereafter. Cluster 2 develops similarly, with a less pronounced peak at age 25 (OR 1.71). The family life cycle theory (Wells & Gubar, 1966) aims to explain how travel behaviour evolves over a person's lifetime. Using the life cycle stages from the life cycle theory, one can find that young adults (“bachelor stage” and “newly married”) exhibit the highest tendency to belong to clusters 1 and 2. Considering their underlying motivation structure, self-dependent young adults deliberately seek out adventure and distant destinations (Karl, 2018). Clusters 1 and 2 comprise these distant destinations, especially in comparison to the other clusters. The surplus of long-distance destinations in Cluster 1 provides an explanation for the pronounced peak at age 25. The chance to belong to Cluster 1 rose from 1983 (OR 0.43) onwards and is 244% higher for tourists in 2018 than in 1983 (OR 1.46).

Similar to the age effect, the period effect for Cluster 2 resembles the period effect for Cluster 1, starting from a higher position (OR 0.61) than Cluster 1 and with a small dip in 2012 (OR 1.22). The rising period effect of clusters 1 and 2 can be traced back to their chosen destinations, which are further away than the destinations of the other three clusters. Findings by Weigert et al. (2022) support this result, as they reveal that long-distance trips increase over time due to macro level developments. Further, clusters 1 and 2 predominantly use the aeroplane as means of transport, consistent with the fact that aeroplanes have become more important over the years (Ferrer-Rosell et al., 2016).

The rising cohort effect demonstrates that later generations are more inclined to be part of clusters 1 and 2 than earlier generations, with this tendency being strongest for Cluster 1.

Applying the principles of generational theory (Mannheim, 1952) suggests that later generations develop a similar travel behaviour (high tendency to belong to clusters 1 und 2) because of shared memories and experiences. For instance, later generations experienced their first holiday abroad at a younger age and travelled abroad more frequently with their parents compared to earlier generations (Mattioli et al., 2022). Additionally, the early socialisation of later generations indicates that they will continue to travel abroad as they age. In this regard, Li et al. (2013) find – for the US source market – that later generations express a desire to travel abroad in the future, to prefer excursions and shopping, and to seek out non-mainstream destinations that promise deeper and more enriching experiences. These preferences are reflected in the characteristics of clusters 1 and 2 (destination choice, preference for excursions and shopping).

Clusters 3 and 5 demonstrate a similar temporal structure to each other. Their age effects are overall positive. The age effect of Cluster 3 is u-shaped, with a minimum at age 34 (OR 0.54) and a steady increase from then on. Accordingly, the chance to belong to Cluster 3 is least likely for people in their thirties. Using the life cycle stages (Wells & Gubar, 1966) shows that the low chance of belonging to Cluster 3 occurs during the “newly married stage” and “full nest stage”. Hence, the chance to belong to Cluster 3 is lower in these stages and rises with increasing age. The sociodemographic profile explains this finding – with the highest number of single households, the lowest number of young children in the household and tourists predominantly travelling with people from other households, Cluster 3 has a lifestyle that typically does not include children. The chance of belonging to Cluster 5 rises continuously with age, which is consistent with it being the tourist type with the highest mean age. As older people have a lower affinity to risk (Karl, 2018), it is plausible that Cluster 5 prefers popular destinations and mainly travels to Central Europe.

The period effect shows that the chance to belong to Cluster 3 starts high in 1983 (OR 2.86), declines steeply until 2009 (OR 0.57) and is then shaped as a small inverted U. The period effect for Cluster 5 shows a wavelike development, with a low amplitude and a positive period effect until 1998, followed by a negative period effect that decreases from 2008 (OR 1.02). This means, for instance, that people with the same sociodemographic and economic characteristics are less likely to belong to clusters 3 and 5 in 2018 than they are in 1983. The chance to belong to clusters 3 and 5, which represent more traditional tourist types, declined over the years at the

expense of clusters 1 and 2, which played a subordinate role in the early years and became more dominant in later years, partly due to technological advances (Cohen et al., 2014).

Belonging to Cluster 3 is less common in later generations than in earlier generations, and even less so for Cluster 5. The presence of clusters 3 and 5 predominantly among earlier generations is expected, as the travellers within these clusters were socialised during times when, for instance, air travel was not as widespread as it is today (Ferrer-Rosell et al., 2016). As the used dataset only includes individuals younger than 35 years for Generations X and Z, these generations are influenced by the observed age differences and the interpretation of these generations should be performed with caution.

For Cluster 4, a bimodal age effect is obtained, with a tourist's tendency to belong to this cluster being highest at age 39 (OR 1.54). The age effect has a second peak at age 60 (OR 1.23) and a pronounced dip at age 20 (OR 0.81). Consulting the life cycle stages of Wells and Gubar's theory (1966), which are associated with childcare and additional family obligations (Randle et al., 2019), sheds light on the low affiliation for 20 year olds with Cluster 4. At this age, many people are in the "bachelor stage" without children. Conversely, by age 39, many people have children ("full nest stage"). The "empty nest stage", with grandchildren, follows at around age 60. The presence of children, therefore, partly explains the progression of the age effect. This strong influence of family on Cluster 4 is reflected in its sociodemographic profile, demonstrated by the presence of young children and larger household sizes.

Further, the researchers observe a wavelike rising period effect regarding Cluster 4. Independent of age and cohort effects, Cluster 4 displays a fluctuating increase over time. This increase of Cluster 4 happens at the expense of clusters 3 and 5. As clusters 3, 4 and 5 are connected via fuzzy clusters (meaning that they share characteristics with the other tourist types), it is plausible that people increasingly switch from clusters 3 and 5 to Cluster 4 over time.

Cluster 4 shows a rather steady cohort effect, with a value above one, but with varying slopes for different generations with the Baby Boomers (birth years 1947–1966) having the highest tendency to belong to Cluster 4. The presence of Cluster 4 is predominantly unaffected by generational influences, suggesting that belonging to Cluster 4, which has a strong family focus, is equally popular in all generations. Possibly, each generation considers participating in leisure

travel as a family as similarly advantageous for improving family dynamics and communication (Lehto et al., 2009). An overview of the main results is provided in figure 4.

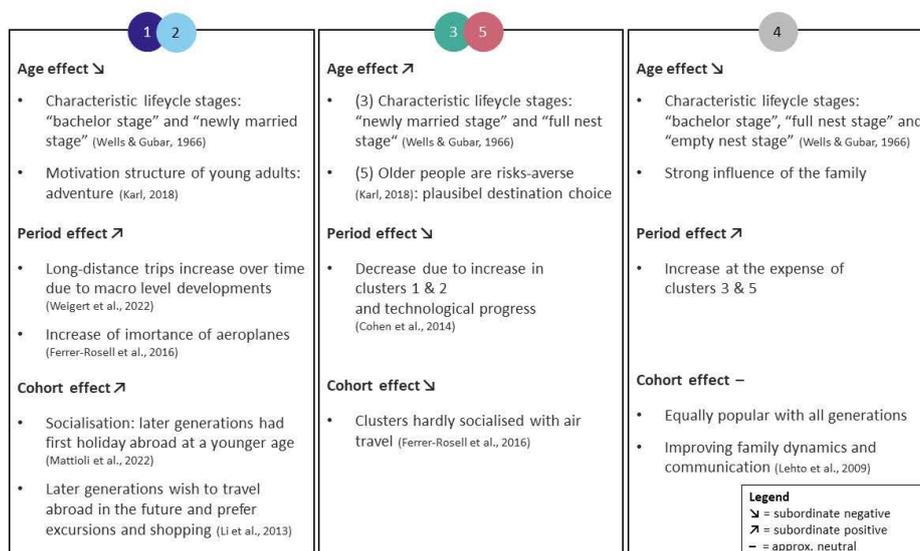


Figure 4. Overview of temporal effects of cluster groups, including effect directions, interpretations and discussions.

Conclusion

This study offers novel findings by using a combination of methods to illuminate how travel behaviour patterns change over time. By considering all three temporal dimensions of age, period and cohort, the study refines the understanding of temporal changes in travel behaviour at the individual level.

Theoretical and methodological contributions

This study establishes a theoretically meaningful extension of past tourism studies on travel behaviour change over time. While travel behaviour, central to tourism research (Pearce, 2005), is often analysed independently of time – even though it is inherently time-variant – there remains a crucial need to enhance the understanding of temporal changes in travel behaviour, which is often overlooked despite its importance (Fu et al., 2022). For instance, segmentation studies often ignore the dynamic nature of travel behaviour, and studies of temporal changes in

travel behaviour frequently overlook the inclusion of all temporal dimensions (McKercher, 2023) or do not disentangle them properly. By understanding how travel behaviour changes across different age groups, a better anticipation of how life cycle transitions may influence travel behaviour in the future is possible. Moreover, by grasping how travel behaviour changes due to the influence of external events, and by simultaneously analysing different generations, it is possible to envision how similar future developments may affect travel behaviour. Moreover, segmentation studies and studies of temporal changes in travel behaviour focus solely on specific variables (e.g. participation) or themes and tend to overlook the complexity of individual behaviour. Cross-sectional analyses at a single point in time dominate and do not adequately capture the dynamic changes in travel behaviour. To address these issues, this study first identifies five tourist types, providing a comprehensive overview of travel behaviour patterns and then analyses their temporal changes. The study further contributes to generational theory and life cycle theory by illustrating the application of these theories to tourist types and demonstrating their suitability for explaining the temporal effects identified.

This study further advances the literature by proposing a research design that combines segmentation with age-period-cohort analysis. It contributes to advancing the understanding of tourism research by applying the robust PAM algorithm, enhanced with fuzzy logic, to account for the heterogeneity of tourism behaviour, which is an approach rarely used in tourism research. The researchers develop a research design that enables the definition of (dis)similarities of different tourists in a content-motivated way, based on a diverse database. The statistical identification problem is approached by disentangling the three temporal dimensions, estimating a surface containing age and period directly and cohort on its diagonals. Despite the common tendency for studies of temporal changes in travel behaviour to overlook external factors (period effect) under the assumption of minimal influence, which potentially biases age and cohort effects, this research reveals that all five tourist types underwent changes that were influenced by external factors. Further, the research design was computationally efficient, with respect to the processing of a large database, and was implemented using a robust, freely available software package. These advancements can also benefit general statistical research, as the method and software package used offer a novel iteration of cluster analysis approaches that are easily applicable to fields other than tourism.

Practical implications

The researchers find that all five tourist types change in different ways over age, period and cohort. Tourism stakeholders can plan and allocate resources more effectively if they have a comprehensive view of this entire source market and the various needs of the tourists. Understanding how the tourism market as a whole changes over time allows for drawing conclusions about potential changes in the future. This is a useful insight for governments and policymakers, one that can support them in developing tourism policies and programmes that meet the needs and interests of different population groups. Knowing the overriding tendencies of the main tourist types, companies can react to their changing needs and preferences, for example, in regard to age, over time and due to generation. Companies can adapt their goods and services accordingly and tailor their marketing and service offerings more specifically to the needs of different target groups.

Incorporating heterogeneous travel behaviour also provides a more comprehensive perspective. For instance, the study's findings on the connections between tourist types (tourists that share characteristics of two tourist types and have a similar temporal structure) are of interest for marketing, as this information can be used for overarching sales strategies that extend traditional target markets. Additionally, having a knowledge of the different temporal developments of tourist types can help to derive possible future scenarios, which is useful information for many stakeholders, especially as the derived tourist types refer to the whole source market. Finally, understanding that certain generations are more likely to belong to certain tourist types, and recognising changes over age and over time, allows operators to tailor their services more closely to the tourists' needs.

Limitations and future research

The limitations of this research reveal potential avenues for future exploration. First, it should be noted that while this study used data from an important European source market, the German source market, the observed temporal changes in travel patterns are generally applicable to other countries with similar cultural backgrounds, such as those in Western Europe. When applying these results to other countries, it is important to take into account the national structures of travel behaviour as travel behaviour differs between countries. For example, in Germany there is a large share of outbound tourism, in contrast to France, which has a substantial domestic tourism share. Replication studies in other geographical areas would be of great value. Second,

a limitation in defining tourist types is the inherent subjectivity involved. The identification of types depends not only on the identification and measurement of travel behaviour dimensions and sub-dimensions, but also on the varying importance (weighting) given to these dimensions by the researchers. Even though the researchers based their decisions on seminal literature, the use of other weighting priorities could lead to different outcomes, thus, further research is required to validate the obtained results.

This study sets a necessary foundation for the further understanding of travel behaviour and includes a wide selection of travel behaviour dimensions and sociodemographic factors. However, understanding additional socioeconomic and travel behaviour dimensions may further explain travel behaviour, therefore, the authors encourage future researchers to extend this research by including other sub-dimensions (e.g. time of travel).

Despite the limited measures available in secondary datasets, the use of a comprehensive, repeated, cross-sectional secondary dataset has another limitation, especially compared to panel studies; cross-sectional data can only provide average trends, not insights into individual travel biographies. However, the researchers deem the limitation relatively small when weighed against the benefit of leveraging such a comprehensive, long-term dataset, especially since several studies (e.g. Cohen et al., 2014) recommend longitudinal approaches. As panel data excel in providing profound answers, future research should aim to gather long-term panel data on travel behaviour, even if this is costly and time-consuming, to analyse changes in tourist types over time using personal travel biographies. As the cohort effect for the latest generations is not stable, due to the lack of data on the later generations' travel behaviour in old age, encouragement is given to future research to analyse specific cohorts, including specific assumptions about cohorts (e.g. their working lives, values, spending behaviour).

Acknowledgments

The authors gratefully acknowledge the support from the German Research Foundation (DFG) [grant number KU 1359/4-1, SCHM 850/22-1, and KA 4976/2-1]. In addition, the authors would like to thank Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V. (FUR) for providing the underlying data and for offering assistance with any questions related to the dataset. They further thank Robin Schüttpelz for supporting the data analysis and the anonymous reviewers for their insightful comments and suggestions.

Appendices

A Travel behaviour quantification

Table A.1. *Travel behaviour quantification via dimensions and sub-dimensions.*

Travel behaviour dimensions	Sub-dimensions	Scale	Description
Destination	Trips to specific regions	multi-categorical	Divided in 8 regions (Central Europe, Northern Europe, Eastern Europe, Further Mediterranean, Southern Europe, Southeastern Europe, Western Europe, Long-distance)
	Destination of the main trip	nominal	Divided in 8 regions (Central Europe, Northern Europe, Eastern Europe, Further Mediterranean, Southern Europe, Southeastern Europe, Western Europe, Long-distance), different dissimilarities between categories
	Tourist's choice of popular destinations	numeric	Smallest popularity of all of the tourist's visited destinations. Popularity is the proportion of trips to the respective destination out of all trips in the data within a year
Travel frequency	Number of trips in previous year	numeric	Number of trips taken in previous year
	Number of trips two years ago	numeric	Number of trips taken two years ago
	Number of trips three years ago	numeric	Number of trips taken three years ago
Length of stay	-	numeric	Trip with maximum duration per tourist
Activities	Regeneration	ordinal	Until 1995 based on main trip, afterwards based on all trips
	Social activities	ordinal	

	Self-interests	ordinal	
	Excursions	ordinal	
	Sports	ordinal	Excursions has five categories (excursions, culture, culinary, nature, leisure facilities)
Holiday types	Type of travel	multi-categorical	Seven categories (health, activity, education, cruise, sightseeing, family, beach)
	Type of organisation of the main trip	nominal	Two categories (individual trip, package trip)
Accommodation	-	multi-categorical	Eleven categories (hotel, holiday home, visiting friends and relatives (VFR), private accommodations, hostel, camping, cruise ship, farm holiday, sanatorium, holiday resort, other)
Means of transport	-	multi-categorical	Eight categories (motorised private transport, caravan, train, bus, aeroplane, cruise ship, bicycle, other)
Travel companions	People from same household	numeric	Proportion of trips with people from same household
	People from other households	numeric	Proportion of trips with people from other households
	Children	numeric	Proportion of trips with young children (0-5 years)
Travel expenses	-	numeric	Sum of inflation adjusted and effective (by person in household) expenses over all trips

B Clustering algorithm

The strategy by Weigert et al. (2023) can be summarised as follows given a predefined number of J clusters:

1. Determination of K random sub-samples of the data
2. For each sub-sample $k = 1, \dots, K$:
 - a. Application of Fuzzy C-Medoids clustering on sub-sample k .
 - b. Assignment of each observation in the complete dataset to the cluster with the closest medoid.
 - c. Computation of the average sum of weighted distances to all cluster medoids as clustering criterion C_p :

$$C_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^J u_{ijp}^m d_{ijp} \quad \text{with} \quad u_{ijp}^m = \frac{\left(\frac{1}{d_{ijp}}\right)^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^J \left(\frac{1}{d_{ijp}}\right)^{\frac{1}{m-1}}}$$

where u_{ijp}^m denotes the membership score of observation i for cluster j , m the fuzziness exponent controlling the degree of fuzziness and d_{ijp} the distance of observation i to the medoid of cluster j based on the clustering solution of sub-sample p .

3. Selection of the best clustering solution according to the minimal clustering criterion.

*C Overview of tourist types***Table B.1.** *Overview of the five tourist types (columns) showing their characteristics for various travel behaviour dimensions (rows).*

Travel behaviour dimensions	Tourist types				
	Cluster 1 N= 25,566	Cluster 2 N=38,184	Cluster 3 N=35,997	Cluster 4 N=32,194	Cluster 5 N=26,128
Destination (%)					
Long-distance	34.1	6.2	3.6	1.1	0.1
Central Europe	0.1	1.2	52.8*	53.3*	94.0*
Northern Europe	0.2	1.2	5.0	9.3	0.2
Eastern Europe	2.0	0.8	0.7	0.5	0.0
Further Mediterranean	45.5*	0.1	0.9	0.9	0.1
Southern Europe	0.1	75.5*	17.9	16.7	4.0
Southeastern Europe	10.3	11.8	4.5	3.8	0.4
Western Europe	4.6	3.2	14.6	14.4	1.2
Tourist's choice of popular destinations	6.3	23.6	26.5	30.5	67.1
Travel frequency (%)					
1 trip in preceding year	76.7*	79.8*	69.9*	78.3*	85.5*
2 trips in preceding year	17.6	16.2	20.9	17.1	11.7
3 and more trips in preceding year	5.7	4.0	9.2	4.6	2.7
0 trips 2 years before travel year	17.0	16.9	20.1	16.3	21.8
1 trip 2 years before travel year	60.0	63.7	56.3	64.7	64.3
2 trips 2 years before travel year	18.4	16.0	17.3	15.4	11.4
3 and more trips 2 years before travel year	4.6	3.5	6.3	3.6	2.5
0 trips 3 years before travel year	18.1	18.7	22.1	17.9	23.2
1 trip 3 years before travel year	57.8	61.0	54.7	62.8	62.9
2 trips 3 years before travel year	19.4	16.8	17.0	15.8	11.4
3 and more trips 3 years before travel year	4.8	3.4	6.2	3.6	2.5

Length of stay (%)					
0-5 days	0.5	0.9	2.8	1.4	4.0
6-8 days	9.2	12.4	17.4	14.7	22.7
9-12 days	10.8	14.1	15.5	14.3	17.2
13-15 days	39.5*	48.5*	28.0*	38.5*	31.9*
16-19 days	5.6	4.8	6.0	5.9	4.7
20-22 days	17.8	14.2	17.4	17.7	13.7
23-26 days	2.4	1.1	2.7	1.8	1.3
27-29 days	5.3	1.9	4.1	2.8	2.1
30 days and more	8.9	2.2	6.0	2.8	2.2
Activities (%)					
Regeneration	44.7	45.0	42.5	44.5	45.9
Social	42.7	42.2	36.7	43.4	38.5
Self-interest	37.1	36.8	39.6	45.3	42.9
Excursions	70.9	68.4	64.4	68.8	67.4*
Culture	51.2	45.4	45.4	44.0	46.1
Culinary	76.2*	73.4*	65.5*	69.9*	65.0
Nature	52.6	47.2	44.9	49.6	49.1
Leisure facilities	29.5	29.7	26.0	30.7	28.9
Sports	35.7	35.3	31.5	34.4	31.0
Holiday types (%)					
Health	43.0	39.8	40.9	41.2	41.8*
Active	41.2	38.5	49.8*	42.1	39.9
Education	15.9	11.2	12.2	7.5	8.6
Cruise	5.0	3.4	1.9	1.6	1.5
Sightseeing	29.2	25.4	24.4	20.8	24.4
Family	31.2	28.8	30.2	51.8*	39.5
Beach	60.5	55.2	22.8	38.1	34.5
Package tour	68.7*	80.1*	15.6	7.0	11.2
Accommodation (%)					
Hotel	74.8*	83.5*	59.2*	4.7	61.3*
Holiday home	5.5	8.7	3.6	76.5*	1.4
VFR	18.2	8.3	23.5	15.9	20.8
Camping	3.3	3.3	14.4	8.4	9.3
Cruise ship	2.6	1.4	1.1	0.5	0.3
Others	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1

Means of transport (%)					
Motorised private transport	8.8	10.4	62.7*	89.7*	77.6*
Caravan	1.1	2.8	6.8	4.4	4.9
Train	2.2	2.7	17.4	4.2	10.9
Bus	5.0	10	16.9	2.3	7.5
Aeroplane	93.8*	84.9*	9.8	5.4	1.0
Cruise ship	3.0	1.7	2.0	0.9	0.6
Bike	0	0	0.2	0	0.1
Travel companions (%)					
Living in same household	51.3*	72.5*	42.5	89.6*	87.3*
Living in other household	43.0	37.3	43.5*	35.7	24.5
Young children (0-5 years)	4.4	8.7	1.4	22.5	13.6
Travel expenses (€)					
	2,224	1,885	1,470	1,297	1,049
	(High)	(High)	(Middle)	(Low)	(Low)

Note: Dominant characteristics are highlighted with a star (*) and non-dominant characteristics, which show highest relative frequencies compared to other tourist types, are listed. The numbers refer to relative frequencies for categorical variables and arithmetic means for numerical variables. To account for inflation and the discrepancy between household and travel group, inflation-adjusted travel expenses per adjusted traveller according to Hagenaaers et al. (1995) are used. Due to multiple response options, proportions of characteristics within clusters do not sum up to 100%.

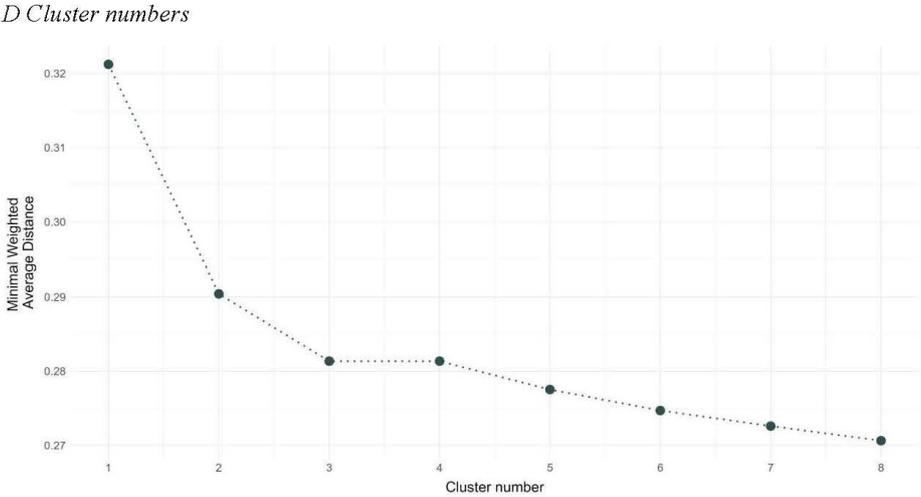


Figure D.1. Elbow plot showing the minimal weighted average distance for cluster solutions with different numbers of core clusters.

E Linear covariate effects

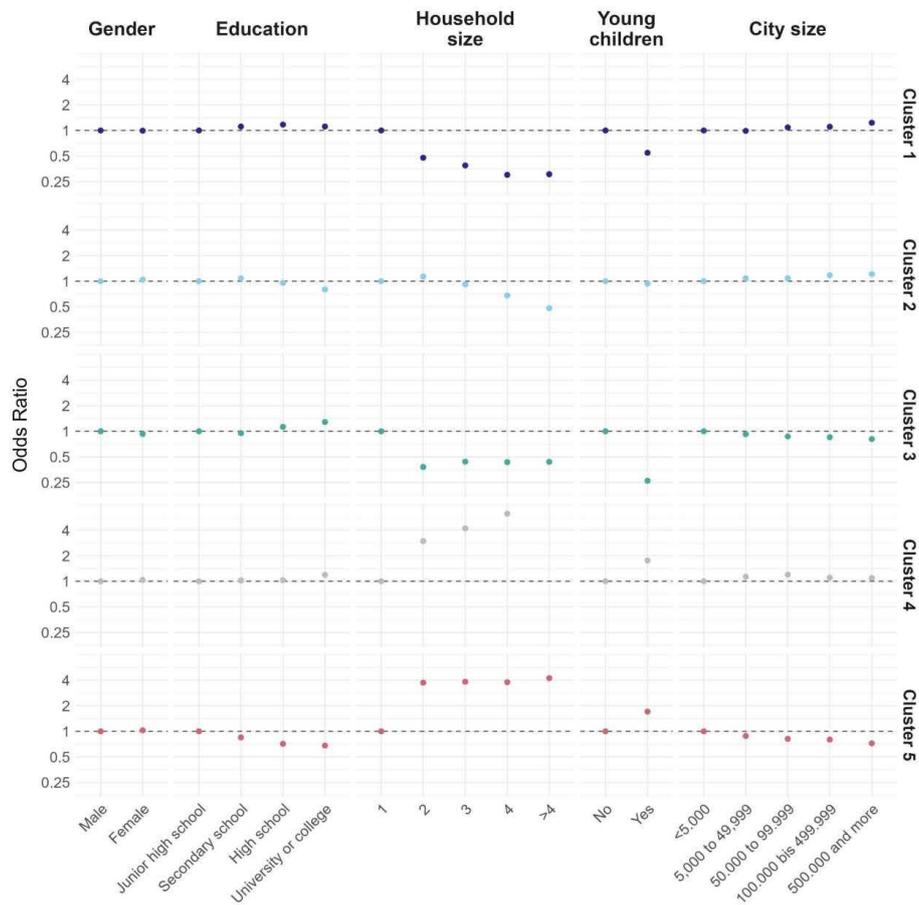


Figure E.1. Estimated exponentiated effects of the variables gender (reference category: male), education (reference: junior high school), household size (reference: 1), young children (reference: no), city size (reference: <5,000) for the five clusters (rows) on a log2 scale in terms of odds ratios (OR).

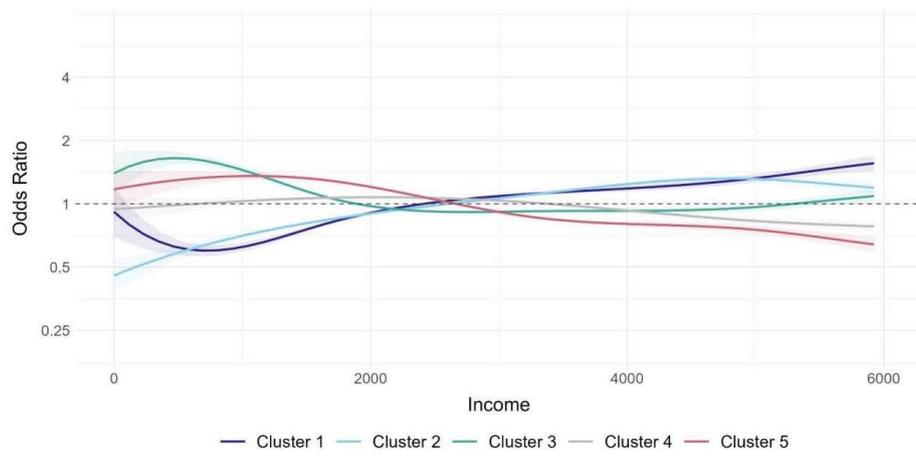


Figure E.2. *Non-linear effects of household incomes in terms of odds ratios (OR). The x-axis only spans income values until € 6,000 as higher incomes occur too rarely to ensure a stable effect estimate.*

References

- An, W., & Alarcón, S. (2021). From netnography to segmentation for the description of the rural tourism market based on tourist experiences in Spain. *Journal of Destination Marketing & Management*, 19, 100549. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100549>
- Batra, A. (2009). Senior pleasure tourists: examination of their demography, travel experience, and travel behavior upon visiting the Bangkok metropolis. *International Journal of Hospitality & Tourism Administration*, 10(3), 197-212. <https://doi.org/10.1080/15256480903088105>
- Bauer, A., & Weigert, M. (2024). TravelBehaviorClustering: Supplementary code. <https://github.com/bauer-alex/TravelBehaviorClustering> (Accessed on 10.10.2024).
- Bauer, A., Weigert, M., & Jalal, H. (2022). APCtools: Routines for descriptive and model-based APC Analysis. *Journal of Open Source Software*, 7(73), 4056. <https://doi.org/10.21105/joss.04056>
- Bernini, C., & Cracolici, M. F. (2015). Demographic change, tourism expenditure and life cycle behaviour. *Tourism Management*, 47, 191-205. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.09.016>
- Boztug, Y., Babakhani, N., Laesser, C., & Dolnicar, S. (2015). The hybrid tourist. *Annals of Tourism Research*, 54, 190-203. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2015.07.006>
- Chen, S. C., & Shoemaker, S. (2014). Age and cohort effects: The American senior tourism market. *Annals of Tourism Research*, 48, 58-75. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2014.05.007>
- Chong, W. K., & Rudkin, S. (2020). Persistent homology in tourism: Unlocking the possibilities. *Tourism Management*, 81, 104132. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2020.104132>
- Cohen, S. A., Prayag, G., & Moital, M. (2014). Consumer behaviour in tourism: Concepts, influences and opportunities. *Current Issues in Tourism*, 17(10), 872-909. <https://doi.org/10.1080/13683500.2013.850064>
- D'Urso, P., Disegna, M., Massari, R., & Osti, L. (2016). Fuzzy segmentation of postmodern tourists. *Tourism Management*, 55, 297-308. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.03.018>
- Decrop, A., & Snelders, D. (2005). A grounded typology of vacation decision-making. *Tourism Management*, 26(2), 121-132. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2003.11.011>

- Dellaert, B. G., Ettema, D. F., & Lindh, C. (1998). Multi-faceted tourist travel decisions: a constraint-based conceptual framework to describe tourists' sequential choices of travel components. *Tourism Management*, 19(4), 313-320.
[https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(98\)00037-5](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(98)00037-5)
- Derek, M., Woźniak, E., & Kulczyk, S. (2019). Clustering nature-based tourists by activity. Social, economic and spatial dimensions. *Tourism Management*, 75, 509-521.
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.06.014>
- Dolnicar, S., Grün, B., & Leisch, F. (2018). *Market segmentation analysis: Understanding it, doing it, and making it useful*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-981-10-8818-6>
- Duman, T., Erkaya, Y., & Topaloglu, O. (2020). Vacation interests and vacation type preferences in Austrian domestic tourism. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 37(2), 217-245. <https://doi.org/10.1080/10548408.2020.1740135>
- Egger, R. (2024). Vectorize me! A proposed machine learning approach for segmenting the multi-optional tourist. *Journal of Travel Research*, 63(5), 1043-1069.
<https://doi.org/10.1177/00472875231183162>
- Fan, D. X. F., Buhalis, D., & Lin, B. (2019). A tourist typology of online and face-to-face social contact: Destination immersion and tourism encapsulation/decapsulation. *Annals of Tourism Research*, 78, 102757.
<https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.102757>
- Ferreira da Silva, M., Martins, F., Costa, C. & Pita, C. (2024). Visitors' experience in a coastal heritage context: A segmentation analysis and its influence on in situ destination image and loyalty. *European Journal of Tourism Research*, 37, 3705.
<https://doi.org/10.54055/ejtr.v37i.3238>.
- Ferrer-Rosell, B., & Coenders, G. (2016). Destinations and crisis. Profiling tourists' budget share from 2006 to 2012. *Journal of Destination Marketing & Management*, 7, 26-35.
<https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2016.07.002>
- Ferrer-Rosell, B., Coenders, G., Mateu-Figueras, G., & Pawlowsky-Glahn, V. (2016). Understanding low-cost airline users' expenditure patterns and volume. *Tourism Economics*, 22(2), 269-291. <https://doi.org/10.5367/te.2016.0548>
- Fesenmaier, D. R., & Jeng, J.-M. (2000). Assessing structure in the pleasure trip planning process. *Tourism Analysis*, 5, 13-27.
<https://www.ingentaconnect.com/contentone/cog/ta/2000/00000005/00000001/art00002#expand/collapse>

- Fieger, P., Prayag, G., & Bruwer, J. (2017). 'Pull' motivation: an activity-based typology of international visitors to New Zealand. *Current Issues in Tourism*, 22(2), 173-196. <https://doi.org/10.1080/13683500.2017.1383369>
- Filimon, S., Schiemenz, C., Bartl, E., Lindner, E., Namberger, P., & Schmude, J. (2022). Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic—the effects of sociodemographic variables. *Current Issues in Tourism*, 25(24), 4031-4046. <https://doi.org/10.1080/13683500.2022.2071684>
- Fu, X., Kirillova, K., & Lehto, X. Y. (2022). Travel and life: A developmental perspective on tourism consumption over the life course. *Tourism Management*, 89, 104447. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104447>
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2018). Reiseanalyse [Travel demand analysis Germany] 2016. GESIS Data Archive, Cologne. ZA6985 Data file Version 1.0.0. <https://doi.org/10.4232/1.13202>
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2020). Reiseanalyse 2020. [Travel demand analysis Germany] <https://reiseanalyse.de/bestellbare-publikationen/> (Accessed on 23.07.2024)
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2023). Erste Ergebnisse der Reiseanalyse 2023. [First results of the travel demand analysis Germany] https://reiseanalyse.de/wp-content/uploads/2023/04/RA2023_Praesentation-EE.pdf (Accessed on 30.07.2024)
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2024a). Erste Ergebnisse der Reiseanalyse 2024. [First results of the travel demand analysis Germany] http://reiseanalyse.de/wp-content/uploads/2024/03/RA2024_Erste_Ergebnisse_Broschuere.pdf (Accessed on 16.09.2024)
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2024b). Methods of the Reiseanalyse. <https://reiseanalyse.de/en/the-study/methods/> (Accessed on 10.07.2024)
- Gajdošík, T. (2020). Smart tourists as a profiling market segment: Implications for DMOs. *Tourism Economics*, 26(6), 1042-1062. <https://doi.org/10.1177/1354816619844368>
- Gössling, S., Scott, D., & Hall, C. M. (2018). Global trends in length of stay: implications for destination management and climate change. *Journal of Sustainable Tourism*, 26(12), 2087-2101. <https://doi.org/10.1080/09669582.2018.1529771>

- Hagenaars, A. J. M., de Vos, K., & Zaidi, M. A. (1995). Armutsstatistik Ende der 80er Jahre. [Poverty statistics 1980s]. Amt für amtliche Veröffentlichungen der Europäischen Gemeinschaften. Luxemburg: Bundesanzeiger-Verlag.
- Holmes, M. R., Dodds, R., & Frochot, I. (2021). At home or abroad, does our behavior change? Examining how everyday behavior influences sustainable travel behavior and tourist clusters. *Journal of Travel Research*, 60(1), 102-116.
<https://doi.org/10.1177/0047287519894070>
- Huber, D., Milne, S., & Hyde, K. F. (2019). Conceptualizing senior tourism behaviour: A life events approach. *Tourist Studies*, 19(4), 407-433.
<https://doi.org/10.1177/1468797619832318>
- Jordan, P. (2005). Großgliederung Europas nach kulturräumlichen Kriterien. [Large-scale subdivisions of Europe according to cultural criteria]. *Europa Regional*, 13(4), 162-173. <https://www.ssoar.info/ssoar/handle/document/48072>
- Karl, M. (2018). Risk and uncertainty in travel decision-making: Tourist and destination perspective. *Journal of Travel Research*, 57(1), 129-146.
<https://doi.org/10.1177/0047287516678337>
- Kaufman, L. (1986). Clustering large data sets. *Pattern Recognition in Practice*, 425-437.
<https://doi.org/10.1016/b978-0-444-87877-9.50039>
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. Hoboken: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
- Kozak, M., & Decrop, A. (Eds.) (2009). *Handbook of tourist behavior: Theory & practice* (Vol. 16). Oxon and New York: Routledge. <https://www.routledge.com/Handbook-of-Tourist-Behavior-Theory--Practice/Kozak-Decrop/p/book/9780415542814>
- Krishnapuram, R., Joshi, A., & Yi, L. (1999). A fuzzy relative of the k-medoids algorithm with application to web document and snippet clustering. *FUZZ-IEEE'99. 1999 IEEE International Fuzzy Systems. Conference Proceedings (Cat. No. 99CH36315)*, 3, 1281-1286. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.1999.790086>
- Lawson, R. (1991). Patterns of tourist expenditure and types of vacation across the family life cycle. *Journal of Travel Research*, 29(4), 12-18.
<https://doi.org/10.1177/004728759102900403>
- Lehto, X. Y., Choi, S., Lin, Y.-C., & MacDermid, S. M. (2009). Vacation and family functioning. *Annals of Tourism Research*, 36(3), 459-479.
<https://doi.org/10.1016/j.annals.2009.04.003>

- Lehto, X. Y., Jang, S., Achana, F. T., & O'Leary, J. T. (2008). Exploring tourism experience sought: A cohort comparison of baby boomers and the silent generation. *Journal of Vacation Marketing*, 14(3), 237-252. <https://doi.org/10.1177/1356766708090585>
- Li, X., Li, X. R., & Hudson, S. (2013). The application of generational theory to tourism consumer behavior: An American perspective. *Tourism Management*, 37, 147-164. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2013.01.015>
- Lin, V. S., Jiang, F., Li, G., & Qin, Y. (2023). Impacts of risk aversion on tourism consumption: A hierarchical age-period-cohort analysis. *Annals of Tourism Research*, 101, 103607. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103607>
- Lohmann, M., & Danielsson, J. (2001). Predicting travel patterns of senior citizens: How the past may provide a key to the future. *Journal of Vacation Marketing*, 7(4), 357-366. <https://doi.org/10.1177/135676670100700405>
- Mannheim, K. (1952). The problem of generations. In P. Kecskemeti (Eds.) (1952), *Essays on the Sociology of Knowledge: Collected works*. New York: Routledge, 276-322. <https://www.routledge.com/Essays-on-the-Sociology-of-Knowledge/Mannheim/p/book/9780415436489>
- Maoz, D., & Bekerman, Z. (2010). Searching for Jewish answers in Indian resorts: The postmodern traveler. *Annals of Tourism Research*, 37(2), 423-439. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2009.10.015>
- Mattioli, G., Scheiner, J., & Holz-Rau, C. (2022). Generational differences, socialisation effects and 'mobility links' in international holiday travel. *Journal of Transport Geography*, 98, 103263. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103263>
- McKercher, B. (2023). Age or generation? Understanding behaviour differences. *Annals of Tourism Research*, 103, 103656. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103656>
- McKercher, B., Lai, B., Yang, L., & Wang, Y. (2020). Travel by Chinese: a generational cohort perspective. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 25(4), 341-354. <https://doi.org/10.1080/10941665.2019.1709877>
- McKercher, B., Tolkach, D., Eka Mahadewi, N. M., & Byomantara, D. G. N. (2022). Choosing the optimal segmentation technique to understand tourist behaviour. *Journal of Vacation Marketing*, 29(1), 71-83. <https://doi.org/10.1177/13567667221078240>
- Nella, A., & Christou, E. (2021). Market segmentation for wine tourism: Identifying sub-groups of winery visitors. *European Journal of Tourism Research*, 29, 2903-2903. <https://doi.org/10.54055/ejtr.v29i.2414>

- Oppermann, M. (1995). Travel life cycle. *Annals of Tourism Research*, 22(3), 535-552.
[https://doi.org/10.1016/0160-7383\(95\)00004-P](https://doi.org/10.1016/0160-7383(95)00004-P)
- Pearce, P. L. (2005). Tourist behaviour: Themes and conceptual schemes. Clevedon: Channel View. <https://doi.org/10.21832/9781845410247>
- Pennington-Gray, L., Kerstetter, D. L., & Warnick, R. (2002). Forecasting travel patterns using Palmore's Cohort Analysis. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 13(1-2), 125-143. https://doi.org/10.1300/J073v13n01_09
- R Core Team (2023). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna. <https://www.R-project.org/>.
- Randle, M., Zhang, Y., & Dolnicar, S. (2019). The changing importance of vacations: Proposing a theoretical explanation for the changing contribution of vacations to people's quality of life. *Annals of Tourism Research*, 77, 154-157.
<https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.11.010>
- Rihova, I., Moital, M., Buhalis, D., & Gouthro, M. B. (2019). Practice-based segmentation: taxonomy of C2C co-creation practice segments. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(9), 3799-3818.
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-01-2018-0096>
- Riviezso, A., Garofano, A., Mason, M., & Napolitano, M. (2021). Italian corporate museums as industrial tourism destinations: A segmentation study based on strategic orientation. *European Journal of Tourism Research*, 29, 2906-2906.
<https://doi.org/10.54055/ejtr.v29i.2425>
- Schmude, J., Filimon, S., Namberger, P., Lindner, E., Nam, J. E., & Metzinger, P. (2021). COVID-19 and the pandemic's spatio-temporal impact on tourism demand in Bavaria (Germany). *Tourism: An International Interdisciplinary Journal*, 69(2), 246-261.
<https://doi.org/10.37741/t.69.2.6>
- Tkaczynski, A., Rundle-Thiele, S. R., & Beaumont, N. (2009). Segmentation: A tourism stakeholder view. *Tourism Management*, 30(2), 169-175.
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.05.010>
- Uriely, N. (1997). Theories of modern and postmodern tourism. *Annals of Tourism Research*, 24(4), 982-985. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(97\)00029-7](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(97)00029-7)
- Weigert, M., Bauer, A., & Gauss, J. (2023). fuzzyclara: Efficient medoid-based clustering algorithms for large and fuzzy data. R package version 1.0.0.
<https://MaxWeigert/github.io/fuzzyclara/>.

- Weigert, M., Bauer, A., Gemert, J., Karl, M., Nalmpatian, A., Kuechenhoff, H., & Schmude, J. (2022). Semiparametric APC analysis of destination choice patterns: Using generalized additive models to quantify the impact of age, period, and cohort on travel distances. *Tourism Economics*, 28(5), 1377-1400.
<https://doi.org/10.1177/1354816620987198>
- Wells, W. D., & Gubar, G. (1966). Life cycle concept in marketing research. *Journal of Marketing Research*, 3(4), 355-363. <https://doi.org/10.2307/3149851>
- Wang, S., Lai, I. K. W., & Wong, J. W. C. (2023). The impact of pluralistic values on postmodern tourists' behavioural intention towards renovated heritage sites. *Tourism Management Perspectives*, 49, 101175. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2023.101175>
- Wong, I. A., Fong, L. H. N., & Law, R. (2016). A longitudinal multilevel model of tourist outbound travel behavior and the dual-cycle model. *Journal of Travel Research*, 55(7), 957-970. <https://doi.org/10.1177/0047287515601239>
- Xia, J., Evans, F. H., Spilsbury, K., Ciesielski, V., Arrowsmith, C., & Wright, G. (2010). Market segments based on the dominant movement patterns of tourists. *Tourism Management*, 31(4), 464-469. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2009.04.013>
- Yang, Y., & Land, K. C. (2008). Age-period-cohort analysis of repeated cross-section surveys: fixed or random effects?. *Sociological Methods & Research*, 36(3), 297-326. <https://doi.org/10.1177/0049124106292360>
- Yang, E. C. L., Liang, A. R. D., & Lin, J. H. (2023). A market segmentation study of solo travel intentions and constraints. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 10963480231163517. <https://doi.org/10.1177/10963480231163517>
- You, X., & O'leary, J. T. (2000). Age and cohort effects: An examination of older Japanese travelers. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 9(1-2), 21-42.
https://doi.org/10.1300/J073v09n01_02

6.2 Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand

Autor*innen: Elisabeth Bartl, Alexander Bauer, Maximilian Weigert, Marion Karl, Jürgen Schmude, Helmut Küchenhoff

Jahr: 2024

Zeitschrift: Annals of Tourism Research Empirical Insights

Jahrgang: 5

Nummer: 2

Seiten: 100155

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.annale.2024.100155>

Eigener Beitrag: Der interdisziplinäre Forschungsansatz dieser Veröffentlichung stellte die Zusammenarbeit der Autor*innen in den Mittelpunkt. Als Erstautorin war ich federführend für die Konzeptentwicklung, die Literaturrecherche, die Ergebnisdiskussion, den praktischen und theoretischen Beitrag sowie das Verfassen des Artikels verantwortlich. Die Datenbereinigung und -analyse sowie die Ergebnisinterpretation erfolgten in enger Abstimmung mit den Co-Autor*innen.

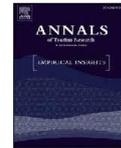
Hinweis:

Der folgende Abdruck entspricht der Originalversion des Aufsatzes. Das Originaldokument wurde zur Optimierung der Lesbarkeit an das Druckformat der vorliegenden Arbeit angepasst. Der Abdruck erfolgt mit Genehmigung des Verlags. Alle Rechte verbleiben bei Elsevier.



Contents lists available at ScienceDirect

Annals of Tourism Research Empirical Insights

journal homepage: www.sciencedirect.com/journal/annals-of-tourism-research-empirical-insights

Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand

Elisabeth Bartl^a, Alexander Bauer^b, Maximilian Weigert^c, Marion Karl^{d,*}, Jürgen Schmude^a, Helmut Küchenhoff^b^a Department of Geography, Ludwig-Maximilians University Munich, Luisenstrasse 37, 80333 Munich, Germany^b Department of Statistics, Statistical Consulting Unit StaBLab, Ludwig-Maximilians University Munich, Ludwigstrasse 33, 80539 Munich, Germany^c Department of Statistics, Statistical Consulting Unit StaBLab & Munich Center for Machine Learning (MCML), Ludwig-Maximilians University Munich, Ludwigstrasse 33, 80539 Munich, Germany^d School of Hospitality and Tourism Management, University of Surrey Stag Hill, Guildford, Surrey GU2 7XH, United Kingdom

ARTICLE INFO

Editor: Lorenzo Masiero

Keywords:

Travel behavior
Temporal change
Generational theory
Life cycle
Meaning of travel
Age-period-cohort analysis

ABSTRACT

Travel behavior changes over the temporal dimensions age, period, and cohort. However, longitudinal studies that simultaneously analyze and separate these temporal effects are missing. This study aims to disentangle the temporal changes in travel behavior (participation, frequency, expenses) and explain these changes through different theoretical lenses. Our analysis builds on large-scale representative secondary data from a repeated cross-sectional survey in Germany on the leisure travel behavior between 1983 and 2018 ($N = 198,000$) and uses generalized additive regression. Age and period are main drivers for changes in travel participation, cohort and age main drivers for changes in travel frequency over time. Relative travel expenses do not substantially change over time. Understanding temporal changes in travel behavior can support long-term planning in tourism.

1. Introduction

Changes in travel behavior over time occur in three temporal dimensions (McKercher, 2023): Throughout someone's life (age effect), over time depending on external developments (period effect), and between generations (cohort effect). Travel behavior studies generally investigate a certain point in time but "instead of being seen as an isolated episode/period in life, [travel] must be viewed from a temporal, life course lens" (Fu et al., 2022, p. 1). Although research already targeted these temporal changes in travel behavior several decades ago (e.g., Oppermann, 1995), most studies still only focus on one (e.g., Huber et al., 2019) or two (e.g., Bernini & Cracolici, 2015) temporal dimensions individually, which prevents conclusions about the main temporal driver for changes in travel behavior over time. Focusing on one dimension or theory to interpret change in tourist behavior will consequently not display a full picture and explanation of temporal changes in travel behavior. The few studies that explore all three temporal dimensions reveal that temporal changes in travel behavior do not occur in isolation, but are triggered simultaneously by age, period, and

cohort effects (Lin et al., 2023; Weigert et al., 2022). While Lin et al. (2023) analyze the impact of risk aversion on travel behavior and Weigert et al. (2022) examine travel distances, information about changes in travel behavior in relation to changes in the meaning of travel - a central driver in the travel decision-making process (e.g., Chen et al., 2019; Karl et al., 2020; McKercher et al., 2020) - over time is still missing.

Vacation trips gained priority in the lives of recent generations and obtained the status of a right, not just a privilege (McKercher et al., 2020). This implies that the meaning of travel, referring to the priority and importance traveling has in somebody's life (e.g., Chen et al., 2019; McKercher et al., 2020), may have changed over time reflecting some of the changes in travel behavior. To date, changes in the meaning of travel are predominantly analyzed in qualitative studies (e.g., Fu et al., 2022; Huber et al., 2019; Li et al., 2023) or quantitative cross-sectional surveys (McKercher et al., 2020) where retrospective questions about the meaning of travel indicate a temporal change. However, as recently stated in a conceptual paper by McKercher (2023), analyzing temporal change in the attitudes, motives or behaviors of travelers needs to

* Corresponding author.

E-mail addresses: elisabeth.bartl@lmu.de (E. Bartl), alexander.bauer@stat.uni-muenchen.de (A. Bauer), maximilian.weigert@stat.uni-muenchen.de (M. Weigert), m.karl@surrey.ac.uk (M. Karl), j.schmude@lmu.de (J. Schmude), kuechenhoff@stat.uni-muenchen.de (H. Küchenhoff).<https://doi.org/10.1016/j.annale.2024.100155>

Received 23 January 2024; Received in revised form 18 September 2024; Accepted 15 October 2024

Available online 22 October 2024

2666-9579/© 2024 The Authors. Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

consider three temporal dimensions. To date, an empirical quantitative and longitudinal study exploring temporal change in travel behavior and describing these changes using the concept of meaning of travel is still missing.

To address this research gap, we disentangle the three temporal effects and analyze them simultaneously but separately. Theories linked to changes in each temporal dimension are used to explain how travel behavior has changed in the past decades. Thus, we explore the central research question: *How does travel behavior change over the temporal dimensions of age, period, and cohort?*

We focus on three central components of travel behavior: (1) if someone travels (*travel participation* - the decision to make at least one long trip of five days and longer per year), (2) how often someone travels (*travel frequency* - the number of long trips per year), and (3) how much someone spends on traveling (*travel expenses* - the share of income spent on main vacation trips). The assumption is that people who go on vacation, travel more frequently for leisure and spend more money on vacations attribute a higher priority to travel, i.e. find traveling more meaningful. With the broader aim of enhancing the understanding of travel behavior, we apply age-period-cohort (APC) analysis to estimate how these three components of travel behavior change over the temporal dimensions and which of the temporal effects are the respective main drivers. Constraining factors impacting or inhibiting traveling (Karl et al., 2021) are included in the analysis to account for the fact that someone may not be able to travel due to various reasons. We discuss if and how travel behavior changes over time can be attributed to changes in the meaning of travel by linking our results to concepts and insights from generational and life cycle theory.

The German market serves as an example of the travel behavior of a Western society where financial and temporal restrictions hindering regular traveling are limited and changes in the meaning of travel take a more predominant role than changes in travel constraints over time (Karl et al., 2020). Applying age-period-cohort analysis to a large-scale representative dataset on the leisure travel behavior of Germans between 1983 and 2018 ($N = 198,000$) allows for novel insights into the dynamics of change in travel behavior which will not only be of interest to tourism academics but also to the tourism industry. These insights lead to a better understanding of travel behavior, which enables more precise tourism demand forecasting and thus supports destinations in preparing for changes in the future.

2. Literature review

2.1. Temporal changes in travel behavior

Travel behavior is time-variant. Changes in travel behavior happen in three temporal dimensions (McKercher, 2023): individual circumstances in the course of life (age effect) (Bernini & Cracolici, 2015), due to overarching external changes over time (period effect) (Pennington-Gray et al., 2002) and between generations (cohort effect) (You & O'Leary, 2000). Thus, travel behavior is triggered simultaneously by the strongly connected age, period, and cohort effects. Few studies on these temporal changes include all temporal dimensions simultaneously. Table A.1 summarizes relevant studies investigating the same or similar central components of travel behavior as in this study: participation, frequency, and expenses. Some of the early studies simultaneously analyze age, period, and cohort effects, but perform purely descriptive analyses, not able to adequately separate the temporal effects (e.g., Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002), and consequently lead to (differently) biased results. A source of often more severe bias is the negligence of individual dimensions, for example performed by several studies that only analyze one or two temporal effects (e.g., Lohmann & Danielsson, 2001; You & O'Leary, 2000). In general, all of these studies do not provide solid, unbiased conclusions about temporal changes in travel behavior.

Two recently published tourism studies use APC analysis, a statistical

approach for separating the temporal effects (Lin et al., 2023; Weigert et al., 2022). Weigert et al. (2022) demonstrate the applicability of this approach on travel distances and highlight how complex, time-related structures can be adequately visualized and communicated. Lin et al. (2023) explore how the effect of risk aversion on travel participation and expenditure changes over the three temporal dimensions. Both studies provide first insight into the relevance of different temporal factors for travel behavior change regarding a particular aspect. We build on these methodological advancements and aim to empirically test and explain why travel behavior changes, based on different theoretical frameworks with specific focus on the meaning of travel as a core factor influencing travel decision-making (e.g., Chen et al., 2019; Karl et al., 2020; McKercher et al., 2020).

Before discussing the meaning of travel and its relation to manifested travel behavior, we first outline how and why travel behavior changes over the individual temporal dimensions.

The **age effect** is commonly explained with life cycle theory, attributing changes in travel behavior to age-related life cycle stages (Wells & Gubar, 1966). Wells and Gubar (1966) define nine such stages, some of which strongly influence travel behavior, like life stages linked to child care and other family responsibilities (Randle et al., 2019). Research on travel participation in the U.S. (e.g., Pennington-Gray et al., 2002), the Italian source market (Bernini & Cracolici, 2015) and China (Lin et al., 2023) reveals that travel participation decreases with age (negative age effect), while studies on different (cultural) contexts (e.g., the Japanese source market) hint at travel participation to be increasing with age (Sakai et al., 2000). Qualitative studies link age (also based on life events like the birth of a child) to changing travel frequencies (e.g., Huber et al., 2019). Unlike studies regarding the participation, quantitative studies on frequency do not find a consistent age effect (e.g., Mattioli et al., 2022; Oppermann, 1995). Finally, only a few studies explore potential age effects on travel expenses. Those that do most prominently find that younger people spend less on tourism than older people (e.g., Bernini & Cracolici, 2015).

The **period effect** comprises external influences from the macro environment that affect people of all ages and generations simultaneously and lead to changes in travel behavior (Pennington-Gray et al., 2002). The PESTEL framework categorizes such external factors into six categories (Political, Economic, Social, Technical, Environmental, Legal). An economic factor can be an economic crisis that forces people to prioritize their purchases, thereby also impacting travel decisions (Dolnicar et al., 2012). While such a crisis, however, only mildly affects the decision to go on vacation (i.e. travel participation), it has a strong effect on travel expenditure (Brommer & de Hoog, 2011). Other historical events affecting travel behavior on a macro-level are the COVID-19 pandemic (Abraham et al., 2021) and the terror attacks of 9/11 (Walters et al., 2019). Technical factors that influence travel behavior are, for example, technological advances in transport (Cohen et al., 2014). For instance, declining costs and the increase of low-cost carriers made air travel affordable for a greater share of society (Cohen et al., 2014) and the increase in travel distances over time is (partly) linked to technological advances in transport (Weigert et al., 2022). Social factors refer to processes like the democratization of traveling (i.e. enhancing the accessibility of vacations across all segments of society) (Gardiner et al., 2013). Macro-environmental changes have been explored individually in the past (studies on changes in social norms, etc.), but only few studies have included period effects in their analyses on travel behavior (Table A.1). For instance, Lin et al. (2023) reveal a decline in travel expenses over time (negative period effect).

The **cohort effect** describes changes in travel behavior between generations like the "Baby Boomers" and "Generation Y", and can be explained with generational theory (Mannheim, 1952), according to which people from similar birth cohorts are shaped by similar major events and thus form a "collective memory". Consequently, developed common values and attitudes remain stable for a lifetime (Schewe & Noble, 2000) and partly shape a generation's travel behavior. For

instance, while Baby Boomers (born 1947–1966) have a “free-spending mindset”, the contrary is the case for Generation X (1967–1982) (Schewe & Noble, 2000) who grew up during less prosperous economic times (Davis et al., 2006). However, even though Generation X is less consumption-oriented, they still tend to spend money on traveling, considering it an opportunity to achieve a balanced lifestyle (Gardiner et al., 2014). Generation Y (1983–1994) is again more consumption-oriented and spends more on traveling, on average (Gardiner et al., 2014). Besides such common values, generational differences also stem from passing on travel habits from one generation to the next. Mattioli et al. (2022) show that children from well-educated and well-traveled parents are more inclined to do international trips later in life. Regarding general travel behavior, previous studies found that later generations show lower travel participation (You & O’Leary, 2000), higher travel frequency (Mattioli et al., 2022; McKercher et al., 2020; Oppermann, 1995; Pennington-Gray et al., 2002), and overall higher travel expenses (positive cohort effects) (Bernini & Cracolici, 2015).

The estimation of how behavior change is driven by the individual temporal dimensions is a methodological challenge, also due to the need for valid, long-term data. Past travel behavior studies applied different methodological approaches to deal with this challenge (Table A.1). Compared to the often limited scope of qualitative studies, typically focusing on an in-depth analysis of only one temporal dimension, like age (e.g., Huber et al., 2019), quantitative studies partly tackle this challenge by using tourism-specific secondary data (e.g., Sakai et al., 2000). This facilitates the investigation of a broader range of travel behavior components and often only renders such studies possible. However, due to the lack of suitable large-scale long-term surveys in tourism, secondary data studies are mostly restricted to small or medium sample sizes, rendering the estimation of complex temporal models hardly feasible. Other studies utilize broader, not tourism-specific secondary data (e.g., Bernini & Cracolici, 2015). Such datasets enable the investigation of specific components of traveling (e.g., expenditure) but are usually not well-suited to capture travel behavior comprehensively. Overall, a comprehensive analysis of potential behavioral alterations over age, period and cohort requires both adequate data and the application of adequately complex statistical methods. The latter also comprises controlling for further influencing factors - e.g., a person’s individual income -, due to the outlined complexity of travel behavior change.

2.2. Meaning of travel shaping travel behavior

Fundamental need-based theories from social psychology, such as Maslow’s (1943) hierarchical pyramid of needs, establish the relationship between human behavior and need fulfillment. Travel behavior can be understood as a fulfillment of travel needs, motivating people to go on vacation for reasons like relaxation or experiencing other cultures. This core motivation for travel has been explored in tourism research under the umbrella of *meaning of travel* (Chen et al., 2019; Li et al., 2023; McKercher et al., 2020). It explains why people engage in travel (Crompton, 1979), referring both to its initiation (McKercher et al., 2020) and intensity (Chen et al., 2019; Hong et al., 2005). If people view traveling as an important activity, they are more likely to go on vacation (McKercher et al., 2020), travel more frequently (Chen et al., 2019), and spend a larger share of their income on traveling, thus prioritizing travel expenditure in their overall expenses (Hong et al., 2005). The latter even holds under challenging circumstances (Dolnicar et al., 2012) like economic crises (Brommer & de Hoog, 2016). The importance of this very individual meaning of travel is a concept that is deep-rooted and can already be observed with children (Li et al., 2023).

Research on temporal changes in the meaning of travel indicates substantial time-variance. Changes occur over the three outlined temporal dimensions: the course of life (age effect) (Fu et al., 2022), due to overarching external changes (period effect) (Chen & Petrick, 2016) and between generations (cohort effect) (McKercher et al., 2020). Randle

et al. (2019) conceptually explore the **age effect** and claim that the importance ascribed to travel is directly related to life challenges. For example, raising a small child or the impact of old age may reduce the importance of vacations in people’s lives. Qualitative studies from a life course perspective argue that travel behavior is crucially influenced by such changes in the meaning of travel (e.g., Fu et al., 2022; Huber et al., 2019) as values also change with age (Fitzenberger et al., 2022). Gunter and Smeral (2016) empirically analyze temporal change in the meaning of travel due to external factors (**period effect**) - utilizing the change in income elasticity - and find that traveling has become more important. This coincides with findings that traveling has become a habitual practice in modern societies (Chen & Petrick, 2016) insofar as sufficient financial resources are available (Bernini & Cracolici, 2015). McKercher et al. (2020) use a cross-sectional survey to analyze travel behavior, attitudes towards travel, and the meaning of travel of four Chinese generations and find that the meaning increases over generations (**cohort effect**). Leijen et al. (2022) backs this empirical finding and concludes that - similar to the life cycle - changes in values can also be attributed to generations. Thus, considering the meaning of travel and its temporal change is essential to explain why travel behavior changes over the temporal dimensions. Until now, discussions on changes in the meaning of travel have primarily taken a conceptual perspective (Randle et al., 2019) or relied on quantitative cross-sectional surveys (McKercher et al., 2020) or retrospective qualitative approaches (Huber et al., 2019) rather than a comprehensive quantitative approach.

2.3. Travel constraints and sociodemographic factors shaping travel behavior

People are not always able to fulfill their travel needs because of temporary or permanent constraints restricting their travel plans (Karl et al., 2021). People who consider traveling important will only travel more frequently if not faced by severe travel constraints (Chen et al., 2019). Consequently, the direct link between the meaning of travel and travel behavior is impacted by these constraining “life challenges” (Randle et al., 2019).

Travel constraints restrict people’s travel decisions and need to be negotiated before vacations can take place, leading to changes in travel behavior (Karl et al., 2021). Three types of such constraints have been identified in past studies (Crawford & Godbey, 1987). Structural constraints, such as family obligations or financial restrictions, are particularly strong influencing factors of travel behavior (Karl et al., 2020). Financial restrictions comprise two elements: The current income as a direct constraint restricting travel expenses (Nicolau & Más, 2005) and the prospect of future income as an indicator for financial flexibility in the long-term (Bernini & Cracolici, 2015), particularly relevant in times of financial insecurity on the macro-level. Further restrictions are intrapersonal constraints, such as the state of health (You & O’Leary, 2000), or interpersonal constraints, including the lack of a travel partner (Karl et al., 2021).

In addition to travel constraints, past research has identified several key sociodemographic factors that influence travel behavior (see Filimon et al., 2022 for a summary). For instance, women tend to travel more frequently (Collins & Tisdell, 2002; Losada et al., 2016). When studying temporal changes of travel behavior, it is crucial to control for such effects of (temporally varying) sociodemographic factors and travel constraints to draw conclusions about the part of behavior change actually linked to time.

3. Methods and material

3.1. Dataset

Our study uses pseudo-panel data consisting of annual individual-level data derived from a cross-sectional survey focusing on leisure travel, encompassing around 7500 individuals each year in Germany

(FUR, 2020). The survey is representative regarding federal state, city size, age, sex, household size and income, education level and citizenship. Full details on the study design (exemplarily for the 2016 survey) can be found in FUR (2018). The data covers the travel years 1983 to 2018. We exclude the years of the COVID-19 pandemic as these data would negatively affect model estimation, due to the (temporally) varying political restrictions that (severely) affected personal travel decision-making. In every year's cross-sectional survey, respondents report on all trips conducted in the previous year with a minimum length of five days in face-to-face interviews, with an annual response rate of approximately 75 %. The questionnaire comprises questions on travel participation, frequencies, expenses, destinations, activities and motivations. Only respondents aged 18 to 80 with German citizenship living in the region of former West Germany were included in our study. The exclusion of East German respondents was done to ensure a stable population and source region. Appendix D contains the results of a sensitivity analysis, re-estimating our main models on the data of all German citizens, which leads to structurally similar findings. People under 18 were excluded to guarantee that respondents had autonomously made travel decisions, without being influenced by legal or financial obligations associated with being a minor. People over 80 were excluded because heavy travel constraints, especially health-related, might limit a free decision-making process, as there's an increase in illnesses, especially chronic ones, as people enter a later life stage (Maresova et al., 2019) with 90 % of Germans aged 80 and older being classified as multimorbid (i.e. having multiple illnesses) (Zimmermann et al., 2022). Furthermore, the years 1986 and 1992 to 1994 were excluded due to overall implausible data regarding income and travel expenses. Other years did not show relevant implausibilities. In total, 198,000 respondents remain in our dataset, 146,000 of whom traveled in the respective year. Due to the high quality of the face-to-face interviews, none of these observations had missing information regarding any of the analyzed dependent or independent variables. We describe central sociodemographic and travel-related variables in Appendix B.

3.2. Research models

We develop three research models to analyze temporal changes, each regarding one aspect of the travel decision-making process, influenced by changes in the meaning of travel: (1) Does a person travel? (*travel participation*), (2) if someone travels, how often does someone travel? (*travel frequency*), and (3) how much money is spent on vacations? (*travel expenses*).

The three models rely on different underlying (sub)samples and dependent variables (Fig. 1). While the participation model analyzes all survey respondents, the frequency and expenses model only analyze travelers. Accordingly, the first model provides information about the whole population whereas the latter two models only refer to the traveling population, excluding anyone who has not taken any trip in the respective year.

The selection of models is based on the central assumptions that, when individuals perceive travel as a meaningful pursuit, they are more likely to participate in leisure travel (McKercher et al., 2020), travel more frequently (Chen et al., 2019) and allocate a greater share of their income to traveling (Hong et al., 2005).

The **participation model** reflects the most fundamental manifestation of the meaning of travel, i.e. the decision to make at least one trip - of at least five days length - per year (McKercher et al., 2020). The **frequency model** analyzes the number of such trips a person takes per year, and is a relevant dimension based on Chen et al. (2019), who find a positive association between the meaning of travel and travel frequency. Since the exact number of conducted trips is not available for all years, we base the frequency model on the binary question whether a traveler performs one or multiple trips. This decision only leads to a minor loss of information, as about 95 % of our travelers do not travel more than twice a year. The **expenses model** refers to the share of available income a person spends on their main vacation trip (based on the questionnaire item "What were the overall travel costs (in €): Journey, accommodation, food and other costs in total for all members of your household traveling?", adjusted to reflect the average cost per person). We assume that this reflects changes in the meaning of travel because people who prioritize vacations in their overall expenses are shown to

Model name	Participation model	Frequency model	Expenses model
Decision	No trip ↔ One trip (at least)	One trip ↔ Multiple trips	Spending on main trip
(Sub-) Sample	All respondents of the surveys	People who took at least one trip	People who took at least one trip
Dependent variable	Travel participation (if a person took at least one trip per year)	Travel frequency (if a person performed multiple trips per year)	Travel expenses (Percentage of income spent on main trip)
Temporal effects	Age, period, cohort (non/linear surface)		
Covariates	Gender, income, education, household size, small children, city size		Gender, income, education, household size, small children, city size, length of stay
Model type	Additive logistic regression		Additive gamma regression

Fig. 1. Overview of research models with underlying model specifications.

attribute higher importance to traveling (Hong et al., 2005). Focus on the main vacation trip ensures comparability over the whole study period since our survey until 1996 only contains such travel expenses that refer to the main vacation trip. Appendix C contains the results of sensitivity analyses, re-estimating our main models on partial datasets - including all years where travel expenses are available for all performed trips -, which lead to structurally similar results. To account for financial synergy effects within households, we use the OECD-modified equivalence scale by Hagenaars et al. (1995) to adjust the household net income based on household size and the number of travelers. Since a person's travel group often differs from its household, we analyze relative travel expenses per adjusted traveler. Both travel expenses and net income were inflation adjusted.

Fig. 2 visualizes the distribution of every dependent variable (participation, frequency, expenses). For each one of them, its respective research model aims to disentangle the three temporal effects (age, period, cohort) to describe its variation structure. Regarding the cohort effect, we consider five birth cohorts (Silent Generation 1939–1946, Baby Boomer 1947–1966, Generation X 1967–1982, Generation Y 1983–1994, Generation Z 1995–2010).

Further influencing factors (travel constraints and sociodemographic factors) are accounted for by including a range of covariates in the research models. Besides technically ensuring the comparison of individuals with similar initial conditions in their travel decision-making process, this also allows for a more differentiated approach as we separate the effects of travel constraints and sociodemographic factors from the temporal effects. We control for the presence of young children in the family up to age five (youngest age group available in the data),

household income, education, household size, gender, and city size (Table B.1). For full comparability in the expenses model, we also include the length of stay to account for travel-related characteristics. External factors (e.g., political or macro-economic developments) are represented by the estimated period effect.

3.3. Statistical analysis

We use age-period-cohort (APC) analysis to separate the age, period, and cohort effects that underlie observed changes in the dependent variables. The analysis is based on a statistically robust and comprehensive statistical APC approach by Weigert et al. (2022), providing innovative visualization techniques and a flexible modeling approach to circumvent the identification problem, i.e. that each of the three temporal dimensions is a combination formed through linear relationships with the others (Clayton & Schifflers, 1987). We now apply this approach to a complex concept in tourism science, backed by a solid theoretical foundation. Full details on the statistical method and its estimation scheme can be found in Weigert et al. (2022). Age, period, and cohort effects are separated by estimating generalized additive regression models (GAMs, Wood, 2017), utilizing a tensor product spline basis to flexibly estimate a nonlinear interaction surface between age and period, with the cohort effect represented along the diagonals. The regression models have the structure

$$g(\mu_i) = \beta_0 + f(\text{age}_i, \text{period}_i) + \eta_i, i = 1, \dots, n,$$

with μ_i the conditional expected value of the response variable for observation i , $g(\cdot)$ the link function for the respective model class and n

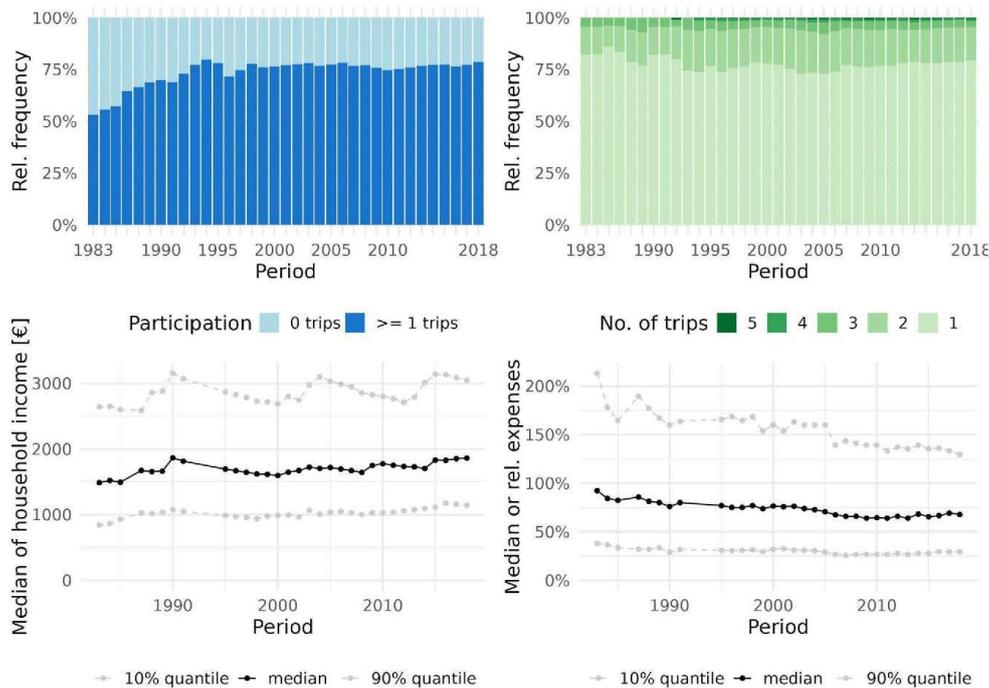


Fig. 2. Relative frequency of travel participation (top left pane) and travel frequency (top right), and person- and inflation-adjusted median income (bottom left) and total annual expenses relative to the monthly income (bottom right); bottom plots show the annual 10 %, 50 % (median) and 90 % quantiles of the respective distribution.

the number of individuals. The linear predictor is formed by the intercept β_0 , the bivariate tensor product surface $f(\text{age}, \text{period})$ and the term η_i containing the additional covariates outlined below. We include all categorical and continuous covariates with linear and nonlinear effects, respectively. All nonlinear effects (including the tensor product surface) are based on P-splines (Wood, 2017), with ten basis functions per dimension. Marginal effects for a specific age, period, or cohort are extracted from the bivariate surface by averaging over all values belonging to that specific age, period, or cohort, respectively (Weigert et al., 2022). While we will only interpret such marginal effects in the following, the estimated APC surface estimates can be found in Appendix B.

The model type of the participation model and the frequency model is an additive logistic regression with a logit link. Due to the right-skewed distribution of expenses with positive values only, we use additive gamma regression with a log link for the expenses model. All models control for the outlined travel constraints and sociodemographic variables (Appendix B). Model evaluation showed acceptable goodness of fit of the individual models (Appendix B).

The open-source software R was used for all statistical analyses (R Core Team, 2022). Models are estimated with package 'mgcv' (Wood, 2017). Visualizations are based on the package 'APCtools' (Bauer et al., 2022). Together with a data subsample, our software code is publicly available in the accompanying open-source GitHub repository (Bauer & Weigert, 2024).

4. Results and discussion

Comparing this study's results to previous studies investigating temporal change is challenging for two main reasons. First, most previous research is based on case studies of certain source markets (e.g., Japan; Sakai et al., 2000), leading to differences in the results simply due to travel behavior being influenced by different cultural backgrounds. Second, most previous studies do not analyze the three temporal effects simultaneously (e.g., only cohort; Lohmann & Danielsson, 2001) or properly disentangle the temporal effects based on adequate statistical models (e.g., Oppermann, 1995). Consequently, temporal effects may be over- or underestimated if other temporal dimensions are not controlled for. The bias is presented in detail by McKercher (2023) who critiques the sole application of generational theory within cross-sectional studies. The few studies that separate temporal effects do not focus on the same components of travel behavior or the same dimension of the travel decision (e.g., risk aversion; Lin et al., 2023; travel distance change; Weigert et al., 2022). Since travel behavior change may not manifest uniformly across all aspects, their comparability is also often not given.

In the following, we first compare the estimated temporal effects and explore which temporal dimension affects behavior change most. Subsequently, we discuss the individual effects in more detail.

4.1. Comparison of temporal effects

Our APC analysis reveals how the three aspects of travel behavior (participation, frequency, expenses) change over the three temporal dimensions and which of the three effects is the main driver for travel behavior change. The results suggest that age and period are the main drivers for participation change, while cohort and age are the main drivers for frequency change (Table 1). Accordingly, the decision if someone travels is predominantly driven by life cycle and macro-environmental changes, while the decision how often someone travels is predominantly shaped by generational membership and life cycle. Travel expenses show no substantial main driver as the ratios between the maximum and minimum exponentiated effects of age, period, and cohort are in a similar range (Table 1).

For the participation and frequency model, the estimated effects are ratios between the odds to travel and the odds to travel more frequently (odds ratios, OR), respectively. For the travel expenses model, in contrast, exponentiated effects (EE) relate to multiplicative changes in the expected travel expenses. Thus, the range of obtained effects for travel participation and frequency cannot be directly compared to the range of effects for travel expenses. The following example illustrates the difference in interpretation: The age effect for participation shows that the chance to make at least one long vacation trip is 164 % higher for people aged 18 (estimated OR 1.11) compared to people aged 80 (OR 0.42) since the effects show a difference in the odds of around +164 % ($= 100 * [1.11 / 0.42 - 1]$). The respective age effect of relative expenses indicates that for people aged 40 (estimated EE 1.04) the expected relative travel expenses are 10 % ($= 100 * [1.04 / 0.95 - 1]$) higher than for people aged 18 (EE 0.95). All interpretations and tendencies are made under the assumption of keeping all covariates constant.

Fig. 3 displays the estimated marginal effects for all three research models, visualized on an exponential scale, and illustrates how travel behavior changes over all three temporal dimensions. While the age effects for participation and expenses are highest for middle-aged people (30–45), the tendency to make several trips per year is highest for older ages (60–75). The period effects indicate that the number of people making at least one trip and tending to travel more often rose until the mid-1990s. From then onwards, the period effect for participation stabilizes. Interestingly, from the mid-2000s onwards those who travel at least five days tend to travel less frequently over the investigated time period. Similar structures can be observed for the cohort effects, where later generations tend to participate more often while going on long trips less frequently.

Our participation model confirms results by Pennington-Gray et al. (2002) who found that whether someone travels primarily depends on individual circumstances (age effect). In addition, our period effect - steeply increasing until mid-1990 - reveals that overarching external effects are also decisive for the decision to travel, consistent with Lin et al. (2023). The main drivers for changes in travel frequencies are cohort and age effects. Besides a decreasing cohort effect towards later

Table 1
Overview of estimated age, period, and cohort effects.

Model	Effect	Value with maximum effect	Value with minimum effect	Maximum OR/EE	Minimum OR/EE	Ratio
Participation	Age	41	80	1.21	0.42	2.89
	Period	2001	1983	1.22	0.49	2.47
	Cohort	1996	1939	1.37	1.01	1.36
Frequency	Age	69	27	1.60	0.67	2.39
	Period	1995	1985	1.23	0.78	1.58
	Cohort	1939	1990	1.38	0.50	2.75
Expenses	Age	39	80	1.04	0.91	1.14
	Period	2018	1996	1.04	0.95	1.09
	Cohort	2000	1988	1.07	0.98	1.09

Note: For each model and effect, the following information is listed: Variable value where the effect reaches its maximum/minimum; maximum/minimum odds ratio (OR) or exponentiated effect (EE); ratio between the respective maximum and minimum odds ratio or exponentiated effect. The maximum ratios per model are highlighted in bold. Cohort effects are considered for birth years from 1939 onwards only.

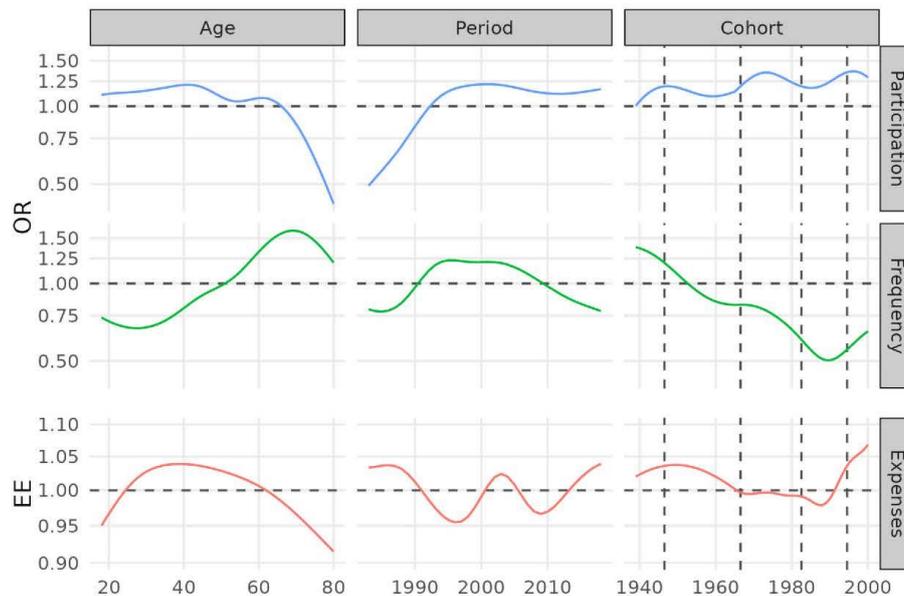


Fig. 3. Estimated marginal age (left column), period (middle), and cohort (right) effects for travel participation (top row), travel frequency (middle row), and relative expenses (bottom row) on a log2 scale in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE). The cohort effect is displayed for birth years from 1939 onwards only. Dashed vertical lines mark the boundaries between the defined generations.

generations, travel frequencies are shaped by individual circumstances and changes between life cycle stages (increasing age effect between age 27 and 69). To some degree, similar findings are reported in the studies by Lohmann and Danielsson (2001) who find that travel behavior is determined by generational affiliation (even though they do not include age and period) as well as You and O'Leary (2000) (who do not include the period effect). The travel expenses model reveals that age, period, and cohort are all nearly equally strong drivers for travel spending.

In contrast to previous studies, not analyzing all three temporal dimensions simultaneously (Table A.1), our study reveals the relative strength of the temporal effects in a comparative way and shows how much travel behavior changes according to each temporal dimension: life cycle (age), macro-level developments (period), and generational affiliation (cohort). Whenever previous studies neglected a specific temporal effect, it is actually comprised in the respective other estimated effects. For instance, while other model-based studies (e.g., Bernini & Cracolici, 2015) assume that the period effect is neglectable, we uncover that the period effect is present and relevant in all three models for our investigated timeframe. The period effect is even a main driver for travel participation and has the same direction as the cohort effect. This confirms results from a previous study on travel distance change over time (Weigert et al., 2022) and re-affirms the argument of McKercher (2023) on the relevance of macro-level developments.

4.2. Individual temporal effects

To analyze the three temporal effects in depth, we now separately discuss all three models (participation, frequency, expenses) for each temporal effect (age, period, cohort).

Age effects. The participation model indicates that age has a negative effect on travel participation, confirming previous studies (e.g., Bernini & Cracolici, 2015; Lin et al., 2023; Pennington-Gray et al., 2002). People between the ages 18 and 50 have the highest tendency to

travel at least once per year, with a peak at 41 (OR 1.21). From the age of 50 onwards, travel participation increases temporarily before it decreases continuously from age 61 (OR 1.08) onwards. The frequency model reveals a unimodal structure with one peak. The results show that travel frequency reaches its minimum at age 27 (OR 0.67). People's tendency to travel two or more times per year then increases until it peaks at 69 years of age (OR 1.60), followed by a steady decrease with growing age. The expenses model reveals that relative travel expenses increase until age 39 (EE 1.04) and then decrease with age, showing that young and older people spend a smaller share of their income on traveling than middle-aged people. Besides reinforcing existing knowledge, our results indicate that middle-aged people spend the most on travel, unlike Bernini and Cracolici (2015) who find that tourism expenditure increases quite consistently with age. Further, our analysis empirically confirms qualitative studies (Huber et al., 2019; Randle et al., 2019) and demonstrates that age can substantially influence the three measured components of travel behavior (Fig. 3).

Period effects. The participation model reveals that the chance to undertake at least one trip per year increases from the 1980s until the end of the century. The chance to make at least one vacation trip is 158 % higher for people in 1999 (OR 1.23) compared to people in 1983 (OR 0.48). Travel participation then remained stable, reflecting a consistent absence of participation in travel within a specific segment of the population (Popp et al., 2021). The frequency model - analyzing the people's tendency to perform at least two trips per year - shows an increasing period effect from 1985 to 1995, which declines slightly afterward. This development up until the mid-1990s confirms findings by Oppermann (1995) and may be due to the back then increasing popularity of short trips (Losada et al., 2016), not considered in the current study as of the focus on longer vacations. The period effect in the expenses model shows a wavelike development of relative travel expenses, with a low in 1996 (EE 0.95), a peak in 2003 (EE 1.02), and another low in 2009 (EE 0.97) while starting and ending at a rather high

level (1983, EE 1.03, 2018: EE 1.04). Accordingly, people with the same sociodemographic and economic information and similar travel constraints spent less (relatively) in 2008 than in 2018. This overall development emphasizes how closely related people's decision to spend their income on tourism is with external developments.

Cohort effects. The participation model shows that generational differences in the likelihood to travel at least once per year exist, confirming previous studies (Bemini & Craocolici, 2015; Mattioli et al., 2022; McKercher et al., 2020; You & O'Leary, 2000). The model indicates that later generations are more likely to travel at least once a year than earlier generations. The cohort effect for participation increases wavelike with three peaks. The first and lowest peak emerges in the Silent Generation (birth years 1939–1946; OR 1.12), followed by a higher peak in Generation X (1967–1982; OR 1.29) and a third peak in Generation Z (1995–2010; OR 1.34). In contrast to Oppermann (1995), Pennington-Gray et al. (2002) and Mattioli et al. (2022), we find that later generations tend to travel less frequently as the frequency model indicates steadily decreasing travel frequencies from the Baby Boomers (1947–1966) to Generation Y (1983–1994). Relative travel expenses mainly decrease until Generation Y and increase again for the youngest generations. Conversely, Bemini and Craocolici (2015) found an overall increase in travel expenditure over generations. These discrepancies might be due to previous studies including domestic travel and/or shorter vacation trips. For all three models, the cohort effect of the later generations (Generations X and Z) must be interpreted with caution because it partly reflects the observed age differences, as these youngest cohorts do only contain young people up to the age of 35 in our dataset.

Covariate effects. Obtained covariate effects (Appendix B) are in line with literature (e.g., Bemini & Craocolici, 2015; Karl et al., 2020; Nicolau & Más, 2005). Women (participation: OR 1.06; frequency: OR 1.11), people with a higher level of education (participation: OR 2.48 for university or college compared to junior high school; frequency: OR 2.61), from larger cities (participation: OR 1.41 for people from cities with more than 500,000 inhabitants compared to people from villages with less than 5000 inhabitants; frequency: 1.24), with larger household size (participation: OR 1.56 for households with five or more people compared to single-person-households; frequency: OR 1.40) and higher income (participation: OR 5.26 for household income 6000€ compared to household income 1000€; frequency: OR 3.52) tend to rather participate and travel more frequently. In contrast, people with young children tend to travel less frequently (participation: OR 0.74; frequency: 0.92).

In the expenses model, the dominant factor is trip duration. The longer the trip, the more travelers spend. The expected expenses are about four times higher for people spending more than 30 days compared to people spending only five days (EE 3.99). Higher income (EE 0.34 for household income 6000€ compared to household income 1000€) and larger household size (EE 0.84 for households of five or more people compared to single-person-households) are associated with lower relative travel expenses for trips of equal length.

4.3. Explaining temporal changes in travel behavior through different theoretical lenses

We now explain the temporal changes in travel participation, frequency and expenses using generational and life cycle theory. We further include potential reasons for changes in travel behavior due to changes in the meaning of travel.

As outlined, life cycle theory (Wells & Gubar, 1966) links age groups to specific life stages. We find that people in the "full nest stage" - i.e. middle-aged, generally married people with young children - tend to participate more in tourism and spend a larger share of their income on traveling than other age groups. One possible explanation for the increase in travel activity during this life cycle is the role of vacations as a time for family bonding (Lehto et al., 2009). This aligns with research indicating that family cohesion explains the high crisis resistance of

vacation trips (Bronner & de Hoog, 2016). Moreover, crisis resistance provides insights into the meaning of travel, as a crisis forces people to further prioritize consumer goods. Our findings on the high meaning of travel provide some empirical evidence for the theoretical explanation of Randle et al. (2019), who discuss how the meaning of travel changes over age. In the life stage when people enter retirement, they still participate in tourism, and - even though faced with stronger financial constraints due to generally lower income - tend to travel more often, but spend a lower share of their income on traveling. A potential explanation is that retirees have more discretionary time due to fewer work and family-related commitments (Karl et al., 2020) and may attach more meaning to traveling (Huber et al., 2019). In later life stages, people reduce their travel activities because of increasing health and mobility restrictions in older age (You & O'Leary, 2000). These restrictions make traveling difficult, and our study clearly shows that people tend to either give up traveling or travel less often with increasing age.

The uptake in travel participation over time reflects the democratization of travel, a social change enhancing the availability of vacations for everyone in society (Gardiner et al., 2013). Traveling becomes the social norm and a habitual practice in modern societies (Chen & Petrick, 2016), and tourism takes a more important role in people's lives, implying an overall increase in the meaning of travel. One reason for the better accessibility of travel are the technological advancements in transport that made traveling more affordable for the wider society (Cohen et al., 2014). Temporal changes in relative travel expenses may mirror economic and technological developments on the macro-level. The global tourism sector is impacted by the threat of terrorism (Walters et al., 2019). For instance, people in the US spent substantially less money on leisure travel subsequent to the terror attacks of September 11, 2001 (Floyd et al., 2004). Relative travel expenses also dropped in 2009, potentially in relation to the economic crisis in 2008, forcing people to prioritize their limited financial resources on essential purchases (Dolnicar et al., 2012). However, an economic crisis does not fully deter people from traveling but leads them towards spending less on vacations, as also indicated by Bromer and de Hoog (2011). Traveling for pleasure and going on at least one annual vacation has become a normal good rather than a luxury over the last decades (Gunter & Smeral, 2016).

While life cycle theory and macro-level developments offer directly applicable explanation frameworks for changes in travel behavior and the meaning of travel between age groups and over time in general, similar conclusions about the actual drivers of differences between cohorts remain more abstract. Being the most practicable theory to date, we utilize the sociological theory of generations developed by Mannheim in 1928 (published in English in 1952). Mannheim's (1952) theory of generations assumes that social change over time occurs because cohorts with similar social norms, attitudes and behaviors (i.e. generations) appear or disappear, and these cohorts shape the overall society during their time. We translated this theory to explain travel behavior change between generations, assuming that people from the same birth cohorts with shared memories and experiences develop a similar travel behavior because of attributing a similar meaning or value to leisure travel (Leijen et al., 2022). Three generational aspects seem particularly relevant: First, younger generations are socialized early with traveling (Mattioli et al., 2022) because their parents are already accustomed to traveling and take their children with them. Accordingly, vacations have become a habit (MacInnes et al., 2022) and an important element of life (McKercher et al., 2020) for people from younger generations. A recent study demonstrates how children already form a meaning of travel through their travel experiences (Li et al., 2023). The second generational difference are values and norms regarding the work-travel-balance (Gardiner et al., 2014). For instance, Generation X, who values a balanced lifestyle and considers leisure time more meaningful than other generations (Gardiner et al., 2014), were found to participate more often in traveling than older generations. The last

generational difference is the spending mindset. In our study, Baby Boomers who were born during prosperous economic times (Davis et al., 2006) have a free-spending mindset - even if it means paying for purchases on credit (Schewe & Noble, 2000). A similar consumption-oriented mindset can be attributed to Generation Y (Gardiner et al., 2014). People in Generation X, however, are more cautious about purchases and tend to be thrifty (Davis et al., 2006), leading to the lowest relative travel expenses observed.

5. Conclusions

5.1. Implications for tourism research

Previous studies investigating temporal changes in travel behavior do not include all temporal dimensions (McKercher, 2023), or miss separating them adequately. Motivated by the conviction that closing this gap can benefit the understanding of travel behavior, this study strove to explore the temporal changes in travel behavior and explain them through life cycle and generational theory, and the meaning of travel. By means of an integrated research design incorporating three central components of travel behavior, we were able to disentangle these temporal dimensions. Most studies on temporal changes in travel behavior focus on one or two temporal dimensions, often excluding external factors (period effect) on the assumption that they are a minor effect. We uncover not only the existence of the period effect in all three models, but even - in addition to age effects - identify it as a main driver for travel participation. Another consequence of neglecting the period effect is that other temporal effects may be biased, i.e. they are potentially over- or underestimated. In our results, not only are all three temporal effects existent for our observed travel behavior components, but they are varying in strength for the two travel behavior components frequency and participation.

This study continues efforts to advance methodological approaches in tourism research by applying a semiparametric APC approach (Weigert et al., 2022) to empirically explore changes in travel behavior. The results support indications that vacations are becoming a necessity rather than a luxury for Western developed countries (e.g., Gunter & Smeral, 2016), and further break this development down into changes in values between generations and variations in people's priorities and focus throughout the life cycle. The analysis offers a statistically robust, flexible representation of the temporal structures using large-scale, long-term data on individual level. Based on the accompanying software package *APCtools* (Bauer et al., 2022), both the descriptive and model-based statistical concepts can easily be applied to other topics and datasets, including panel or repeated cross-sectional, individual or aggregated data.

5.2. Practical implications

Besides contributions to tourism research, our findings are of relevance to the tourism industry. The tourism industry and policymakers need evidence-based knowledge on the change in travel behavior over time to inform long-term planning and investment in specifically targeted infrastructure. We find that travel behavior is continuously changing over all temporal dimensions, making continuous market analysis - including sound predictions of future developments like the travel behavior of certain age groups - vital for the tourism industry. By separating the three temporal effects, we provide the tourism industry with more precise information on age and generational differences. For instance, our findings reveal that age groups and generations show very distinct travel behavior patterns, calling for clear age-related and generational target group marketing approaches. Tour operators should consider the entire lifespan when tailoring their offerings. Implementing specific life stage packages would cater to the unique needs at each life stage. While our results provide general implications, more specific implications could be drawn from Fu et al. (2022). For example, these

packages could provide an opportunity to engage in profound self-reflection for those in later stages, which is a key aspect in that life stage. As members of a generation are united in their common values and have a certain similarity in travel patterns (Schewe & Noble, 2000), tourism operators can adapt more precisely to tourists' needs, knowing how their generational membership and the changes over a life cycle will affect travel demands. While more people of later generations take at least one vacation trip per year, their travel frequency decreases. To address this decreasing frequency of long trips among later generations, destination management organizations can, for instance, aim at facilitating workation opportunities.

5.3. Limitations and future research

Several limitations underlie this study. First, we faced limited selection options regarding the variables. In general, when secondary data is used for research some limitations need to be considered and weighed against the benefits of using a rich, long-term and large-scale secondary dataset. For example, the selection of the central travel behavior components and covariates is limited to consistently observed measurements available in our underlying long-term secondary dataset. We have chosen three components shaped by the meaning of travel, which are central drivers in the travel decision-making process. The inclusion of further components would allow for more comprehensive insights, however due to the limitation of using an established long-term dataset, these three travel components represent a reasonably good approximation for this research study. To make model structures comparable, we include similar covariates in all three models. A second limitation of this study is that we used a case study approach by basing our results on pleasure travel data among Germans. This case study approach limits the generalizability of research findings to other source markets, in particular those with different demographic and economic characteristics. However, the size of the German source market in terms of international tourism spending, along with its demographic and economic characteristics, and its abundance of vacation days compared to other regions, suggests notable similarities to other Western European source markets, potentially leading to important implications for various travel destinations and source markets. Third, because each of the temporal dimensions is a linear combination of the other two effects (Clayton & Schiffers, 1987), perfect separation of temporal effects is generally not possible, rendering the statistical estimation problem not perfectly identifiable (Weigert et al., 2022). However, given the repeated cross-sectional and annually representative data and the integrated research design (based on a state-of-the-art statistical approach and the inclusion of further control variables), our study design allows for a good approximative separation. The coverage of multiple decades and a broad range of age and cohort groups by our dataset is an essential prerequisite for being able to soundly disentangle the temporal association structures. Finally, while we work with a large-scale, high-quality cross-sectional dataset, its cross-sectional nature underlies specific limitations compared to more informative panel studies. Most notably, cross-sectional data only allow for the interpretation of overall, "on average" developments, but not for conclusions on how developments and association structures behave on the scale of individual travel biographies. Future research - even though being a long-term, expensive investment - needs to strive towards collecting such long-term panel data on tourist behavior to analyze the temporal effects and individual travel biographies as accurately as possible.

Funding

The author(s) disclosed receipt of the following financial support for the research, authorship, and/or publication of this article: This work was supported by the German Research Foundation (DFG) [grant number KU 1359/4-1, SCHM 850/22-1, and KA 4976/2-1]. The authors of this work take full responsibility for its content.

CRedit authorship contribution statement

Elisabeth Bartl: Writing – review & editing, Writing – original draft, Methodology, Conceptualization. **Alexander Bauer:** Writing – review & editing, Writing – original draft, Software, Methodology, Formal analysis, Data curation, Conceptualization. **Maximilian Weigert:** Writing – review & editing, Writing – original draft, Software, Methodology, Formal analysis, Data curation, Conceptualization. **Marion Karl:** Writing – review & editing, Writing – original draft, Supervision, Methodology, Funding acquisition, Conceptualization. **Jürgen Schmude:** Writing – review & editing, Supervision, Methodology, Funding acquisition, Conceptualization. **Helmut Küchenhoff:** Writing – review & editing, Supervision, Methodology, Funding acquisition, Data

curation, Conceptualization.

Declaration of competing interest

The author(s) declared no potential conflicts of interest with respect to the research, authorship, and/or publication of this article.

Acknowledgements

The authors would like to thank Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V. (FUR) for providing the underlying data and help regarding questions of any type to the dataset.

Appendix A. Temporal dimensions**Table A.1**

Overview of literature on temporal dimensions and their impact on travel behavior components (participation, frequency, expenses) (selected studies).

Authors (Year)	Research topic	Approach	Sample	Impact on ...	Studied effects			Core findings
					Age	Period	Cohort	
Oppermann (1995)	Changing tourism patterns	Quantitative (descriptive)	German tourists (n = 124)	Travel frequency, intensity, destination choice, succession	x	x	x	Generation influences travel frequency; tourism patterns change over all three dimensions; Frequency is higher for later generations
Sakai, Brown, and Mak (2000)	Demographic change and international travel demand	Quantitative (linear regression)	Secondary data on Japanese overseas travelers, (JTB)* (n = 140)	Propensity to travel abroad	x		x	Cohort effects influence the propensity to travel abroad more than age effects; seniors have a higher propensity to travel
You and O'Leary (2000)	Changes in travel behavior patterns	Quantitative (MANOVA, ANOVA, cluster analysis) (linear effects)	Japanese senior travelers (n = 691)	Travel propensity, destination, activity, participation, and travel philosophy	x		x	Travel characteristics of senior travelers change over time; the older travel market is becoming more active; dominance of the cohort effect
Lohmann and Danielsson (2001)	Future travel behavior of senior citizens	Quantitative (descriptive)	Secondary data on travel behavior of German residents, (n = 7500)	Travel participation, destination choice			x	Tourist demand and travel behavior are determined by generations
Collins and Tisdell (2002)	Influence of life cycle on travel patterns	Quantitative (descriptive)	Secondary data on travel behavior of Australian residents, (n = unknown)	Travel participation (by gender and purpose)	x			Gender has a major influence on travel demand; life cycle travel patterns for men and women vary considerably
Pennington-Gray, Ketstetter, and Warnick (2002)	Forecasting international travel patterns	Quantitative (Palmore's 1978 triad method) (linear effects)	Secondary data on travel behavior of US residents, (SMRB)* (n = 104,424)	International travel participation, international travel frequency	x	x	x	Later generations show higher travel frequency; participation decreases over age; period effects primarily affect travel behavior
Bernini and Craolici (2015)	Influence of age and cohort on travel participation and expenditure	Quantitative (hurdle model) (non-linear effects)	Secondary data on Italian residents, (BF)* (n = 265,028)	Travel participation and travel expenditure for domestic and international travel	x		x	Participation decreases with age and is lower for later generations; expenditure increases with age and is higher for later generations
Huber, Milne, and Hyde (2019)	Influence of life events on tourism behavior	Qualitative	Biographical interviews with German seniors (n = 25)	Travel frequency, travel partner, motivation, trip duration, transport	x			Life events are diverse and have an impact on seniors' tourism behavior; the meaning of travel changes over time
McKercher, Lai, Yang, and Wang (2020)	Change in values over generations	Quantitative (descriptive, t-tests)	Chinese residents (n = 449)	Travel propensity, importance of travel, attitudes to travel			x	Generational factors influence tourism propensity, intensity, and experience; the meaning of travel increases over generations
Fu, Kirillova, and Lehto (2022)	Tourism consumption over the life course	Qualitative	Biographical interviews with US residents (n = 25)	Travel participation, travel frequency, motivation,	x			Travel frequency increases and decreases over the course of life

(continued on next page)

Table A.1 (continued)

Authors (Year)	Research topic	Approach	Sample	Impact on ...	Studied effects			Core findings
					Age	Period	Cohort	
Mattioli, Scheiner, and Holz-Rau (2022)	Socialization effects of international travel	Quantitative (Poisson, neg. binomial regression) (linear effects)	German residents (n = 7695)	destination, trip duration, travel party Travel frequency, age at first vacation			x	Frequency is higher for later generations
Lin, Jiang, Li, and Qin (2023)	The effect of risk aversion on travel participation and expenditure	Quantitative (Heckman model with a hierarchical ape model) (linear effects)	Chinese households (n = 71,191)	Travel participation, expenditure	x	x	x	Participation decreases with age and is lower for later generations; important period effect on travel participation; Expenditure decreases with age, over time and is lower for later generations

Note: *JTB Japan Tourist Bureau, SMRB Simmons Market Research Bureau, BF Households Budget Survey by the Italian Office of Statistics. More specific information on the secondary data sources can be found in the original publications.

Appendix B. Descriptive statistics and estimated effects

Table B.1

Overview of sociodemographic and travel-related covariates among all survey respondents and all travelers in the considered years.

Variable	Value	n		%		
		Overall	Travelers	Overall	Travelers	
Age	18–30 years	37,064	27,613	18.9	19.3	
	31–40 years	37,956	29,285	19.3	20.3	
	41–50 years	37,200	29,173	18.9	20.2	
	51–60 years	34,153	25,648	17.4	17.8	
	61–70 years	31,488	21,959	16.0	15.2	
Travel year (period)	71–80 years	18,490	10,549	9.4	7.3	
	1983–1989	29,114	18,231	15.1	12.8	
	1990–1999	56,546	42,385	29.4	29.7	
	2000–2010	58,275	44,940	30.3	31.5	
	2011–2018	48,706	37,332	25.3	26.1	
Birth cohort	Born before 1939	43,147	26,184	21.8	17.9	
	Silent generation	26,217	19,638	13.2	13.5	
	Baby Boomer	79,520	61,143	40.1	41.9	
	Generation X	38,584	30,456	19.5	20.9	
	Generation Y	9745	7621	4.9	5.2	
Gender	Generation Z	1064	848	0.5	0.6	
	Male	90,766	67,724	45.8	46.4	
Household net income (weighted and inflation-adjusted)	Female	107,546	78,175	54.2	53.6	
	<1000€	10,478	5337	5.3	3.7	
	1000–1999€	56,926	35,166	28.7	24.1	
	2000–2999€	62,545	47,096	31.5	32.3	
	3000–3999€	41,588	34,738	21.0	23.8	
	4000–4999€	12,659	11,002	6.4	7.5	
	5000–5999€	7718	6778	3.9	4.6	
	> 6000€	6398	5782	3.2	4.0	
	Education	Junior high school	100,186	64,262	50.5	44.0
		Secondary school	59,858	48,545	30.2	33.3
High school		21,500	18,370	10.8	12.6	
University or college		16,768	14,722	8.5	10.1	
Household size	1	52,858	35,981	26.7	24.7	
	2	75,650	57,117	38.1	39.1	
	3	32,534	24,793	16.4	17.0	
	4	27,723	21,388	14.0	14.7	
	>4	9547	6620	4.8	4.5	
Young children (under 5 years)	yes	21,027	14,739	10.6	10.1	
	no	177,285	131,160	89.4	89.9	
City size	< 5000 inhabitants	26,885	18,302	13.6	12.5	
	5000–49,999 inhabitants	87,389	63,236	44.1	43.3	
	50,000–99,999 inhabitants	19,743	14,698	10.0	10.1	
	100,000–499,000 inhabitants	32,944	25,692	16.6	17.6	
	>500,000 inhabitants	31,351	23,971	15.8	16.4	
Trip length	5 days	–	2968	–	2.0	
	6–8 days	–	23,027	–	15.8	
	9–12 days	–	21,577	–	14.8	
	13–15 days	–	55,033	–	37.8	
	16–19 days	–	7708	–	5.3	

(continued on next page)

Table B.1 (continued)

Variable	Value	n		%	
		Overall	Travelers	Overall	Travelers
	20–22 days	–	22,653	–	15.5
	23–26 days	–	2,603	–	1.8
	27–29 days	–	4,372	–	3.0
	>30 days	–	5,787	–	4.0

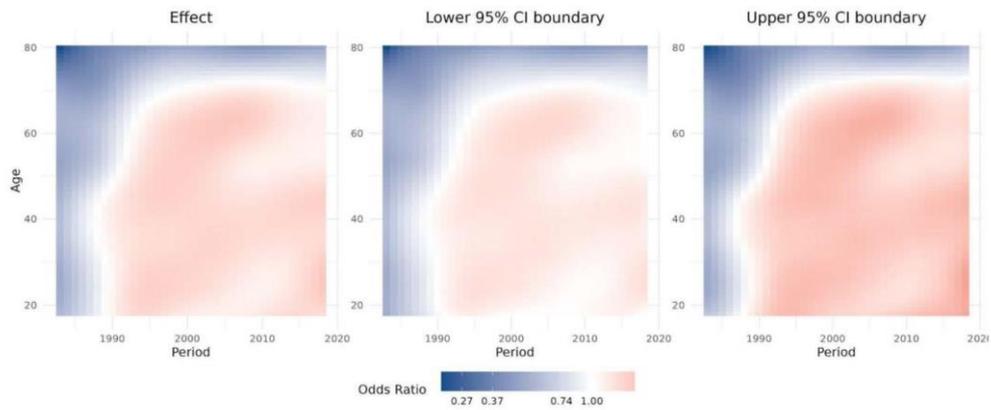


Fig. B.1. Estimated APC effect surface for the travel participation model, including lower and upper 95 % confidence interval (CI) boundaries.

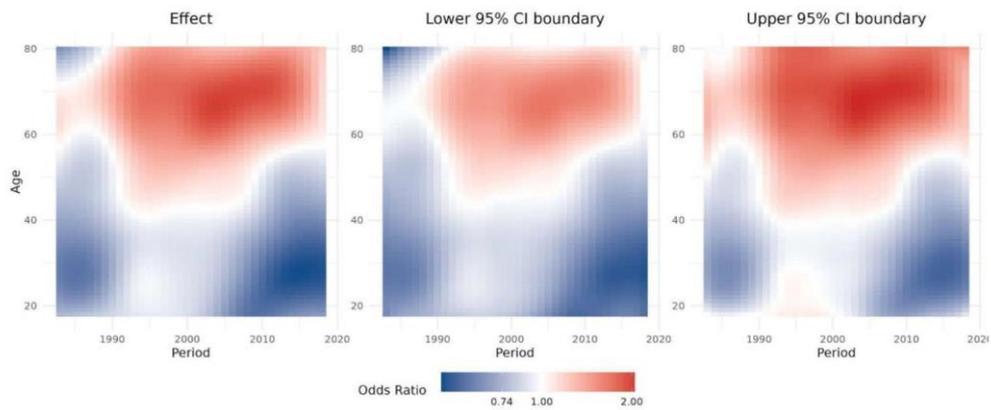


Fig. B.2. Estimated APC effect surface for the travel frequency model, including lower and upper 95 % confidence interval (CI) boundaries.

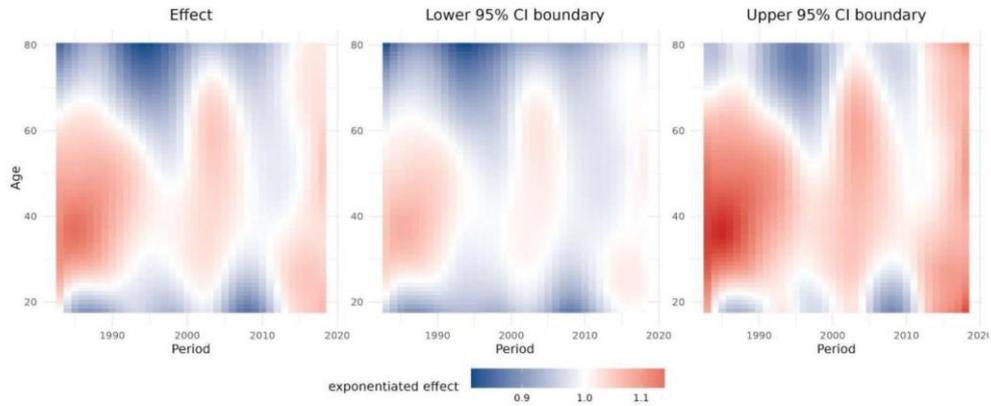


Fig. B.3. Estimated APC effect surface for the travel expenses model, including lower and upper 95 % confidence interval (CI) boundaries.

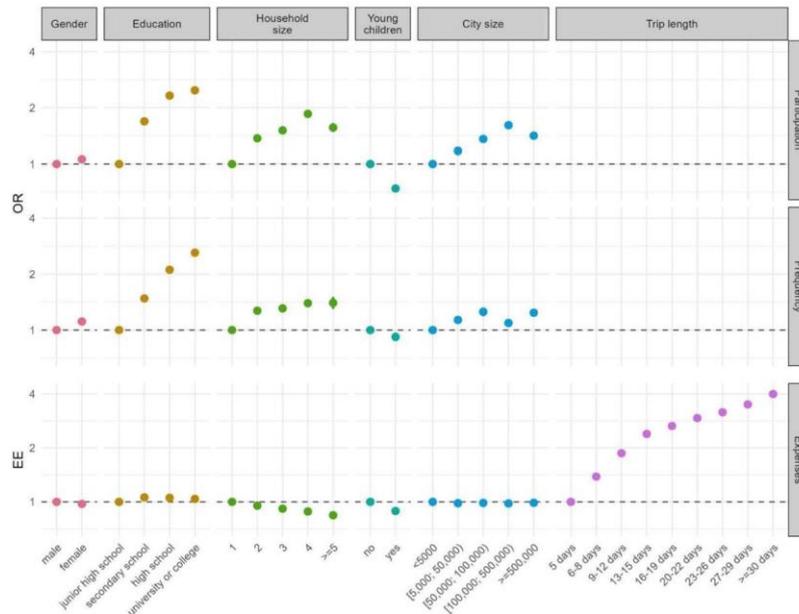


Fig. B.4. Estimated exponentiated effects of the variables gender (reference category: male), education (reference: junior high school), household size (reference: 1), young children (reference: no), city size (reference: <5000) and trip length (reference: 5 days), for travel participation (top row), travel frequency (middle row) and rel. expenses (bottom row) on a log2 scale in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE).

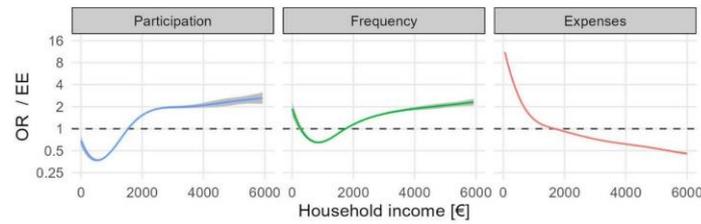


Fig. B.5. Nonlinear effects of household incomes in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE). The x-axis only spans income values until 6000€ as higher incomes occur too rarely (see Table A.1) to ensure a stable effect estimate.

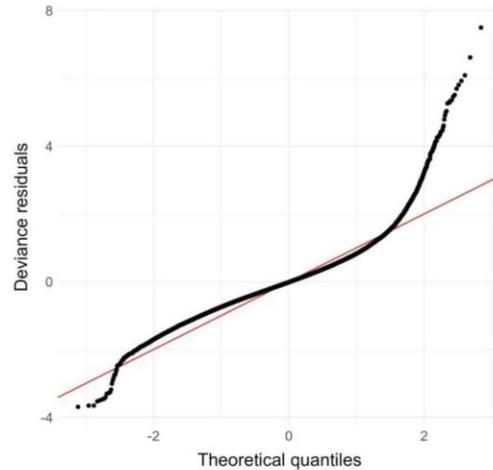


Fig. B.6. QQ plot for the regression model for relative expenses. Deviance residuals obtained from the model are displayed against theoretical quantiles based on the direct randomization method (Augustin et al., 2012).

Model evaluation showed acceptable goodness of fit of all models. The logistic regression models for travel participation and travel frequency had area under the curve (AUC) values of 0.72 and 0.66, respectively, computed on a 20 % hold-out test set (Japkowicz & Shah, 2011). Dispersion parameters of these two models were 1.01 and 1.00, respectively, indicating no overdispersion. The Gamma regression model for travel expenses showed 37 % explained deviance (compared to 32 % of Beta regression and 34 % of log-normal regression) on the training set and a median absolute percentage error (MdAPE; Hyndman & Koehler, 2006) of 0.34 on the same hold-out test set. The corresponding QQ plot (Wood, 2017) above shows that the distributional assumption for the residuals is mainly fulfilled with some deviation at the top margin of the distribution. Sample size calculations were not performed before the study since we used a sufficiently large secondary dataset.

Appendix C. Sensitivity analysis for expenses over all trips

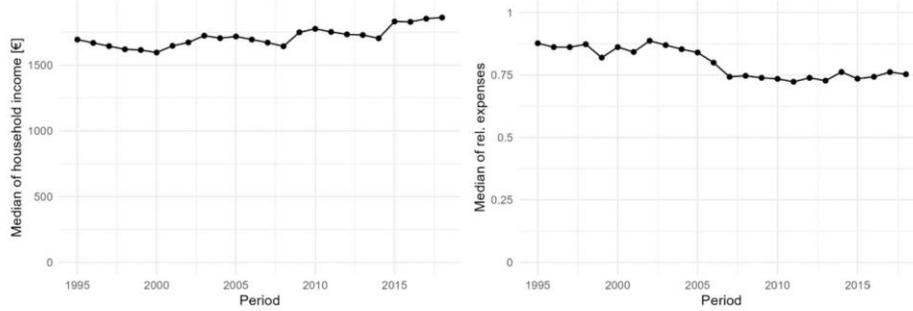


Fig. C.1. Person- and inflation-adjusted median income (left pane) and relative expenses (right), based on data including the expenses for all respective trips of a person in a year.

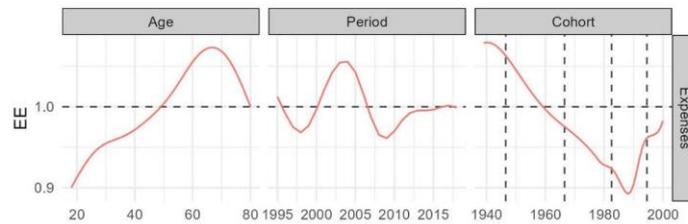


Fig. C.2. Estimated exponentiated marginal age (left pane), period (middle) and cohort (right) effect for the relative expenses model on a log2 scale, based on data including the expenses for all respective trips of a person in a year. The cohort effect is displayed for birth years from 1939 onwards only. The dashed vertical lines in the cohort plots mark the boundaries between the generations defined in the conceptual framework.

Table C.1

Overview of marginal age, period and cohort effects, based on data including the expenses for all respective trips of a person in a year.

Model	Effect	Value with maximum effect	Value with minimum effect	Maximum EE	Minimum EE	Ratio
Expenses	Age	67	18	1.08	0.90	1.20
	Period	2004	2009	1.06	0.96	1.10
	Cohort	1940	1988	1.09	0.89	1.22

Note: For each model and effect, the following information is listed, from left to right: Variable value where the estimated effect reaches its maximum/minimum; maximum/minimum of the exponentiated effect (EE); ratio between the respective maximum and minimum exponentiated effect. The maximum ratios per model are highlighted in bold. According to the generations defined in the "Data" section, cohort effects are considered for birth years from 1939 onwards only.

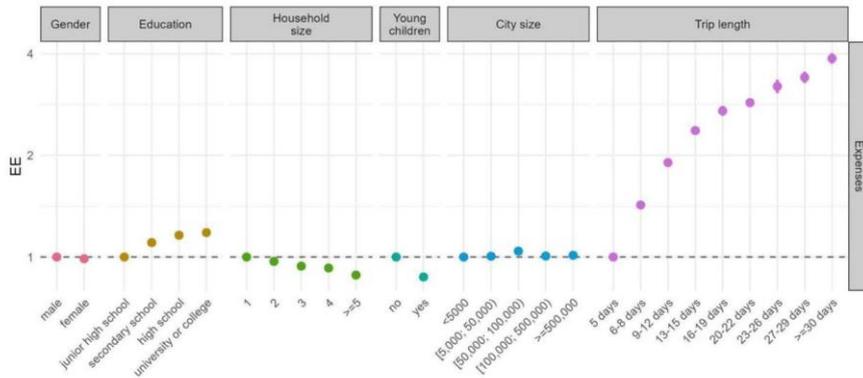


Fig. C.3. Estimated exponentiated effects (EE) of the variables gender (reference category: male), education (reference: junior high school), household size (reference: 1), young children (reference: no), city size (reference: <5000) and trip length (reference: 5 days), for expenses (bottom row) on a log2 scale, based on

data including the expenses for all respective trips of a person in a year.

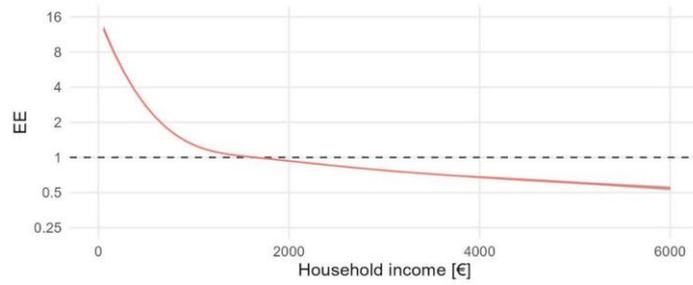


Fig. C.4. Nonlinear effect of household income in terms of exponentiated effects (EE), based on data including the expenses for all respective trips of a person in a year. The x-axis only spans income values until 6000€ as higher incomes occur too rarely (see Table A.1) to ensure a stable effect estimate.

Appendix D. Analysis for Eastern Germany

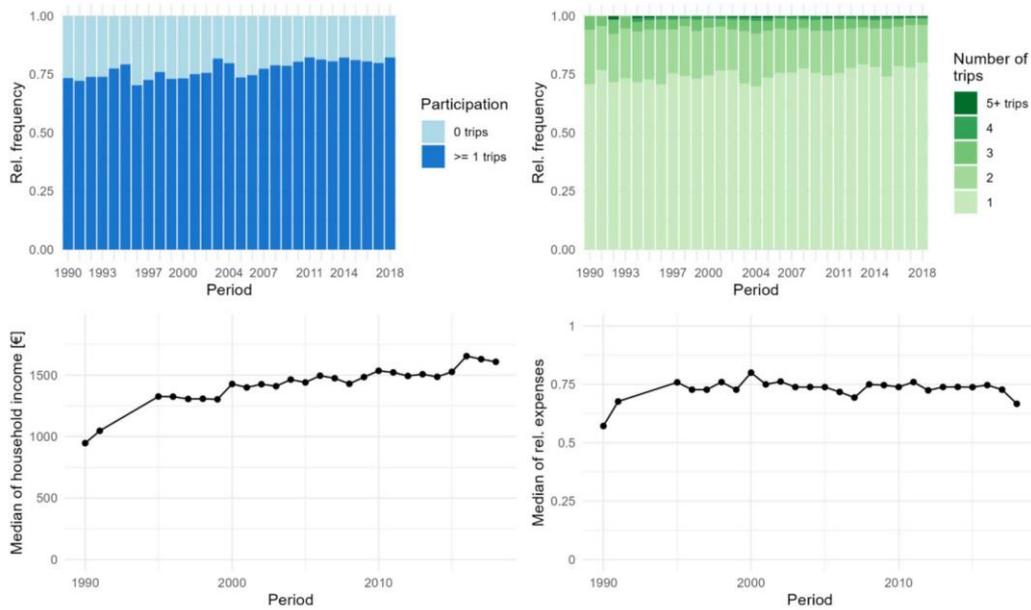


Fig. D.1. Relative frequency of travel participation (top left pane) and travel frequency (top right) as well as person-adjusted and inflation-adjusted median income (bottom left) and relative expenses (bottom right), only based on data of people living in Eastern German federal states.

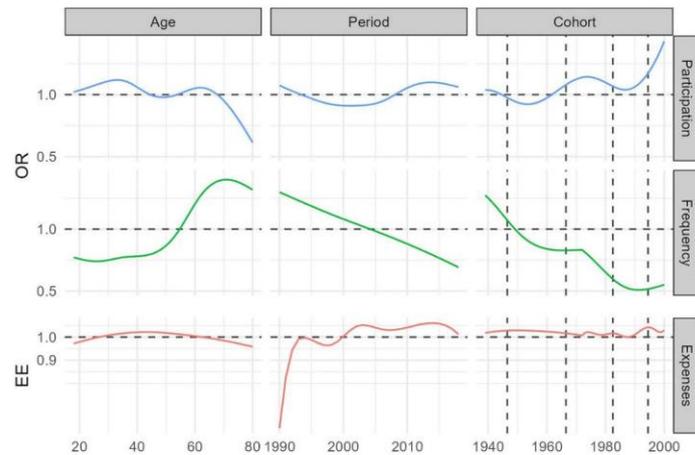


Fig. D.2. Estimated marginal age (left column), period (middle) and cohort (right) effects for travel participation (top row), travel frequency (middle row) and rel. Expenses (bottom row) on a log2 scale in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE), only based on data of people living in Eastern German federal states. The cohort effect is displayed for birth years from 1939 onwards only. The dashed vertical lines in the cohort plots mark the boundaries between the generations defined in the conceptual framework.

Table D.1

Overview of marginal age, period and cohort effects, only based on data of people living in Eastern German federal states.

Model	Effect	Value with maximum effect	Value with minimum effect	Maximum OR/EE	Minimum OR/EE	Ratio
Participation	Age	33	80	1.18	0.59	2.01
	Period	2014	2001	1.15	0.88	1.30
	Cohort	2000	1953	1.82	0.90	2.02
Frequency	Age	71	26	1.74	0.70	2.50
	Period	1990	2018	1.51	0.65	2.32
	Cohort	1939	1991	1.46	0.51	2.88
Expenses	Age	43	80	1.02	0.96	1.07
	Period	2014	1990	1.07	0.66	1.62
	Cohort	1995	1988	1.05	1.00	1.05

Note: For each model and effect, the following information is listed, from left to right. Variable value where the estimated effect reaches its maximum/minimum; maximum/minimum odds ratio (OR) or exponentiated effect (EE); ratio between the respective maximum and minimum odds ratio or exponentiated effect. The maximum ratios per model are highlighted in bold. According to the generations defined in the "Data" section, cohort effects are considered for birth years from 1939 onwards only.

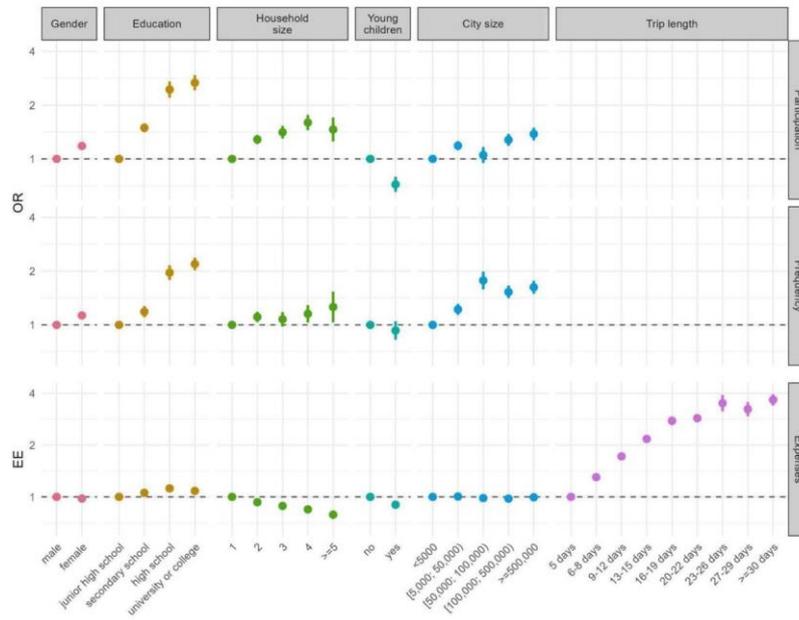


Fig. D.3. Estimated exponentiated effects of the variables gender (reference category: male), education (reference: junior high school), household size (reference: 1), young children (reference: no), city size (reference: <5000) and trip length (reference: 5 days), for travel participation (top row), travel frequency (middle row) and rel. Expenses (bottom row) on a log2 scale in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE), only based on data of people living in Eastern German federal states.

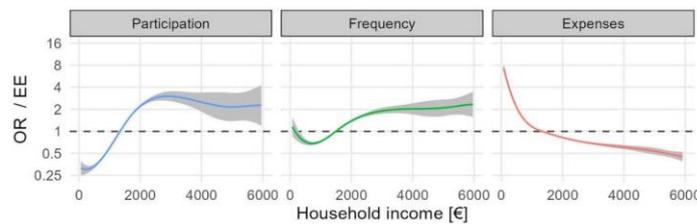


Fig. D.4. Nonlinear effects of household income in terms of odds ratios (OR) and exponentiated effects (EE), only based on data of people living in Eastern German federal states. The x-axis only spans income values until 6000€ as higher incomes occur too rarely (see Table A.1) to ensure a stable effect estimate.

References

Abraham, V., Bremser, K., Carreno, M., Crowley-Cyr, L., & Moreno, M. (2021). Exploring the consequences of COVID-19 on tourist behaviors: Perceived travel risk, animosity and intentions to travel. *Tourism Review*, 76(4), 701–717.

Augustin, N. H., Sauleau, E. A., & Wood, S. N. (2012). On quantile plots for generalized linear models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 56(8), 2404–2409.

Bauer, A., & Weigert, M. (2024). *TravelBehaviorAPC: Supplementary code*. <https://github.com/bauer-alex/TravelBehaviorAPC> (accessed 19 October 2024).

Bauer, A., Weigert, M., & Jalal, H. (2022). APCtools: Routines for descriptive and model-based APC analysis. *Journal of Open Source Software*, 7(73), 4056. <https://doi.org/10.21105/joss.04056>

Bernini, G., & Gracolici, M. F. (2015). Demographic change, tourism expenditure and life cycle behaviour. *Tourism Management*, 47, 191–205.

Bronner, F., & de Hoog, R. (2011). Economizing behaviour during travel: Strategies and information sources used. *Journal of Vacation Marketing*, 17(3), 185–195.

Bronner, F., & de Hoog, R. (2016). Crisis resistance of tourist demand: The importance of quality of life. *Journal of Travel Research*, 55(2), 190–204.

Chen, C.-C., & Petrick, J. F. (2016). The roles of perceived travel benefits, importance, and constraints in predicting travel behavior. *Journal of Travel Research*, 55(4), 509–522.

Chen, C.-C., Zou, S., & Petrick, J. F. (2019). Is travel and tourism a priority for you? A comparative study of American and Taiwanese residents. *Journal of Travel Research*, 58(4), 650–665.

Clayton, D., & Schifflers, E. (1987). Models for temporal variation in cancer rates. II: Age-period-cohort models. *Statistics in Medicine*, 6(4), 469–481.

Cohen, S. A., Prayag, G., & Moital, M. (2014). Consumer behaviour in tourism: Concepts, influences and opportunities. *Current Issues in Tourism*, 17(10), 872–909.

Collins, D., & Tisdell, C. (2002). Gender and differences in travel life cycles. *Journal of Travel Research*, 41(2), 133–143.

Crawford, D. W., & Godbey, G. (1987). Reconceptualizing barriers to family leisure. *Leisure Sciences*, 9(2), 119–127.

Crompton, J. L. (1979). Motivations for pleasure vacation. *Annals of Tourism Research*, 6(1), 408–424.

Davis, J. B., Pawlowski, S. D., & Houston, A. (2006). Work commitments of baby boomers and gen-Xers in the IT profession: Generational differences or myth? *Journal of Computer Information Systems*, 46(3), 43–49.

Dolnicar, S., Yanamandram, V., & Cliff, K. (2012). The contribution of vacations to quality of life. *Annals of Tourism Research*, 39(1), 59–83.

Filimon, S., Schiemenz, C., Bartl, E., Lindner, E., Namberger, P., & Schmude, J. (2022). Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic—the effects of sociodemographic variables. *Current Issues in Tourism*, 25(24), 4031–4046.

E. Bartl et al.

Annals of Tourism Research Empirical Insights 5 (2024) 100155

- Fitzenberger, B., Mena, G., Nimezik, J., & Sunde, U. (2022). Personality traits across the life cycle: Disentangling age, period and cohort effects. *The Economic Journal*, 132(646), 2141–2172.
- Hoyd, M. F., Gibson, H., Pennington-Gray, L., & Thapa, B. (2004). The effect of risk perceptions on intentions to travel in the aftermath of September 11, 2001. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 15(2–3), 19–38.
- Fu, X., Kirillova, K., & Lehto, X. Y. (2022). Travel and life: A developmental perspective on tourism consumption over the life course. *Tourism Management*, 89, Article 104447. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104447>
- FUR. (2018). *Reiseanalyse [travel survey Germany] 2016*. Cologne: GESIS Data Archive. ZA6985 Data File Version 1.0.0.
- FUR. (2020). *Reiseanalyse 2020. [Travel demand analysis Germany]*.
- Gardiner, S., Grace, D., & King, C. (2014). The generation effect. *Journal of Travel Research*, 53(6), 705–720.
- Gardiner, S., King, C., & Grace, D. (2013). Travel decision making: An empirical examination of generational values, attitudes, and intentions. *Journal of Travel Research*, 52(3), 310–324.
- Gunter, U., & Smeral, E. (2016). The decline of tourism income elasticities in a global context. *Tourism Economics*, 22(3), 466–483.
- Hagenaars, A. J. M., de Vos, K., & Zaidi, M. A. (1995). Armutsstatistik der 80er Jahre. In *[Poverty statistics 1980s]. Amt für amtliche Veröffentlichungen der Europäischen Gemeinschaften*. Luxemburg: Bundesanzeiger-Verlag.
- Hong, G.-S., Pan, J. X., Palmer, L., & Bhargava, V. (2005). Leisure travel expenditure patterns by family life cycle stages. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 18(2), 15–30.
- Huber, D., Milne, S., & Hyde, K. F. (2019). Conceptualizing senior tourism behaviour: A life events approach. *Tourist Studies*, 19(4), 407–433.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688.
- Japkowicz, N., & Shah, M. (2011). *Evaluating learning algorithms: a classification perspective*. New York: Cambridge University Press.
- Karl, M., Bauer, A., Ritchie, W. B., & Passauer, M. (2020). The impact of travel constraints on travel decision-making: A comparative approach of travel frequencies and intended travel participation. *Journal of Destination Marketing & Management*, 18, Article 100471. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100471>
- Karl, M., Sie, L., & Ritchie, B. W. (2021). Expanding travel constraint negotiation theory: An exploration of cognitive and behavioral constraint negotiation relationships. *Journal of Travel Research*, 61(4), 762–785.
- Lehto, X. Y., Choi, S., Lin, Y.-C., & MacDermid, S. M. (2009). Vacation and family functioning. *Annals of Tourism Research*, 36(3), 459–479.
- Leijen, I., van Herk, H., & Bardi, A. (2022). Individual and generational value change in an adult population, a 12-year longitudinal panel study. *Scientific Reports*, 12, 17844. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-22862-1>
- Li, M., Wang, Y., Wan, Y., Huang, X., & Yang, Y. (2023). The meaning of travel: Anecdotes from children. *Annals of Tourism Research*, 103, Article 103664. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103664>
- Lin, V. S., Jiang, F., Li, G., & Qin, Y. (2023). Impacts of risk aversion on tourism consumption: A hierarchical age-period-cohort analysis. *Annals of Tourism Research*, 101, Article 103607. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103607>
- Lohmann, M., & Danielsson, J. (2001). Predicting travel patterns of senior citizens: How the past may provide a key to the future. *Journal of Vacation Marketing*, 7(4), 357–366.
- Losada, N., Alén, E., Domínguez, T., & Nicolau, J. L. (2016). Travel frequency of seniors tourists. *Tourism Management*, 53, 88–95.
- MacInnes, S., Grün, B., & Dolnicar, S. (2022). Habit drives sustainable tourist behaviour. *Annals of Tourism Research*, 92, Article 103329. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103329>
- Mannheim, K. (1952). The sociological problem of generations. *Essays on the Sociology of Knowledge*, 306, 163–195.
- Maresova, P., Javanmardi, E., Barakovic, S., Barakovic Husic, J., Tomson, S., Krejcar, O., & Kuca, K. (2019). Consequences of chronic diseases and other limitations associated with old age—a scoping review. *BMC Public Health*, 19, 1–17.
- Maslow, A. (1943). A theory of human motivation. *Psychological Review*, 50(4), 370–396.
- Mattidi, G., Scheiner, J., & Holz-Rau, C. (2022). Generational differences, socialisation effects and ‘mobility links’ in international holiday travel. *Journal of Transport Geography*, 98, Article 103263. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103263>
- McKercher, B. (2023). Age or generation? Understanding behaviour differences. *Annals of Tourism Research*, 103, Article 103656. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103656>
- McKercher, B., Lai, B., Yang, L., & Wang, Y. (2020). Travel by Chinese: A generational cohort perspective. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 25(4), 341–354.
- Nicolau, J. L., & Más, F. J. (2005). Stochastic modeling. *Annals of Tourism Research*, 32(1), 49–69.
- Oppermann, M. (1995). Travel life cycle. *Annals of Tourism Research*, 22(3), 535–552.
- Pennington-Gray, L., Kerstetter, D. L., & Warnick, R. (2002). Forecasting travel patterns using Palmore’s cohort analysis. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 13(1–2), 125–143.
- Popp, M., Schmude, J., Passauer, M., Karl, M., & Bauer, A. (2021). Why don’t they travel? The role of constraints and motivation for non-participation in tourism. *Leisure Sciences*, 46(3), 211–236.
- R Core Team. (2022). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. R-Project <https://www.R-project.org/>.
- Randl, M., Zhang, Y., & Dolnicar, S. (2019). The changing importance of vacations: Proposing a theoretical explanation for the changing contribution of vacations to people’s quality of life. *Annals of Tourism Research*, 77, 154–157.
- Sakai, M., Brown, J., & Mak, J. (2000). Population aging and Japanese international travel in the 21st century. *Journal of Travel Research*, 38(3), 212–220.
- Schewe, C. D., & Noble, S. M. (2000). Market segmentation by cohorts: The value and validity of cohorts in America and abroad. *Journal of Marketing Management*, 16(1–3), 129–142.
- Walters, G., Wallin, A., & Hartley, N. (2019). The threat of terrorism and tourist choice behavior. *Journal of Travel Research*, 58(3), 370–382.
- Weigert, M., Bauer, A., Gernert, J., Karl, M., Nalmpatian, A., Küchenhoff, H., & Schmude, J. (2022). Semiparametric APC analysis of destination choice patterns: Using generalized additive models to quantify the impact of age, period, and cohort on travel distances. *Tourism Economics*, 28(5), 1377–1400.
- Wells, W. D., & Gubar, G. (1966). Life cycle concept in marketing research. *Journal of Marketing Research*, 3(4), 355–363.
- Wood, S. N. (2017). *Generalized additive models: An introduction with R*. Boca Raton/London/New York: CRC Press.
- You, X., & O’Leary, J. T. (2000). Age and cohort effects: An examination of older Japanese travelers. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 9(1–2), 21–42.
- Zimmermann, J., Brijoux, T., & Zank, S. (2022). *Erkrankungen, Pflegebedürftigkeit und subjektive Gesundheit im hohen Alter* (pp. 63–87). Universität zu Köln, Cologne Center for Ethics, Rights, Economics, and Social Sciences of Health (ceres).

Elisabeth Bartl (elisabeth.bartl@tmu.de) focuses on touristic travel behavior in a spatiotemporal context.

Alexander Bauer applies advanced statistical methods in interdisciplinary research settings.

Maximilian Weigert applies advanced statistical methods and machine learning methods in interdisciplinary research settings.

Marion Karl combines geographic and psychological theories to study cognitive processes of travel decisions.

Jürgen Schmude researches climate change and tourism, tourists’ behavior, safety and security in tourism.

Helmut Küchenhoff is involved in many interdisciplinary projects in applied statistics.

6.3 Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables

Autor*innen:	Sascha Filimon, Cathrin Schiemenz, Elisabeth Bartl, Erik Lindner, Philipp Namberger, Jürgen Schmude
Jahr:	2022
Zeitschrift:	Current Issues in Tourism
Jahrgang:	25
Nummer:	24
Seiten:	4031–4046
DOI:	https://doi: 10.1080/13683500.2022.2071684
Eigener Beitrag:	Bei der Erstellung dieses Artikels war ich sowohl in die Konzeptentwicklung als auch die Literaturrecherche sowie die Ergebnisinterpretation stark involviert. Zudem übernahm ich federführend die Erstellung der Ergebnisdiskussion und die Überarbeitung weiterer Kapitel. Außerdem war ich für die Kommunikation mit dem Verlag sowie die Betreuung des Publikationsprozesses verantwortlich.

Hinweis:

Der folgende Abdruck entspricht der Originalversion des Aufsatzes. Das Originaldokument wurde zur Optimierung der Lesbarkeit an das Druckformat der vorliegenden Arbeit angepasst. Der Abdruck erfolgt mit Genehmigung des Verlags. Alle Rechte verbleiben bei Taylor and Francis Ltd.



Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic – the effects of sociodemographic variables

Sascha Filimon^{a,b}, Cathrin Schiemenz^b, Elisabeth Bartl^a, Erik Lindner^b, Philipp Namberger^a and Jürgen Schmude^{a,b}

^aDepartment of Geography, LMU Munich, Munich, Germany; ^bBavarian Center for Tourism, Kempten, Germany

ABSTRACT

The COVID-19 pandemic led to global disruptions – especially in tourism. As a result, travel participation decreased. Thus, the proportion of Germans (18–85a) travelling ($\geq 5d$) between March and December decreased from 76% in 2019 to 56% in 2020. To better understand who travels during the COVID-19 pandemic or not, we used two population-representative surveys of the German-speaking residential population. Applying a Gradient Boosting Machine, we compared the pandemic year 2020 ($n = 5,823$) with the non-pandemic year 2019 ($n = 7,366$). Considering 12 sociodemographic variables in two models, we predict their relative influence on the probability of leisure travel participation in the respective years. The 2019 model shows a relatively high accuracy (71%), whereas the accuracy of the 2020 model decreases to 59%, indicating that the variables used have lost importance. Results show, e.g. that *household income* and *age* are the two most important predictors for travel participation. However, their importance reversed due to the pandemic, with *age* being the most relevant predictor for travel participation during COVID-19. Using Partial Dependence Plots, we compare the direction, impact, and functional form of all variables regarding travel participation for both years – and thus identify who travels during the pandemic.

ARTICLE HISTORY

Received 16 July 2021
Accepted 20 April 2022

KEYWORDS

COVID-19 pandemic;
sociodemographic variables;
machine learning; leisure
travel behaviour; tourism
crises; Gradient Boosting
Machine

Introduction

The COVID-19 pandemic, as a public health crisis, caused severe disruption globally – concerning health (Carenzo et al., 2020), social issues (Prime et al., 2020), and the economy (Bartik et al., 2020). Tourism is simultaneously: (1) a contributor to the pandemic, as tourists spread the virus, and (2) a victim of the pandemic, as it is the industry primarily affected by containment measures (Schmude et al., 2021). As a direct result of travel restrictions and uncertainty, in 2020, international tourist arrivals dropped by an unprecedented 74% – resulting in one billion fewer international arrivals or a loss of \$1.3 trillion in export revenues and putting 100–120 million jobs in tourism at stake (World Tourism Organization, 2020).

The (economic) impacts of the COVID-19 pandemic on the tourism supply and demand side are already well studied (e.g. Kock et al., 2020; McCleskey & Gruda, 2021). But those changes in tourism demand are a direct result of altered individual travel decision processes. To better understand this process for the current crises and any crises in the future, it is essential to analyse tourist behaviour during the pandemic, also in direct comparison to before the crises. However, there has been little research regarding tourists' behaviour and behaviour adaption during health crisis before COVID-19

CONTACT Elisabeth Bartl  elisabeth.bartl@lmu.de

© 2022 Informa UK Limited, trading as Taylor & Francis Group

2  S. FILIMON ET AL.

(e.g. Thapa et al., 2013) and if so, then at the macro level (Cahyanto et al., 2016). Even though this is now changing due to the pandemic (Wut et al., 2021), the characteristics of the crises-related differences in tourism behaviour remain largely unexamined – with exception of Neuburger and Egger (2021), who analysed the relationship between COVID-19 perception, travel behaviour and travel risk perception. This lack of knowledge regarding crisis-related changes is also the case for non-travellers, who were already sparsely researched before the pandemic (Popp et al., 2021), but whose share has increased due to it. The assessment of the micro level is of importance, as the behavioural change from travellers to non-travellers leads precisely to the revenue losses that are visible and examined at the macro level (e.g. Schmude et al., 2021).

This need to understand changing travel behaviour leads us to the question ‘Who travels during COVID-19 and who does not?’ and to our aim to determine the impacts of the pandemic on leisure travel participation. We do so to better understand travel participation during the pandemic and potential upcoming disturbances.

In a quantitative analysis and from a demand-side perspective, we understand the COVID-19 pandemic as an unprecedented event (e.g. Villacé-Molinero et al., 2021) which we consider, following Woodworth’s (1929) functionalist approach of psychology, as a stimulus that impacts individuals as an organism. Thus, we add to previous research on the travel decision-making process within an extended ‘Stimulus, Organism and Response’ (SOR) framework and against the background of the ongoing COVID-19 pandemic, demonstrating the importance of sociodemographic variables for the decision to travel in general and their variability.

Using two quantitative surveys from the FUR Reiseanalyse, we compare the travel participation of the German-speaking residential population before (2019, $n = 7,366$) and during (2020, $n = 5,823$) the pandemic. Quantifying the relative differences between the two years of travel, we use a machine learning approach to identify the sociodemographic variables critical to realized travel before and during COVID-19.

We contribute to recent tourism literature by identifying and quantifying changes in travel participation, caused by the pandemic, allowing future research to focus on those factors and differences. We also demonstrate the general suitability of machine learning algorithms for tourism-related research questions and the adequacy of our model for the statistical prediction of travel participation. From our results, direct implications for product adaptation can be derived for decision-makers in destinations, travel agencies, tour operators and the hotel industry.

Literature review

The relevance of sociodemographic variables and their influence on travel behaviour and the travel decision process is well confirmed: According to McCabe et al. (2016), understanding the mechanism of vacation decision-making and the variables that positively or negatively influence travel behaviour is one of the core issues in tourism research. In 2020 and the first months of 2021, we observe a significant decline in general travel activities (Gallego & Font, 2020; Tran et al., 2020). There are initial indications that sociodemographic variables – among others – by Karl et al. (2020), e.g. age, gender, social stratification, influence travel decision-making under pandemic conditions (Foroudi et al., 2021; Jeon & Yang, 2021). Following Karl et al. (2020) and Huber et al. (2018), it is crucial to state that travel constraints may lead those still travelling to travel differently. These findings of changes in travel behaviour build upon a growing body of literature on the relationship between travel decisions under uncertainty, taking into account sociodemographic variables, such as age, household size, gender, education, household income and size of a residential city (Collins & Tisdell, 2002; Karl, 2018). To our knowledge, Neuburger and Egger (2021) are the first to present their findings on individual perceptions of the COVID-19 pandemic in terms of travel risk and influences on actual travel behaviour, with individual travel risk perceptions being constituted by sociodemographic characteristics, among others.

Being a long-lasting global crisis, the COVID-19 pandemic differs from other (health-related) crises (e.g. Ebola) (Villacé-Molinero et al., 2021). Therefore, and because we are investigating the impact of sociodemographic variables on travel participation during this crisis, results from previous studies are limited in transferability. Hence, we focus on the state of research on the influence of sociodemographic variables on travel participation and, where applicable, their relevance in times of crisis in more detail.

Age

As stated by Mieczkowski in 1990, age and the family life cycle stage are the most important demographic variables influencing tourism demand (Collins & Tisdell, 2002). Age is thus embedded in a social partnership structure. The age of any existing children in the household and concerns about health risks affect personal tourism demand more significantly than an assumed linear correlation between age and tourism demand (Bernini & Cracolici, 2015). Cahyanto et al. (2016) find a negative relationship between age and the likelihood of travelling in times of crisis. In their study on the dynamics of travel avoidance for Ebola in the U.S., younger groups showed a greater propensity for travel avoidance due to Ebola. In contrast, first empirical studies on the COVID-19 pandemic from Italy and Turkey show that older people, especially those with pre-existing health issues, cancel many activities (Aydın & Ari, 2020) and are expressing more severe difficulty than younger generations in planning their holidays (Corbisiero & La Rocca, 2020). Ivanova et al.'s (2020) reflect those findings on the travel willingness after the pandemic, with young adults exhibiting a stronger desire to travel when the pandemic is over. Neuburger and Egger (2021) find in two surveys conducted before and after the pandemic was declared in spring 2020 that there is a significant positive correlation between the willingness to change or cancel travel plans and increasing age.

Household size

The household size can be assumed to be a limiting factor, as it represents a de facto reduction in disposable income and thereby acts as a restriction on vacation spending (Nicolau, 2008). These results agree with Eugenio-Martin and Campos-Soria (2014), who state that family size negatively affects the probability of making a trip abroad. This reduction also aligns with Alegre et al.'s (2010), who find that as regards the reference category of households with no members under the age of 16, the presence of younger children reduces the probability of affording a holiday. In times of uncertainty, household size seems to have an ambivalent influence on the travel decision. Karl (2018) states that risk and uncertainty avoiders are more likely to travel with young children under six, whereas no significant correlation was detected for travelling with children under 14.

Gender

Usually, gender is considered an essential variable in travel behaviour research. Although women and men could have differing motives for going on vacation (Andreu et al., 2008), other empirical studies find no significant effect of gender on travel decisions. Bernini and Cracolici (2015) conclude that the decision to take part in tourism is, in many cases, a group decision, e.g. amongst members of one family – partly explaining the non-existence of gender differences. The only gender-specific difference in tourism participation observed by Bernini and Cracolici (2015) was the decision to travel abroad, with women being more likely to opt for a domestic trip than men. When it comes to gender-specific travel decisions in crises and risk avoidance, Cahyanto et al. (2016) found a positive relationship between gender and travel avoidance, with females being more likely to avoid travel due to Ebola. In line with this, Isaac's (2021) study on the impact of terrorism on risk perception finds that females appear to perceive safety as more important than male respondents.

4  S. FILIMON ET AL.

Education

Education Regarding the level of education, Bernini and Cracolici (2015) show that it positively affects the decision to travel and the level of consumption. As Alegre et al. (2010) state, higher-level education gives the family more disposable income to spend on tourism. Besides, Popp et al. (2021) find, that higher education has a positive effect on travel participation.

When it comes to travel decisions in times of crisis, education level is negatively correlated to risk perception (Karl, 2018; Sönmez & Graefe, 1998b), which is decisive in the travel decision-making process. While higher education generally leads to more robust future travel planning, Karl et al. (2021) state that episodic future thinking increases people's willingness to wait for the next holiday during the unprecedented times of a pandemic. This could indicate that higher education may lead to a greater willingness to postpone travel until the perception of the general situation improves.

Household income

Nicolau and Más (2005a) conclude in their study on the three-stage tourism choice process that one of the main dimensions that positively affect the decision to take a vacation is income. Alegre and Pou (2004) and Eugenio-Martin and Campos-Soria (2014) find a greater propensity to take vacations among high-income people. Ivanova et al. (2020) show a clear positive connection between household income and willingness to travel for the ongoing pandemic.

City size

Alegre and Pou (2004) show that households located in large cities have a higher probability of tourism consumption. Nicolau and Más (2005a, 2005b) also identify the size of a residential city as a determining variable in the initial decision to go on vacation. In this context, residence in a comparatively populous city (more than 100,000 inhabitants) positively influences travel decisions, indicating the need to escape the large urban centres (Eymann & Ronning, 1997). In addition, Nicolau (2008) indicates a positive correlation between the size of the city of residence and the respective distance to the destination.

Community size and location

In their study on the households' decision to cut back on tourism expenditure during the global economic crisis in 2009, Eugenio-Martin and Campos-Soria (2014) show that in addition to whether someone takes a vacation trip or not, there are spatial or regional variables that influence the choice of destination. As a result, households located in small towns and rural areas are less likely to travel further than those living in metropolitan areas. The authors explain this result with the fact that larger cities have more transportation facilities.

Methodology

Conceptual framework

We base the paper's theoretical framework on the theory of the behaviour model 'Stimulus, Organism and Response' (SOR), developed by Woodworth (1929). It describes a functionalist approach of psychology in which a stimulus (S) affects an individual, described as organism (O). The stimulus in turn leads to observable behavioural responses (R) of that organism. The framework is applied for tourism purposes e.g. by Ma (2000) and regarding the COVID-19 pandemic and tourism recently by Talwar et al. (2022) as well as Radic et al. (2021), illustrating the general suitability of the

model. Our adaptation of the original framework and the assumptions we have made (see Figure 1) are explained hereinafter:

Stimulus: Within our framework, we consider the COVID-19 pandemic an external stimulating factor, not only affecting global travel activity in 2020 (Gössling et al., 2020), but also influencing each individual or organism.

Organism: Woodworth (1929) considers the organism to be a black box. By incorporating Sönmez and Graefe's (1998b) Model of International Tourism Decision-Making Process, we extend the original framework. The organism now includes the actual decision-making process, in which the decision to travel or not to travel is embedded, and which leads to a persons' behavioural response. The decision-making process itself is affected by internal factors, the motivation to travel and socio-demographic variables. Within our context, we consider the motivation, the internal factors, and the decision-making process itself a black box, as they are not sufficiently observable (for us) in retrospect. Also, they are more unstable variables over time (Kattiyapornpong & Miller, 2009), showing a high temporal variability.

We consider the realized or unrealized travel participation as an observable response of each individual or organism. It is the result of the travel decision process, its underlying internal factors and, within the framework, shaped by the stimulus (pandemic or no pandemic).

Due to the uniqueness of the COVID-19 pandemic (Villacé-Molinero et al., 2021) in our opinion justified assumptions on how tourist behaviour changes regarding travel participation cannot be drawn from literature without limitations. We have therefore deliberately decided against formulating hypotheses. Rather, we pursue the implicit thesis that behavioural changes have occurred due to the stimulus of the COVID-19 pandemic and pose the research question, which factors do influence travel participation to which extent. To answer the question, we use the explanatory power of observable sociodemographic variables on the decision-making process and, thus, on travel participation against the background of the pandemic (perceived as a stimulus) compared to the year before the crisis.

Data description

As the basis for this study, we use the Reiseanalyse (travel analysis, RA) from FUR (2020; FUR, 2021). This is a population-representative survey that describes the vacation and travel behaviour of the German-speaking residential population older than 14 and their vacation motives and interests since 1970. These surveys are well known and frequently used in German tourism science (Karl et al., 2020; Popp et al., 2021) and are based on structured face-to-face interviews.

The RA dataset allows us to compare two years using the same survey instrument directly: For the reference year 2019, RA20 (FUR, 2020) with 7,729 participants and for the pandemic year 2020, RA21

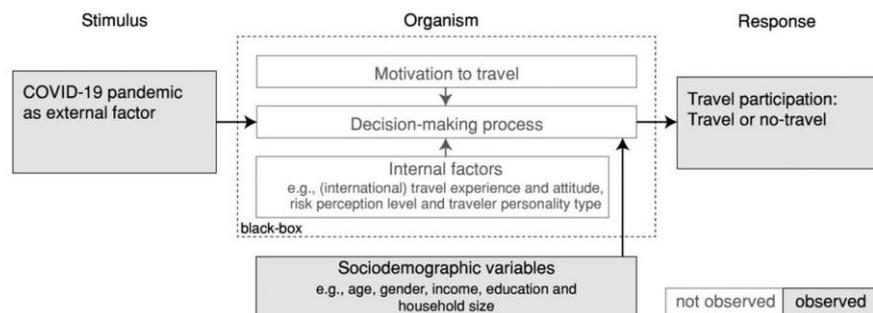


Figure 1. Theoretical framework. Adapted from Sönmez and Graefe (1998b) and Ma (2000).

6  S. FILIMON ET AL.

(FUR, 2021) with 6,207 participants. We reduced the data sets as follows (see Figure 2): We excluded (1) cases in which participants did not answer at least one variable entirely and (2) subjects whose age was below 18 or above 85 years at the time of participating in the interview. We aimed to ensure an independent travel decision-making process, regardless of legal or financial dependencies, by reducing the age limit. The upper age limit results from minimal case numbers for the age 86 and above. (3) Due to the temporal development of the COVID-19 pandemic in Europe and Germany, the months of January and February in 2020 remained largely unaffected by measures and their impact on tourism activity (Schmude et al., 2021). In our analysis, we only consider the months from March to December of a respective year. Alignment of the observation period necessitates a separate step in the data management: We classified those respondents who reported having travelled for more than five days between March and December of the respective year as travellers and all others, including those who only travelled in January and February, as non-travellers. For Germany, due to national and international measures, in the nine months considered, there remain five months with strict travel restrictions and seven months in which, with certain restrictions, it was possible to travel nationally and internationally (Schmude et al., 2021).

Measures

Since we use the RA survey (FUR, 2020, 2021) as the basis of our analysis, we are limited in the selection of variables to the items collected for the years 2019 and 2020. To define travel participation, like Popp et al. (2021), we use whether the respondent took a vacation (≥ 5 d) in the respective year, with the attributes yes and no to distinguish travellers from non-travellers, as the outcome variable of the analysis. As predictors, we use all sociodemographic characteristics available in the dataset. Items regarding travel experience, travel motivations and travel constraints, as applied by Karl et al. (2020), were not queried for 2019 and 2020 and cannot be used. So, in addition to the outcome variable, 12 variables are considered predictors in our analysis (see Table 1). We have modified the following variables: (1) We distinguished the item *children in household* by the three categories <5a, 6–13a, and 14–17a to better differentiate specific effects on young children and adolescents. (2) We based the variable *fully employed* on the primary earner (and not on the respondent) to better reflect the employment situation in the household. (3) Also, for the same reason, in our analysis,

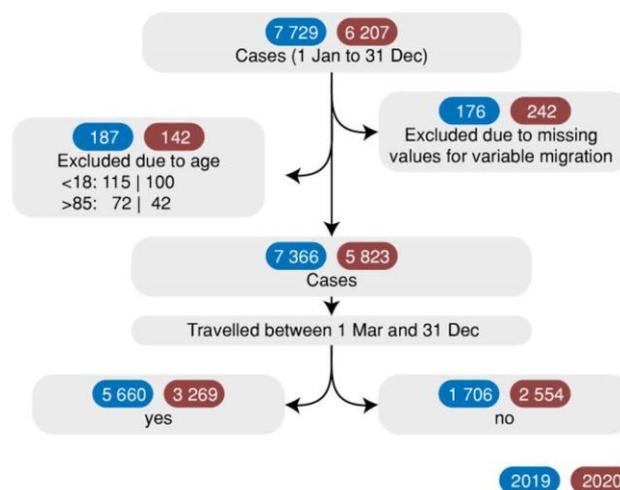


Figure 2. Sample selection reduction and classification for 2019 and 2020.

Table 1. Sample Characteristics ($n_{2019} = 7,366$, $n_{2020} = 5,823$): Outcome variable and 12 predictors (For classes, the class centre was used. $\geq x$ was set to x).

	Level of measurement in the model	Scale/ Categories	Frequency		Percentage	
			2019	2020	2019	2020
Vacation $\geq 5d$ (in 2019/2020 – March to December (outcome))	Nominal	Yes	5,660	3,269	76.8	56.1
		No	1,706	2,554	23.2	43.9
Gender	Nominal	Male	3,401	2,670	46.2	45.9
		Female	3,965	3,153	53.8	54.1
Age	Numeric	[18, 19]	129	100	1,8	1,7
		[20, 29]	859	656	11,7	11,3
		[30, 39]	1,097	851	14,9	14,6
		[40, 49]	1,213	937	16,5	16,1
		[50, 59]	1,529	1,258	20,8	21,6
		[60, 69]	1,316	1,098	17,9	18,9
		[70, 79]	950	748	12,9	12,8
		[80, 85]	273	175	3,7	3,0
Residency	Nominal	West	5,880	4,641	79.8	79.7
		East	1,486	1,182	20.2	20.3
Hometown size	Numeric	[1, 4,999]	1,135	902	15.4	15.5
		[5,000, 49,999]	3,308	2,636	44.9	45.3
		[50,000, 99,999]	645	493	8.8	8.5
		[100,000, 499,999]	1,091	853	14.8	14.7
Household size	Numeric	$\geq 500,000$	1,187	939	16.1	16.1
		1	2,348	1,875	31.9	32.2
		2	3,010	2,391	40.9	41.1
		3	1,057	791	14.4	13.6
		4	756	591	10.3	10.2
		≥ 5	195	175	2.7	3.0
Children (<5a) in household	Nominal	Yes	570	470	7.7	8.1
		No	6,796	5,353	92.3	91.9
Children (6–13a) in household	Nominal	Yes	885	692	12.0	11.9
		No	6,481	5,131	88.0	88.1
Children (14–17a) in household	Nominal	Yes	577	453	7.8	7.8
		No	6,789	5,370	92.2	92.2
Household income (net, monthly in euros – frequency and percentage per category)	Numeric	[0, 499]	10	21	0.1	0.4
		[500, 749]	66	29	0.9	0.5
		[750, 999]	231	148	3.1	2.5
		[1,000, 1,249]	337	257	4.6	4.4
		[1,250, 1,449]	539	428	7.3	7.4
		[1,500, 1,749]	587	472	8.0	8.1
		[1,750, 1,999]	624	480	8.5	8.2
		[2,000, 2,249]	561	477	7.6	8.2
		[2,250, 2,499]	677	478	9.2	8.2
		[2,500, 2,999]	1,056	817	14.3	14.0
		[3,000, 3,499]	880	690	12.0	11.9
		[3,500, 3,999]	657	553	8.9	9.5
		[4,000, 4,499]	462	385	6.3	6.6
[4,500, 4,999]	300	256	4.1	4.4		
> 5,000	379	332	5.1	5.7		
Fully employed (respondent or primary earner)	Nominal	Yes	3,595	2,888	48.8	49.6
		No	3,771	2,935	51.2	50.4
Highest education in household	Nominal	Junior high school	2,211	1,718	30.0	29.5
		Secondary school	2,959	2,406	40.2	41.3
		High school	1,412	1,031	19.2	17.7
		University or college	784	668	10.6	11.5
Migration background	Nominal	Yes	992	636	13.5	10.9
		No	6,374	5,187	86.5	89.1

8  S. FILIMON ET AL.

the variable *highest education in household* refers not only to the respondent (as in the RA survey) but to the highest level of education of the respondent and the main earner.

Data analysis

Regarding Kern et al. (2019), who emphasize the suitability of tree-based machine learning methods for the analysis of survey data, we apply a Gradient Boosting Machine (GBM) for model building in R (R Core Team, 2021). We use the packages `gbm` (Greenwell et al., 2020), `rsample` (Kuhn et al., 2020), `caret` (Kuhn, 2020), `foreign` (R Core Team, 2020), `plotmo` (Milborrow, 2020) and `ROCR` (Sing et al., 2005). We consider the binary outcome variable ($\text{vacation} \geq 5\text{d}$ yes or no) as a classification problem and use the GBM's machine learning technique to solve it. In doing so, the algorithm iteratively builds ensembles of classification trees and optimizes them by minimizing the loss function to achieve the best predictive value (Friedman, 2001). For this purpose, we developed an identical algorithm for each of the two data sets (RA2020 and RA2021). Each data set is divided into training data (60%, 4,420/3,495 observations), which teaches the model, test data (20%, 1,473/1,164 observations) for model evaluation and validation data (20%, 1,473/1,164 observations) that we use for hyperparameter optimization (see Figure 3).

We define the model's quality by its accuracy in predicting the outcome of each observation in the test data and the model's area under the ROC curve (AUC, Table 2). We evaluated all features for correlation and dependence. The correlation between the features is not distinct – with two exceptions: (1) Household size and household income show a moderate positive relationship (+0.60 for 2019 and +0.63 for 2020). (2) There is also a moderate positive relationship (+0.46 to +0.61 for 2019 and +0.47 to +0.62 for 2020) between the household size and the three variables of children in household.

We also compared the results of the two GBM models with Generalised Linear Models (GLMs), confirming the tendency and direction of the GBMs. The R code for both models, correlation plots, all result plots, and a descriptive analysis of all features concerning central tendencies and measures of dispersion are available online at www.github.com/AnonymisedLinkForReview.

Using a GBM approach has the following methodological advantages for our specific research question: (1) The high performance compared to other analysis methods, (2) the high robustness

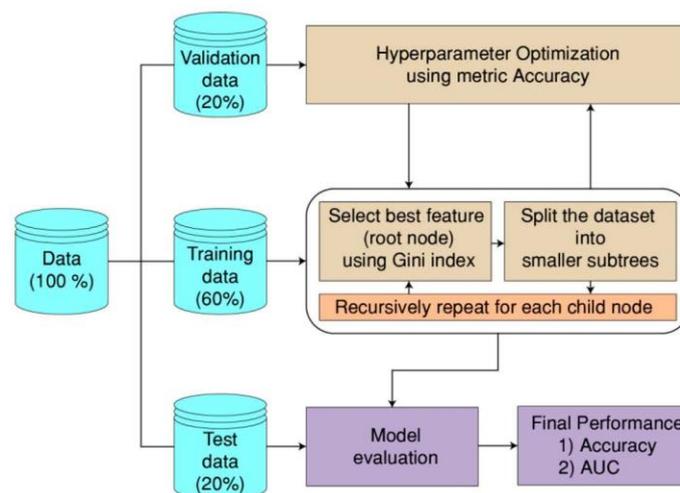


Figure 3. Model generation process.

Table 2. Confusion matrix and GBM's accuracy as well as area under the ROC curve (AUC) for 2019 and 2020 data set.

Predictions		References (actual values)			
		2019		2020	
		Travel	Not Travel	Travel	Not Travel
Travel		224	306	279	251
Not travel		118	825	224	410
Accuracy		71%		59%	
AUC		0.76		0.63	

of the model for correlations between features, (3) the negligence of those features without relevance for the outcome variable (Friedman, 2001) and (4) the robustness of the model regarding monotonic feature transformations (Friedman, 2001). Furthermore, there are theoretical advantages: (1) There is no need to formulate hypotheses as we can consider the tourist's behaviour as a holistic model. (2) Due to the minimal need for adaption of the original dataset, overall, the approach enables high applicability for further research.

Results

The difference in the predictive quality of the two models (2019 vs 2020) itself (see Table 2) is a significant finding. Thus, the 12 variables used as predictors for the 2019 model led to good model performance with high accuracy (71%) and AUC (0.76). However, the same variables result in a lower model quality for the 2020 model (59% accuracy, AUC 0.63).

For further analysis, we consider the features' relative influence (see Figure 4). For 2019, household income explains 42% of the classification in the model. Altogether, household income, age, highest education in household and household size explains 84%. For 2020, the relative importance of household income decreases from 42% to 22% and that of age increases from 20% to 33%. In contrast, highest education in household (17% in 2019 and 2020) remains unchanged. Other variables have also changed, but since their relative influence is less than 10% in each case, they contribute only marginally to the model (see Figure 4).

Using a GBM approach (as described in Chapter 3) enables us to interpret the models through partial dependence plots (PDPs). In the following, we highlight the differences between the two years in the probability of travel participation depending on the features analysed (see Figure 5). The probability of travel participation was higher in 2019 than in 2020 across all variables and their expressions. Both within the model and the sample, it was 76% in 2019 and 56% in 2020. The observed features can be grouped into three categories when comparing the two years:

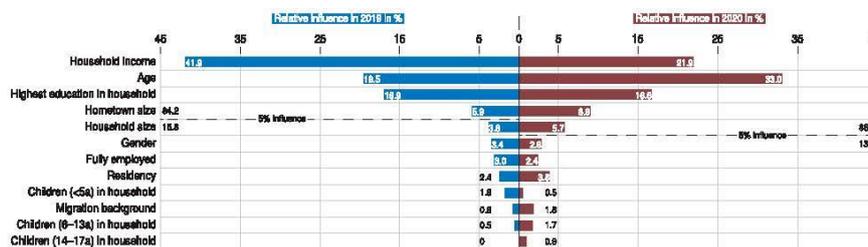


Figure 4. Relative influence for each model's feature for 2019 and 2020.

Note: Relative influence describes the role of the specified feature in predicting the target response and can be used to visually quantify the contribution of each explanatory variable to the model (Friedman, 2001).

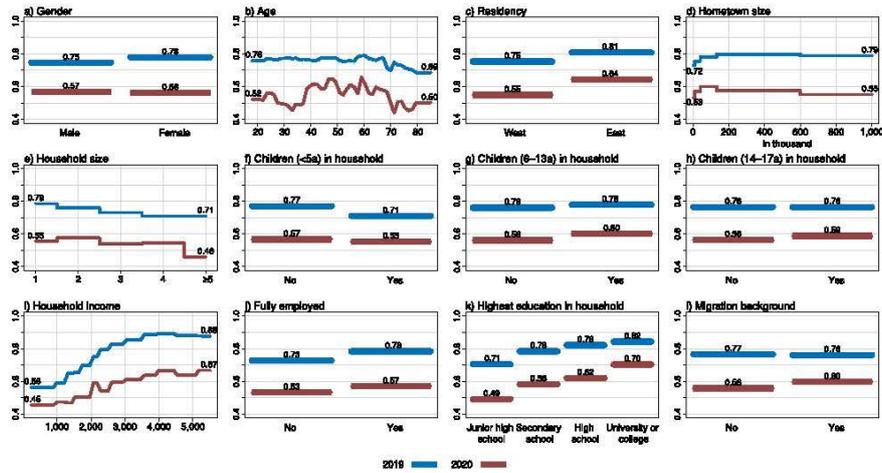


Figure 5. Partial Dependence Plots (PDPs, averaged effects) for each model’s feature for the probability of travel for 2019 and 2020.

Note: PDPs illustrate the direction, impact, and functional form of the relationship between an input and output variable, holding other variables constant (James et al., 2013).

- (1) Those where the range, the difference between the smallest and largest values, of feature expression has extended: for 2019, there is a declining probability of travel participation with increasing age. This decrease is particularly relevant for subjects in their late sixties and older. In contrast, for 2020, the variable age shows a plateau between the subject’s late thirties and late sixties. Considering residency, the probability of travel participation is higher for East Germans than West Germans (81% to 75%) before the pandemic. For 2020, both groups’ probability is below the 2019 values, but has fallen for West Germans (55%) more sharply than for East Germans (64%). In 2019, the probability of travel participation as a function of highest education in household ranged from 71% for Junior high school to 82% for University or College education. However, this range has reduced in level and widened in 2020 to 49% for Junior high school to 70% for University or College.
- (2) Those where the range has narrowed: while in 2019, independent of all other variables, women were slightly more likely to participate in travel than men (78% vs 75%), this difference has levelled for 2020 (56% vs 57%). For 2019, the probability of travel participation increases with increasing household income. This effect applies up to an income of around 3,500 euros. From then on, saturation sets in, and the probability of participating in travel remains at about the same high level. For 2020, a similar trend emerges, with a general lower probability of travel. While the range in 2019 was between 56% for low incomes and 90% for high incomes, in 2020, it was between 45% for low incomes and 67% for high incomes.
- (3) Those where the range has remained about the same: hometown size, household size, and fully employed show roughly the same range of travel participation, but on a lower level in 2020 than 2019.

Discussion

We analyse the effect of sociodemographic variables on tourism participation before (2019) and during (2020) the COVID-19 pandemic. Applying a Gradient Boosting Machine (GBM) algorithm, we use a machine learning approach to examine the relative influence of German travel participation

predictors. The quality of our models, measured by their ability to predict a correct classification, thereby permits the following conclusion: (1) The predictors we used allow a good classification accuracy (71%) under non-pandemic conditions (2019) within the GBM approach. This relatively good classification indicates the suitability of both the chosen method and the sociodemographic variables used in predicting travel participation. (2) However, the same predictors and the same approach result in relatively low classification accuracy (59%) for the pandemic year of 2020. Due to this difference, we assume that during the COVID-19 pandemic, additional variables that we could not observe have a more decisive influence on travel participation during the pandemic year 2020 than in the non-pandemic year 2019. Those determinants might be travel experience, travel motivations and travel constraints. In the past, external shocks such as the COVID-19 pandemic have also led to changes in tourist behaviour. These behavioural changes had causes that were previously of subordinate importance (e.g. increased saving during the financial crisis) and led to new tourism phenomena (e.g. staycation as mentioned in Wong et al., 2021). In contrast to these new tourism phenomena, the example of France shows that the terrorist attacks on tourist destinations in 2015 and 2016 primarily led to an increased need for security among travellers, which was frequently met by a switch to alternative destinations (Schmude et al., 2019). (3) The identified differences, both in the predictive quality of the two models (2019 vs 2020) and in the different variables regarding their importance for travel participation (see Figure 5), demonstrate the suitability of the chosen Stimulus-Organism-Response framework. Thus, we show how the COVID-19 pandemic, as an external stimulus, impacts the German-speaking residential population's travel participation regarding sociodemographic variables. These differences in the importance of each predictor for travel participation are discussed hereafter.

Corresponding with Nicolau and Más (2005a) we deduced that *household income* is the most crucial predictor when analysing travel participation in a non-pandemic year. A higher income, as also stated by Bernini and Cracolici (2015), positively affects the decision to travel and is followed by *age* and *highest education in household*. These three variables are identified as the most influential (see Figure 4) and therefore discussed in the following section. *Household income* is the essential variable for travel participation among the respondents under non-pandemic conditions (2019) and, after *age*, the second crucial predictor during the COVID-19 pandemic in 2020. The positive association of *household income* and travel participation and the higher effect for medium or high-level earners found in both years concurs with tourism literature on travel participation (Alegre et al., 2009; Eugenio-Martin & Campos-Soria, 2014; Nicolau & Más, 2005a). Coincident with Ivanova et al. (2020), during the COVID-19 pandemic, travel participation increases with a rise in *household income*.

Furthermore, compared to the income curve in 2019, the curve in 2020 is on a lower level, and its range is more compressed, meaning that the income effect has decreased. The pandemic itself may explain this, as it can be perceived as an uncertain macroeconomic situation by potential travellers. For such situations, Eugenio-Martin and Campos-Soria (2014) argue that the influence of disposable income on household consumption decreases, not due to the actual reduction of income, but due to expected changes in income in the future.

In a non-pandemic setting (2019), the probability of travel participation declines with increasing *age*. This finding is in line with e. g. Bernini and Cracolici (2015). Under pandemic conditions, *age* becomes the most crucial determinant for predicting travel participation. Travel experience tends to rise with increasing *age*, while at the same time, risk perception falls (Neuburger & Egger, 2021). Both aspects affect travel behaviour (Sönmez & Graefe, 1998a). Under COVID-19 conditions (2020), younger Germans in their twenties and until their mid-thirties and older Germans in their seventies and eighties tend to be more reluctant to travel than those in the late thirties to sixties. In this case, *age* may be interpreted as a proxy for generalized COVID-19 anxiety (Skoda et al., 2021) and health issues (Deaton & Paxson, 1998). Both might explain the steep decline in the travel participation of younger Germans and those aged 65 or older. Furthermore, Ivanova et al. (2020) reveal that older people attach more importance to health and safety issues. In contrast, Cahyanto et al.

(2016) stated for the Ebola outbreak in the USA 2014 that with increasing *age*, the likelihood of avoiding travel decreases.

Moreover, we find that increasing *highest education in household* affects the probability of travelling positively under both non-pandemic and COVID-19 conditions. In non-pandemic conditions, this is also shown by other empirical studies (Bernini & Cracolici, 2015; Karl et al., 2020; Nicolau & Más, 2005a; Popp et al., 2021). Alegre et al. (2010) summarize that the likelihood of travel participation increases with education due to greater access to knowledge and information. The decline in risk perception, an essential variable for travel decisions, with increasing education level (Karl, 2018; Sönmez & Graefe, 1998b), might explain the broader range of travel participation between lower and higher education during the pandemic.

Our analysis has the following implications. On the theoretical side, we have demonstrated the suitability of the SOR framework and the GBM approach and the predictive value of sociodemographic variables. On the practical side, we explain who the additional non-travellers in the pandemic year 2020 are. This absence has also been analysed in the case of previous external shocks and crises such as the financial crisis in 2008/2009 (Bronner & de Hoog, 2012) to better assess and understand travel behaviour. We show that *age* became more critical for travel participation in the pandemic year of 2020 than in the previous year. As *age* might be a proxy for health concerns, a sense of safety and hygiene might become more crucial under COVID-19 conditions. As Nella and Christou (2016) state, adapting rapidly to changes in tourism demand can lead to advantages in the market for destinations. The identified changes in tourist's characteristics before and during the pandemic could therefore be considered by advertising and marketing of i.e. Destination Management Organisations (DMO), travel agencies, tour operators or the hospitality sector as implications for product adaptation. Marketing activities focusing on the target group of senior travellers for example could aim at improving tourists' trust in physical integrity by ensuring hygienic measures and therefore minimizing the anxiety evoked by the COVID-19 pandemic. Moreover, results show that the decline in travel participation is not primarily a matter of money. Price discounts as operation policy might not be helpful for a speedy recovery and pure price strategies do not strengthen the resilience of an organization (Garrido-Moreno et al., 2021; Kim et al., 2021).

We are limited by the data source (FUR, 2020, 2021) regarding the available variables and could not implement predictors for travel experience, travel motivations and travel constraints. For the observed variables, the existence of other, unobserved background variables that influence them cannot be ruled out. Nevertheless, the observed sociodemographic variables are less influenceable by day-to-day events and more stable over time. The relatively low accuracy of the 2020 model is an indication that other unobserved variables influence travel participation during the pandemic. However, we can neither identify these with the used dataset nor measure their relative influence. In addition, our analysis refers to the German-speaking residential population in Germany. Whether these findings, especially the changing influence of *income* and *age*, can be transferred to other statistical populations remains unanswered.

Conclusion

In summary, our analysis of the travel participation of the German-speaking residential population (18–85a) before (2019) and during the COVID-19 pandemic (2020) shows the following: (1) The 12 sociodemographic variables used have a high explanatory value (71% accuracy) for predicting travel participation before the COVID-19 pandemic. During the pandemic, the explanatory value of the same variables decreases (59% accuracy), indicating their reduced relative influence. (2) The five predictors, household income, age, highest education in household, hometown size and household size alone, account for more than 86% of the relative influence in predicting travel participation in both years. (3) Comparing the probability of travel participation as a function of variables between both years shows that it is lower for 2020 than for 2019 across all 12 variables. In

addition, when comparing each variable individually for both years, differences are particularly apparent for the variables age, household income and hometown size.

As a methodological conclusion, using the machine learning algorithm Gradient Boosting Machine (GBM) enabled us to determine the relative importance of each feature for the probability of travel participation. Using Partial Dependency Plots (PDPs) also allows us to detect the direction, impact, and functional form of the relationship between the features and the probability of travel participation – holding other variables constant. We, therefore, suggest the further development and utilization of this kind of method in tourism research, following Kern et al. (2019), especially in panel survey settings.

Results show that even in the pandemic year of 2020, travel never came to a complete halt. Against the background of the observed variables, the reduction in German travel participation from 76% (2019) to 56% (2020) is mainly driven by *age* and not by *household income*. During the pandemic, the following groups were more likely to participate in travel compared to the previous year: people of middle age, people less dependent on income compared to 2019, East Germans, inhabitants of smaller cities and smaller households and such households with a migration background. On the other hand, previously existing differences, such as *gender*, have levelled off. Thus, we summarize that while in 2019, travel participation was mainly a financial issue, this influence decreased in 2020 under COVID-19 conditions, while other variables, such as *age* (possibly indicating health issues and risk aversion), became more influential. Consequently, these results can help the supply side understand who is not travelling during COVID-19. Tourism practitioners might derive direct recommendations for marketing and market penetration from this.

For policymakers, our results provide valuable indications of the importance of cooperating closely with the tourism industry in exceptional situations such as the COVID 19 pandemic to prevent the exclusion of vulnerable groups (those with certain pre-existing conditions, the elderly) from travel participation. For this purpose, legal framework conditions should be supported. Appropriate products and, if necessary, support instruments should be developed to satisfy the still-existing need for recreation of these groups (Chen & Petrick, 2016). This may also create new revenue opportunities for the local recreation industry (Knežević Cvelbar & Ogorevc, 2020).

Our work offers incentives for future research. Since our analysis focused on comparing the pandemic year 2020 with the non-pandemic year 2019 in Germany, we were obliged to use the available sociodemographic variables of the Reiseanalyse (FUR, 2020, 2021). Future work should focus on additional variables such as travel experience, travel motivations and travel constraints. These variables should be added to the predictors we have studied to examine the travel participation process further. This study covers the period before and during COVID-19 and compares them. Upcoming research might extend this consideration for the time after the pandemic when, for example, vaccines become more readily available, potential changes in price level occur and as recovery (potentially as pent-up demand) or further decline proceed. Moreover, our analysis shows a decreasing influence of *household income* and an increasing influence of *age* during the pandemic year 2020 compared to 2019. Whether this effect was only observable in 2020 or will persist in the medium or longer-term might be of interest for further research. Finally, to get more profound consumer insights and to gain further knowledge of the decision-making process at the individual level, we suggest complementing our quantitative analysis with qualitative research.

Acknowledgments

We thank our two student assistants, Ms. Jae-Eun Nam and Ms. Pauline Metzinger, who supported us in the data preparation and analysis. We also thank the two anonymous reviewers for their constructive comments and suggestions and Mr. Lucas Howes for proofreading.

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the author(s).

Funding

This work was supported by Bayerisches Staatsministerium für Wirtschaft, Landesentwicklung und Energie [grant number: 1-2019].

References

- Alegre, J., Mateo, S., & Pou, L. (2009). Participation in tourism consumption and the intensity of participation: An analysis of their socio-demographic and economic determinants. *Tourism Economics*, 15(3), 531–546. <https://doi.org/10.5367/000000009789036521>
- Alegre, J., Mateo, S., & Pou, L. (2010). An analysis of households' appraisal of their budget constraints for potential participation in tourism. *Tourism Management*, 31(1), 45–56. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2009.02.004>
- Alegre, J., & Pou, L. (2004). Micro-economic determinants of the probability of tourism consumption. *Tourism Economics*, 10(2), 125–144. <https://doi.org/10.5367/000000004323142452>
- Andreu, L., Bigné, J. E., & Cooper, C. (2008). Projected and perceived image of Spain as a tourist destination for British travellers. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 9(4), 47–67. https://doi.org/10.1300/J073v09n04_03
- Aydin, L., & Ari, I. (2020). The impact of Covid-19 on Turkey's non-recoverable economic sectors compensating with falling crude oil prices: A computable general equilibrium analysis. *Energy Exploration & Exploitation*, 38(5), 1810–1830. <https://doi.org/10.1177/0144598720934007>
- Bartik, A. W., Bertrand, M., Cullen, Z., Glaeser, E. L., Luca, M., & Stanton, C. (2020). The impact of COVID-19 on small business outcomes and expectations. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(30), 17656–17666. <https://doi.org/10.1073/pnas.2006991117>
- Bernini, C., & Cracolici, M. F. (2015). Demographic change, tourism expenditure and life cycle behaviour. *Tourism Management*, 47(3), 191–205. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.09.016>
- Bronner, F., & de Hoog, R. (2012). Economizing strategies during an economic crisis. *Annals of Tourism Research*, 39(2), 1048–1069. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2011.11.019>
- Cahyanto, I., Wiblishauser, M., Pennington-Gray, L., & Schroeder, A. (2016). The dynamics of travel avoidance: The case of Ebola in the U.S. *Tourism Management Perspectives*, 20, 195–203. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2016.09.004>
- Carenzo, L., Costantini, E., Greco, M., Barra, F. L., Rendiniello, V., Mainetti, M., Bui, R., Zanella, A., Grasselli, G., Lagiolo, M., Protti, A., & Cecconi, M. (2020). Hospital surge capacity in a tertiary emergency referral centre during the COVID-19 outbreak in Italy. *Anaesthesia*, 75(7), 928–934. <https://doi.org/10.1111/anae.15072>
- Chen, C.-C., & Petrick, J. F. (2016). The roles of perceived travel benefits, importance, and constraints in predicting travel behavior. *Journal of Travel Research*, 55(4), 509–522. <https://doi.org/10.1177/0047287514563986>
- Collins, D., & Tisdell, C. (2002). Age-related lifecycles. *Annals of Tourism Research*, 29(3), 801–818. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(01\)00081-0](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(01)00081-0)
- Corbisiero, F., & La Rocca, R. A. (2020). Tourism on demand. New form of urban and social demand of use after the pandemic event. *TeMA – Journal of Land Use, Mobility and Environment*, Advance online publication, 91–104. <https://doi.org/10.6092/1970-9870/6916>. (Special Issue. Covid-19 vs City / TeMA – Journal of Land Use, Mobility and Environment, 2020: Special Issue. Covid-19 vs City-20).
- Deaton, A. S., & Paxson, C. H. (1998). Aging and inequality in income and health. *The American Economic Review*, 88(2), 248–253. <http://www.jstor.org/stable/116928>
- Eugenio-Martin, J. L., & Campos-Soria, J. A. (2014). Economic crisis and tourism expenditure cutback decision. *Annals of Tourism Research*, 44, 53–73. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2013.08.013>
- Eymann, A., & Ronning, G. (1997). Microeconomic models of tourists' destination choice. *Regional Science and Urban Economics*, 27(6), 735–761. [https://doi.org/10.1016/S0166-0462\(97\)00006-9](https://doi.org/10.1016/S0166-0462(97)00006-9)
- Foroudi, P., Tabaghdehi, S. A. H., & Marvi, R. (2021). The gloom of the COVID-19 shock in the hospitality industry: A study of consumer risk perception and adaptive belief in the dark cloud of a pandemic. *International Journal of Hospitality Management*, 92, 102717. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102717>
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- FUR. (2020). Reiseanalyse 2020: [Travel demand analysis Germany].
- FUR. (2021). Reiseanalyse 2021: [Travel demand analysis Germany].
- Gallego, I., & Font, X. (2020). Changes in air passenger demand as a result of the COVID-19 crisis: Using Big Data to inform tourism policy. *Journal of Sustainable Tourism*, 29(6489), 1470–1489. <https://doi.org/10.1080/09669582.2020.1773476>
- Garrido-Moreno, A., García-Morales, V. J., & Martín-Rojas, R. (2021). Going beyond the curve: Strategic measures to recover hotel activity in times of COVID-19. *International Journal of Hospitality Management*, 96, 102928. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102928>
- Gössling, S., Scott, D., & Hall, C. M. (2020). Pandemics, tourism and global change: A rapid assessment of COVID-19. *Journal of Sustainable Tourism*, 29(1), 1–20. <https://doi.org/10.1080/09669582.2020.1758708>
- Greenwell, B., Boehmke, B., Cunningham, J., & GBM Developers. (2020). *gbm: Generalized Boosted Regression Models*. <https://CRAN.R-project.org/package=gbm>

- Huber, D., Milne, S., & Hyde, K. F. (2018). Constraints and facilitators for senior tourism. *Tourism Management Perspectives*, 27, 55–67. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2018.04.003>
- Isaac, R. K. (2021). An exploratory study: The impact of terrorism on risk perceptions. An analysis of the German market behaviours and attitudes towards Egypt. *Tourism Planning & Development*, 18(1), 25–44. <https://doi.org/10.1080/21568316.2020.1753106>
- Ivanova, M., Ivanov, I. K., & Ivanov, S. (2020). Travel behaviour after the pandemic: The case of Bulgaria. *Anatolia*, 32, 1–11. <https://doi.org/10.1080/13032917.2020.1818267>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning: With applications in R. Springer texts in statistics* (Vol. 103). Springer. <http://gbv.eblib.com/patron/FullRecord.aspx?p=1317587>
- Jeon, C.-Y., & Yang, H.-W. (2021). The structural changes of a local tourism network: Comparison of before and after COVID-19. *Current Issues in Tourism*, 24, 3324–3338. <https://doi.org/10.1080/13683500.2021.1874890>
- Karl, M. (2018). Risk and uncertainty in travel decision-making: Tourist and destination perspective. *Journal of Travel Research*, 57(1), 129–146. <https://doi.org/10.1177/0047287516678337>
- Karl, M., Bauer, A., Ritchie, W. B., & Passauer, M. (2020). The impact of travel constraints on travel decision-making: A comparative approach of travel frequencies and intended travel participation. *Journal of Destination Marketing & Management*, 18, 100471. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100471>
- Karl, M., Kock, F., Ritchie, B. W., & Gauss, J. (2021). Affective forecasting and travel decision-making: An investigation in times of a pandemic. *Annals of Tourism Research*, 87, 103139. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103139>
- Kattiyapompong, U., & Miller, K. E. (2009). Socio-demographic constraints to travel behavior. *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research*, 3(1), 81–94. <https://doi.org/10.1108/17506180910940360>
- Kern, C., Klausch, T., & Kreuter, F. (2019). Tree-based machine learning methods for survey research. *Survey Research Methods*, 13(1), 73–93. <https://doi.org/10.18148/srm/2019.v13i1.7395>
- Kim, J., Lee, J., Jhang, J., Park, J., & Lee, J. C. (2021). The impact of the COVID-19 threat on the preference for high versus low quality/price options. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 30(6), 699–716. <https://doi.org/10.1080/19368623.2021.1884163>
- Knežević Cvelbar, L., & Ogorevc, M. (2020). Saving the tourism industry with staycation vouchers. *Emerald Open Research*, 2, 65. <https://doi.org/10.35241/emeraldopenres.13924.1>
- Kock, F., Narfelt, A., Josiassen, A., Assaf, A. G., & Tsionas, M. G. (2020). Understanding the COVID-19 tourist psyche: The evolutionary tourism paradigm. *Annals of Tourism Research*, 85, 103053. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.103053>
- Kuhn, M. (2020). *caret: Classification and regression training*. <https://CRAN.R-project.org/package=caret>
- Kuhn, M., Chow, F., & Wickham, H. (2020). *rsample: General resampling infrastructure*. <https://CRAN.R-project.org/package=rsample>
- Ma, L. (2000). The objective vs. the perceived environment: What matters for active travel. <https://doi.org/10.15760/ETD.2088>
- McCabe, S., Li, C., & Chen, Z. (2016). Time for a radical reappraisal of tourist decision making? Toward a new conceptual model. *Journal of Travel Research*, 55(1), 3–15. <https://doi.org/10.1177/0047287515592973>
- McCleskey, J., & Gruda, D. (2021). Risk-taking, resilience, and state anxiety during the COVID-19 pandemic: A coming of (old) age story. *Personality and Individual Differences*, 170, 110485. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2020.110485>
- Mieczkowski, Z. (1990). *World trends in tourism and recreation* (American University Studies Ser. 25, Vol. 3). New York: Peter Lang.
- Milborrow, S. (2020). *plotmo: Plot a model's residuals, response, and partial dependence plots*. <https://CRAN.R-project.org/package=plotmo>
- Nella, A., & Christou, E. (2016). Extending tourism marketing: Implications for targeting the senior tourists' segment. Advance online publication. <https://doi.org/10.5281/zenodo.376336>
- Neuburger, L., & Egger, R. (2021). Travel risk perception and travel behaviour during the COVID-19 pandemic 2020: A case study of the DACH region. *Current Issues in Tourism*, 24(7), 1003–1016. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1803807>
- Nicolau, J. L. (2008). Characterizing tourist sensitivity to distance. *Journal of Travel Research*, 47(1), 43–52. <https://doi.org/10.1177/0047287507312414>
- Nicolau, J. L., & Más, F. J. (2005a). Heckit modelling of tourist expenditure: Evidence from Spain. *International Journal of Service Industry Management*, 16(3), 271–293. <https://doi.org/10.1108/09564230510601404>
- Nicolau, J. L., & Más, F. J. (2005b). Stochastic modeling. *Annals of Tourism Research*, 32(1), 49–69. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2004.04.007>
- Popp, M., Schmude, J., Passauer, M., Karl, M., & Bauer, A. (2021). Why don't they travel? The role of constraints and motivation for non-participation in tourism. *Leisure Sciences*, 1–26. <https://doi.org/10.1080/01490400.2021.1922959>
- Prime, H., Wade, M., & Browne, D. T. (2020). Risk and resilience in family well-being during the COVID-19 pandemic. *American Psychologist*, 75(5), 631–643. <https://doi.org/10.1037/amp0000660>
- R Core Team. (2020). Foreign: Read data stored by 'Minitab', 'S', 'SAS', 'SPSS', 'Stata', 'Systat', 'Weka', 'dBase'. <https://CRAN.R-project.org/package=foreign>
- R Core Team. (2021). R: A language and environment for statistical computing. <http://www.R-project.org/>

- Radic, A., Lück, M., Al-Ansi, A., Chua, B.-L., Seeler, S., Raposo, A., Kim, J. J., & Han, H. (2021). To dine, or not to dine on a cruise ship in the time of the COVID-19 pandemic: The tripartite approach towards an understanding of behavioral intentions among female passengers. *Sustainability*, 13(5), 2516. <https://doi.org/10.3390/su13052516>
- Schmude, J., Filimon, S., Namberger, P., Lindner, E., Nam, J., & Metzinger, P. (2021). COVID-19 and the pandemics spatio-temporal impact on tourism demand in Bavaria (Germany). *Tourism: An International Interdisciplinary Journal*, 69(2), 246–261. <https://doi.org/10.37741/t.69.2.6>
- Schmude, J., Karl, M., & Weber, F. (2019). Tourism and terrorism: Economic impact of terrorist attacks on the tourism industry. The example of the destination of Paris. *Zeitschrift Für Wirtschaftsgeographie*, 64(0), 88–102. <https://doi.org/10.1515/zfw-2019-0015>
- Sing, T., Sander, O., Beerenwinkel, N., & Lengauer, T. (2005). ROCR: Visualizing classifier performance in R. *Bioinformatics (oxford, England)*, 21(20), 3940–3941. <http://rocr.bioinf.mpi-sb.mpg.de> <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti623>
- Skoda, E.-M., Spura, A., de Bock, F., Schweda, A., Dörrie, N., Fink, M., Musche, V., Weismüller, B., Benecke, A., Kohler, H., Junne, F., Graf, J., Bäuerle, A., & Teufel, M. (2021). Veränderung der psychischen Belastung in der COVID-19-Pandemie in Deutschland: Ängste, individuelles Verhalten und die Relevanz von Information sowie Vertrauen in Behörden. *Bundesgesundheitsblatt – Gesundheitsforschung – Gesundheitsschutz*, 64(3), 322–333. <https://doi.org/10.1007/s00103-021-03278-0>
- Sönmez, S. F., & Graefe, A. R. (1998a). Determining future travel behavior from past travel experience and perceptions of risk and safety. *Journal of Travel Research*, 37(2), 171–177. <https://doi.org/10.1177/004728759803700209>
- Sönmez, S. F., & Graefe, A. R. (1998b). Influence of terrorism risk on foreign tourism decisions. *Annals of Tourism Research*, 25(1), 112–144. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(97\)00072-8](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(97)00072-8)
- Talwar, S., Kaur, P., Nunkoo, R., & Dhir, A. (2022). Digitalization and sustainability: Virtual reality tourism in a post pandemic world. *Journal of Sustainable Tourism*, 1–28. <https://doi.org/10.1080/09669582.2022.2029870>
- Thapa, B., Cahyanto, I., Holland, S. M., & Absher, J. D. (2013). Wildfires and tourist behaviors in Florida. *Tourism Management*, 36, 284–292. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2012.10.011>
- Tran, B. L., Chen, C.-C., Tseng, W.-C., & Liao, S.-Y. (2020). Tourism under the early phase of COVID-19 in four APEC economies: An estimation with special focus on SARS experiences. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(20), 7543. <https://doi.org/10.3390/ijerph17207543>
- Villacé-Moliner, T., Fernández-Muñoz, J. J., Orea-Giner, A., & Fuentes-Moraleda, L. (2021). Understanding the new post-COVID-19 risk scenario: Outlooks and challenges for a new era of tourism. *Tourism Management*, 86, 104324. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104324>
- Wong, I. A., Lin, Z., & Kou, I. E. (2021). Restoring hope and optimism through staycation programs: An application of psychological capital theory. *Journal of Sustainable Tourism*, 1–20. <https://doi.org/10.1080/09669582.2021.1970172>
- Woodworth, R. S. (1929). *Psychology*. Henry Holt and Company.
- World Tourism Organization. (2020). UNWTO world tourism barometer and statistical annex, December 2020. *UNWTO World Tourism Barometer*, 18(7), 1–36. <https://doi.org/10.18111/wtobarometereng.2020.18.1.7>
- Wut, T. M., Xu, J., & Wong, S. (2021). Crisis management research (1985–2020) in the hospitality and tourism industry: A review and research agenda. *Tourism Management*, 85, 104307. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104307>

7 Literaturverzeichnis

- Abraham, V., Bremser, K., Carreno, M., Crowley-Cyr, L., Moreno, M. (2021): Exploring the consequences of COVID-19 on tourist behaviors: perceived travel risk, animosity and intentions to travel. In: *Tourism Review*, 76(4), 701–717.
- Aderhold, P. (2009): Die Urlaubsreisen der Deutschen: Kurzfassung der Reiseanalyse 2009, Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e. V. (FUR) (Hrsg.), Kiel.
- Alegre, J., Mateo, S., Pou, L. (2009): Participation in tourism consumption and the intensity of participation: An analysis of their socio-demographic and economic determinants. In: *Tourism Economics*, 15(3), 531–546.
- Andreu, L., Bigné, J. E., Cooper, C. (2008): Projected and perceived image of Spain as a tourist destination for British travellers. In: *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 9(4), 47–67.
- Bartl, E. (2025): Vielfalt und Grenzen von Urlauber-Typologien. In: Schmude, J., Freitag, T., Bandi Tanner, M. (Hrsg.) *Tourismusforschung: Handbuch für Wissenschaft und Praxis*, Baden-Baden, (in Vorbereitung zum Druck).
- Bartl, E., Bauer, A., Weigert, M., Karl, M., Schmude, J., Küchenhoff, H. (2024a): Disentangling temporal changes in travel behavior: An age-period-cohort analysis based on German travel demand. In: *Annals of Tourism Research Empirical Insights*, 5(2), 100155. <https://doi.org/10.1016/j.annale.2024.100155>
- Bartl, E., Brixy, U., Metzinger P. (2024b): Entwicklung und Dynamik des touristischen Arbeitsmarktes in Bayern seit 2019. In: IAB-Forschungsbericht 10/2024, Nürnberg, 1–32. <https://doi:10.48720/IAB.FB.2410>
- Bartl, E., Weigert, M., Bauer, A., Schmude, J., Karl, M., Küchenhoff, H. (2024c): Understanding travel behaviour patterns and their dynamics: Applying fuzzy clustering and age-period-cohort analysis on long-term data of German travelers. In: *European Journal of Travel Research*, (akzeptiert).
- Bavel, J. J. V., Baicker, K., Boggio, P. S., Capraro, V., Cichocka, A., Cikara, M., Crockett, M. J., Crum, A. J., Douglas, K. M., Druckman, J. N., Drury, J., Dube, O., Ellemers, N., Finkel, E.J., Fowler, J. H., Gelfand, M., Han, S., Haslam, S. A., Jetten, J., Willer, R. (2020): Using social and behavioural science to support COVID-19 pandemic response. In: *Nature Human Behaviour*, 4(5), 460–471.
- Becker, C. (2000): Freizeit und Tourismus in Deutschland – eine Einführung. In: Institut für Länderkunde (Hrsg.) *Nationalatlas Bundesrepublik Deutschland – Freizeit und Tourismus*. Spektrum Akademischer, Heidelberg, Bd, 10, 12–21.
- Bekk, M., Spörrle, M., Kruse, J. (2016): The benefits of similarity between tourist and destination personality. In: *Journal of Travel Research*, 55(8), 1008–1021.
- Bell, A. (2020): Age period cohort analysis: a review of what we should and shouldn't do. In: *Annals of Human Biology*, 47(2), 208–217.
- Benthien, B. (1997): *Geographie der Erholung und des Tourismus*. Gotha.
- Berghammer, A., Bartl, E. (2024): Change management approaches to encounter rural overtourism. In: Pillmayer, M., Karl, M., Hansen, M. (Hrsg.): *Tourism Destination Development: A Geographic Perspective on Destination Management and Tourist Demand*. Berlin, Boston, 55–80. <https://doi.org/10.1515/9783110794090>

- Bernini, C., Cracolici, M. F. (2015): Demographic change, tourism expenditure and life cycle behaviour. In: *Tourism Management*, 47, 191–205.
- Bernini, C., Cracolici, M. F., Nijkamp, P. (2017): Place-based attributes and spatial expenditure behavior in tourism. In: *Journal of Regional Science*, 57(2), 218–244.
- Boztug, Y., Babakhani, N., Laesser, C., Dolnicar, S. (2015): The hybrid tourist. In: *Annals of Tourism Research*, 54, 190–203.
- Brinkmann, S. (2020): Aktueller Stand der Forschung. In: *Arbeitswerte der Generation Y im internationalen Vergleich*. BestMasters, Wiesbaden, 7–74.
- Bronner, F., de Hoog, R. (2011): Economizing behaviour during travel: Strategies and information sources used. In: *Journal of Vacation Marketing*, 17(3), 185–195.
- Bronner, F., de Hoog, R. (2016): Crisis resistance of tourist demand: The importance of quality of life. In: *Journal of Travel Research*, 55(2), 190–204.
- Cavagnaro, E., Staffieri, S., Postma, A. (2018): Understanding millennials' tourism experience: values and meaning to travel as a key for identifying target clusters for youth (sustainable) tourism. In: *Journal of Tourism Futures*, 4(1), 31–42.
- Chen, C. C., Petrick, J. F. (2016): The roles of perceived travel benefits, importance, and constraints in predicting travel behavior. In: *Journal of Travel Research*, 55(4), 509–522.
- Chen, S. C., Shoemaker, S. (2014): Age and cohort effects: The American senior tourism market. In: *Annals of Tourism Research*, 48, 58–75.
- Chen, C.-C., Zou, S., Petrick, J. F. (2019): Is travel and tourism a priority for you? A comparative study of American and Taiwanese residents. In: *Journal of Travel Research*, 58(4), 650–665.
- Clayton, D., Schifflers, E. (1987): Models for temporal variation in cancer rates. II: age–period–cohort models. In: *Statistics in Medicine* 6(4), 469–481.
- Clements, M. S., Armstrong, B. K., Moolgavkar, S. H. (2005): Lung cancer rate predictions using generalized additive models. In: *Biostatistics*, 6(4), 576–589.
- Cohen, E. (1972): Towards a sociology of international tourism. In: *Social Research*, 39(1), 164–182.
- Cohen, S. A., Prayag, G., Moital, M. (2014): Consumer behaviour in tourism: Concepts, influences and opportunities. In: *Current Issues in Tourism*, 17(10), 872–909.
- Collins, D., Tisdell, C. (2002): Gender and differences in travel life cycles. In: *Journal of Travel Research*, 41(2), 133–143.
- Crawford, D. W., Godbey, G. (1987): Reconceptualizing barriers to family leisure. In: *Leisure Sciences*, 9(2), 119–127.
- Crompton, J. L. (1979): Motivations for pleasure vacation. In: *Annals of Tourism Research*, 6(1), 408–424.
- Crossley, E. (2020): Time and temporality: Qualitative longitudinal research in tourism studies. In: *CAUTHE 2020: 20: 20 Vision: Perspectives on the Diversity of Hospitality, Tourism and Events*, Auckland University of Technology (Conference Paper), 220–224.
- Darbellay, F. (2015): Rethinking inter-and transdisciplinarity: Undisciplined knowledge and the emergence of a new thought style. In: *Futures*, 65, 163–174.

- Davis, J. B., Pawlowski, S. D., Houston, A. (2006): Work commitments of Baby Boomers and Gen-Xers in the IT profession: Generational differences or myth? In: *Journal of Computer Information Systems*, 46(3), 43–49.
- Deaton, A. S., Paxson, C. H. (1998): Aging and inequality in income and health. In: *The American Economic Review*, 88(2), 248–253.
- Decrop, A., Snelders, D. (2005): A grounded typology of vacation decision-making. In: *Tourism Management*, 26(2), 121–132.
- Dellaert, B. G., Ettema, D. F., Lindh, C. (1998): Multi-faceted tourist travel decisions: a constraint-based conceptual framework to describe tourists' sequential choices of travel components. In: *Tourism Management*, 19(4), 313–320.
- Derek, M., Woźniak, E., Kulczyk, S. (2019): Clustering nature-based tourists by activity. Social, economic and spatial dimensions. In: *Tourism Management*, 75, 509–521.
- Dolnicar, S., Lazarevski, K., Yanamandram, V. (2013): Quality of life and tourism: A conceptual framework and novel segmentation base. In: *Journal of Business Research*, 66(6), 724–729.
- Dolnicar, S., Yanamandram, V., Cliff, K. (2012): The contribution of vacations to quality of life. In: *Annals of Tourism Research*, 39(1), 59–83.
- D'Urso, P., Disegna, M., Massari, R., Osti, L. (2016): Fuzzy segmentation of postmodern tourists. In: *Tourism Management*, 55, 297–308.
- Dwyer, L., Edwards, D., Mistilis, N., Roman, C., Scott, N. (2009): Destination and enterprise management for a tourism future. In: *Tourism Management*, 30(1), 63–74.
- Egger, R. (2024): Vectorize me! A proposed machine learning approach for segmenting the multi-optional tourist. In: *Journal of Travel Research*, 63(5), 1043–1069.
- Eugenio-Martin, J. L., Campos-Soria, J. A. (2011): Income and the substitution pattern between domestic and international tourism demand. In: *Applied Economics*, 43(20), 2519–2531.
- Eugenio-Martin, J. L., Campos-Soria, J. A. (2014): Economic crisis and tourism expenditure cutback decision. In: *Annals of Tourism Research*, 44, 53–73.
- Fahrmeir, L., Kneib, T., Lang, S., Marx, B. (2013): *Regression: Models, Methods and Applications*. Dordrecht.
- Farzanegan, M. R., Gholipour, H. F., Feizi, M., Nunkoo, R., Andargoli, A. E. (2020): International Tourism and Outbreak of Coronavirus (COVID-19): A Cross-Country Analysis. In: *Journal of Travel Research*, 60(3), 687–692.
- Fesenmaier, D. R., Jeng, J.-M. (2000): Assessing structure in the pleasure trip planning process. In: *Tourism Analysis*, 5, 13–27.
- Filimon, S., Schiemenz, C., Bartl, E., Lindner, E., Namberger, P., Schmude, J. (2022): Travel participation of Germans before and during the COVID-19 pandemic—the effects of sociodemographic variables. In: *Current Issues in Tourism*, 25(24), 4031–4046.
- Floyd, M. F., Gibson, H., Pennington-Gray, L., Thapa, B. (2004): The Effect of Risk Perceptions on Intentions to Travel in the Aftermath of September 11, 2001. In: *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 15(2-3), 19–38.
- Freyer, W. (2015): *Tourismus. Einführung in die Fremdenverkehrsökonomie*. München.

- Friedman, J. H. (2001): Greedy function approximation: A gradient boosting machine. In: *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232.
- Fu, X., Kirillova, K., Lehto, X. Y. (2022): Travel and life: A developmental perspective on tourism consumption over the life course. In: *Tourism Management*, 89(104447), [https://doi: 10.1016/j.tourman.2021.104447](https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104447)
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2020): Reiseanalyse 2020. Ergebnisbericht. Struktur und Entwicklung der Urlaubsreisenachfrage im Quellmarkt Deutschland, Kiel.
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2021): Erste ausgewählte Ergebnisse der 51. Reiseanalyse. URL: http://reiseanalyse.de/wp-content/uploads/2022/11/RA2021_Erste-Ergebnisse.pdf (Stand 22.08.2024)
- FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.) (2024): Methoden der Reiseanalyse. URL: <https://reiseanalyse.de/die-studie/methoden/> (Stand: 22.08.2024)
- Gardiner, S., Grace, D., King, C. (2014): The generation effect. In: *Journal of Travel Research*, 53(6), 705–720.
- Gardiner, S., King, C., Grace, D. (2013): Travel decision making: An empirical examination of generational values, attitudes, and intentions. In: *Journal of Travel Research*, 52(3), 310–324.
- Goyette, S. (2016): Interdisciplinarity helps solving real-world problems. In: *Regional Environmental Change*, 16(3), 593–594.
- Gunter, U., Smeral, E. (2016): The decline of tourism income elasticities in a global context. In: *Tourism Economics*, 22(3), 466–483.
- Hägerstrand, T. (1970): What about people in regional science? In: *Papers in Regional Science*, 24, 7–21.
- Herhoffer, P. A., Meurer, J. (2018): Konsumentengenerationen 2018: Premium- und Luxus-Studie. URL: http://www.keylens.com/wp-content/uploads/2018/05/Konsumgenerationen-2018_BranchenreportTouristik.pdf (Stand: 13.08.2024).
- Holmes, M. R., Dodds, R., Frochot, I. (2021): At Home or Abroad, Does Our Behavior Change? Examining How Everyday Behavior Influences Sustainable Travel Behavior and Tourist Clusters. In: *Journal of Travel Research*, 60(1), 102–116.
- Hong, G. S., Fan, J. X., Palmer, L., Bhargava, V. (2005): Leisure travel expenditure patterns by family life cycle stages. In: *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 18(2), 15–30.
- Huang, Q., Lu, Y. (2017): Generational perspective on consumer behavior: China's potential outbound tourist market. In: *Tourism Management Perspectives*, 24, 7–15.
- Huber, D., Milne, S., Hyde, K. F. (2019): Conceptualizing senior tourism behaviour: A life events approach. In: *Tourist Studies*, 19(4), 407–433.
- Ivanova, M., Ivanov, I. K., Ivanov, S. (2020): Travel behaviour after the pandemic: The case of Bulgaria. In: *Anatolia*, 32, 1–11.
- Jackson, E. L. (2005): Impacts of Life Transitions on Leisure and Constraints to Leisure. In: Jackson, E. L. (Hrsg.): *Constraints to leisure*. State College, 115–136.
- Jackson, E. L., Searle, M. S. (1985): Recreation Non-Participation and Barriers to Participation: Concepts, and Models. In: *Loisir et Société / Society and Leisure*, 8(2), 693–707.

- Jiao, X., Li, G., Chen, J. (2020): Forecasting international tourism demand: a local spatiotemporal model. In: *Annals of Tourism Research*, 83(102937), 1–12.
- Jin, C., Cheng, J., Xu, J. (2018): Using user-generated content to explore the temporal heterogeneity in tourist mobility. In: *Journal of Travel Research*, 57(6), 779–791.
- Kagermeier, A. (2016): *Tourismusgeographie. Einführung*. Konstanz.
- Karl, M. (2018): Risk and uncertainty in travel decision-making: Tourist and destination perspective. In: *Journal of Travel Research*, 57(1), 129–146.
- Karl, M., Bartl, E. (2025): Theoretische Modelle und Einflussfaktoren der touristischen Reiseentscheidung. In: Schmude, J., Freitag, T., Bandi Tanner, M. (Hrsg.): *Tourismusforschung: Handbuch für Wissenschaft und Praxis*, Baden-Baden, (in Vorbereitung zum Druck).
- Karl, M., Bauer, A., Ritchie, W. B., Passauer, M. (2020): The impact of travel constraints on travel decision-making: A comparative approach of travel frequencies and intended travel participation. In: *Journal of Destination Marketing & Management*, 18, 100471. [https://doi: 10.1016/j.jdmm.2020.100471](https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100471)
- Karl, M., Reintinger, C., Schmude, J. (2015): Reject or select: Mapping destination choice. In: *Annals of Tourism Research*, 54, 48–64.
- Karl, M., Schmude, J. (2017): Understanding the role of risk (perception) in destination choice: A literature review and synthesis. In: *Tourism: An International Interdisciplinary Journal*, 65(2), 138–155.
- Karl, M., Sie, L., Ritchie, B. W. (2021): Expanding travel constraint negotiation theory: An exploration of cognitive and behavioral constraint negotiation relationships. In: *Journal of Travel Research*, 61(4), 762–785.
- Kock, F., Nørfelt, A., Josiassen, A., Assaf, A. G., Tsionas, M. G. (2020): Understanding the COVID-19 tourist psyche: The evolutionary tourism paradigm. In: *Annals of Tourism Research*, 85, 103053. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.103053>
- Kolland, F. (2006): Tourismus im gesellschaftlichen Wandel: Entwicklungslinien und Erklärungsversuche. In: *SWS-Rundschau*, 46(3), 245–270.
- Kozak, M., Decrop, A. (Hrsg.) (2009): *Handbook of tourist behavior: Theory & practice*, New York, London.
- Kuo, H. I., Chen, C. C., Tseng, W. C., Ju, L. F., Huang, B. W. (2008): Assessing impacts of SARS and Avian Flu on international tourism demand to Asia. In: *Tourism Management*, 29(5), 917–928.
- Kupper, L. L., Janis, J. M., Karmous, A., Greenberg, B. G. (1985): Statistical age-period-cohort analysis: a review and critique. In: *Journal of Chronic Diseases*, 38(10), 811–830.
- Lanouar, C., Goaid, M. (2019): Tourism, terrorism and political violence in Tunisia: Evidence from Markov-switching models. In: *Tourism Management*, 70, 404–418.
- Lawson, R. (1991): Patterns of tourist expenditure and types of vacation across the family life cycle. In: *Journal of Travel Research*, 29(4), 12–18.
- Leask, A., Fyall, A., Barron, P. (2013): Generation Y: Opportunity or challenge – strategies to engage Generation Y in the UK attractions' sector. In: *Current Issues in Tourism*, 16(1), 17–46.

- Lehto, X. Y., Choi, S., Lin, Y.-C., MacDermid, S. M. (2009): Vacation and family functioning. In: *Annals of Tourism Research*, 36(3), 459–479.
- Lehto, X. Y., Jang, S. S., Achana, F. T., O’Leary, J. T. (2008): Exploring tourism experience sought: A cohort comparison of baby boomers and the silent generation. In: *Journal of Vacation Marketing*, 14(3), 237–252.
- Leiper, N. (1979): The framework of tourism: Towards a definition of tourism, tourist, and the tourist industry. In: *Annals of Tourism Research*, 6(4), 390–407.
- Li, M., Wang, Y., Wan, Y., Huang, X., Yang, Y. (2023): The meaning of travel: Anecdotes from children. In: *Annals of Tourism Research*, 103, 103664. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103664>
- Lin, V. S., Jiang, F., Li, G., Qin, Y. (2023): Impacts of risk aversion on tourism consumption: A hierarchical age-period-cohort analysis. In: *Annals of Tourism Research*, 101, 103607. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103607>
- Lohmann, M. (2017): Urlaubsmotive: Warum wir Urlaubsreisen machen—Eine „Grundsuche“ auf der Basis der Daten der Reiseanalyse aus mehr als 40 Jahren. In: Pechlaner H., Volgger, M. (Hrsg.): *Die Gesellschaft auf Reisen: Eine Reise in die Gesellschaft*. Wiesbaden, 49–68.
- Lohmann, M., Beer, H. (2013): Fundamentals of tourism: What makes a person a potential tourist and a region a potential tourism destination? In: *Poznan University of Economics Review*, 13(4), 83–97.
- Lohmann, M., Danielsson, J. (2001): Predicting travel patterns of senior citizens: How the past may provide a key to the future. In: *Journal of Vacation Marketing*, 7(4), 357–366.
- Lohmann, M., Schmücker, D., Sonntag, U., Schrader, R., Wiegand, G. (2014): *Urlaubsreisetrends 2025: Entwicklung der touristischen Nachfrage im Quellmarkt Deutschland, die Reiseanalyse-Trendstudie*, FUR (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e. V.), Kiel.
- Losada, N., Alén, E., Domínguez, T., Nicolau, J. L. (2016): Travel frequency of seniors tourists. In: *Tourism Management*, 53, 88–95.
- Mannheim, K. (1952): The problem of generations. In: Kecskemeti P. (Hrsg.): *Essays on the Sociology of Knowledge: Collected works*. New York, 276–322.
- Maslow, A. (1943): A theory of human motivation. In: *Psychological Review*. 50(4), 370–396.
- Mattioli, G., Scheiner, J., Holz-Rau, C. (2022): Generational differences, socialisation effects and ‘mobility links’ in international holiday travel. In: *Journal of Transport Geography*, 98. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103263>
- McCleskey, J., Gruda, D. (2021): Risk-taking, resilience, and state anxiety during the COVID-19 pandemic: A coming of (old) age story. In: *Personality and Individual Differences*, 170, 110485. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2020.110485>
- McKercher, B. (2009): Non-travel by Hong Kong residents. In: *International Journal of Tourism Research*, 11(6), 507–519.
- McKercher, B. (2023): Age or generation? Understanding behaviour differences. In: *Annals of Tourism Research*, 103, 103656. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103656>
- McKercher, B., Tse, T. S. M. (2012): Is Intention to Return a Valid Proxy for Actual Repeat Visitation? In: *Journal of Travel Research*, 51(6), 671–686.

- McKercher, B., Lai, B., Yang, L., Wang, Y. (2020): Travel by Chinese: a generational cohort perspective. In: *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 25(4), 341–354.
- Nadirova, A., Jackson, E. L. (2000): Alternative Criterion Variables Against Which to Assess the Impacts of Constraints to Leisure. In: *Journal of Leisure Research*, 32(4), 396–405.
- Neuburger, L., Egger, R. (2021): Travel risk perception and travel behaviour during the COVID-19 pandemic 2020: A case study of the DACH region. In: *Current Issues in Tourism*, 24(7), 1003–1016.
- Nicolau, J. L., Más, F. J. (2005): Stochastic Modeling. In: *Annals of Tourism Research*, 32(1), 49–69.
- Novelli, M., Gussing Burgess, L., Jones, A., Ritchie, B. W. (2018): ‘No Ebola...still doomed’ - The Ebola-induced tourism crisis. In: *Annals of Tourism Research*, 70, 76–87.
- Opaschowski, H. W. (1995): *Freizeitökonomie: Marketing von Erlebniswelten*. Opladen.
- Oppermann, M. (1995): Travel life cycle. In: *Annals of Tourism Research*, 22(3), 535–552.
- Parry, E., Urwin, P. (2011): Generational Differences in Work Values: A Review of Theory and Evidence. In: *International Journal of Management Reviews*, 13 (1), 79–96.
- Passauer, M. (2019): *Nicht-Reisende unter Reiseweltmeistern: eine nachfrageseitige Analyse zum Segment der Nicht-Reisenden in Deutschland und zur Partizipationsentscheidung im Tourismus (Dissertation)*. In: *Beiträge zur Wirtschaftsgeographie München*, 16, München.
- Pearce, P. L. (2005): *Tourist behaviour: Themes and conceptual schemes*. Clevedon.
- Pearce, P. L., Lee, U. -I. (2005): Developing the Travel Career Approach to Tourist Motivation. In: *Journal of Travel Research*, 43(3), 226–237.
- Pendergast, D. (2010): Getting to know the Y Generation. In: Benckendorff, P., Moscardo, G., Donna P. (Hrsg.): *Tourism and Generation Y*, Wellingford, 1–15.
- Pennington-Gray, L., Kerstetter, D. L., Warnick, R. (2002): Forecasting travel patterns using Palmore’s Cohort Analysis. In: *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 13(1–2), 125–143.
- Pham, T. D., Nghiem, S., Dwyer, L. (2017): The economic impacts of a changing visa fee for Chinese tourists to Australia. In: *Tourism Economics*, 24(1), 109–126.
- Pischke, E. C., Knowlton, J. L., Phifer, C. C., Gutierrez Lopez, J., Propato, T. S., Eastmond, A., Martins de Souza T., Kuhlberg, M., Risso, V. P. Veron, S. R., Garcia, C., Chiappe, M., Halvorsen, K. E. (2017): Barriers and solutions to conducting large international, interdisciplinary research projects. In: *Environmental Management*, 60, 1011–1021.
- Pizam, A., Fleischer, A. (2002): Severity versus Frequency of Acts of Terrorism: Which Has a Larger Impact on Tourism Demand? In: *Journal of Travel Research*, 40(3), 337–339.
- Plog, S. (1974): Why destination areas rise and fall in popularity. An update of a Cornell Quarterly classic. In: *The Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 42(3), 13–24.
- Popp, M., Schmude, J., Passauer, M., Karl, M., Bauer, A. (2021): Why don’t they travel? The role of constraints and motivation for non-participation in tourism. In: *Leisure Sciences*, 46(3), 211–236.

- Purvis, B., Keding, H., Lewis, A., Northall, P. (2023): Critical reflections of postgraduate researchers on a collaborative interdisciplinary research project. In: *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), 1–13.
- Randle, M., Zhang, Y., Dolnicar, S. (2019): The changing importance of vacations: Proposing a theoretical explanation for the changing contribution of vacations to people's quality of life. In: *Annals of Tourism Research*, 77, 154–157.
- Reintinger, C., Berghammer, A., Schmude, J., Joswig, D. (2014): Wohin geht die Reise? Multiagentensimulation als Instrument der Modellierung von individuellen Reiseentscheidungsprozessen unter dem Einfluss des globalen Wandels. In: *Geographische Zeitschrift*, 106–121.
- Ritchie, B. W., Jiang, Y. (2019): A review of research on tourism risk, crisis and disaster management: Launching the annals of tourism research curated collection on tourism risk, crisis and disaster management. In: *Annals of Tourism Research*, 79, 102812. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.102812>
- Sakai, M., Brown, J., Mak, J. (2000): Population aging and Japanese international travel in the 21st Century. In: *Journal of Travel Research*, 38(3), 212–220.
- Scheiner, J., Holz-Rau, C. (2013): A comprehensive study of life course, cohort, and period effects on changes in travel mode use. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 47, 167–181.
- Schewe, C. D., Noble, S. M. (2000): Market segmentation by cohorts: The value and validity of cohorts in America and abroad. In: *Journal of Marketing Management*, 16(1–3), 129–142.
- Schmude, J., Bartl, E. (2023): Tourismuswirtschaft. In: Kulke, E. (Hrsg.): *Wirtschaftsgeographie Deutschland*. Berlin, Heidelberg, 369–392.
- Schmude, J., Filimon, S., Namberger, P., Lindner, E., Nam, J.-E., & Metzinger, P. (2021): COVID-19 and the pandemic's spatio-temporal impact on tourism demand in Bavaria (Germany), In: *Tourism: An International Interdisciplinary Journal*, 69(2), 246–261.
- Schmude, J., Genre-Grandpierre, C., Pellkofer, F. (2022): Activities and economic impact of infrequent or non-travellers. In: *Anatolia*, 34(3), 389–400.
- Schmude, J., Karl, M., Weber, F. (2020). Tourism and terrorism: economic impact of terrorist attacks on the tourism industry. The example of the destination of Paris. In: *Zeitschrift für Wirtschaftsgeographie*, 64(2), 88–102.
- Schmude, J., Lindner, E., Filimon, S. (2024): Business as Usual or Completely Different? COVID-19 and Its Influence on the Participation in Tourism of the German Population. In: Pillmayer, M., Karl, M., Hansen, M. (Hrsg.): *Tourism Destination Development: A Geographic Perspective on Destination Management and Tourist Demand*, Berlin, Boston, 361–380.
- Schmude, J., Namberger, P. (2015): *Tourismusgeographie*. Darmstadt.
- Schneewind, K. A. (1995): Familienentwicklung. In: Oerter R., L. Montada (Hrsg.): *Entwicklungspsychologie*. Ein Lehrbuch. Weinheim, 128–166.
- Schröder, M. (2023): Work motivation is not generational but depends on age and period. In: *Journal of Business and Psychology*, 1–12.

- Skoda, E.-M., Spura, A., de Bock, F., Schweda, A., Dörrie, N., Fink, M., Musche, V., Weismüller, B., Benecke, A., Kohler, H., Junne, F., Graf, J., Bäuerle, A., Teufel, M. (2021): Veränderung der psychischen Belastung in der COVID-19-Pandemie in Deutschland: Ängste, individuelles Verhalten und die Relevanz von Information sowie Vertrauen in Behörden. In: *Bundesgesundheitsblatt – Gesundheitsforschung – Gesundheitsschutz*, 64(3), 322–333.
- Sönmez, S. F., Graefe, A. R. (1998): Influence of terrorism risk on foreign tourism decisions. In: *Annals of Tourism Research*, 25(1), 112–144.
- Song, H., Li, G., Cai, Y. (2022): Tourism forecasting competition in the time of COVID-19: An assessment of ex ante forecasts. In: *Annals of Tourism Research*, 96, 103445. <https://doi.org/10.1016%2Fj.annals.2022.103445>
- Steinecke, A. (2011): *Tourismus*. Braunschweig.
- UNISDR (United Nations International Strategy for Disaster Reduction) (2024): Terminology: basic terms on disaster risk reduction. URL: <https://www.undrr.org/publication/2009-unisdr-terminology-disaster-risk-reduction> (Stand: 8.7.2024)
- UNWTO (World Tourism Organization) (2020): UNWTO world tourism barometer and statistical annex, December 2020. In: *UNWTO World Tourism Barometer*, 18(7), 1–36.
- Walters, G., Wallin, A., Hartley, N. (2019): The threat of terrorism and tourist choice behavior. In: *Journal of Travel Research*, 58(3), 370–382.
- Wang, D., Park, S., Fesenmaier, D. R. (2012): The role of smartphones in mediating the touristic experience. In: *Journal of Travel Research*, 51(4), 371–387.
- Weigert, M., Bauer, A., Gernert, J., Karl, M., Nalmpatian, A., Kuechenhoff, H., Schmude, J. (2022): Semiparametric APC analysis of destination choice patterns: Using generalized additive models to quantify the impact of age, period, and cohort on travel distances. In: *Tourism Economics*, 28(5), 1377–1400.
- Wells, W. D., Gubar, G. (1966): Life Cycle Concept in Marketing Research. In: *Journal of Marketing Research*, 3(4), 355–363.
- Wolff, K., Larsen, S., Øgaard, T. (2019): How to define and measure risk perceptions. In: *Annals of Tourism Research*, 79, 102759. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.102759>
- Wong, I. A., Fong, L. H. N., Law, R. (2016): A longitudinal multilevel model of tourist outbound travel behavior and the dual-cycle model. In: *Journal of Travel Research*, 55(7), 957–970.
- Wood, S. N. (2017): *Generalized Additive Models: An Introduction with R*. Boca Raton/London/New York.
- Woodworth, R. S. (1929): *Psychology*. New York.
- Yang, Y., Land, K. C. (2013): *Age-Period-Cohort Analysis: New Models, Methods, and Empirical Applications*. Boca Raton.
- You, X., O’Leary, J. T. (2000): Age and cohort effects: An examination of older Japanese travelers. In: *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 9(1–2), 21–42.

Curriculum Vitae

Dieses Kapitel enthält personenbezogene Informationen, die zum Zweck des Datenschutzes aus der zur Veröffentlichung vorgesehenen Fassung entfernt wurden.