

Die digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume

Dissertation
zur
Erlangung des Doktorgrades (Dr. rer. nat.)
der
Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der
Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn

vorgelegt von

Julian Reif

aus Neuwied

Bonn, September 2021

Angefertigt mit Genehmigung der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät der
Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn

1. Gutachter: Prof. Dr. Claus-Christian Wiegandt

2. Gutachter: Prof. Dr. Winfried Schenk

Tag der Promotion: 08.12.2021

Erscheinungsjahr: 2021

Vorwort und Danksagung

Als ich mich im Wintersemester 2017/2018 wieder an meiner alten Universität einschrieb und vor dem Gebäude von einem mir unbekanntem Erstsemester gefragt wurde, ob ich heute Abend zur Erstsemesterparty erscheinen würde, wurde mir – nachdem ich verneint hatte – schlagartig bewusst, dass es dieses Mal wohl doch eine andere Art des Studiums sein wird. Als Familienvater und neben der Arbeit ein Promotionsstudium anzutreten war eine große persönliche Herausforderung und gleichzeitig eine einzigartige Erfahrung für mich.

Inhaltlich war es für mich ein wichtiges Anliegen, mich im Rahmen meiner Dissertation mit einem Thema zu beschäftigen, das zum einen meine Sozialisation am Geographischen Institut der Universität Bonn, als auch meinen beruflichen Weg und meine im Rahmen der Tätigkeit am Deutschen Institut für Tourismusforschung (DITF) erlangten Erkenntnisse sowie meine Begeisterung für den Untersuchungsgegenstand Tourismus widerspiegelt. Die Beschäftigung mit touristischen Aktionsräumen lag nahe. Ebenfalls wichtig war der Umstand, dass ich die Arbeit am DITF mit der hier vorliegenden Dissertation verknüpfen konnte und durfte. Der im Prozess stattgefundenen Wechsel von einer Monographie zu einer kumulativen Dissertation war ein wichtiger und bedeutender Schritt in dem Vorhaben (vielen Dank an dieser Stelle an Prof. Dr. Tim Freytag, der mich in diese Richtung gestupst hat).

Die ursprüngliche Frage, die im Rahmen einer Zugfahrt bei einer Geschäftsreise von Nürnberg nach Heide mit den Kollegen Bernd Eisenstein und Eric Horster entstand, kann in Anlehnung an das berühmte Lorient-Zitat des Comic-Strips auf der Rennbahn auf den Punkt gebracht werden: „Ja, wo laufen sie denn...die Touristen?“ Während zu Beginn der inhaltlichen Beschäftigung mit der Thematik im Jahr 2017 das Thema in erster Linie eine akademische Diskussion war und nur im Rahmen der Overtourism-Diskussion auch langsam in der Praxis relevant wurde, erlangte es durch die Corona Pandemie schlagartig an Bedeutung. Die Covid-19-Pandemie hat das Thema „touristische Aktionsraumforschung“ demnach stark befeuert und einen deutlichen *turn* in Richtung eines digitalen Besuchermanagements gegeben. Auffällig war in dem Zusammenhang der – aus meiner persönlichen Sicht wahrgenommene – Anstieg von digitalen Tools und Möglichkeiten, die von verschiedenen Anbietern entwickelt und der Forschung und Praxis als Lösungen, mehr oder weniger marktreif, angeboten wurden. Viele neue Versprechungen, die hier existieren sind noch kaum in der Tourismuswissenschaft und Geographie erprobt und ich hoffe, dass ich mit dieser Arbeit einen kleinen Teil dazu beitragen kann, die Forschung und auch die Nutzung in der Praxis in diesem Bereich ein Stück voranzubringen.

Für mich persönlich war die Dissertationszeit eine sehr bereichernde Lernerfahrung. Insbesondere die Beschäftigung mit unterschiedlichen Daten, deren Analyse, Bewertung und Einschätzung des Nutzens für die Tourismusforschung hat mir viel Freude bereitet. Gleichwohl stellten die (Wieder-)Einarbeitung in und die Anwendung von verschiedenen Programmen, Methoden der Datenanalyse und -visualisierung, aber auch der interdisziplinäre Blick über den Tellerrand für mich eine Herausforderung dar. Ebenfalls herausfordernd war die parallel stattfindende wissenschaftliche Publikationstätigkeit am Institut zu teilweise inhaltlich komplett anderen Themen- und Fragestellungen, bspw. zum Geschäftstourismus. Das gedankliche „Eintauchen“ in die Fragen der Dissertation war damit nicht immer einfach.

Bedanken möchte ich mich in erster Linie bei Prof. Dr. Claus-Christian Wiegandt, der mich in seiner Arbeitsgruppe am Geographischen Institut der Universität Bonn als „Exoten“ mit einem Thema aus der Tourismusforschung ohne Zögern aufgenommen und betreut hat. Er stand mir trotz der räumlichen Entfernung zwischen Bonn und Husum immer mit Rat und Tat in zahlreichen Zoom-Meetings zur Seite. Lieber Herr Wiegandt, danke, dass Sie mir viele Freiheiten in

der Schwerpunktsetzung der Artikel gegeben haben, alles so reibungslos funktionierte und für Ihre hilfreichen Ratschläge insbesondere in der Endphase des Vorhabens!

Prof. Dr. Winfried Schenk danke ich sehr herzlich für die Bereitschaft, mein Zweitprüfer zu sein. Meinem sehr geschätzten Kollegen Prof. Dr. Bernd Eisenstein danke ich für seine unermüdliche Art der Motivation und der Möglichkeit, das Projekt Dissertation überhaupt anzugehen. Lieber Bernd, danke, dass Du mir das ermöglichst hast und Dein stets kritisches Hinterfragen. Danke für Deine Unterstützung, das wohl ungewöhnlichste und damit beste Vorstellungsgespräch, das ich je hatte und Deine Inspiration seit nun mehr als zehn Jahren!

Ein weiterer großer Dank gilt meinem Kollegen und Co-Autor von zwei der drei Artikel Prof. Dr. Dirk Schmücker. Lieber Dirk, danke, dass Du mir oftmals das Licht am Ende des Datendschungels gezeigt hast, Dich zusammen mit mir für die Themen so begeistern konntest, Deine kritischen Anmerkungen und für das ordentliche „Schütteln“ zum Ordnen zwischendurch!

Besonders hervorheben möchte ich an dieser Stelle meine liebe Kollegin Anne Köchling, die parallel ihre kumulative Dissertation schreibt. Liebe Anne, ich danke Dir für unzählige Diskussionen, dass wir den Weg zusammen gehen konnten, Deine Unterstützung in der gesamten Phase, das kritische Gegenlesen und besonders Deinen Humor – wie Du siehst: ich hab's so gelassen!

Vielen Dank auch an Euch, meine lieben Kolleginnen und Kollegen am Institut: Julius Arnegger, Christian Eilzer, Tim Harms, Eric Horster, Manon Krüger, Sylvia Müller, Sabrina Seeler, Frank Simoneit, Patricia Thaden, Rebekka Weis und Anja Wollesen, danke, dass Ihr mich in dem Vorhaben unterstützt habt!

Ebenfalls möchte ich den Doktorandinnen und Doktoranden aus der Deutschen Gesellschaft für Tourismuswissenschaft (DGT) und dem Arbeitskreis Tourismusforschung der Deutschen Gesellschaft für Geographie (AKTF) danken: Eva Erdmenger, Clara Kramer, Friedericke Kuhn, Julia Severiens, Niklas Völkening, Nora Winsky und Maximilian Witting – ohne Euch wären die Tagungen und Treffen, ob physisch oder digital, nur halb so gut und vor allem halb so lustig gewesen!

Danke an meine besten Freunde Philip Hargesheimer, Ralf Heepenstrick, Emanuel Kiefer und Matthias Pons für (digitale) Siedler-Runden!

Meinen Eltern, Regine und Helmut Reif, meinem Bruder Christian Reif und seiner Familie sowie meiner Tante und meinem Onkel, Eva und Dieter Ecker, danke ich für all die ermutigenden Worte in der ganzen Zeit und dafür, dass sie immer an mich geglaubt haben. Lieben Dank Euch allen!

Meinen Schwiegereltern, Olga und Harry Schilke, sowie meiner Schwägerin, Irina Schilke, danke ich für unzählige Babysitter-Stunden, für das Aufnehmen der restlichen Familie in Niederkassel (damit ich in Husum schreiben konnte) sowie die ganzen Hilfen in den vergangenen vier Jahren. Lieben Dank Euch Dreien!

Der letzte, gleichwohl allerwichtigste Dank gebührt meiner Familie, meiner Frau und meinen drei Kindern. Danke, liebe Elli, lieber Jonah, liebe Enna, liebe Lotta – für einfach ALLES! Ihr seid die Besten – ohne Euch ist alles NICHTS! ♥

Julian Reif

Husum im September 2021

Zusammenfassung

Das Wissen, wie sich Touristen zum und im Reiseziel bewegen, ist für eine nachhaltige Destinationsentwicklung unerlässlich geworden und hat durch die Covid-19-Pandemie und die damit zusammenhängende Notwendigkeit der Kenntnis über (touristische) Besucherhotspots nochmal deutlich an Bedeutung gewonnen. Bei der Messung von touristischen Bewegungsmustern zeigt sich seit einigen Jahren eine Hinwendung zum Digitalen, was sich in einer verstärkten Nutzung digitaler Datenquellen in Forschung und Praxis äußert. Eine besondere Rolle nehmen bei dieser Entwicklung so genannte Big Data ein. Die im Rahmen von verschiedenen Prozessen anfallenden digitalen Datenspuren wie passive Mobilfunkdaten, Twitter-Posts, Kreditkartentransaktionen usw. sind mit geographischen Koordinaten versehen und werden verstärkt für eine Analyse des raumzeitlichen Verhaltens von Personen genutzt. Die Forschung zu diesen Datenquellen – insbesondere in der deutschsprachigen Tourismusgeographie – steht noch am Anfang. Auf der anderen Seite entwickeln sich gleichzeitig eine Vielzahl von Small Data Studies, bei denen im Rahmen interdisziplinärer Forschung Menschen mit Sensorik ausgestattet werden, um mehr über die Mensch-Umwelt-Beziehungen zu erfahren. Diese Ansätze, bspw. durch die Nutzung von Körpermesswerten wie Herzrate und Hautleitfähigkeit, werden für die tourismusgeographische Forschung adaptiert und für die Identifikation von Emotionen beim touristischen Erleben in der Destination genutzt. Auch hier zeigen sich noch vielfältige Forschungsbedarfe bezüglich des Methodeneinsatzes und der Analysemethodik.

Die vorliegende kumulative Dissertation setzt an diesem Punkt an, indem sie die digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume diskutiert. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Darstellung, Erprobung und Erörterung digitaler Datenquellen zur Ermittlung des raumzeitlichen Verhaltens von Touristen. Dies erfolgt anhand von drei in nationalen und internationalen Fachzeitschriften veröffentlichten Forschungsbeiträgen (double-blind-Review). Dabei werden neue Datenquellen (passive Mobilfunkdaten) hinsichtlich ihrer Nutzbarkeit zur Messung touristischer Aktionsräume geprüft (Artikel 1), eine bereits etablierte Forschungsmethode (aktives GPS-Tracking in Kombination mit Befragung) inhaltlich und analytisch weiterentwickelt (Artikel 2) sowie ein neuer Ansatz präsentiert, der mit Hilfe von aktivem GPS-Tracking und Biosensing hilft, das emotionale Erleben von Touristen in der Destination zu verstehen (Artikel 3). In dem vorliegenden Rahmenwerk werden die drei Artikel in einen Kontext eingeordnet und vor diesem Hintergrund diskutiert. Klassische Konzepte der Aktionsraumforschung werden für die Tourismusgeographie übertragen und somit ein konzeptioneller Rahmen für die Spezifika touristischer Aktionsräume erarbeitet. Die im Rahmen eines vielschichtigen *digital turns* aufkommenden neuen Datenquellen zur Messung touristischer Aktionsräume werden beschrieben und anhand ihrer räumlichen Abdeckung klassifiziert. Der Klassifikationsvorschlag digitaler Datenquellen auf der Makro-, Meso- und Mikro-Ebene dient gleichsam als Schema zur Einordnung der drei veröffentlichten Forschungsarbeiten. Im Ergebnis leistet die kumulative Dissertation einen Beitrag in der Anwendung neuer sowie der Weiterentwicklung bestehender Methoden der digitalen Erfassung touristischer Aktionsräume und zeigt so Möglichkeiten, aber auch Grenzen einer digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume auf.

Abstract

Understanding how tourists move to and within a destination has become essential for sustainable destination management. In the light of the Covid-19 pandemic and the related awareness of (tourist) visitor hotspots, the relevance of understanding tourist movements has even grown. In measuring tourist spatio-temporal behaviour, a turn towards the digital has been evident for some years, which is expressed in an increased use of digital data sources in research and practice. Big data plays a particularly important role in this development. Digital data traces that occur in the course of various processes, such as passive mobile data, Twitter posts, credit card transactions, etc., are tagged with geographical information and are increasingly used to analyse the spatio-temporal behaviour of people. Research on these data sources—especially in the field of German-speaking tourism geography—is still in its infancies. On the other hand, a large number of small data studies are developing at the same time, in which people are equipped with sensors to learn more about human-environment interrelationships. These approaches, e.g. by using body measurements such as heart rate and skin conductivity, are adapted for tourism geography and used to identify emotions during the tourist experience in the destination. However, there are also still many research gaps regarding the use of methods and analytical procedures here.

This cumulative dissertation takes this as a starting-point to discuss the digital re-measurement of tourist spatio-temporal behaviour. The focus of the thesis is on the presentation, testing and discussion of digital data sources for determining the spatio-temporal behaviour of tourists. This is done based on three research papers published in national and international journals (double-blind review). New data sources (passive mobile data) are examined with regard to their usability for measuring tourist spatio-temporal behaviour (paper 1), an already established research method (active GPS tracking in combination with surveys) is further developed in terms of content and analytical perspective (paper 2), and a new approach is presented that helps to understand the emotional experience of tourists in the destination combining active GPS tracking and biosensing (paper 3). In this framework, the three papers are contextualised and discussed against this background. Classical concepts of action space research are transferred for tourism geography and thus a conceptual framework for the specifics of tourist action spaces is elaborated. New data sources for measuring tourists spatio-temporal behaviour, which are emerging in the context of a multi-layered digital turn, are described and classified with regard to their spatial coverage. The proposed classification of digital data sources on the macro, meso and micro levels serves as a scheme for classifying the three published research papers. As a result, this cumulative dissertation contributes to the application of new methods as well as the further development of existing methods of a digital measurement of tourist action spaces and thus shows possibilities but also limits of a digital re-measurement of tourist spatio-temporal behaviour.

Publikationen der kumulativen Dissertation

Reif, J. und Schmücker, D. (2020). **Exploring New Ways of Visitor Tracking using Big Data Sources: Opportunities and Limits of Passive Mobile Data for Tourism.** Journal of Destination Marketing and Management 18, <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100481>

Review-Verfahren: *Double-Blind Review*

Status: *veröffentlicht am 15.09.2020*

Reif, J. (2019). **Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg.** Zeitschrift für Tourismuswissenschaft, 11(2), 257–287. <https://doi.org/10.1515/tw-2019-0015>

Review-Verfahren: *Double-Blind Review*

Status: *veröffentlicht am 19.09.2019*

Reif, J. und Schmücker, D. (*in publ.*). **Understanding tourist's emotions in time and space: Combining GPS-Tracking and biosensing to detect Spatial Points of Emotion.** Journal of Spatial and Organizational Dynamics.

Review-Verfahren: *Double-Blind Review*

Status: *akzeptiert zur Veröffentlichung am 07.09.2021*

Hinweis: Julian Reif ist Erstautor der Veröffentlichungen. Mit Blick auf Konzeption, Datenerhebung und -beschaffung, -analyse, -visualisierung und -interpretation sowie Verschriftlichung hat er am Wesentlichsten zu den drei Veröffentlichungen der kumulativen Dissertation beigetragen.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort und Danksagung

Zusammenfassung

Abstract

Publikationen der kumulativen Dissertation

Inhaltsverzeichnis

Tabellenverzeichnis Rahmenwerk

Abbildungsverzeichnis Rahmenwerk

Abkürzungsverzeichnis Rahmenwerk

1	Einleitung	1
1.1	Forschungshintergrund.....	1
1.2	Zielsetzung und Aufbau	5
2	Touristische Aktionsraumforschung	7
2.1	Aktionsraum.....	7
2.2	Aktionsraum im Tourismus	11
2.3	Einflussfaktoren touristischer Aktionsräume.....	14
2.3.1	Strukturelle Einflussfaktoren	15
2.3.2	Individuelle Einflussfaktoren	17
2.4	Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen	18
3	Digitale Datenquellen zur Messung touristischer Aktionsräume	22
3.1	Klassifikation digitaler Datenquellen.....	22
3.2	Makro-Ebene.....	25
3.2.1	Passive Mobilfunkdaten.....	25
3.2.2	Passives GPS-Tracking	26
3.2.3	Ambient Geospatial Information.....	29
3.2.4	Internet-Websites	32
3.2.5	Weitere Datenquellen.....	33
3.3	Meso-Ebene	34
3.3.1	Aktives GPS-Tracking	34
3.3.2	Volunteered Geographic Information	34
3.3.3	Weitere Datenquellen.....	37
3.4	Mikro-Ebene.....	38
3.4.1	Lasersensoren	38
3.4.2	Bluetooth und WiFi.....	40
3.4.3	Weitere Datenquellen.....	41

4	Zwischenfazit	42
5	Kumulativer Teil der Dissertation	47
5.1	Makro-Ebene: Passive Mobilfunkdaten.....	47
5.1.1	Einführung.....	47
5.1.2	Publikation.....	48
5.1.3	Diskussion.....	64
5.2	Meso-Ebene: Aktives GPS-Tracking und Befragung.....	66
5.2.1	Einführung.....	66
5.2.2	Publikation.....	67
5.2.3	Diskussion.....	99
5.3	Meso-Ebene: Aktives GPS-Tracking und Biosensing.....	101
5.3.1	Einführung.....	101
5.3.2	Publikation.....	103
5.3.3	Diskussion.....	124
6	Diskussion	126
6.1	Einfluss von Covid-19 auf die Messung touristischer Aktionsräume	126
6.2	Ausgewählte ethische Aspekte.....	129
6.3	Ausgewählte Beobachtungen aus der Tourismuspraxis.....	131
7	Fazit und Ausblick	133
8	Literaturverzeichnis Rahmenwerk	138

Tabellenverzeichnis Rahmenwerk

Tab. 1: Auswahl möglicher <i>constraints</i> von Einwohner und Touristen.....	16
Tab. 2: Unterschiede zwischen Makro-, Meso- und Mikro-Ebene.....	24
Tab. 3: Unterscheidung von VGI und AGI.....	30
Tab. 4: Datenquellen einer digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume.....	44
Tab. 5: Übersicht der Artikel der kumulativen Dissertation.....	46

Abbildungsverzeichnis Rahmenwerk

Abb. 1: Chronologische Einordnung von Tracking Methoden im Tourismus.	2
Abb. 2: Digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume: Aufbau der Arbeit.	6
Abb. 3: Raumebenen der klassischen Aktionsraumforschung.	8
Abb. 4: Analyseschema aktionsräumlichen Handelns nach Scheiner.	9
Abb. 5: Geographische Kernkomponenten des Tourismus nach Leiper.	12
Abb. 6: Wahrnehmung der Destination in Abhängigkeit der Reisedistanz.	14
Abb. 7: Touristischer Raum-Zeit-Pfad im Ferienresort.	17
Abb. 8: Struktur und Handlung als determinierende Variablen aktionsräumlichen Verhaltens.	18
Abb. 9: Möglichkeiten inter-regionaler Aktionsräume.	19
Abb. 10: Möglichkeiten intra-regionaler Aktionsräume (Territorialität und Linearität).	20
Abb. 11: Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen.	21
Abb. 12: Klassifikation digitaler Datenquellen zur Erfassung touristischer Aktionsräume.	24
Abb. 13: Standorte von Funkanlagen im städtischen und ländlichen Raum.	25
Abb. 14: Abfrage zur Ermittlung des Standortes bei Installation der App „wetter.com“.	26
Abb. 15: Klassifikation verschiedener Möglichkeiten des GPS-Trackings.	27
Abb. 16: Büsum: Vergleich von Big Data mit Referenzdaten nach KW im Jahr 2019.	29
Abb. 17: Passive GPS-Daten und Referenzdaten. Ergebnisse der Korrelation (links) sowie prozentuale Verteilung der Jahressumme nach KW (rechts).	29
Abb. 18: Einordnung von AGI und VGI.	30
Abb. 19: Tweets von Touristen und Einheimischen in Los Angeles (1) und Paris (2).	31
Abb. 20: Stoßzeiten im Kunstmuseum Bonn an einem Sonntag laut Google Popular Times.	33
Abb. 21: Insel Amrum: Volunteered Geographic Information.	35
Abb. 22: Öffentlich zur Verfügung gestellte Laufwege in Bonn der Strava Heatmap.	36
Abb. 23: Hystreet-Sensor PeCo LC.	38
Abb. 24: Passantenfrequenzen Sternstraße, Bonn.	39
Abb. 25: Backend: Zu- und Abgänge im Zeitraum vom 01.03.2020 – 30.04.2021 auf der Seebrücke St. Peter-Ording.	39
Abb. 26: Frontend: Information zur aktuellen Auslastung auf Basis von lokaler Sensorik in St. Peter-Ording am 01.06.2021 (20:56 Uhr).	40
Abb. 27: Veränderung der Mobilität während der Covid-19-Pandemie in Hamburg.	126
Abb. 28: Systematik von Besucherlenkungsmaßnahmen.	127
Abb. 29: Verbaute Sensorik in Scharbeutz (Mikro-Ebene).	128
Abb. 30: Hype Cycle der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume.	135

Abkürzungsverzeichnis Rahmenwerk

AGI	<i>Ambient Geospatial Information</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
BfDI	<i>Bundesbeauftragte für Datenschutz</i>
CCTV	<i>Closed Circuit Television</i>
DITF	<i>Deutsches Institut für Tourismusforschung</i>
DMO	<i>Destinationsmanagementorganisation</i>
EDA	<i>Elektrodermale Aktivität</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IKT	<i>Informations- und Kommunikationstechnologie</i>
KI	<i>Künstliche Intelligenz</i>
KPI	<i>Key Performance Indicators</i>
LiDAR	<i>Light Detection and Ranging</i>
MAC	<i>Media Access Control</i>
NFC	<i>Near Field Communication</i>
PMD	<i>Passive Mobile Data</i>
RFID	<i>Radio-frequency Identification</i>
SDK	<i>Software-Development-Kit</i>
SOEM	<i>Sozio-ökonomisches Monitoring</i>
UNWTO	<i>World Tourism Organization of the United Nations</i>
VGI	<i>Volunteered Geographic Information</i>
VR	<i>Virtual Reality</i>

1 Einleitung

1.1 Forschungshintergrund

„One of the most significant gaps in tourism research is also one of the simplest questions to ask: Where do different types of tourists go?“ (Hardy, 2020, S. 29). Das Zitat von Anne Hardy trifft es auf den Punkt: Es ist bemerkenswert, dass diese Frage trotz der in den vergangenen Jahren steigenden Anzahl an Publikationen zum Thema „Tourist Tracking“ (Li et al., 2018; Padrón-Ávila & Hernández-Martín, 2021; Shoval & Ahas, 2016) aus Sicht der tourismusgeographischen Forschung immer noch nicht zufriedenstellend beantwortet wurde. Ursächlich für die Komplexität der Beantwortung der Frage sind mehrere interdependente Faktoren: die immer weiter divergierenderen Bedürfnisse von Touristen¹, die Ausweitung räumlicher Mobilität breiter Bevölkerungsgruppen vor allem in den Industrienationen, die Vielfalt an möglichen Reisezielen in der ganzen Welt und somit eine unüberblickbare Anzahl divergierender Ausprägungen raumzeitlicher touristischer Bewegungsmuster sowohl zwischen als auch innerhalb von Reisezielen (Kapitel 2.2). Die steigende Anzahl von Publikationen in diesem Forschungsfeld steht auch im Zusammenhang mit der dynamischen Entwicklung der Informations- und Kommunikationstechnologie (IKT) und der damit in Verbindung stehenden Marktdurchdringung des Smartphones. Die „Smartphone Revolution“ (Shoval & Ahas, 2016) sorgt dafür, dass die sich durch diese Technik ergebenden Möglichkeiten verstärkt in der Raumforschung und damit auch in der Tourismusgeographie eingesetzt werden. Es ergeben sich dabei nicht nur neue Optionen zur Beantwortung alter, bereits bestehender Fragestellungen, die mit analogen Erhebungsmethoden – u. a. aufgrund der nicht granularen raumzeitlichen Auflösung der Daten – bislang nur unzureichend beantwortet werden konnten, sondern es zeichnen sich auch neue Forschungsfragen ab, die sich vor allem in der Nutzbarkeit neuer digitaler Techniken zeigen und prüfen, wie diese neuen Datenquellen und Methoden für die Forschung und Praxis eingesetzt werden können. Hier setzt die vorliegende Arbeit an.

Dass die Kenntnis und die Analyse touristischer Aktionsräume nicht nur eine akademische Diskussion ist, ist seit der Overtourism-Diskussion und zuletzt insbesondere durch die Coronapandemie und des im Rahmen der weltweiten Verbreitung des Virus notwendig gewordenen Managements von Besucherinnen und Besucher in Form von Lenkungsmaßnahmen, Online-Ticketing und Kontaktnachverfolgung einer breiten Öffentlichkeit bewusst geworden. Bereits vor zehn Jahren wies Butler (2011) bei seiner Diskussion über die Verbindungen zwischen Geographie und Tourismus auf das zukünftige Forschungsfeld des Touristen-Trackings hin. Die Tourismusgeographie kann hier einen wichtigen Beitrag für eine nachhaltige Entwicklung von Orten und Regionen leisten: „We need to determine precisely where it is that people go when they get to their destination. We may know that 19 million people go to Venice each year, but where in Venice and why there? [...] Such information is vital for successful management of resources and places.“ (Butler, 2011, S. 33). Die Kenntnis von touristischen Bewegungsmustern hat Auswirkungen bspw. auf eine infrastrukturelle Destinationsausstattung, das Transportwesen, die Produktentwicklung, die Planung neuer touristischer Attraktionen sowie für das Management der sozialen, ökologischen und soziokulturellen Effekte des Tourismus in den Zielgebieten (Lau & McKercher, 2006). Für eine nachhaltige Tourismus- und Destinationsentwicklung ist demnach eine Analyse touristischer Aktionsräume unbedingt von Vorteil.

¹ In der vorliegenden Arbeit wird aus Gründen der besseren Lesbarkeit das generische Maskulinum verwendet. Weibliche und anderweitige Geschlechteridentitäten werden dabei ausdrücklich mitgemeint, soweit es für die Aussage erforderlich ist.

Bei der chronologischen Betrachtung der Nutzung von Methoden und Datenquellen zur Ermittlung touristischer Aktionsräume, zeigt sich eine Hinwendung zum Digitalen. Grund dafür ist, dass das aktionsräumliche Verhalten mit analogen Methoden – insbesondere aufgrund der raumzeitlichen Auflösung der Daten – nur unzulänglich erhoben werden konnte (Reif, 2019a). Zu den analogen Methoden zählen bspw. Beobachtungen (Bödeker, 2003; Keul & Kühberger, 1996), Befragungen mit Hilfe von Tagebüchern, Aktivitätsprotokolle bzw. so genannte Time Space Budgets (Becker, 1982b; Debbage, 1991; Groß, 2008; Lanzendorf, 2000) oder kognitive Landkarten (Mental Maps) (Greenberg Raanan & Shoal, 2014).² **Abb. 1** zeigt die chronologische Entwicklung weg von einem analogen, hin zu einem digitalen Zeitalter des Tourist Trackings. Dabei werden nicht nur die im Rahmen der Digitalisierung in kürzeren Abständen auftretenden neuen technischen Möglichkeiten offensichtlich, sondern auch die stetige Weiterentwicklung bestehender Methoden, Datenquellen und Tools sowie deren vielfältigen Kombinationsmöglichkeiten. Die Corona-Pandemie beschleunigte diese digitale Entwicklung nochmals. Es kommt zu einem *management turn*, bei dem Frequenzdaten zur Auslastung und das Ausspielen von Empfehlungen von Alternativen (Recommender) bei zu hoher Auslastung an Touristen vor der Reise bzw. vor Ort eine zentrale Rolle spielen und Aspekte wie Machine Learning und künstliche Intelligenz an Bedeutung gewinnen (Kapitel 6.1).

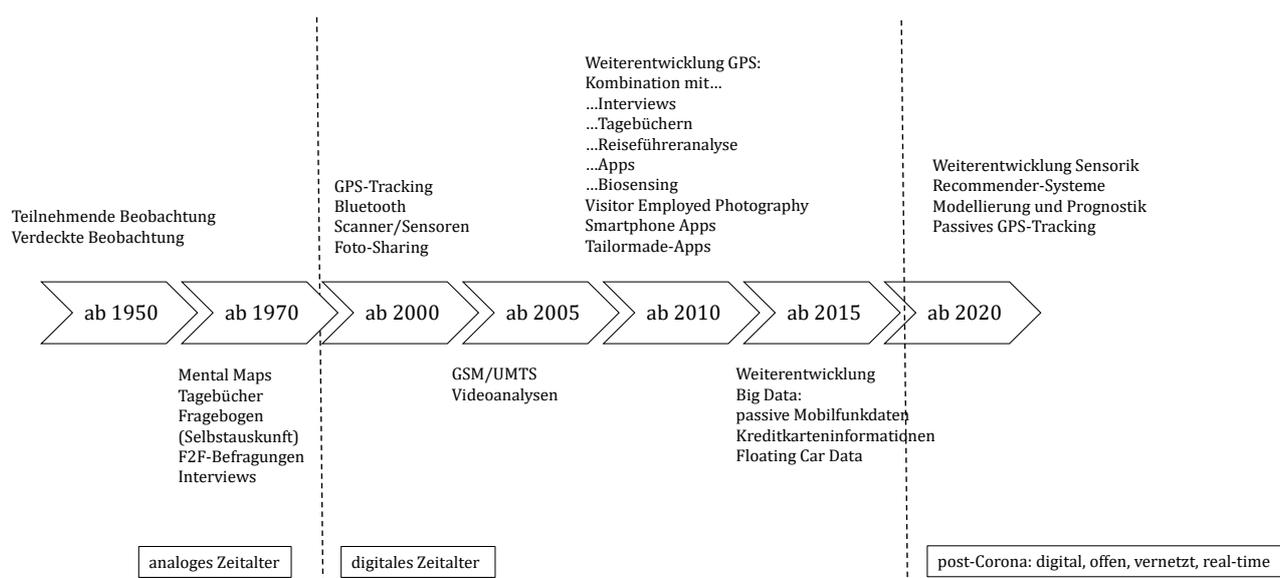


Abb. 1: Chronologische Einordnung von Tracking Methoden im Tourismus.

Quelle: Veränderte und wesentlich ergänzte Darstellung auf Basis Groß et al. (2013); Groß und Spangenberg (2017); Reif (2019a); H.-J. L. Weber und Bauder (2013).

Der Tourismusforschung und -praxis stehen durch diese dynamische Entwicklung der IKT und hier insbesondere der Entwicklung des Smartphones und des Internets, vielfältige digitale Möglichkeiten zur Messung touristischer Aktionsräume zur Verfügung. Wissenschaft und Praxis haben Zugang zu zeitlich und räumlich fein aufgelösten Daten, die es ihnen erlauben, Personen digital in Raum und Zeit zu tracken. Demnach kann von einer „digitalen Neu-Vermessung tou-

² Es ist wichtig zu betonen, dass diese Methoden auch heutzutage noch ihre Berechtigung und Bedeutung haben. Es sei an dieser Stelle auf die entsprechende Literatur verwiesen, die Vor- und Nachteile von analogen und digitalen Methoden in den Fokus rückt: Kellner und Egger (2016); McKercher und Lau (2009); H.-J. L. Weber und Bauder (2013).

ristischer Aktionsräume“ gesprochen werden, bei der noch lange nicht alle Möglichkeiten erprobt wurden. Es folgt gar der Appell, das Potenzial der neuen digitalen Datenquellen und methodischen Möglichkeiten auszuschöpfen und sich dahingehend zu engagieren, diese zu nutzen und zu erproben (Bauder, 2019).

Bei der beschriebenen Entwicklung spielen Daten die zentrale Rolle. Sie werden bisweilen als das „Lebensblut des Tourismus“ (Landvogt, 2017, S. 29) beschrieben. Unbestritten dabei ist, dass die (tourismus-) geographische Forschung sich von einer datenarmen zu einer datenreichen Umgebung verschoben hat, in der die Vielfalt und die Geschwindigkeit, mit der georeferenzierte Daten erfasst werden, von hoher Relevanz sind (Miller & Goodchild, 2015). Die Diskussionen über die große Menge von georeferenzierten Daten, bereitgestellt durch Sensorik oder durch Menschen und die damit einhergehenden Veränderungen für die Geographie werden schon seit einigen Jahren diskutiert (Goodchild, 2007; Longley et al., 2008; Miller & Goodchild, 2015). Auch wenn bisweilen von einer „Data Revolution“ (Kitchin, 2014b) gesprochen wird, wird dieser Prozess hin zu einer *data-driven geography* eher als evolutionär denn revolutionär betrachtet (Miller & Goodchild, 2015). Im Fokus stehen oft die Potenziale, aber auch Herausforderungen, die sich aus einer Verknüpfung von Data Science und der Geographie ergeben können. Insbesondere im Bereich des Tourist-Trackings und der oben skizzierten Hinwendung zum Digitalen zeigt sich eindrücklich der *digital turn* (Ash et al., 2018), in dem sich die Geographie und ihre Teildisziplinen befinden. Dieser *digital turn* kann mehrschichtig gelesen werden (Felgenhauer & Gäbler, 2019b) und zeigt sich nach Auffassung von Ash et al. (2018) in der Aufspaltung von

- Geographies *through* the digital: u. a. Fortentwicklung der quantitativen Revolution in der Geographie, über den Einsatz von Geographischen Informationssystemen (GIS) bis hin zum Aufkommen von Big Data
- Geographies *produced by* the digital: u. a. Diskurse über gesellschaftliche Transformationsprozesse ausgelöst durch das Digitale
- Geographies *of* the digital: u. a. Nutzung in der geographischen Forschung die sich aus veränderten Alltagsroutinen ergebenden Datenspuren, bspw. im Rahmen von Volunteered Geographic Information (VGI) (Goodchild, 2007).

Auch wenn bisweilen eine die gesamte Humangeographie umfassende digitale Wende in Frage gestellt wird (Bork-Hüffer et al., 2021a), ist die Hinwendung zum Digitalen insbesondere im Falle der Vermessung touristischer Aktionsräume evident. In der vorliegenden Arbeit zeigen sich bspw. die „Geographien *durch* das Digitale“ in der Diskussion von Big Data im ersten Artikel (Kapitel 5.1) und die „Geographien *des* Digitalen“ u. a. in der Analyse digitaler Fußabdrücke im Rahmen der Auswertung von Ambient Geospatial Informations (AGI) (Kapitel 3.2.3) oder von VGI (Kapitel 3.3.2).

Die verschiedenen Ausprägungen des *digital turns* in der Geographie und die damit einhergehenden Transformationsprozesse in Bezug auf die geographische Forschung und die mannigfaltigen aufkommenden gesellschaftlichen Veränderungen zeigen die Beiträge in verschiedenen in den letzten Jahren erschienenen Sammelbänden auf. Hierunter fallen bspw. die „Geographies of Digital Culture“ (Felgenhauer & Gäbler, 2019a) oder die „Digital Geographies“ (Ash et al., 2019), die den Einfluss der Digitalisierung auf Räume und deren Wahrnehmung, Methoden, Politik, Kultur und Ökonomie diskutieren. Aber auch in der deutschsprachigen wissenschaftlichen Community ist das Thema neue digitale Methoden und der Einfluss auf die geographische Forschung aktuell, was sich an dem jüngst erschienenen „Handbuch Digitale Geographien“ (Bork-Hüffer et al., 2021b) ablesen lässt.

Das Aufkommen von Big Data (Kitchin & McArdle, 2016) spielt in diesem Zusammenhang eine besondere Rolle und gilt als „hot topic“ (Zhang, 2018, S. 899) in der Tourismusgeographie. Dabei stehen nicht nur die Auswirkungen von Big Data auf die Geographie und ihre Teildisziplinen

im Fokus der Diskussion (Graham & Shelton, 2013), bspw. hinsichtlich eines epistemologischen Wandels (Kitchin, 2014a), der bisweilen nur vor dem disziplingeschichtlichen Hintergrund zu verstehen und entsprechend einzuordnen ist (Ferreira & Vale, 2020), sondern auch neue Ansätze, Methoden und Anwendungen im Tourismus (Sigala et al., 2019). Eine einheitliche Definition von Big Data existiert nicht. Konsens herrscht darüber, dass Big Data anhand von großen, heterogenen Datenmengen, die in hoher Geschwindigkeit generiert (Volume, Velocity, Variety) (Kitchin, 2013) charakterisiert werden. Für die tourismusgeographische Forschung im Speziellen sind die digitalen Datenspuren von Interesse, die mit eindeutigen Zeit- und Ortsangaben entlang der *Customer Journey* anfallen (Reif & Schmücker, 2021b). Neben den vielen Bereichen in denen Big Data Analysen im Tourismus einen Nutzen stiften können³, ist die Nutzung von Big Data jedoch nicht frei von Kritik (Boyd & Crawford, 2012). Die Kritik an Big Data-Analysen und den damit einhergehenden gesellschaftlichen Änderungen werden in jüngeren Publikationen angesprochen (Bates, 2021; Weaver, 2021) und reichen von Fragen über die Notwendigkeit von Theorien (Ferreira & Vale, 2020), einer Renaissance des Positivismus bzw. dem Aufkommen von neo-positivistischen Positionen (Bauder, 2019), bis hin zu einem verantwortungsvollen Umgang mit Big Data (Poom et al., 2020; Yallop & Seraphin, 2020) und damit einhergehend rechtlichen und ethischen Aspekten des Datenschutzes und der Rolle von Persönlichkeitsrechten: „As every movement – “real” and virtual – and every economic transaction are converted into data, human experience becomes a resource to be mined.“ (Weaver, 2021, S. 10).

Die Tourismusbranche lässt sich zwar mitunter als *early adopter* (Demunter, 2017) von Big Data bezeichnen, bei näherer Betrachtung zeigen sich jedoch vielfältige Problematiken im Zugang zu den Daten sowie in der Anwendung (Reif & Schmücker, 2021b). Nicht nur aufgrund bestehender Anwendungsprobleme, der zum Teil mangelnden Kompetenz auf Seiten der Tourismuspraxis im Umgang mit den Daten (Bauder, 2019) sowie finanzieller Restriktionen (Bosio et al., 2021), spielt auch die nicht vorhandene Datenverfügbarkeit eine wichtige Rolle, weshalb Schmücker und Reif (2021a) von einer derzeitigen „Big Data Illusion“ im Tourismus, spezieller im Destinationsmanagement, sprechen: “It would be unnatural for the tourism industry, of all industries, not to make use of the analytical and managerial potential of Big Data sources. However, currently, practical applications seem to fall short of this potential. In that sense, the current state of Big Data in destination management is that of an “illusionary giant”: Seen from the distance of academia and research, it seems much bigger than it really is in practical application.” (Schmücker & Reif, 2021a).

Demgegenüber werden im Rahmen von *small data studies*, die zum Teil experimentell angelegt sind, neue Ansätze und Forschungsmethoden erprobt, die das raumzeitliche Verhalten und Erleben von Touristen in den Fokus stellen. Dabei werden in der Regel Ansätze, die bspw. in der Informatik, der Medizin oder der Psychologie erprobt sind, für die tourismusgeographische Forschung adaptiert. Bei diesen Studien geht es zumeist darum, das Potenzial, welches sich aus der Kombination verschiedener Erhebungsinstrumente im Sinne eines *mixed-methods*-Ansatzes ergibt, zu eruieren um so neue Erkenntnisse, insbesondere im Zusammenspiel zwischen Mensch und Raumerleben zu erlangen. Dabei kommen u. a. Virtual Reality (VR) Headsets zum Einsatz (Bastiaansen et al., 2020), VR Geh-Simulatoren (Birenboim, Ben-Nun Bloom et al., 2021), Biosensorik wie Hautleitfähigkeit (Osborne & Jones, 2017), oder Herzrate (Paül i Agustí et al., 2019) aber auch Eye-Tracking (Matsuda et al., 2018). In den letzten Jahren erschienene Forschungsarbeiten (Scuttari, 2021; Shoval et al., 2018) zeigen auf, was mit diesen interdisziplinären Ansätzen und Forschungsmethoden, aber auch auf inhaltlicher Ebene möglich ist. Gleichwohl befinden sich diese Ansätze bisweilen noch im Anfangs- und Entwicklungsstadium

³ Besucherlenkung, Kommunikation/Verkauf, Marktforschung/Produktgestaltung, Krisenmanagement, Qualitätsmanagement (Schmücker et al. 2020, S. 112).

und sind noch weit entfernt von einer Standardisierung im Sinne des Methodensetups als auch hinsichtlich der Analysetechniken (Paül i Agustí et al., 2019).

1.2 Zielsetzung und Aufbau

Vor den skizzierten Hintergründen leistet die vorliegende Arbeit einen Beitrag in der Anwendung neuer sowie der Weiterentwicklung bestehender Methoden der digitalen Erfassung touristischer Aktionsräume und zeigt so Möglichkeiten, aber auch Grenzen einer digitalen Neuvermessung touristischer Aktionsräume auf. Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Darstellung, Erprobung und Erörterung digitaler Datenquellen zur Ermittlung des raumzeitlichen Verhaltens von Touristen. Dies geschieht vor dem Hintergrund, dass viele digitale Datenquellen und Methoden sich noch in der Entwicklung befinden und erfolgt in Abgrenzung zu klassischen analogen, oftmals erprobten Methoden zur Ermittlung touristischer Aktionsräume. Der wissenschaftliche Beitrag erfolgt und wird dokumentiert anhand von drei veröffentlichten bzw. zur Veröffentlichung angenommenen Artikeln (double-blind Review) in (internationalen) Fachzeitschriften der Geographie und Tourismusforschung, in denen jeweils eine Datenquelle bzw. Methodenkombination (Passive Mobilfunkdaten, Aktives GPS-Tracking in Kombination mit Befragung, Aktives GPS-Tracking in Kombination mit Biosensing) im Detail behandelt wird. Die drei Artikel werden in dem hier vorgelegten Rahmenwerk in einen Kontext eingeordnet und vor diesem Hintergrund diskutiert. Aufbauend auf den klassischen Konzepten der Aktionsraumforschung in der Geographie und der Soziologie wird ein konzeptioneller Rahmen für die Spezifika touristischer Aktionsräume erarbeitet. Weiterhin werden die im Zuge eines *digital turns* aufkommenden neuen Datenquellen zur Messung touristischer Aktionsräume anhand ihrer räumlichen Abdeckung klassifiziert und somit ein Schema zur Einordnung der drei Artikel präsentiert.

Hardy (2020, S. 11) schlägt neun Themenbereiche vor, in denen sich Forschung im Zuge der Analyse touristischer Aktionsräume einordnen lässt: (1) deskriptive Analysen, (2) Entwicklung von Prognosen für das raumzeitliche Verhalten, (3) Erstellung von Typologien, (4) Verstehen von touristischen Entscheidungsprozessen, (5) Verstehen von Zusammenhängen zwischen Raum und persönlichen Fähigkeiten, (6) Analyse von Bewegungsmustern, (7) Verständnis, wie Destinationen von Gästen konsumiert werden, (8) Künstliche Intelligenz und Machine Learning und (9) physiologische Auswirkungen touristischer Mobilität. Die vorliegende Arbeit leistet einen Beitrag zu mehreren der oben genannten Themenbereiche, indem sie

- (1) die Möglichkeiten und Grenzen von passiven Mobilfunkdaten für die Bestimmung touristischer Aktionsräume analysiert (Themenbereich 6) (Artikel 1),
- (2) im Rahmen der Analyse touristischer Aktionsräume von Tagesausflüglern in Hamburg und deren Wahrnehmung von Crowding einen Einblick in das konkrete Besucherverhalten vor Ort gibt (Themenbereich 1) (Artikel 2), sowie
- (3) einen neuen Ansatz vorstellt, wie sich mit Hilfe einer Methodenkombination aus aktiven GPS-Tracking und Biosensing, so genannte Spatial Points of Emotion identifizieren lassen (Themenbereich 9) (Artikel 3).

Der Aufbau der Arbeit ist wie folgt (**Abb. 2**): Nachdem im vorliegenden Kapitel in den Forschungshintergrund und die Zielsetzung der Arbeit eingeführt wurde, behandelt Kapitel 2 den theoretischen Hintergrund ausgehend von der Aktionsraumforschung in der Geographie und Soziologie (Kapitel 2.1) sowie den raumzeitlichen bzw. geographischen Komponenten und Spezifika des Tourismus (Kapitel 2.2). In Kapitel 2.3 werden die vielfältigen Einflussfaktoren touristischer Aktionsräume vor dem Hintergrund struktureller und individueller Rahmenbedingungen diskutiert, bevor abschließend in diesem Kapitel – aufbauend auf den bislang dar-

gelegten Erkenntnissen – ein Modell für das aktionsräumliche Handeln im Tourismus vorgelegt wird. Kapitel 3 widmet sich den vielfältigen Möglichkeiten der digitalen Messung touristischer Aktionsräume. Es erfolgt zunächst eine maßstabsbezogene Klassifizierung digitaler Datenquellen auf Makro-, Meso- und Mikro-Ebene (Kapitel 3.1). Auf dieser Grundlage werden die jeweils wichtigsten Datenquellen je Betrachtungsebene vorgestellt und Forschungsergebnisse präsentiert (Kapitel 3.2-3.4). In Kapitel 4 erfolgt ein konzises Zwischenfazit, welches die bislang gewonnenen Erkenntnisse zusammenfasst. Der kumulative Teil der Dissertation (Kapitel 5) orientiert sich im Aufbau an den Vorgaben der Promotionsordnung, indem jeder der drei für diese Dissertation geschriebenen Artikel in eine Einführung und eine abschließende Diskussion eingebettet ist. Die drei Artikel selbst werden in der Form präsentiert, in der sie veröffentlicht wurden bzw. im Falle des dritten Artikels, in der Version, die zur Veröffentlichung angenommen wurde. In Kapitel 6 erfolgt eine Diskussion ausgewählter Aspekte der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume: Der Einfluss der Corona-Pandemie auf die Messung touristischer Aktionsräume (Kapitel 6.1) wird diskutiert, ausgewählte ethische Aspekte des Tourist-Trackings (Kapitel 6.2) sowie ausgewählte Beobachtungen und Implikationen aus bzw. für die Tourismuspraxis werden besprochen (Kapitel 6.3). Abschließend erfolgt in Kapitel 7 eine Gesamtbetrachtung der Ergebnisse der drei Artikel im Rahmen der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume sowie ein Ausblick in Form einer zukünftigen Forschungsagenda.

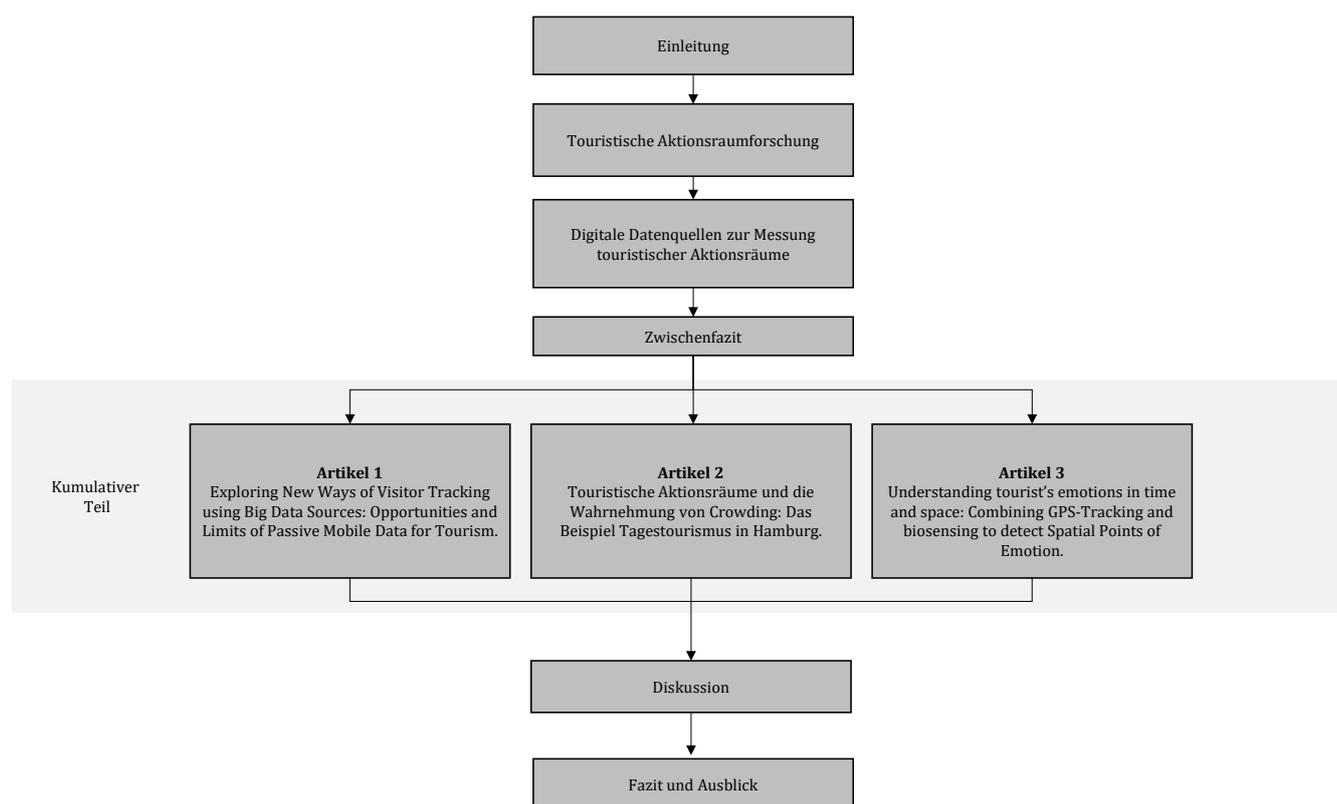


Abb. 2: Digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume: Aufbau der Arbeit.
Quelle: Eigene Darstellung.

2 Touristische Aktionsraumforschung

2.1 Aktionsraum

Seit den frühen 1960er und 1970er Jahren erforschen insbesondere Geographen und Soziologen die Mobilität von Personen. Bedingt durch gesellschaftliche Veränderungen, die fortschreitende technische Entwicklung und die damit zusammenhängende *time-space-compression* (Harvey, 2011, S. 240) sowie die Ausweitung räumlicher Mobilität breiter Bevölkerungsschichten wurde es notwendig, die „spezifischen gesellschaftlichen Bedingungen zu klären, die für die Ausgestaltung alltäglicher Mobilität relevant sind“ (Pohl, 2009, S. 64). Ausgangspunkt der Untersuchungen der Aktionsraumforschung war in der Regel das aktionsräumliche Verhalten am Wohnort im Rahmen eines *weekly movement cycles* (Roseman, 1971) der entsprechenden Person. Die Aktionsraumforschung hatte die „Beschreibung und Verortung raum-zeitlicher Aktivitäten von Individuen oder Gruppen“ (Hesse, 2010, S. 25) zum Ziel und ist daher stark mit dem Ansatz der Zeitgeographie verbunden (Kapitel 2.3.1).

Der Begriff Aktionsraum basiert im Wesentlichen auf dem konzeptionellen Modell des *action spaces* von Horton und Reynolds (1971). Die Autoren unterscheiden hierbei zwischen dem *action space* und dem *activity space*. Während es sich bei dem *action space* um „the collection of all urban locations about which the individual has information and the subjective utility or preference he associates with these locations“ handelt, bezeichnet der *activity space*, das „subset of all urban locations with which the individual has direct contact as the result of day-to-day activities“ (Horton & Reynolds, 1971, S. 37). Friedrichs (1983, S. 306) überführte den Begriff ins Deutsche und bezeichnet den *activity space* als *Aktionsraum* einer Person. Nach diesem Verständnis beschreibt ein Aktionsraum, eine physische vor-Ort-Anwesenheit einer Person im Rahmen von alltäglichen Aktivitäten im Raum. Der Aktionsraum (*activity space*) kann somit als die Teilmenge des *action spaces* verstanden werden, in der alltägliche Aktivitäten stattfinden. Der Tourismus als außeralltägliche Aktivität ist damit zunächst ausgeschlossen (Kapitel 2.2). Ähnlich argumentiert auch Klingbeil (1978, 117f), der den Aktionsraum als die Summe der tatsächlich genutzten Orte betrachtet und ihn aus perzeptionsgeographischer Sicht als Teilmenge eines wahrgenommenen Teils eines objektiven Raums auffasst (**Abb. 3**).

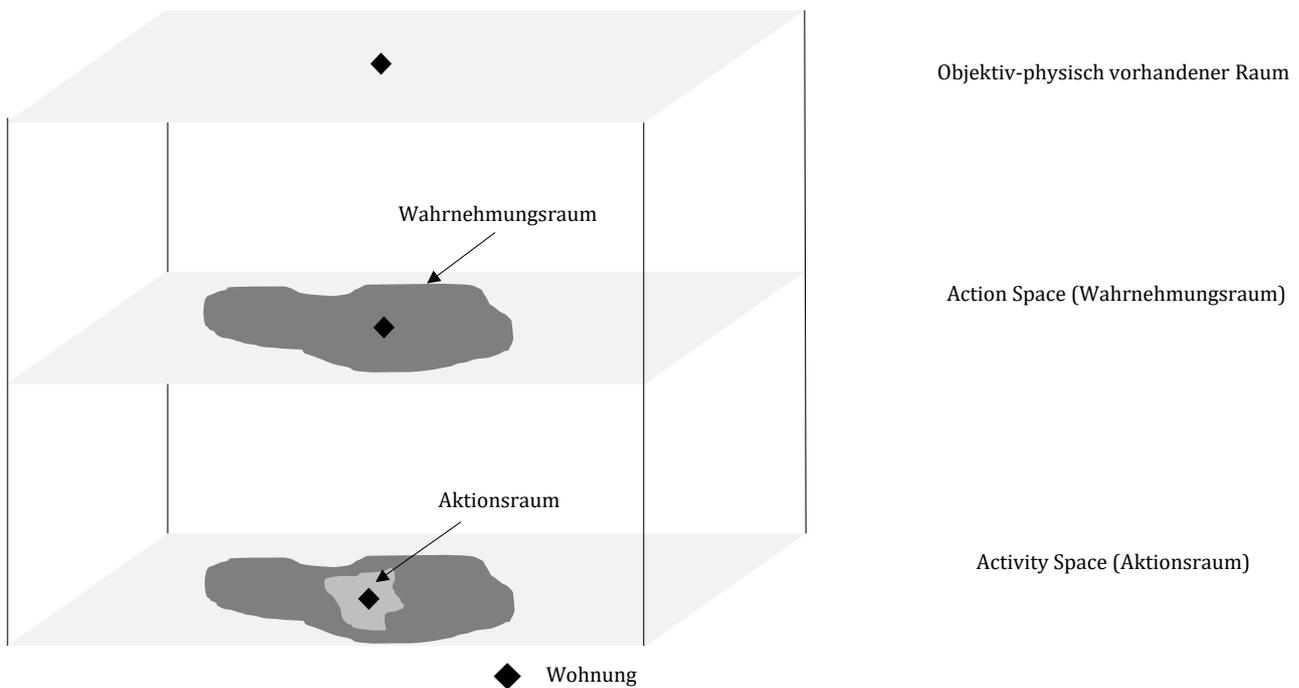


Abb. 3: Raumebenen der klassischen Aktionsraumforschung.

Quelle: Eigene Darstellung.

Hinter jeder räumlichen Aktivität stehen neben Motiven und den Möglichkeiten, die Aktivität zu unternehmen auch mehrere x/y-Koordinaten, die sich kartographisch abbilden lassen und die räumliche Abgrenzung des Aktionsraums anhand der besuchten Orte bestimmt. Werden diese Punkte miteinander verbunden, ergeben sich subjektive Bewegungsmuster (Hannappel & Jakobs, 2019). Ähnlich argumentierten bereits Dangschat et al. (1982, S. 4):⁴ „Unter dem Aktionsraum einer Person verstehen wir die Menge jener Orte, die die Person innerhalb eines bestimmten Zeitabschnittes zur Ausübung bestimmter Aktivitäten aufsucht [...]. Trägt man diese Orte in eine Landkarte ein, so erhält man eine Punktwolke; wenn man deren äußerste Punkte durch eine Linie miteinander verbindet, so ergibt sich eine Fläche, die von einigen Autoren ebenfalls als „Aktionsraum“ der Person bezeichnet wird [...].“

Die in der Vergangenheit so verstandene Aktionsraumforschung hatte vor allem einen starken Fokus auf raumplanerische Fragestellungen, blieb in ihren Aussagen jedoch deskriptiv. Scheiner (1998, 1999, 2000) gab mit seinen wegweisenden Arbeiten der Aktionsraumforschung zum Ende des 20. Jahrhunderts eine neue Richtung. Seine Kritik an der bislang exerzierten Aktionsraumforschung liegt in der behavioristischen, strukturalistischen Sichtweise. Das Individuum stand zwar im Mittelpunkt der Betrachtungen, jedoch waren die Handlungen zu stark an dem Constraints-Gedanken aus der Zeitgeographie gebunden (Pohl, 2009, S. 73). Demnach wurde das Individuum „meist als abhängige, von externen Einflußfaktoren mehr oder weniger determinierte Größe gedacht.“ (Scheiner, 1998, S. 51). Wichtig zu betonen ist hierbei, dass zwar bei dieser Art von geodeterministischer Auslegung die „Kompetenz der handelnden Subjekte vollständig negiert [wird], sie werden sozusagen als »Trottel« betrachtet, [...] deren Tätigkeiten aber nichts anderes seien als Funktionen sozial-ökonomischer Strukturen.“ (Werlen, 1999, S. 71), die *constraints*, wie sie im Rahmen der Zeitgeographie postuliert werden, natürlich

⁴ Dangschat et al. (1982, S. 4) führen hierzu noch aus, dass nach dieser Auffassung „der „Aktionsraum“ i. d. R. Gebiete enthalten wird, die die Person nie aufsucht, bzw. die sie gar nicht kennt, weil sie nicht zu ihrem „subjektiven Stadtplan“ [...] gehören.“ Pohl (2009, S. 66) weist in diesem Zusammenhang darauf hin, dass es interessanterweise die Soziologen sind, die den Raum in den Betrachtungsfokus rücken, währenddessen die Geographen – in diesem Falle Klingbeil (1978) – den Fokus stärker auf die routinisierten Tätigkeiten legen.

dennoch wirken. „Zu fragen wäre [jedoch] für wen, unter welchen Bedingungen und in welchem Maß.“ (Scheiner, 1998, S. 57).

Auch Scheiner (2000) rückt den Menschen in den Mittelpunkt, betrachtet jedoch das Handeln der Person und die dahinterstehenden Motive als relevant. Er versteht die Aktionsraumforschung als handlungstheoretisch und gibt der oftmals als zu wenig theoretisch fundiert beschriebenen Aktionsraumforschung ein theoretisches Fundament (Pohl, 2009, S. 77). Damit war die Aktionsraumforschung anschlussfähig an die Strukturierungstheorie von Giddens (1997) und die handlungstheoretische Sozialgeographie von Werlen (1997a). Für Werlen (1998, S. 28) ist Aufgabe der Sozialgeographie „das alltägliche Geographie-Machen auf wissenschaftliche Weise zu untersuchen.“ Das alltägliche Geographie-Machen der Menschen steht demnach im Mittelpunkt, kann aber nur verstanden werden, indem die „Logik des Handelns [...] Bestandteil aktionsräumlicher Forschung“ (Scheiner, 1999, S. 63) wird.⁵ Auch Scheiner (1998) erkennt den Aktionsraum nach der oben angeführten Definition von Horton und Reynolds (1971) an, welcher anhand von Punkten kartographisch abgebildet werden kann, fragt aber „auf welchen theoretischen Hintergrund man zu dieser Punktmenge gelangt und welche Konsequenzen dies hat.“ (Scheiner, 1998, S. 56). Nach seiner handlungstheoretischen Auslegung wird der Fokus auf das Individuum, seinen Motiven und Absichten gelegt (Scheiner, 1999). Dem Subjekt gegenüber „stehen Strukturen der sozialen und der physischen Welt. Sie besitzen den Charakter von Restriktionen, aber auch von Möglichkeiten für das Handeln, stellen also Bedingungen und Mittel dar.“ (Scheiner, 1999, S. 59). Daraus ergibt sich für ihn ein Handlungsspielraum in dem sich „das Handeln, [vollzieht] das sich als mit Fortbewegung verbundene Aktivität aktionsräumlich niederschlägt.“ (Scheiner, 1999, S. 59) Dieser aktionsräumliche Handlungsvollzug hat intendierte und nicht-intendierte Folgen (**Abb. 4**).

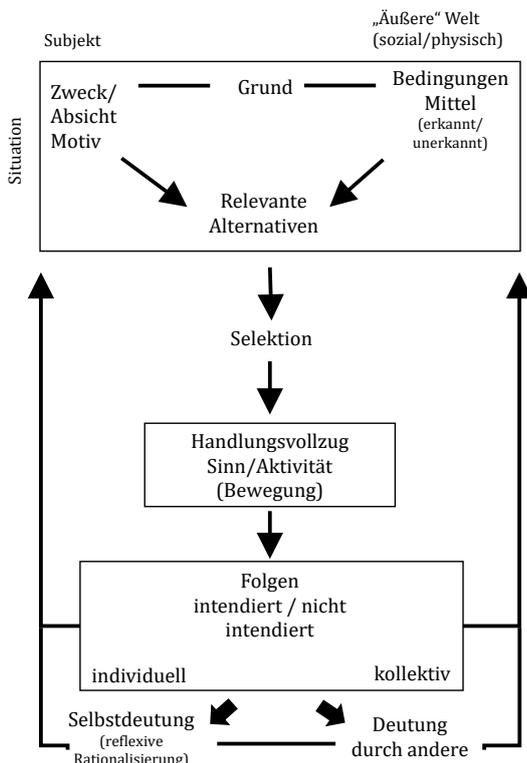


Abb. 4: Analyseschema aktionsräumlichen Handelns nach Scheiner

Quelle: Scheiner (1999, S. 60).

⁵ „Menschliche Aktivität ist jedoch nicht in erster Linie Reaktion, wie dies die Münchener Sozialgeographie postuliert hat [...], sondern Aktion.“ Scheiner (1999, S. 63). Demnach ist man in Versuchung zu sagen, dass man bis zur Arbeit von Scheiner eher von einer Reaktionsraumforschung als von einer Aktionsraumforschung sprechen könnte.

Mit dieser handlungstheoretischen Sichtweise wird menschliches Handeln im „Spannungsfeld zwischen gesellschaftlichen (materiellen wie sozialen und kulturellen) Strukturen einerseits und individuellen Entscheidungen und Handlungsspielräumen andererseits verortet“ (Mattissek & Sakdapolrak, 2016, S. 17). In der angelsächsischen Soziologie ist es Giddens (1997), der mit der „Theorie der Strukturierung“ Struktur (*structure*) und Handlung (*agency*) miteinander zu verbinden versucht, was sich im Kernbegriff seiner Gedanken, der Dualität von Struktur niederschlägt (Giddens, 1997, S. 34). Dies wiederum nimmt Löw (2017) als Ausgangspunkt für ihre Raumsoziologie. Sie „transferiert den Ansatz von Giddens auf eine Dualität von Handlung und Raum, um somit gerade die wechselseitige Bedingtheit von räumlichen Strukturen und Handlungen zu erfassen.“ (Kühl & Wörmer, 2012, S. 220). Auch für die vorliegende Arbeit wird Raum gleichzeitig als Produkt des Handelns (Werlen, 1997b, S. 43) sowie als handlungsauslösendes Element begriffen, welches das Handeln strukturiert (Urry, 2011, S. 161). Übersetzt auf den touristischen Zusammenhang kann argumentiert werden, dass zum einen die Aktivitäten von Touristen (bspw. Shopping, Sightseeing) handlungstheoretisch den jeweils individuellen Aktionsraum bestimmen, gleichzeitig jedoch der Destinationsraum durch das Vorhandensein bzw. die Abwesenheit von bestimmten POIs (bspw. Einkaufszentrum, Sehenswürdigkeit) Handlungen evozieren kann.

In der Geographie, der Soziologie und den Planungswissenschaften erlebte die Aktionsraumforschung in den 1970er und 1980er Jahren des letzten Jahrhunderts ihre Blütezeit (Heydenreich, 2000), verlor danach aber mit wenigen Ausnahmen an Bedeutung (Hesse, 2010).⁶ Die Komplexität und der hohe empirische Aufwand bei der Erfassung von Aktionsräumen werden als zwei zentrale Gründe für den erlebten Bedeutungsverlust der Aktionsraumforschung identifiziert (Pohl, 2009, S. 71). So identifizieren Hannappel und Jakobs (2019) vier zentrale Problembereiche der Aktionsraumforschung: (1) Selektions- und Klassifikationsprobleme (bspw. Auswahl und Gliederung von Aktionen und Gelegenheiten), (2) Operationalisierungsprobleme (bspw. methodische Umsetzbarkeit und Messbarkeit), (3) Erhebungsprobleme (bspw. Subjektivität vorhandener Instrumente), (4) Interpretationsprobleme (bspw. Erläuterung, warum, Orte von bestimmten aufgesucht werden).

Im Fokus der Forschungen stand jedoch immer eine Analyse der täglichen Wege des Berufs- und Versorgungsverkehrs (Großmann & Rochlitz, 1993), Urlaubsreisen oder Geschäftsreisen wurden als Aktivitäten außerhalb eines alltäglichen Handelns zumeist ausgeklammert (Osterhage & Wiegandt, 2014). Zwar unterscheidet Werlen (2008, S. 175) im Rahmen der Sozialgeographie des Freizeitverhaltens drei Typen von Aktionsräumen: (1) Freizeitverhalten im Wohnumfeld, (2) Freizeitverhalten im Naherholungsraum, (3) Freizeitverhalten im Fremdenverkehrsraum, bleibt aber in den Ausführungen dazu nur an der Oberfläche. Es wird zwar auf die im Rahmen des Freizeitverhaltens im Fremdenverkehr im Fokus stehende „prozesshaften Umgestaltung der Landschaft“ (ebd. 2008, S. 175) hingewiesen, jedoch greift diese Definition und Beschäftigung der Geographie mit dem Tourismus deutlich zu kurz (vgl. hier die Arbeiten zum Stellenwert des Tourismus innerhalb der Geographie u. a. von Butler (2011), Hall (2005; 2013; 2019), Mayer & Scharfenort (2020) und Müller (2019)). Auch im Hinblick auf die raumzeitliche Abgrenzung des Wohnumfeldes vom Naherholungsraum („Alles, was im Einzugsbereich von 15 Minuten liegt, wird dem funktionalen Teilraum Wohnumfeld zugeordnet“ (Werlen, 2008, S. 175)) macht es sich Werlen hinsichtlich der internationalen Definition der UNWTO (Kapitel 2.2) zu einfach.

Der aktionsräumliche Ansatz wurde zwar in der deutschsprachigen tourismusgeographischen Forschung der 1970er und 1980er Jahre aufgegriffen (Becker et al.; 1982a; Becker; Heinritz &

⁶ Nur wenige Arbeiten in der deutschsprachigen Geographie griffen die Aktionsraumforschung wieder auf, so bspw. Heydenreich (2000), Scheiner (2000), Pohl (2009), Kühl und Wörmer (2012) oder Wörmer (2016).

Popp, 1978), soll an dieser Stelle jedoch nicht weiter besprochen werden. Die Fragestellungen, die mit dem in den 1970er und 1980er-Jahren genutzten aktionsräumlichen Ansatz beantwortet werden sollten, bezogen sich i. d. R. auf die Auslegung einer oben beschriebenen klassischen Aktionsraumforschung mit Planungsbezug. Zur Erfassung des aktionsräumlichen Verhaltens von Urlaubern sollten mit dem aktionsräumlichen Ansatz folgende Forschungsfragen beantwortet werden: „Wer übt wo und wie oft seine außerhäuslichen Aktivitäten aus, und weshalb verhält er sich so? Welche räumlichen Netze bilden sich aus, wenn Menschen zur Bedürfnisbefriedigung „funktionierende Stätten“ in ihrer näheren und weiteren Umgebung aufsuchen? Welche Einflussfaktoren wirken auf diese Interaktionsmuster ein? Wie verändern sich die Interaktionsmuster unter dem Einfluss planerischer Eingriffe?“ (Becker, 1982a, S. 11).

Vielmehr liegt der Fokus im Folgenden auf den Spezifika im Tourismus: bei *touristischen* Aktionsräumen werden die mit dem Tourismus inhärenten Ortswechsel und die *außeralltäglichen* Aktionsräume von *Touristen* betrachtet.

2.2 Aktionsraum im Tourismus

Die Abgrenzung, wer ein Tourist ist und wer nicht, mag vor dem Hintergrund, dass vor der Corona-Pandemie, im Jahr 2019, 78% der Deutschen eine Urlaubsreise mit mindestens vier Übernachtungen unternommen haben (Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V., 2021) überflüssig erscheinen, da ja fast jeder im Jahr in Urlaub fährt.⁷ Bisweilen erscheint die Diskussion darüber auch paradox (Reif et al., 2019), da zum einen – abgesehen von dem beispiellosen Einbruch durch die Corona-Pandemie (Gössling et al., 2021) – ganz im Sinne eines Wachstumsgedankens, immer neue Rekordmeldungen veröffentlicht wurden, zum anderen jedoch ein „Ende des Tourismus“ (Lash & Urry, 2002, S. 256) herbeigerufen wird. Im Rahmen eines post-modernen bzw. sozialkonstruktivistischen Verständnisses von Tourismus (McCabe, 2005), wird Tourismus durch touristische Praktiken konstruiert und gemacht (Wöhler et al., 2015). Dieses „Tourismus-Machen“ (May et al., 2018, S. 2) sorgt dafür, dass – dieser Perspektive folgend – Tourismusräume relational und veränderbar sind (May et al., 2018) und so – gut nachzuvollziehen am *new urban tourism*-Diskurs (Frisch et al., 2019) – Einwohner von Städten durch ihre Praktiken (bspw. Fotografieren, Kaffee-Trinken etc.) zu Touristen in ihrer eigenen Stadt werden können (Saretzki, 2018; C. Sommer, 2018).⁸ Im Rahmen der in der vorliegenden Arbeit verfolgten Zielsetzung ist hingegen – im Sinne einer Quantifizierbarkeit bzw. Messbarkeit touristischer Aktionsräume – eine Orientierung an einer statistisch-ökonomisch bzw. technischen Definition von Touristen und Tourismus angebracht. Daher wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit die international etablierte Definition der Welttourismusorganisation (UNWTO) zu Grunde gelegt, die sowohl national als auch international seit Jahren in der akademischen Forschung als auch in der Tourismuspraxis zur Quantifizierung der touristischen Nachfrage herangezogen wird. Dort heißt es: „A visitor is a traveller taking a trip to a main destination outside his/her usual environment, for less than a year, for any main purpose (business, leisure or other personal purpose) other than to be employed by a resident entity in the country or place visited. These trips taken by visitors qualify as tourism trips. Tourism refers to the activity of visitors“ [...] „A visitor (domestic, inbound or outbound) is classified as a tourist (or overnight visitor) if his/her trip includes an overnight stay, or as a same-day visitor (or excursionist) otherwise.“ (United Nations Department of Economic and Social Affairs & Statistics

⁷ Hinzu kamen im Jahr 2019 noch 36 Mio. Kurzurlaubsreisende, die 88 Mio. Kurz-Urlaubsreisen (1 bis 3 Nächte) unternommen haben Sonntag (2020).

⁸ An dieser Stelle muss jedoch verdeutlicht werden, dass die Touristifizierung des Alltags und die Übernahme touristischer Praktiken zwar dazu führt, dass man sich *tourist-like* verhält, man jedoch nicht zu ihnen wird, da die gewohnte Umgebung nicht verlassen wird.

Division (UNSD) und United Nations World Tourism Organization [UNWTO], 2010, S. 10). Die Definition berücksichtigt „alle Effekte, Zusammenhänge und Erscheinungen des Tourismus“ (Eisenstein, 2021b, S. 15) und beinhaltet die drei konstitutiven zu Grunde liegenden Elemente des Tourismus (s. u.). Für den Tourismus spielen Raum und Zeit eine essentielle Rolle. Abgesehen von den vielfältigen raumwirksamen Effekten des Tourismus in den Zielgebieten⁹, werden die geographischen Komponenten des Tourismus besonders deutlich im touristischen Grundmodell nach Leiper (1979) (**Abb. 5**).

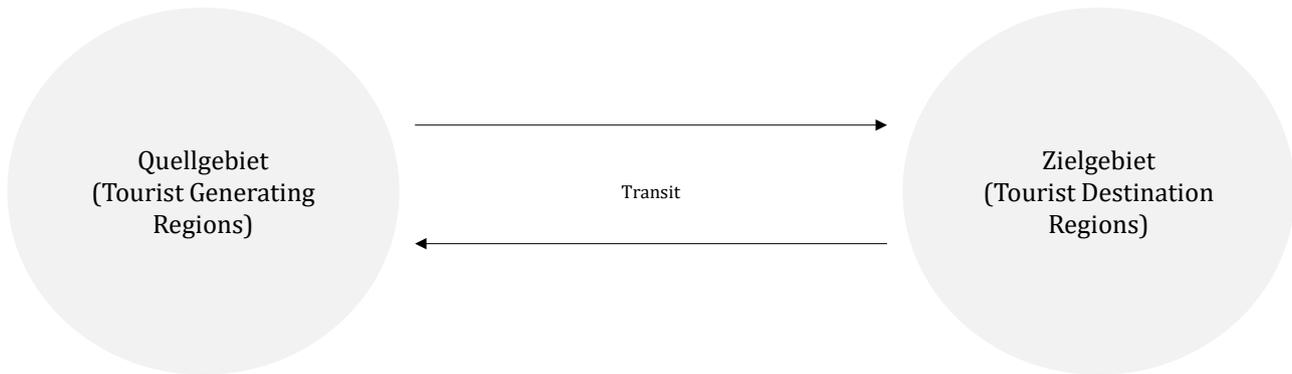


Abb. 5: Geographische Kernkomponenten des Tourismus nach Leiper.

Das Modell beinhaltet drei geographische Kernkomponenten: das Quell- und Zielgebiet des Touristen sowie die Intermediäre, den Transitraum¹⁰, welche die Raumüberwindung – sowohl auf der Hin- als auch auf der Rückreise – verdeutlicht. Damit umfasst das Modell bereits zwei der allgemein hin anerkannten drei konstitutiven Elemente des Tourismus (Eisenstein, 2021b; Kagermeier, 2020): den (1) Ortswechsel und den (2) zirkulären Reiseverlauf (tour). Das dritte konstitutive Element, die touristischen Motive für die Reise, lässt sich in dem Modell universell anwenden. Hinzu ist das Modell „maßstabsunabhängig und damit von der lokalen bis zur internationalen Ebene einsetzbar, als auch motivunabhängig und damit beim Gesundheitstourismus ebenso wie bei Abenteuer- oder Geschäftsreisen anzuwenden.“ (Eisenstein, 2021b, S. 32). Durch die Maßstabsunabhängigkeit des touristischen Modells wird verdeutlicht, dass es auf alle Destinationsarten übertragbar ist, also für jedes am Markt bestehende touristische Angebot gelten kann. Nach dem Verständnis von Steinbach (2003), der in seinen Arbeiten die Bedeutung der raumzeitlichen Aspekte des Tourismus in den Vordergrund stellt (Steinbach, 1980, 1989, 2003), können demnach touristische Angebote als raum-zeitliche Gebilde aufgefasst werden, da es sich „um Aktionsräume [handelt], die sich entweder um (für die Dauer des Aufenthalts) fixe Übernachtungsstandorte erstrecken oder entlang der Routen von Rund- und Besichtigungsreisen. Diese Aktionsräume enthalten die Sehenswürdigkeiten, Attraktionen, Dienstleistungsketten etc., welche von den Touristen beansprucht werden. Dies geschieht in Form von oft recht regelmäßigen Tätigkeitsfolgen in Raum und Zeit.“ (Steinbach, 2003, S. 1).

Auch Wöhler (1997) stellt – allerdings aus ökonomischer Sicht – die Raum-Zeit-Komponente in den Fokus, indem er den Tourismusmarkt als Handel von Raum-Zeit-Relationen begreift: „Aus

⁹ Für eine Übersicht der tourismusinduzierten Wirkungen sei an dieser Stelle auf den Sammelband von Gursoy und Nunkoo (2019) verwiesen.

¹⁰ Eine Besonderheit stellen bspw. Fahrradausflüge vom Wohnort, Kreuzfahrten oder Panoramastraßen dar, bei denen die Transitroute nicht nur Mittel zum Zweck sondern in erster Linie der Hauptbestandteil des touristischen Erlebnisses ist (Eisenstein, 2021b).

ökonomischer Sicht ist die jeweilige bereitgestellte und beanspruchte Raum-Zeit-Relation die Größe, die am Markt gehandelt wird (wie beispielsweise eine Unterkunft pro Tag oder eine Woche Algarve mit Unterkunft und Frühstück).“ (Wöhler, 1997, S. 1). Da Touristen Räume (Reiseziele) nachfragen, die vom Markt angeboten werden, handelt es sich beim Tourismus um einen „Markt von Räumen“ (Eisenstein, 2014, S. 5). In den Reisezielen halten sich Touristen zeitlich befristet auf und nutzen für eine bestimmte Zeit die dort vorhandene Infrastruktur (Unterkunft, Gaststätten etc.). „Ein Ort wird [demnach] erst durch dieses raum-zeitliche touristische Handeln zum Fremdenverkehrsort.“ (Wöhler, 1997, S. 1).

Deutlich gemacht werden muss an dieser Stelle auch der Begriff der *Destination*. In der deutschsprachigen tourismusgeographischen Forschung wird zur Definition des Destinationsbegriffes maßgeblich die Definition von Bieger und Beritelli (2013) herangezogen (Eisenstein, 2014; Kagermeier, 2020; Steinecke & Herntrei, 2017). Eine Destination definiert sich demnach als „Geographischer Raum (Ort, Region, Weiler), den der jeweilige Gast (oder ein Gästesegment) als Reiseziel auswählt. Sie enthält sämtliche für einen Aufenthalt notwendigen Einrichtungen für Beherbergung, Verpflegung, Unterhaltung/Beschäftigung. Sie ist damit die Wettbewerbs-einheit im Incoming Tourismus, die als strategische Geschäftseinheit geführt werden muss.“ (Bieger & Beritelli, 2013, S. 54). Eisenstein (2021a) betont bei seinen Ausführungen über den Destinationsbegriff u. a. die Sicht der Nachfrage: „Die Destination entsteht aus der Perspektive des Nachfragers (Gast, Touristen). Sie ist das Reiseziel des Touristen – aus Sicht des Touristen. Sie ist der vom touristischen Nachfrager wahrgenommene Raum, in dem er seinen zeitlich befristeten Aufenthalt außerhalb seiner gewohnten Umgebung verbringt, um seine mit der Reise verbundenen Bedürfnisse befriedigen zu können.“ (Eisenstein, 2021a, S. 371). Mundt (2013, S. 202) führt in diesem Zusammenhang aus: „Destinationen können aus der subjektiven Sicht der nachfragenden Touristen etwas ganz anderes bedeuten, als sie auf der Angebotsseite definiert sind.“ Nun stellt sich jedoch die Frage nach der konkreten räumlichen Abgrenzung der Destination: „Sie stellt den durch den Touristen wahrgenommenen Aktionsraum dar, den er zur Befriedigung seiner mit dem Aufenthalt verbundenen Bedürfnisse und damit zur Erfüllung des Reisezwecks in Anspruch nimmt. Bei der Auswahl des Reiseziels vergleicht der Nachfrager im Kaufentscheidungsprozess [...] von ihm wahrgenommene, am Markt angebotene Räume und wählt unter dem Einfluss zahlreicher Faktoren diejenige Alternative aus, die eine bestmögliche Bedürfnisbefriedigung erwarten lässt.“ (Eisenstein, 2021a, S. 372). Eine Destination wird also als möglicher Aktionsraum wahrgenommen. Im Sinne der zuvor beschriebenen Unterscheidung zwischen action space und activity space kann die Destination demnach als Wahrnehmungsraum von Seiten des Touristen aufgefasst werden. Dieser wird in Abhängigkeit der Entfernung größer oder kleiner erscheinen (**Abb. 6**).¹¹ Auch Huber (2007) weist darauf hin, dass der tatsächlich genutzte Aktionsraum sich vom objektiv-physisch vorhandenen Destinationsraum aufgrund unterschiedlicher Informationsverwertungen über den Destinationsraum unterscheidet.

¹¹ „je weiter entfernt das Reiseziel ist, desto weiter wird die Definition der Destination gefasst. Ein Schweizer bereist möglicherweise Südengland. Eine Region ist damit seine Destination. Ein Asiate bereist möglicherweise ganz Europa während einer Woche. Damit ist Europa seine Destination [...]“ (Bieger und Beritelli, 2013, S. 57).

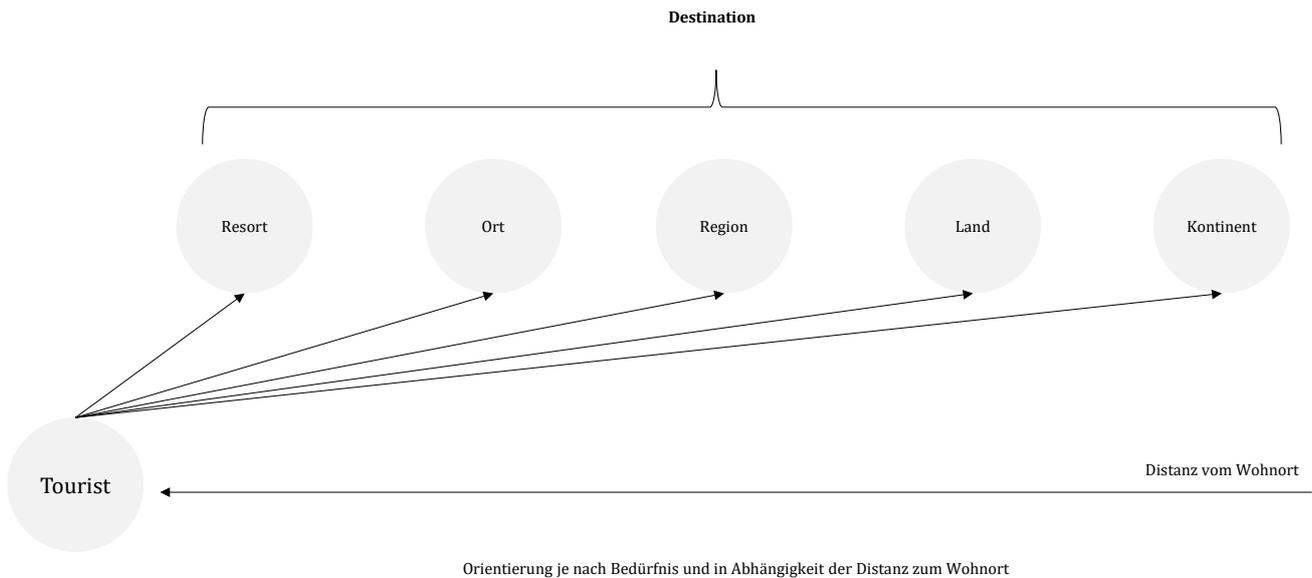


Abb. 6: Wahrnehmung der Destination in Abhängigkeit der Reisedistanz.

Um nun die mannigfaltigen Raum-Zeit-Relationen, die sich aufgrund der Vielzahl an Destinationen ergeben, zu verstehen, wird das Konzept der *tourist attractions systems* bemüht. Zeit-räumliches Verhalten von Touristen wird nach der Argumentation von Leiper (1990) bestimmt und organisiert durch die subjektive Ausgestaltung von touristischen Attraktionssystemen. Jeder Tourist handelt innerhalb seines eigenen Tourismussystems, die sich aber an bestimmten Punkten mit den Tourismussystemen anderer Reisender überschneiden können. Zwar gibt es demnach individuelle Bewegungsmuster, diese können aber viele Touristen zur gleichen Zeit an demselben Orten beinhalten (McKercher & Lau, 2008). Verdeutlicht wird dies anhand der drei Elemente des Systems, welches die touristische Attraktion beschreiben sollen: (1) Tourist mit entsprechendem Motiv (*person*), (2) Merkmal eines Ortes (*nucleus*) und (3) Informationen über die Merkmale (*marker*) (Leiper, 1990). Touristen werden nach Leipers Vorstellung nicht von den Nuclei angezogen (pull-Faktor), sondern aufgrund ihrer Motive gepusht (push-Faktor) (Leiper, 1990).¹² Die divergierenden Reismotive der touristischen Nachfrage eines hybriden Touristen (Boztug et al., 2015), verbunden mit einer Hinwendung zur Aufsuche von einzigartigen Orten und Reisezielen im Rahmen einer Gesellschaft der Singularitäten (Reckwitz, 2018, 320ff), die gleichzeitig vorhandene „Hypertrophierung der Informationsangebote“ (Pott, 2007, S. 180) über zu bereisende Orte sowie der Tatsache, dass immer mehr Destinationen sich am Markt positionieren (Eisenstein, in publ.), die den Wunsch der Multioptionalität bei Reisezielen der Nachfrage bedienen¹³, führt zu einer unüberblickbaren Anzahl touristischer Attraktionssysteme, die in divergierenden touristischen Aktionsräumen münden können.

2.3 Einflussfaktoren touristischer Aktionsräume

Welche Parameter Einfluss auf das aktionsräumliche Verhalten und die Vor-Ort-Aktivitäten haben, zeigen verschiedene Klassifikationsversuche und empirische Studien. Shoval und Isaacson

¹² Ähnlich argumentiert auch Dann (2018). Zunächst sind push-Motive beim Touristen vorhanden, die dann mit den vorhandenen pull-Motiven am Reiseziel abgeglichen werden, bevor es zu einer Reiseentscheidung kommt.

¹³ „In den letzten zehn Jahren zeichnet sich ein kontinuierlicher Aufwärtstrend im Interesse für Reiseziele ab. Wurden 2010 im Durchschnitt etwa sechs Reiseziele genannt, in denen die Deutschen in naher Zukunft gerne Urlaub machen würden, waren es im Jahr 2020 schon mehr als acht Ziele.“ (Lohmann et al., 2020, S. 81).

(2010, S. 16) unterscheiden zwei Kategorien von Einflussfaktoren. Die erste Gruppe beinhaltet den Reisecharakter (Dauer des Besuchs, Individualtourist oder Teil einer Gruppe etc.), die zweite Kategorie umfasst die individuellen Eigenschaften der Touristen. Lau und McKercher (2006) klassifizieren Einflussfaktoren nach drei Kategorien: Push-Faktoren (Motive etc.), Pull-Faktoren (Ausstattung des Reiseziels etc.) und den Zeitfaktor (Dauer des Aufenthalts am Zielort). Lew und McKercher (2006) hingegen unterscheiden lediglich nach angebots- und nachfrageseitigen Einflussfaktoren. Bei näherer Betrachtung der einzelnen Einflussfaktoren erscheint jedoch eine Klassifikation im Rahmen der oben bereits diskutierten Pole Struktur (*structure*) und Handlung (*agency*) angebracht (Kapitel 2.1), da angebotsseitige Faktoren i. d. R. physische Strukturen beinhalten (bspw. das Vorhandensein von Attraktionen) und bei nachfrageseitigen Faktoren, die individuell-subjektiven Elemente im Fokus stehen (bspw. Reisemotiv). Zwar unterscheiden sich die beiden Denkrichtungen, sie können jedoch auch miteinander in Beziehung gesetzt werden (Cresswell, 2013, S. 197ff). Bei der Erklärung divergierender touristischer Aktionsräume sollen laut Dietvorst (1995) daher auch beide Ansätze berücksichtigt werden (**Abb. 8**), da sie sich in der Regel nicht gegenseitig ausschließen. Im Folgenden werden sowohl ausgewählte strukturtheoretische Ansätze und Einflussfaktoren als auch auf das Individuum bezogene Variablen kurz besprochen.

2.3.1 Strukturelle Einflussfaktoren

Strukturtheoretische Ansätze gehen von Zwängen aus, die menschliches Verhalten im Raum beeinflussen und den Menschen als passives, auf diese äußeren Zwänge reagierendes Wesen in den Mittelpunkt setzen. Diese äußeren Zwänge nimmt Hägerstrand (1970) als Ausgangspunkt seiner Zeitgeographie, in der er das raumzeitliche Handeln von Individuen fokussiert. Hägerstrands Ansatz wurde jedoch in der Tourismusforschung nur spärlich betrachtet (Hopfinger, 2004; Shoval, 2011). Im Rahmen der Verfügbarkeit von digitalen Methoden zur Messung von Raum-Zeit-Pfaden erlebt der Ansatz jedoch eine Art Renaissance (Shoval, 2011). Arbeiten, die in jüngster Zeit aus touristischer Perspektive den Ansatz von Hägerstrand aufgreifen sind u. a. Zillinger (2007), Xiao-Ting & Bi-Hu (2012), Grinberger et al. (2014), Yun & Park (2015) und Gu et al. (2021). Die Aktivitäten von Touristen finden in einem raumzeitlichen Bedingungsfeld statt, die eine Übertragbarkeit des Ansatzes als gewinnbringend erscheinen lassen. Öffnungszeiten von Einkaufszentren etc. definieren ein zeitliches Bedingungsfeld, innerhalb dessen die Orte von Touristen und Nicht-Touristen aufgesucht werden können – ihre Verteilung innerhalb einer Destination zeigt das räumliche Bedingungsfeld auf (Pohl, 2010). Anhand dieses Beispiels wird deutlich, dass die Zugänglichkeit vieler touristischer Orte im Destinationsraum gewissen Restriktionen und Zwängen unterliegt.¹⁴ Hägerstrand (1970) definiert drei vorherrschende Zwänge, welche das aktionsräumliche Verhalten definieren:

- **Capability constraints:** Restriktionen, die bei jedem Menschen aufgrund physischer Bedürfnisse täglich anfallen und das vorhandene, individuelle Zeitbudget schmälern (Schlaf, Essenzunahme, Pflege etc.) aber auch materielle Ressourcen.
- **Coupling constraints:** Zwänge, die sich durch die notwendige Zusammenkunft mit anderen Menschen ergeben, ähnlich dem „Zwang zur räumlichen Nähe“ (Boden & Molotch, 1994).
- **Authority constraints:** Zwänge, die sich aus gesellschaftlichen oder behördlichen Beschränkungen ergeben, bspw. in Form von Zugangsbeschränkungen, Verboten oder Öffnungszeiten.

¹⁴ Neben diesen Zwängen findet beim Tourismus auch ein volitionaler Prozess statt. Die grundlegenden Reisedeterminanten, das „Reisen können“ und das „Reisen wollen“ sind Grundvoraussetzungen des touristischen Verhaltens (Lohmann und Beer, 2013).

Im Gegensatz zum Einwohner und den Zwängen des Alltags hat der Tourist in der Regel viel Auswahl und viel freie Zeit vor Ort. Das sonst im Alltag starre Zeitkorsett weicht im Falle einer Urlaubsreise deutlich auf. Gleichwohl finden sich auch Touristen in einer Art „soziale[m] Korsett“ (Heinze & Kill, 1997, S. 8) wieder, welches Handlungswünsche einschränkt. Touristische Aktivität drückt daher mehr den kulturellen Hintergrund des Touristen und seiner Persönlichkeit aus, als dies in der Zeitgeographie von Hägerstrand verstanden wird (Shoval & Isaacson, 2010, S. 16). Deutlich wird dies durch die sich im Vergleich zum Alltag am Wohnort für den Touristen im Destinationsraum ergebenden unterschiedliche Zwänge (**Tab. 1**): Aus Sicht des Touristen kann die Aufenthaltsdauer in einer Destination als offensichtlichste Einschränkung (*capability constraints*) angesehen werden. Je kürzer im Urlaubsort verweilt wird, desto weniger Zeit steht für Aktivitäten zur Verfügung. Die von Hägerstrand beschriebenen *coupling constraints*, die zeitlichen Einschränkungen in Form vom Zusammentreffen verschiedener Personen, ist im Tourismus deutlich abhängig von der Reisegruppengröße bzw. von der Reisekonstellation. Das raumzeitliche Verhalten von Individualtouristen wird sich deutlich vom Verhalten Gruppenreisender unterscheiden, da sie für die Auswahl und die zeitliche Frequentierung von Sehenswürdigkeiten selbst verantwortlich sind und bspw. vereinbarte Treffpunkte weniger einhalten müssen (Shoval, 2011). *Authority constraints* manifestieren sich auch im Tourismus in Beschränkungen hinsichtlich der Öffnungszeiten von Museen, Einkaufszentren, Fahrplänen etc. Aber auch hier zeigen sich Unterschiede nach bestimmten Reiseanlässen. So sind bspw. Geschäftsreisende im Vergleich zu Privatreisenden weniger an Öffnungszeiten von Sehenswürdigkeiten etc. gebunden als vielmehr durch Flugpläne und Arbeitszeiten und besitzen demnach eine geringe Zeitsouveränität, jedoch eine hohe Zeitsensibilität (Eisenstein et al., 2019, S. 66).

Die im Unterschied zu den im Rahmen von alltäglichen Handlungen im *weekly movement cycle* vorhandenen Zwänge zu den außer-alltäglichen im Destinationsraum vorhandenen zeitlichen Einschränkungen der Touristen, ergeben sich vor allen durch die Unterschiedlichkeit zwischen kurzfristigen (Tourist) und langfristigen (Einwohner) Entscheidungs- und Abwägungsprozessen. Während Aktivitäten von Touristen eher aus kurzfristigen Entscheidungen resultierten, sind die Aktivitäten von Einheimischen tendenziell das Ergebnis langfristiger Entscheidungen (Shoval & Isaacson, 2010, S. 21). So ergeben sich die in **Tab. 1** dargestellten divergierenden Zwänge von Einwohnern und Touristen.

	Einwohner	Tourist
Capability constraints	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Schlaf ▪ Essenszubereitung ▪ Haushaltsführung 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Aufenthaltsdauer ▪ Reisebudget
Coupling constraints	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Arbeitsstätte ▪ Schule ▪ Verein 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Frühstückszeiten im Hotel ▪ Programme bei organisierten Rundreisen
Authority constraints	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Mittagsruhe ▪ Arbeitszeiten 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Öffnungszeiten Museum ▪ Reiseanlass (Privater vs. geschäftlicher Anlass)

Tab. 1: Auswahl möglicher *constraints* von Einwohner und Touristen.

Quelle: Eigene Darstellung.

Die raumzeitlichen Aktivitäten werden in der Zeitgeographie in einem dreidimensionalen Koordinatensystem abgetragen, so genannte *time-space-paths* (**Abb. 7**). Diese können sich je nach

Reiseart deutlich voneinander unterscheiden. Der Raum-Zeit-Pfad in einer abgeschlossenen Ferienanlage wird voraussichtlich stark von dem einer zweiwöchigen USA-Rundreise abweichen.

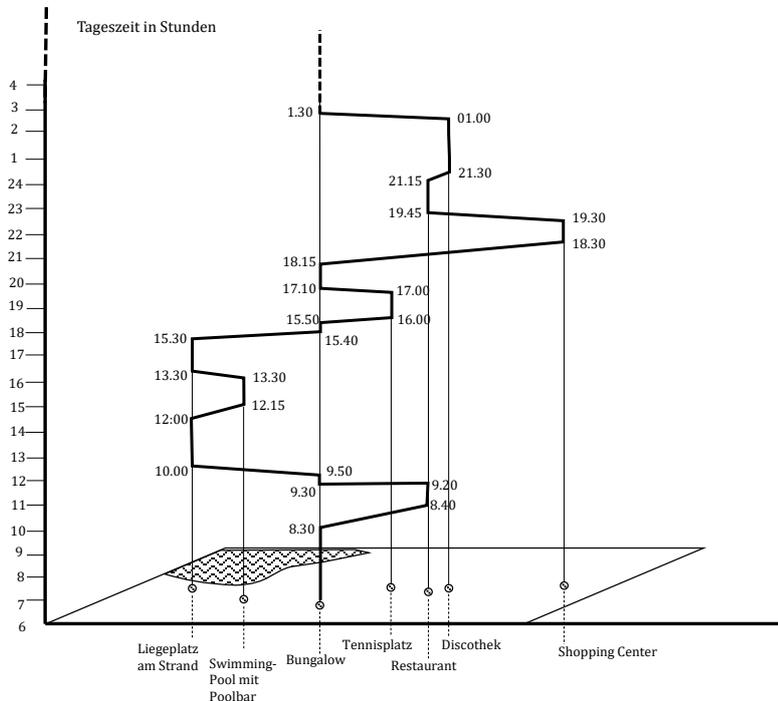


Abb. 7: Touristischer Raum-Zeit-Pfad im Ferienresort.

Quelle: Steinbach (2003, S. 18).

Neben den zeitlichen Ressourcen können weitere strukturelle Bedingungen Einfluss auf das aktionsräumliche Verhalten von Touristen haben. So hat insbesondere der Standort der Unterkunft einen entscheidenden Einfluss (Shoval et al., 2011), während Wetterbedingungen im Falle von Städtetouristen in Hongkong das Verhalten in keinem großen Maße prägt (McKercher et al., 2014).¹⁵ Auch die Wahl bzw. die Verfügbarkeit von Verkehrsmitteln kann einen Einfluss haben, bspw. bei einer erhöhten Flexibilität des eigenen Pkws zur Erreichung von Sehenswürdigkeiten im Umland einer Destination (Limtanakool et al., 2006) oder auch die Veranstaltung von (Groß)Events, die Besucher auch aus weit entfernten Gegenden anziehen können (Leung et al., 2012).

2.3.2 Individuelle Einflussfaktoren

Die auf den Touristen selbst bezogenen Einflussfaktoren zeigen sich bspw. an der der Destinationskenntnis, die einen starken Einfluss auf das raumzeitliche Verhalten in der Destination hat. Freytag (2010a) zeigt bspw. anhand Befragungen in Paris, dass Wiederholungsbesucher – anders als Erstbesucher – abseits der klassischen „Ameisenstraßen“ (Keul & Kühberger, 1996) unterwegs sind und bei ihrem Wiederholungsbesuch auch die weniger touristisch frequentierten Stadtteile aufsuchen. Auch die Informationslage und die Reisevorbereitung haben einen Einfluss auf das raumzeitliche Verhalten. So zeigen bspw. Bauder und Freytag (2015), dass gut

¹⁵ Dies mag jedoch bei anderen Urlaubsformen wie bspw. bei Badeurlaubs deutlich anders gelagert sein.

und weniger gut vorbereitete Touristen in Paris unterschiedliche Bewegungsmuster aufweisen. Während gut informierte Touristen vielfältige Aktivitäten durchführen, halten sich weniger gut informierte Touristen im Zentrum auf. Sozioökonomische Merkmale hingegen haben geringe Auswirkungen (Shoval, 2002), währenddessen der kulturelle Hintergrund durchaus als Erklärungsvariable für divergierende räumliche Verhaltensmuster von internationalen Touristen herangezogen werden kann (Dejbakhsh et al., 2011). Shoval und Isaacson (2010, 17ff) nennen weitere individuelle Faktoren wie die Altersstruktur der Reisegruppe, das Einkommen, Religionszugehörigkeit, Bildungsstand oder der Persönlichkeitstyp.

Abb. 8 fasst die determinierenden Variablen aktionsräumlichen Verhaltens zusammen und setzt sie in Beziehung zueinander.

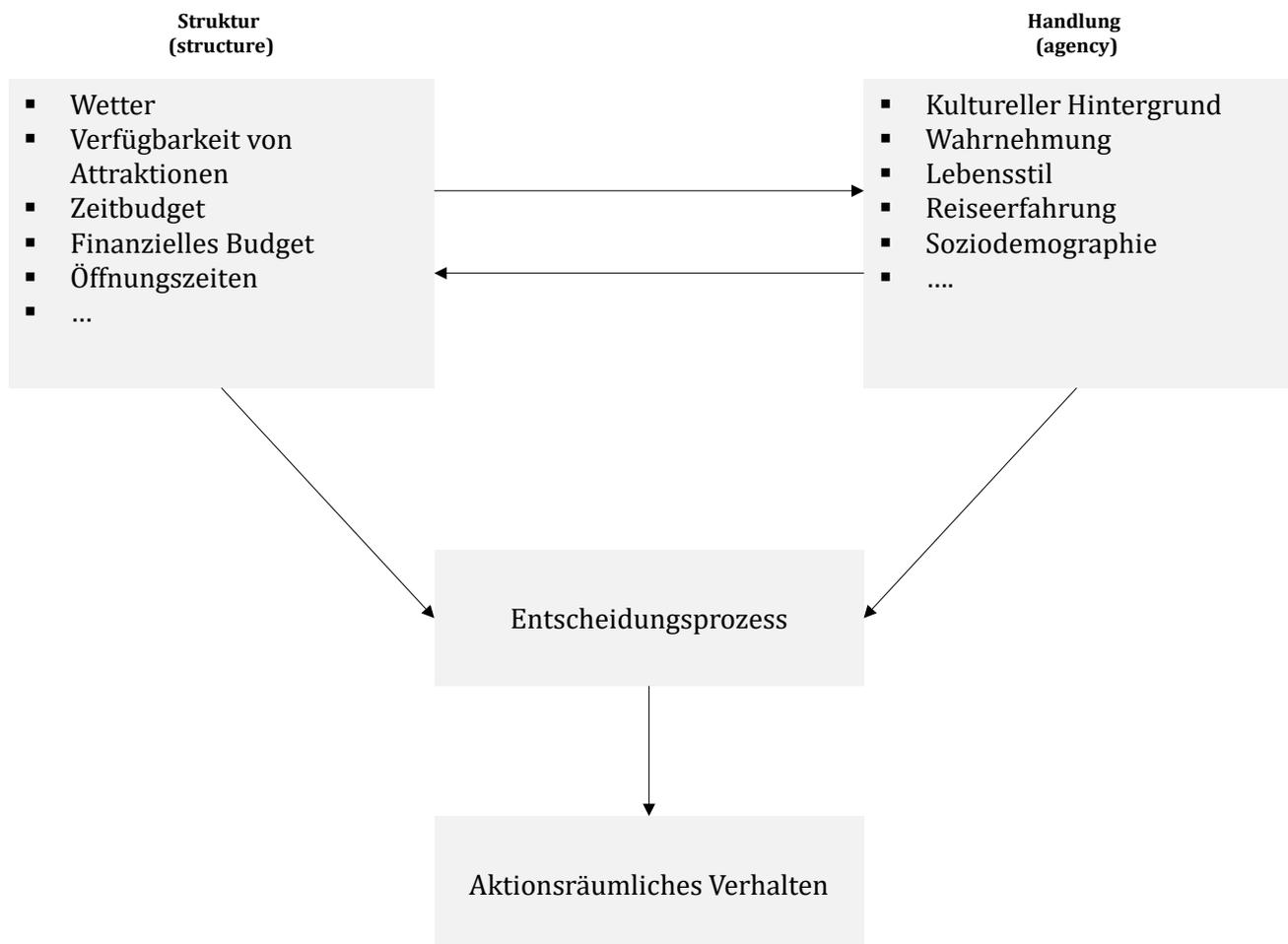


Abb. 8: Struktur und Handlung als determinierende Variablen aktionsräumlichen Verhaltens.

Eigene Darstellung auf Basis von Birenboim, Anton-Clavé et al. (2021); Reif (2019b).

2.4 Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen

Touristische Aktionsräume lassen sich anhand zweier Maßstabsebenen bestimmen: inter-regional und intra-regional (McKercher & Lau, 2008). Insbesondere in den 1990er Jahren gab es viele Ansätze, die sich mit den unterschiedlichen Reisemustern der touristischen Nachfrage beschäftigten. Bereits frühe Arbeiten wie die von Mings und Mchugh (1992), Lue et al. (1993),

Pearce (1995)¹⁶, Oppermann (1995) oder Flognfeldt (1999) versuchten die divergierenden touristischen Reisemuster – u. a. auf Basis empirischer Erhebungen – zu modellieren. Der Fokus hierbei lag auf der interregionalen Maßstabsebene, also den Routen zwischen dem Wohn- und Zielort und auf dem Übernachtungstourismus auch wenn vieles auch auf den Tagestourismus übertragbar ist. Die wegweisende Arbeit von Lau und McKercher (2006) kommt zu dem Ergebnis, dass sich die in der Vergangenheit von unterschiedlichen Autoren ermittelten interregionalen Aktionsräume im Wesentlichen in drei Oberkategorien zusammen fassen lassen: (1) Single (Single Point), (2) Multiple (Base site, Stopover, Chaining loop) und (3) Complex (Destination region loop, Complex neighborhood). In der späteren Arbeit von McKercher und Zoltan (2014) werden die drei Oberkategorien in vier Typen inter-regionaler Reisemuster aufgeteilt (**Abb. 9**, links). Da jede touristische Reise sowohl eine Transit- als auch eine Destinationskomponente aufweist, werden diese gesondert dargestellt (**Abb. 9**, rechts). Neben der Modellierung dieser verschiedenen inter-regionalen Aktionsräume zum besseren Verständnis komplexer Quell-Zielgebietsbeziehungen, wird bei der Modellierung nochmals der oben erläuterte zirkuläre Reiseverlauf als konstituierendes Element des Tourismus deutlich: „Tourismus ist eine über die gewohnte Umgebung hinausreichende zirkulär-räumliche Mobilitätsform, die sich allerdings in einer Vielzahl unterschiedlicher Reiseverläufe manifestieren kann.“ (Eisenstein, 2021b, S. 20).

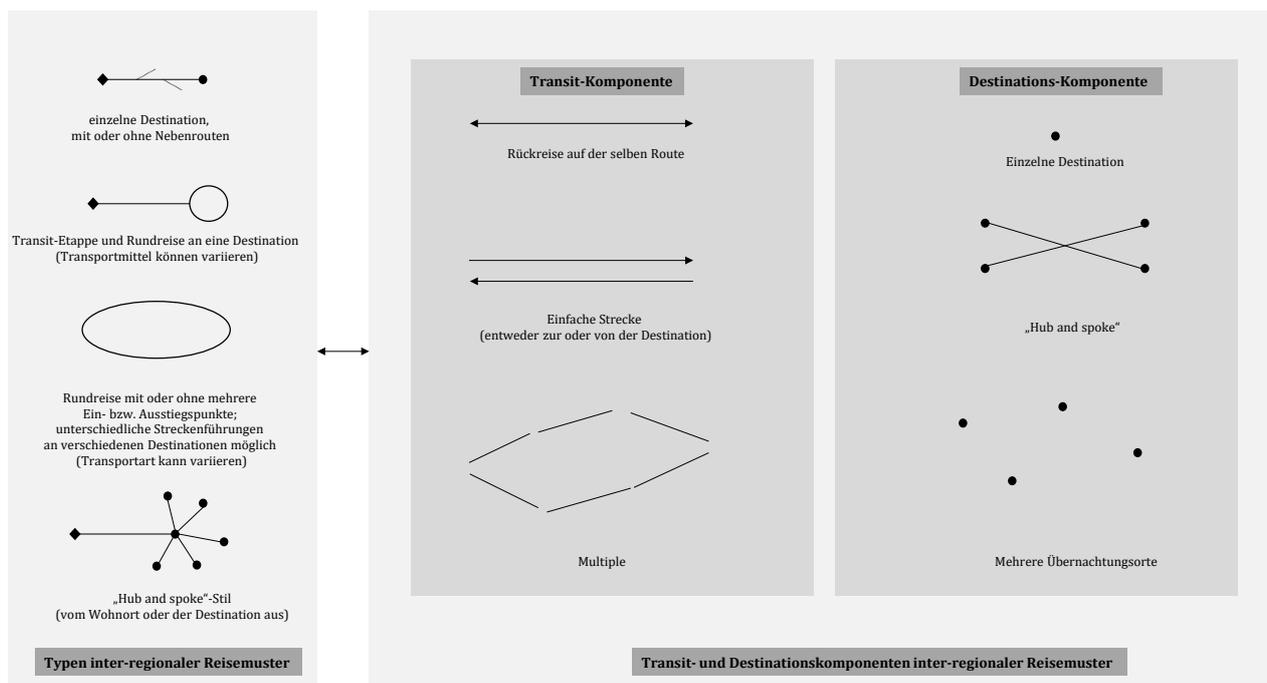


Abb. 9: Möglichkeiten inter-regionaler Aktionsräume.

Quelle: Eigene Darstellung, leicht verändert und ergänzt auf Basis von McKercher und Zoltan (2014).

Arbeiten, die sich mit der Modellierung von intra-regionalen touristischen Aktionsräumen, also Aktionsräumen innerhalb einer Destination, befassen, sind rar (Leung et al., 2012). Dies liegt u. a. an der breiten Vielfalt und Angebotsauswahl touristischer Reiseziele sowie der komplexen Erfassung von Aktionsräumen: „Mapping tourist movements within a destination area, on the

¹⁶ Mit Bezug auf die frühen Arbeiten von Campbell (1967).

other hand, is complicated by the virtually unlimited number of places that tourists could visit, an unpredictable sequencing order between places, the potential for stochastic movement patterns that may follow no logical pattern, and the unique needs and wants of individual tourists.“ (McKercher & Lau, 2008, S. 357). Lew und McKercher (2006) modellieren die Möglichkeiten intra-regionaler Aktionsräume in vier territoriale Arten (**Abb. 10**, links) und drei lineare Aktionsraummuster (**Abb. 10**, rechts).

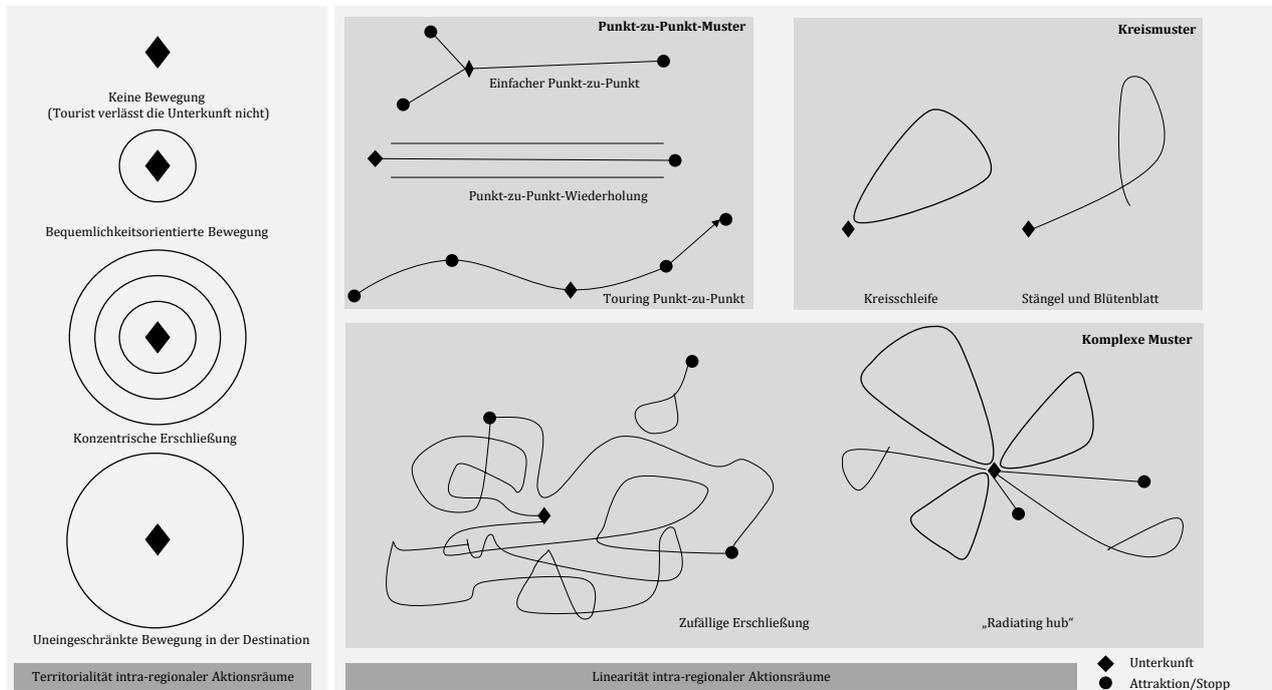


Abb. 10: Möglichkeiten intra-regionaler Aktionsräume (Territorialität und Linearität).

Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Lew und McKercher (2006).

Trotz dieser Modellierungsansätze und der steigenden Literatur zum aktionsräumlichen Verhalten von Touristen, weisen Caldeira und Kastenholz (2019) darauf hin, dass es noch keinen einheitlichen theoretischen Rahmen gibt, der es erlaubt, die Ergebnisse miteinander zu vergleichen. Der technologische Fortschritt und das damit einhergehende Aufkommen neuer Tracking-Technologien verstärkt dies (Caldeira & Kastenholz, 2019), da immer neue Ansätze und Analysetechniken eingesetzt und erprobt werden. Basierend auf einer Literaturrecherche schlagen die Autorinnen daraufhin einen konzeptionellen Rahmen für das raumzeitliche touristische Verhalten mit Fokus auf intraregionale Aktionsräume vor. Das Modell trägt zum einen den vielfältigen Einflussfaktoren auf der Seite des Touristen, als auch auf Destinationsseite Rechnung, berücksichtigt jedoch lediglich innerstädtische Bewegungsmuster.

Für die vorliegende Arbeit wird nun, aufbauend auf den bisher beschriebenen Aspekten, ein neuer Vorschlag zur Modellierung touristischer Aktionsräume vorgelegt, der bereits in Artikel 2 der kumulativen Dissertation angeführt wurde (Kapitel 5.2.2). Der hier vorgeschlagene konzeptionelle Rahmen touristischer Aktionsräume basiert auf der Idee *der tourist attraction systems* von Leiper (1990) und berücksichtigt sowohl strukturelle Rahmenbedingungen als auch die individuell-touristische Einflussfaktoren auf das aktionsräumliche Verhalten.¹⁷ Er integriert sowohl inter- als auch intraregionale touristische Bewegungsmuster und die intendierten und nicht-intendierten Folgen eines individuellen aktionsräumlichen Handelns (**Abb. 11**).

¹⁷ siehe Artikel 2 im kumulativen Teil der Dissertation.

„Ausgehend von den drei konstitutiven Elementen der *tourist attraction systems* ergibt sich in Summe ein Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen, welches, je nach dem zu betrachtenden Element des Systems, unterschiedliche abhängige Variablen aufweist, die einen aktionsräumlichen Handlungsvollzug des Touristen evozieren [...]. Diese Handlung im Raum – intendiert oder nicht intendiert – hat Folgen für den Touristen selbst oder die Gesellschaft, und wiederum Einfluss auf die „tourist attraction systems“ und die verschiedenen abhängigen Variablen. Der touristische Aktionsraum wird so durch das Handeln der Touristen konstruiert und lässt sich durch die besuchten Orte in der Destination messen, die der Tourist „zur Befriedigung seiner mit dem Aufenthalt verbundenen Bedürfnisse und damit zur Erfüllung des Reisezwecks in Anspruch nimmt“ [...].“ (Reif, 2019b, S. 262; vgl. Kapitel 5.2.2).

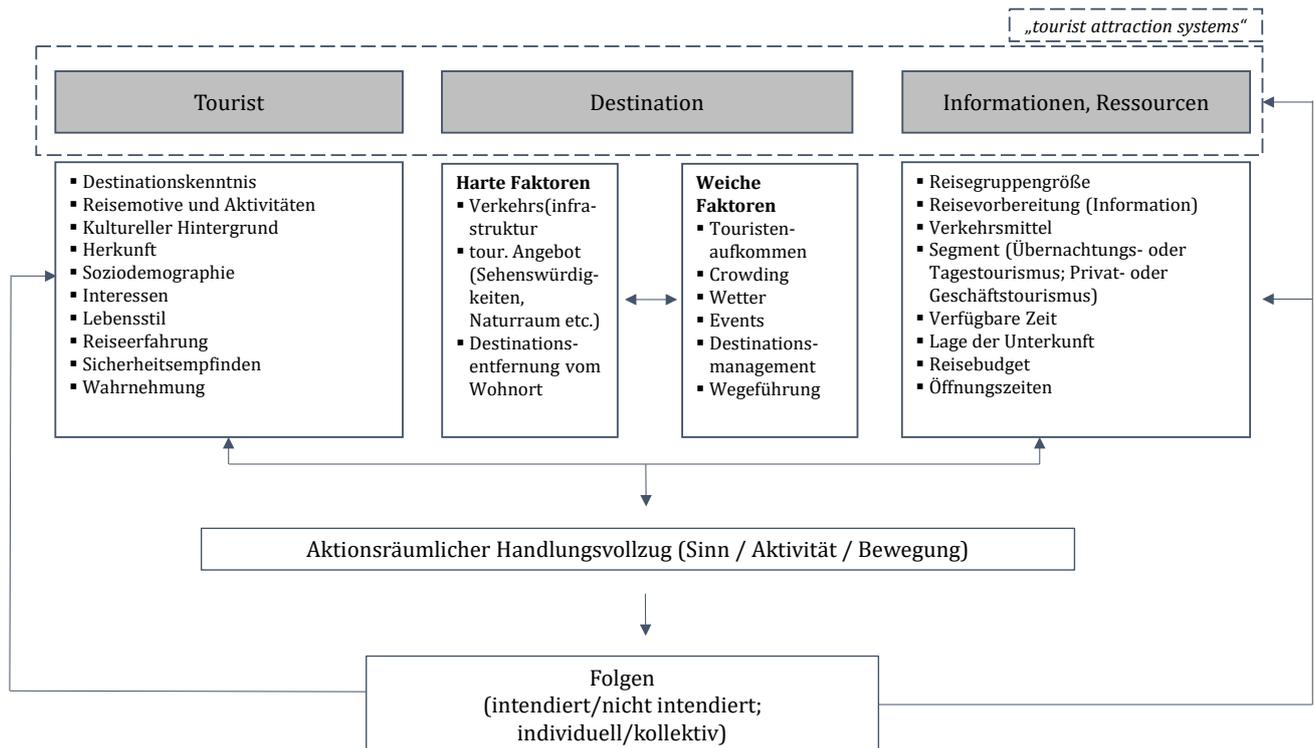


Abb. 11: Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen.

Quelle: Reif (2019b).

3 Digitale Datenquellen zur Messung touristischer Aktionsräume

3.1 Klassifikation digitaler Datenquellen

Datenquellen und -methoden zur Bestimmung touristischer Aktionsräume lassen sich nach unterschiedlichen Kriterien klassifizieren. Neben einer grundsätzlichen Unterscheidung zwischen analogen und digitalen Tracking-Methoden, kann auch eine Unterscheidung nach Endgeräten (bspw. Smartphone etc.), nach Art der Daten (Big Data, Small Data) oder der Anwendungsmöglichkeit (Indoor, Outdoor) unternommen werden.

Klassifikationsversuche nach Erhebungsmethodik, wie die auf Basis einer umfangreichen Literaturanalyse vorgeschlagene Klassifikation von Padrón-Ávila und Hernández-Martín (2021), haben die Problematik, dass sie nicht Kriterien rein sind und nicht genügend das raumzeitliche Bewegung von Touristen in den Fokus setzen.¹⁸

Thematische Klassifikationsversuche, wie die von Schmücker (2021) vorgeschlagene Kategorisierung von Datenquellen im Rahmen eines post-Corona stattfindenden digitalen Besuchermanagements (Kapitel 6.1),¹⁹ greifen bei einer Gesamtbetrachtung touristischer Aktionsräume zu kurz.

Shoval und Ahas (2016, 2018) nehmen eine chronologische Klassifikation von Trackingmethoden vor.²⁰ Sie teilen Methoden und Datenquellen zur digitalen Messung touristischer Aktionsräume in eine erste und zweite Phase ein. Die erste Generation beinhaltet zwei Typen von Tracking-Technologien: (1) zeitlich und räumlich fein aufgelöste Daten auf Basis der GPS- und Bluetooth-Technologie und (2) Technologien mit einer zeitlich und räumlich weniger feinen Auflösung und eher passiven Methoden wie Mobilfunkdaten, Gästekarten oder Social-Media. Der Vorteil dieser Datenquellen liegt in der großen Datenmenge, die in Echtzeit, über lange Zeiträume großräumig gesammelt werden kann (Shoval & Ahas, 2016). Die zweite Generation fußt auf der von den Autoren als „Smartphone Revolution“ bezeichneten rasanten Verbreitung des Smartphones und die darin installierte Sensorik, die – so die Einschätzung – für die Forschung zukünftig eine große Rolle spielt. Zu nennen sind hier u. a. folgende Sensoren: GPS, WiFi, Bluetooth, Radiowellen-Erkennung (radio-frequency identification, RFID), Beschleunigungsmesser, Gyroskop, Mikrofon und Kamera (Shoval & Ahas, 2016). Die Entwicklung von Methoden und Analysen in diesem Bereich befindet sich jedoch an vielen Stellen noch im Anfangsstadium.

In der vorliegenden Arbeit erfolgt daher hingegen nun der Vorschlag für eine maßstabsbezogene Einteilung verschiedener digitaler Methoden und Datenquellen. Diese Art der Klassifikation erscheint nicht nur vor dem Hintergrund der divergierenden räumlichen Abdeckungsgrade der digitalen Datenquellen angebracht, sondern auch durch die fachspezifische Auseinandersetzung der Geographie mit dem Thema. Die Einteilung (ausgewählter) Datenquellen erfolgt

¹⁸ Die Autoren teilen die Trackingtechniken in sechs Kategorien ein: (1) Survey, (2) Web analysis, (3) Geolocation, (4) Advertising, (5) Sales und (6) Specific places. Die drei erstgenannten Kategorien sind nachfrageorientiert und dienen dazu, zu verstehen, welche Orte Touristen besucht haben. Die letzten drei Kategorien sind angebotsorientiert, da sie darauf abzielen, Orte zu untersuchen, ob diese Touristen empfangen haben (Padrón-Ávila & Hernández-Martín, 2021). Vor dem Hintergrund, dass bei der Bestimmung touristischer Aktionsräume immer eine Raum-Zeit-Komponente vorhanden ist, erscheint die Betitelung der Kategorie „Geolocations“ irreführend, da bei allen Kategorien eine Raum-Zeit-Komponente die zentrale Rolle spielt.

¹⁹ (1) lokale Sensorik, (2) globale Sensorik, (3) Transaktionsdaten und (4) weiteren Online-Daten (Schmücker, 2021).

²⁰ Zu einer möglichen chronologischen Einordnung von Tracking-Möglichkeiten siehe auch Abb. 1.

auf Basis der räumlichen Abdeckung und der dementsprechenden Aussagekraft der Daten auf Destinationsebene.

- Digitale Datenquellen auf der *Makro-Ebene* zeichnen sich dadurch aus, dass sie (meist) flächendeckend vorhanden sind. Daten werden in häufiger Frequenz und meist passiv – ohne eigenes Zutun des Touristen – generiert. Das raumzeitliche Verhalten von Personen lässt sich dadurch bestimmen, dass der Raum mit entsprechender Sensorik ausgestattet ist. Die Daten fallen meist im Rahmen anderer Prozesse als Nebenprodukt an. Es handelt sich daher in der Regel um Big Data, die in der Lage sind, sowohl inter- als auch intraregionale Aktionsräume zu identifizieren. Die Fähigkeit Touristen von Nicht-Touristen zu unterscheiden (Tourismus-Validität) ist gering bis mittel einzuschätzen.
- Datenquellen auf der *Meso-Ebene* hingegen sind nicht flächendeckend vorhanden, sondern decken meist nur einen vergleichsweise kleinen Raum ab (bspw. eine Destination, Stadt, Gemeinde). Sie zeichnet aus, dass Daten sowohl passiv generiert, als auch aktiv gewonnen bzw. zur Verfügung gestellt oder von Personen geteilt werden können. Ein wesentlicher Unterschied zu Daten auf der Makro-Ebene ist, dass – bspw. im Falle von aktivem GPS-Tracking oder mHealth – der Mensch mit Sensorik ausgestattet ist und sich ausgehend vom Individuum das raumzeitliche Verhalten bestimmen lässt. Sie beinhalten in der Regel *Tracks*, also aufgezeichnete Wege von Probanden, so dass sie vor allem gut dafür geeignet sind intra-regionale Aktionsräume zu identifizieren. Die Tourismus-Validität ist als hoch einzuschätzen.
- Datenquellen der *Mikro-Ebene* sind lokal begrenzt. Es handelt sich um Messungen an einem Punkt im Raum, die passiv, im Rahmen von Zählungen generiert werden (Frequenzdaten). Dementsprechend handelt es sich um keine Bewegungsdaten (*Tracks*). Es handelt sich i. d. R. um reliable Daten, die – im Gegensatz zu den beiden anderen Ebenen – nicht Stichproben umfassen, sondern in ihrem Messbereich eine Vollerhebung darstellen.

Die verschiedenen Maßstabsebenen sind in **Tab. 2** hinsichtlich ihrer Unterschiede tabelliert und in **Abb. 12** visualisiert. Die in der Abbildung vorhandenen Pfeile zwischen den Ebenen symbolisieren zum einen die Verknüpfbarkeit verschiedener Datenquellen (siehe hierzu auch die Ausführungen in Kapitel 6.1) aber auch die – je nach infrastruktureller Ausstattung in den Destinationen – Überlappungen der Ebenen. So ist es bspw. mit Hilfe von Datenquellen aus der Makro-Ebene möglich, auch Aussagen über die Mikro-Ebene zu tätigen, während dies im umgekehrten Falle nicht funktioniert. Gleichzeitig ist es wichtig zu betonen, dass es auf inhaltlicher Ebene weitere Kombinationsmöglichkeiten gibt, insbesondere beim aktiven GPS-Tracking (Meso-Ebene) (Kapitel 5.2 bzw. 5.3).

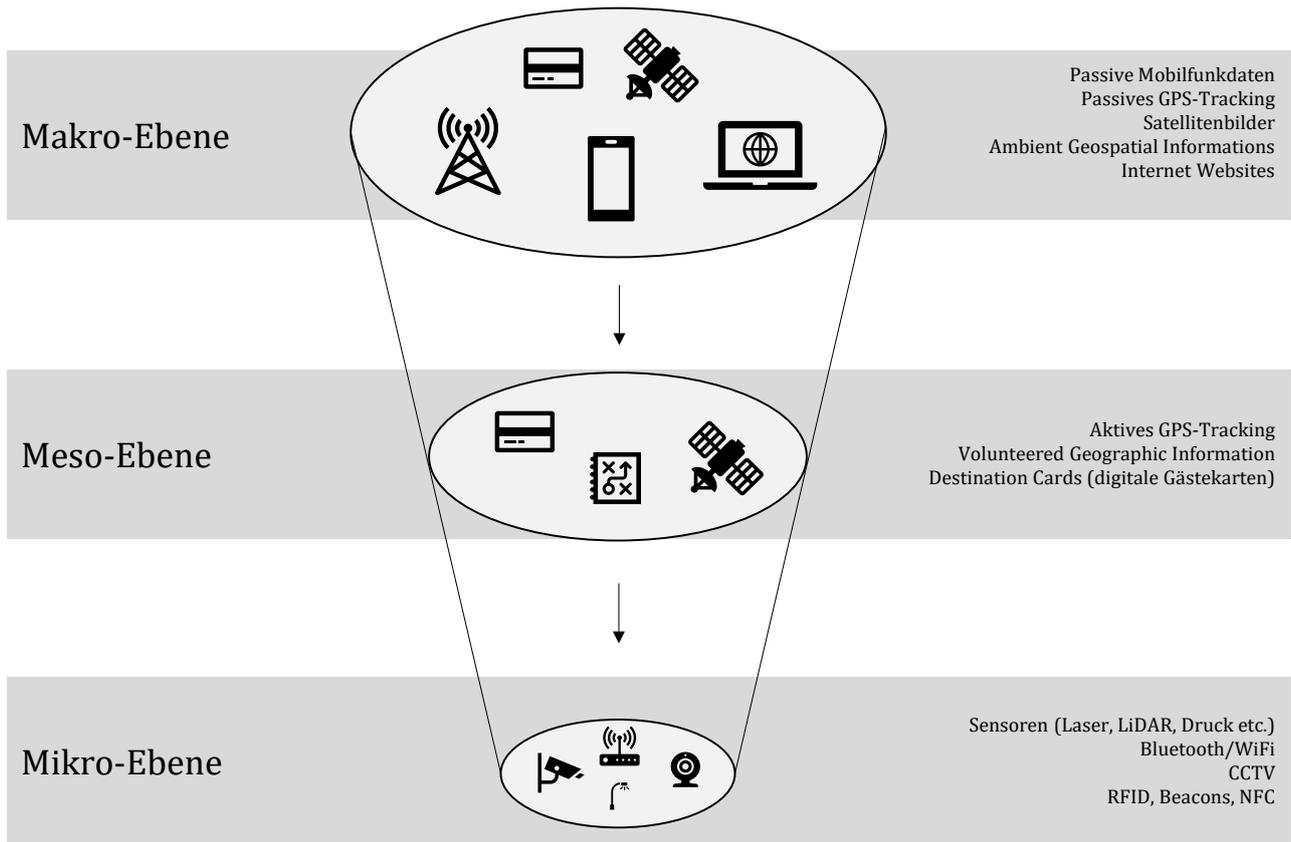


Abb. 12: Klassifikation digitaler Datenquellen zur Erfassung touristischer Aktionsräume.

Quelle: Eigene Darstellung.

	Makro-Ebene	Meso-Ebene	Mikro-Ebene
Räumliche Abdeckung	hoch (global)	mittel (regional)	gering (lokal)
Zeitliche Auflösung	hoch	hoch	hoch
Charakter	passiv	meist aktiv	passiv
Tourismus-Validität	gering bis mittel	hoch	gering
Aktionsräume	inter- und intraregional	meist intraregional	intraregional; lokal
Datenart	Punkte und Tracks	meist Tracks	Punkte/Frequenzen
Sensorik/Vermessung von	Raum, tw. Mensch	Mensch	Raum
Datengrundlage	Sekundärforschung	meist Primärforschung	Primärforschung
Stichprobenart	große (repräsentative) Stichproben	meist kleinere Stichproben / Convenience Samples	i. d. R. Vollerhebung

Tab. 2: Unterschiede zwischen Makro-, Meso- und Mikro-Ebene.

Quelle: Eigene Darstellung.

Im Folgenden werden die in Forschung und Praxis relevantesten digitalen Datenquellen je Maßstabsebene vorgestellt. Je Kapitel werden kurz die Funktionsweise sowie Erkenntnisse und Erfahrungen aus der Forschung präsentiert. In Kapitel 4 erfolgt eine Zusammenfassung und in **Tab. 3** ein Schema zum Vergleich der im Folgenden dargestellten digitalen Datenquellen.

3.2 Makro-Ebene

3.2.1 Passive Mobilfunkdaten

Bei passiven Mobilfunkdaten (passive mobile data, PMD) handelt es sich um Signaldaten, die bei den Netzbetreibern durch die Nutzung des Mobiltelefons anfallen. Der Begriff *passiv* wird verwendet, da der Endnutzer keinen Einfluss auf die Datengenerierung hat und das Mobilfunktelefon ohne sein Zutun mit den Mobilfunkzellen kommuniziert – das Gerät muss lediglich eingeschaltet sein. Im Falle der Telekom werden pro Gerät durchschnittlich ca. 150-180 Signale pro Sim-Karte pro Tag in den Mobilfunkzellen registriert (N. Weber & Hitscherich, 2017). Die Signale kommen durch verschiedene Ereignisse zu Stande, u. a. beim Ein- und Ausschalten, bei einer SMS-Nachricht, mobiler Internet-Nutzung etc. Die zeitliche Auflösung der Mobilfunkdaten ist sehr granular, währenddessen die räumliche Auflösung abhängig von der Verteilung der Mobilfunkmasten ist. In ländlichen Räumen ist die Abdeckung weniger gut, während im urbanen Raum deutlich mehrere Masten verteilt sind (**Abb. 13**). Dort wo keine Masten verfügbar sind, können folgerichtig keine Daten generiert werden.

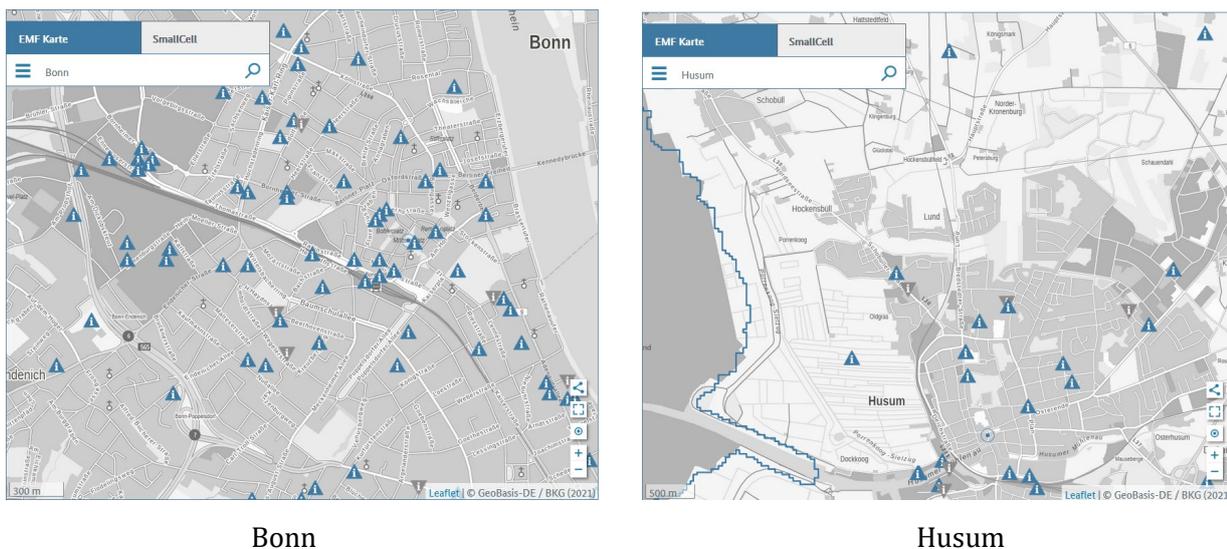


Abb. 13: Standorte von Funkanlagen im städtischen und ländlichen Raum.

Quelle: Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen (2021).

In Deutschland teilt sich der Markt der Mobilfunknetze auf die drei Anbieter Deutsche Telekom, Vodafone und Telefónica auf²¹, die jeweils ca. ein Drittel Marktanteil an den Mobilfunkanschlüssen im Jahr 2020 innehatten (Dialog Consult & VATM, 2020). Bis 2020 haben Data Science Spin-offs der Unternehmen Deutsche Telekom (Motionlogic) und Telefónica (Telefónica Next) passive Mobilfunkdaten am Markt, insbesondere für den Verkehrsbereich, zur Verfügung gestellt. Im Jahr 2020 stellte zunächst Telefónica Next den Betrieb ein, gefolgt von Motionlogic. Derzeit

²¹ Mit dem derzeit stattfindenden Netzausbau von 5G wird es bald mit 1&1Drillisch einen vierten Mobilfunkanbieter am Markt geben (Neuhetzki, 2021).

bietet lediglich noch das Schweizer Unternehmen Teralytics Daten des Providers Telefónica am deutschen Markt an.

Auf Basis der Mobilfunkdaten lassen sich vielfältige Aussagen über die Mobilität von Personen tätigen. Insbesondere die Forschergruppe des *Mobility Labs* der Universität Tartu ist sehr aktiv in der Erforschung der diesbezüglichen Möglichkeiten passiver Mobilfunkdaten und dies nicht nur für touristische Zwecke (Altin et al., 2021; Raun et al., 2016; Raun et al., 2020; Saluveer et al., 2020; Silm et al., 2018). Auf eine weitere Darstellung dieser Datenquelle wird an dieser Stelle verzichtet, da der Artikel 1 im Rahmen der kumulativen Dissertation diese Datenquelle im Detail betrachtet (Kapitel 5.1).

3.2.2 Passives GPS-Tracking

Die Messung des raumzeitlichen Verhaltens von Touristen auf Basis der Signale des Global Positioning Systems (GPS) kann gegenwärtig als die vorherrschende Methode angesehen werden, um Menschen digital zu tracken (Li et al., 2018; Shoval & Ahas, 2016). Dabei ist zwischen einem passiven und einem aktiven GPS-Tracking (Kapitel 3.3.1) zu unterscheiden (**Abb. 15**). Passives GPS-Tracking wird in der vorliegenden Arbeit verstanden als die über Smartphone-Applikationen anfallenden Location Events, die passiv – ohne Zutun des Nutzers – im Hintergrund bei den Betreibern der Applikationen anfallen. Unternehmen können diese Events durch eine Nutzervereinbarung verwerten, da sie im Gegenzug entsprechende Dienste anbieten – es muss jedoch eine Zustimmung der Nutzer erfolgen (Hardy et al., 2017). (**Abb. 14**).



Abb. 14: Abfrage zur Ermittlung des Standortes bei Installation der App „wetter.com“.

Quelle: Eigener Screenshot.

Hierbei ist wiederum zwischen zwei Arten von GPS-Daten über Smartphone-Applikationen zu unterscheiden: (1) Proprietäre Location Events, die im Rahmen einer einzelnen App gesammelt

werden und (2) solche, die von Brokern bzw. Daten-Aggregatoren²² gesammelt und verkauft werden.

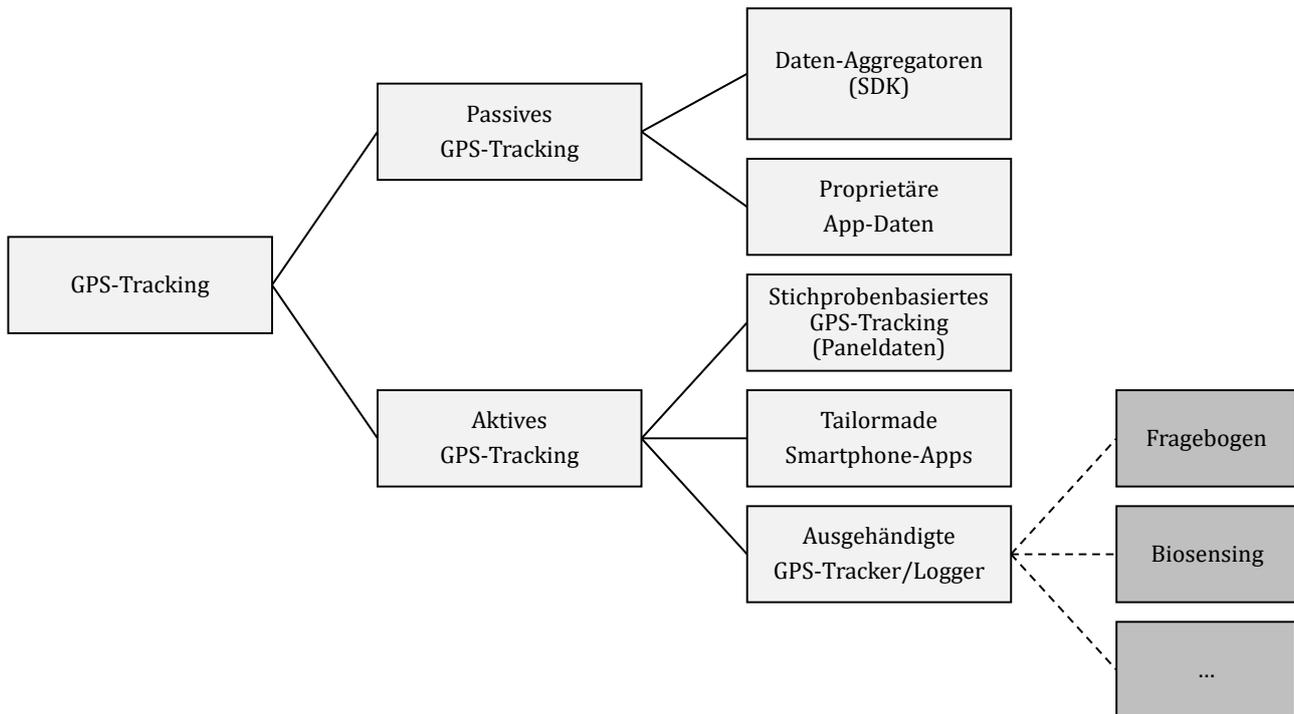


Abb. 15: Klassifikation verschiedener Möglichkeiten des GPS-Trackings

Quelle: Eigene Darstellung.

Daten-Aggregatoren nutzen neben dem eingebauten GPS-Empfänger im Endgerät die in Android-Smartphones vorhandene Werbe-Identifikationsnummer (Werbe-ID) als Grundlage zur Zusammenführung von Standortdaten und zur Identifikation des Gerätes.²³ Um zu den Standortdaten der Nutzer zu gelangen, werden in der Regel so genannte Software-Development-Kits (SDKs) verwendet, d. h. Programmierbausteine, die von den App-Betreibern eingebaut und genutzt werden können. Unternehmen, die diese Daten beziehen (bspw. Thaltegos²⁴, MB-Micromarketing²⁵), veredeln diese und vertreiben sie weiter. So nutzt bspw. das Unternehmen MB-Micromarketing Daten einer solchen Agentur aus verschiedenen Bereichen von Mobilfunk-Apps (Wetter, Games, Navigation, Fitness, News etc.), um ein möglichst breites Nutzerfeld abdecken zu können. Für Deutschland stehen dem Unternehmen so für das Jahr 2019 rund 20 Mrd. Datenpunkte von 74 Mio. Endgeräten für die Analyse zur Verfügung (Ahlemeier, 2021). Über eine Analyse der regelmäßigen Bewegungsmuster des Endgerätes lassen sich so genannte Home- und Workzones des Endgerätes identifizieren. Daraus ergeben sich wiederum Möglichkeiten der Verknüpfung mit mikrographischen Segmentierungsansätzen (bspw. Sinus-Milieus) und nachfolgend detaillierte Aussagen über bestimmte Zielgruppen. Auch Aussagen und Hochrechnungen über das Besucheraufkommen sowie Quell-Zielgebietsbeziehungen von Touristen

²² Bspw. das Unternehmen Unacast (www.unacast.com).

²³ Auch Apple-Geräte haben einen eigenen so genannte Advertising Identifier (IDFA), der als (anonyme) Identifikation des Gerätes dient. Durch eine restriktive Politik von Apple wird es jedoch Anbietern deutlich erschwert, mit den Standortdaten zu arbeiten. Dies zeigt sich u. a. an den für den Nutzer einfachen Möglichkeit des Blockens solcher Trackingmethoden im Rahmen des iOS 14 Updates (Newman, 2020).

²⁴ <https://thaltegos.de/>.

²⁵ <https://www.mb-micromarketing.de/>.

sind so laut der Anbieter möglich. Der Vorteil der Daten liegt – vor allem im Vergleich zu passiven Mobilfunkdaten (Kapitel 3.2.1 und Kapitel 5.1) – in der genauen räumlichen und zeitlichen Auflösung. Durch die Einverständniserklärung der Endnutzer, ist dieses Verfahren aus Datenschutzgründen unbedenklich und hat aus Sicht eines wissenschaftlichen Erkenntnisgewinns – den Vorteil, dass die Signale nicht re-anonymisiert²⁶ werden müssen und somit touristische Signale von anderen mobilitätsbedingten Signalen – zumindest in der Theorie – gut unterschieden werden können. Anhand des Heimatortes können somit Bewohner und Besucher unterschieden werden. Darüber hinaus können anhand der Häufigkeit der Besuche in den Destinationen Touristen von anderen Formen nicht-touristischer Mobilität unterschieden werden. Wird die Aufenthaltsdauer als weiteres Kriterium genutzt, können Tagesbesuche von Übernachtungsbesuchen getrennt werden. Bei der Verwendung von Definitionen, wie sie oben beschrieben wurden, besteht allerdings immer eine gewisse Unsicherheit. Es gibt Mobilitätsereignisse, die nicht korrekt klassifiziert werden können (z. B. mobile Nomaden). Intransparent bleibt zudem die genaue Herkunft der Location-Events, so dass eine repräsentative Hochrechnung auf eine Grundgesamtheit, bspw. die deutsche Bevölkerung, in Frage gestellt werden muss. Ein Abgleich dieser Daten mit Referenzdaten ist nicht bekannt und daher ist auch nicht einzuschätzen, ob die Daten plausibel und valide sind (Schmücker & Reif, 2021a).

Bei proprietären Daten, die lediglich aus einer Applikation stammen, sind die Nutzer hingegen bekannt. So produzieren die über 2,5 Mio. User (über 90%-Android) der Applikation „wetter.com“ mehr als 700 Mio. Geo-Location-Events im Monat die von dem Unternehmen *Meteonomiqs*²⁷ am Markt angeboten werden (Reif & Schmücker, 2021a). Die Ansätze zur Definition touristischer Signale in Abgrenzung zu nicht-touristischen Signalen bauen dabei nach demselben oben beschriebenen Prinzip des Auffindens von Regelmäßigkeiten in Bewegungsmustern historischer Daten auf. Erste Ergebnisse eines Forschungsprojektes des Autors, welches nicht im Rahmen der hier vorliegenden Dissertation erfolgte, zeigen eine hohe Passung von passiven GPS-Tracking generierten Location Events mit ausgewählten Referenzdaten. In dem Projekt wurden proprietäre Daten der App „wetter.com“ ausgewertet, um Location Events im Touristenort Büsum zu messen. Ein solches Event tritt auf, wenn der Appnutzer sich in Büsum aufhält. Aus diesen Events können Aufenthaltstage in Büsum pro Kalenderwoche berechnet und mit Referenzdaten aus dem Meldescheinsystem (Kurtaxe) Büssums für das Jahr 2019 gegenübergestellt werden (**Abb. 16**). Die gemessenen Aufenthaltstage der Übernachtungstouristen laut der Big Data-Quelle beläuft sich auf 3,6 Mio., während die Aufenthaltstage der Urlauber mit Gästekarte laut Meldescheinsystem in Büsum sich auf 1,7 Mio. Übernachtungen belaufen. Die sich ergebende Differenz von 1,9 Mio. Übernachtungen erscheint vor dem Hintergrund weiterer Übernachtungsmöglichkeiten in Büsum (bspw. bei Verwandten- und Bekannten, eigenes Ferienhaus etc.) plausibel.²⁸ Bemerkenswert ist die hohe Korrelation der Aufenthaltstage nach Kalenderwochen der beiden Datenquellen ($r = +.938$, $p < .001$), was sich bei Anwendung einer linearen Regression in einem hohen Determinationskoeffizienten von $R^2 = .880$ widerspiegelt. 88% der Varianz der laut dem Meldescheinsystem in Büsum gemessenen Aufenthaltstage lassen sich demnach durch Big Data erklären (**Abb. 17**). Nicht bei allen gemessenen Daten ist das Ergebnis so positiv zu bewerten, wie dies in Büsum der Fall ist. Bspw. für die Inseln Amrum und Sylt ergeben sich deutlich geringere R-Quadrat-Werte und zum Teil deutliche Abweichungen der App-Daten gegenüber den Referenzdaten, vor allem in der Sommersaison 2019. Weitere Forschung ist hier angezeigt. Gleichwohl lassen die Ergebnisse einen positiven Eindruck für die Arbeit mit diesen Daten in der Zukunft zurück.

²⁶ Vgl. die Diskussion in Artikel 1 der kumulativen Dissertation (Kapitel 5.1.2).

²⁷ <https://www.meteonomiqs.com/de/>.

²⁸ So wird bspw. im Rahmen klassischer touristischer Marktforschung das Übernachtungsvolumen von Verwandten- und Bekannten in Büsum auf rund 400.000 Übernachtungen im Jahr 2014 geschätzt (dwif e.V. & dwif-Consulting GmbH, 2016).

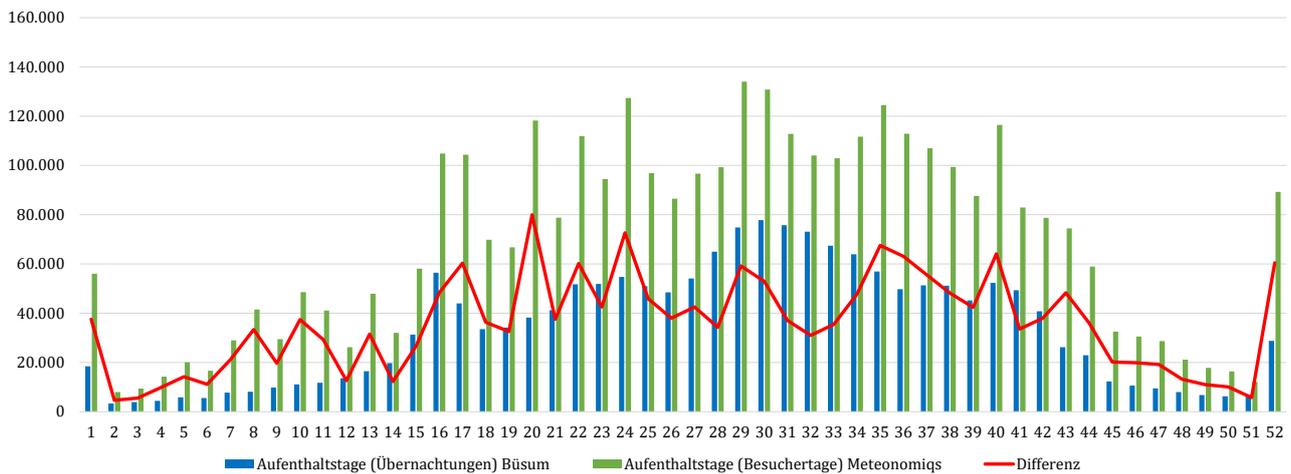


Abb. 16: Buisum: Vergleich von Big Data mit Referenzdaten nach KW im Jahr 2019.

Quelle: Reif und Schmücker (2021a). Datengrundlage: Meteonomiqs und Amt Buisum-Wesselburen.

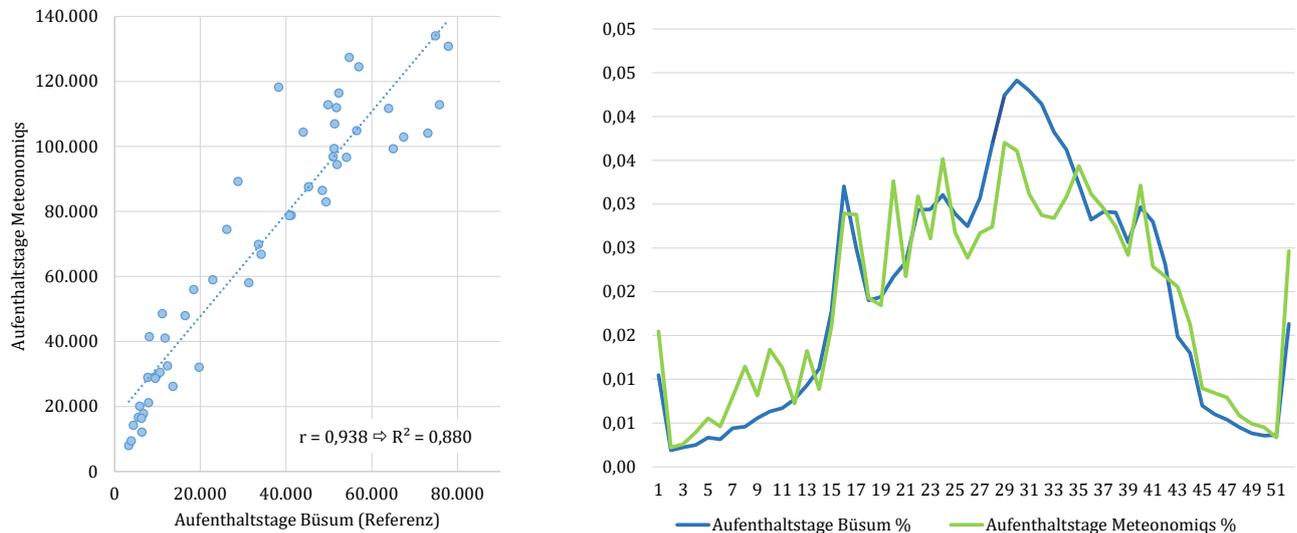


Abb. 17: Passive GPS-Daten und Referenzdaten. Ergebnisse der Korrelation (links) sowie prozentuale Verteilung der Jahressumme nach KW (rechts).

Quelle: Reif und Schmücker (2021a). Datengrundlage: Meteonomiqs und Amt Buisum-Wesselburen.

3.2.3 Ambient Geospatial Information

Die im Rahmen von Posts auf Social-Media-Kanälen generierten Location Events lassen sich für eine Analyse touristischer Bewegungsmuster heranziehen. Bei den geographischen Metadaten handelt es sich in der Regel um ein Nebenprodukt des eigentlichen textlichen oder photographischen Inhaltes und wird daher in Abgrenzung zu Volunteered Geographic Information (VGI) (Kapitel 3.3.2) als Ambient Geospatial Information (AGI) beschrieben (Bauder & Hologa, 2020; Stefanidis et al., 2013). Gleichwohl kann es hier auch zu Überschneidungen kommen, da Nutzer durchaus bewusst den Standort im Rahmen von Social-Media-Posts hinzufügen können, bspw. im Falle von Instagram (Winsky & Zimmermann, 2020). Die Grenze zwischen VGI und AGI ist demnach fließend – auch da bei vielen anderen Daten Raumkoordinaten „nebenbei“ miterfasst werden und demnach AGI auch als Oberbegriff verstanden werden kann. Gängigerweise lassen sich jedoch die Begrifflichkeiten AGI und VGI im Oberbegriff *crowdsourced geographic information* zusammenfassen, der sowohl aktive als auch passive Beiträge umfasst und den Fokus auf die räumliche Dimension der Inhalte richtet (See et al., 2016) (**Abb. 18**, rechts).

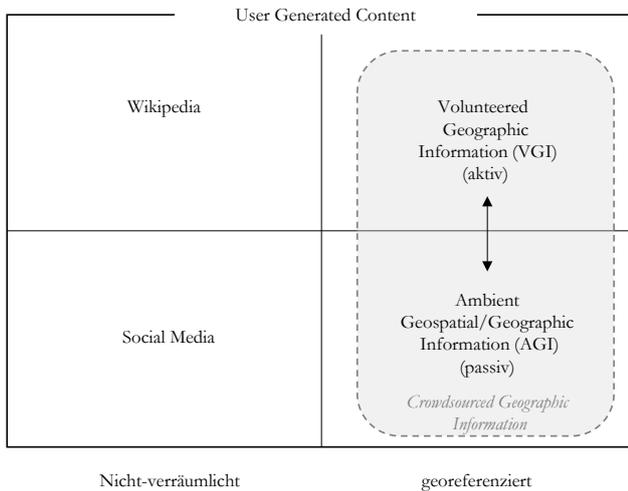


Abb. 18: Einordnung von AGI und VGI.

Quelle: Übersetzt, abstrahiert und verändert auf Basis von See et al. (2016).

AGI lassen sich auf drei Arten gewinnen (Hardy, 2020, S. 64): (1) mit Hilfe einer Programmierschnittstelle bzw. einem application programming interface (API), (2) mit Hilfe von scraping, also des Auslesens von Daten der entsprechenden Seite, bspw. mit Hilfe eines Python-Skriptes oder (3) manuell. Das Sammeln dieser Daten wird – in Abgrenzung zu *crowdsourcing* bei VGI – als *crowdharvesting* bezeichnet (Bauder & Hologa, 2020) (**Tab. 3**).

	VGI	AGI
Nutzer	aktiv	passiv
Daten	Tracks, Punkte	Punkte
Empirie	crowdsourcing	crowdharvesting
Maßstab	meist regional	meist global
Beispiel	Outdooractive-Tour	Twitter-Post

Tab. 3: Unterscheidung von VGI und AGI.

Quelle: Eigene Darstellung.

Trotz einer geringen Anzahl georeferenzierter Twitter Posts von unter 1% (Sloan et al., 2013) wird der Microblogging-Dienst Twitter oft bemüht, um Informationen über touristische Aktionsräume zu generieren, da sich selbst bei dieser geringen Menge durchaus einige Erkenntnisse generieren lassen. In einer vielzitierten Forschungsarbeit zeigen Hawelka et al. (2014) auf, dass sich mit Hilfe von geolokalisierten Twitter-Nachrichten das Volumen von internationalen Reisenden nach Wohnsitz des Reisenden schätzen und sich demnach globale Muster der menschlichen Mobilität im Sinne von interregionalen touristischen Aktionsräumen abbilden lassen. Auch in Bezug auf intraregionale Aktionsräume zeigen Chua et al. (2016) anhand ihrer Studie in Cilento (Süditalien) die Nutzbarkeit von geogetaggtten Twitter-Posts auf. Die Nutzung von Twitter geht sogar einen Schritt weiter, in dem diskutiert wird, ob die Datenquelle als Ersatz für offizielle Tourismusstatistiken herangezogen werden kann (Aagesen et al., 2020).²⁹ Bisweilen wird auch künstlerisch an das Thema herangegangen. So hat zum Beispiel der Datenkünstler Eric Fischer eine globale, frei scrollbare Karte erstellt, die Posts von Einheimischen

²⁹ Eine Diskussion, die auch bei passiven Mobilfunkdaten (Kapitel 3.2.1 und Kapitel 5.1) in den letzten Jahren verstärkt geführt wurde (vgl. hierzu Ahas et al., 2014).

und Touristen visualisiert (Fischer, o. J.). Bei blauen Punkten handelt es sich dabei um Tweets von Personen, die in einer Stadt über einen Zeitraum von einem Monat oder mehr getwittert haben (Locals), während es sich bei den roten Punkten um Tweets von Personen handelt, die in der jeweiligen Stadt weniger als einen Monat lang getwittert haben (Tourists) (Fischer, o. J.). Auch wenn diese Definition nicht mit der internationalen Definition von Tourismus einhergeht (s. o.), lassen die Ergebnisse im Falle von Los Angeles (**Abb. 19, 1**) und Paris (**Abb. 19, 2**) allgemein bekannte touristische Räume in den Städten erkennen. Im Falle von Los Angeles sind anhand der roten Bereiche bspw. der Flughafen LAX und Santa Monica (Westen), Long Beach (Süden), Disneyland Anaheim (Osten) sowie die Downtown und Hollywood (Norden) sichtbar. Auch in Paris lassen sich die wichtigsten Sehenswürdigkeiten wie der Eiffelturm, der Arc de Triomphe oder die Sacré-Coeur nachvollziehen.

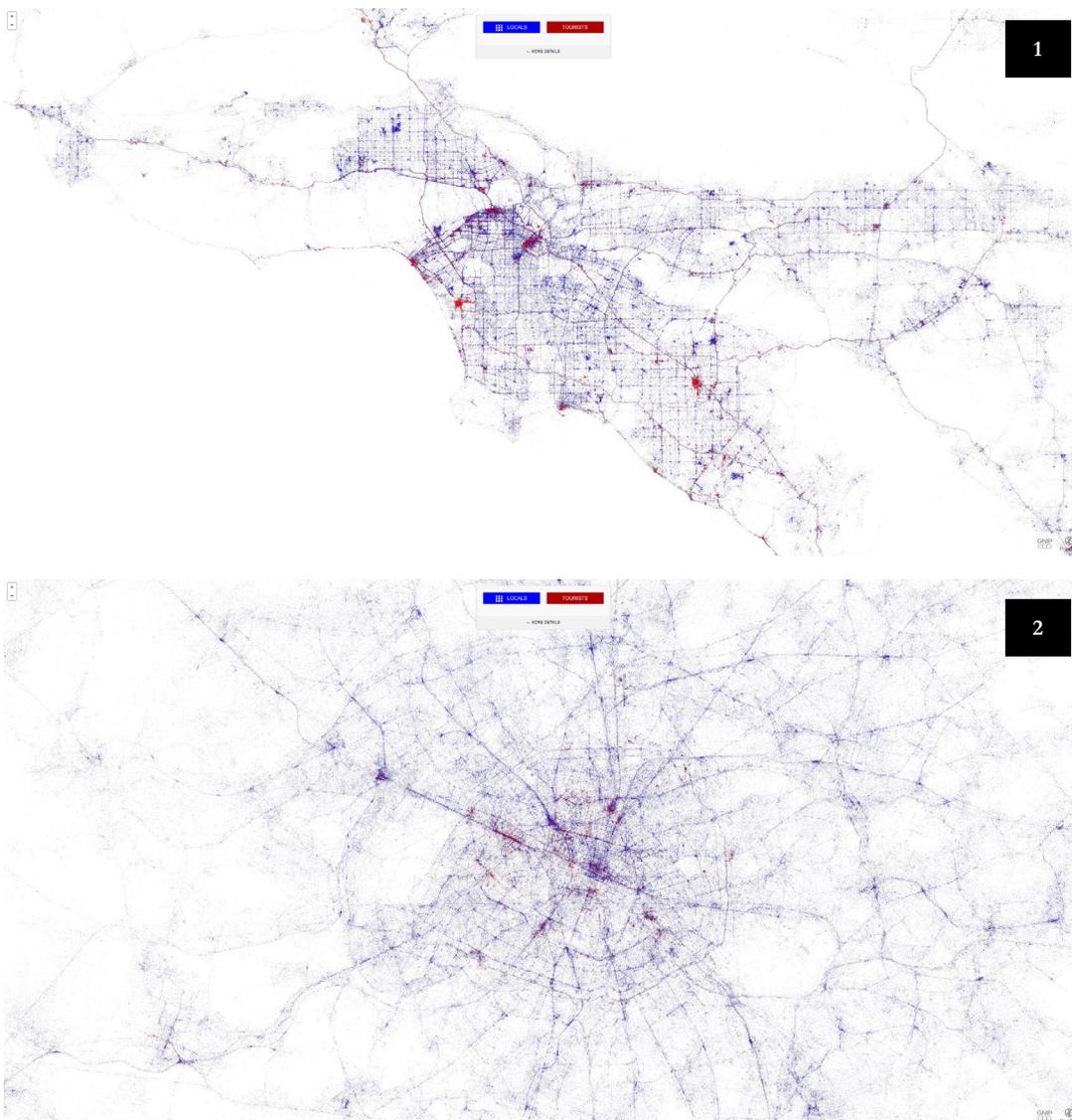


Abb. 19: Tweets von Touristen und Einheimischen in Los Angeles (1) und Paris (2).

Quelle: Fischer, o. J..

Neben Twitter eignen sich auch andere Social-Media-Kanäle zur Identifikation touristischer Aktionsräume. Anhand von Daten des chinesischen Microblogging Dienstes *Weibo* weisen Chen et al. (2021) internationale Reisemuster von Chinesen nach, die Australien besucht haben. Aber

auch insbesondere die Fotocommunity Flickr (Girardin et al., 2008; Kádár, 2013, 2014; Kisilevich et al., 2010; Önder et al., 2016; Sun & Bakillah, 2013; Vu et al., 2015) und Instagram (Mukhina et al., 2017; Paül i Agustí, 2020; Tenkanen et al., 2017) werden genutzt.

Salas-Olmedo et al. (2018) analysieren in ihrer Arbeit über den digitalen Fußabdruck von Städtetouristen Daten aus Twitter, des Empfehlungsdienstes Foursquare und des Sharing-Dienstes Panoramio, um Aufenthaltsorte von Touristen in Madrid zu bestimmen. Sie kommen u. a. zur Erkenntnis, dass eine Datenquelle nicht ausreicht, um das komplexe städtetouristische Verhalten anhand von geogetaggtten Informationen zu analysieren. Mit Hilfe von räumlicher Autokorrelation (Anselin, 1995) weisen die Autoren nach, dass sich anhand aller Datenquellen statistisch signifikante Hotspots touristischer Aktivität im Stadtzentrum von Madrid zeigen. Heikinheimo et al. (2017) vergleichen bei ihrer Studie in einem Nationalpark in Finnland, Informationen über das raumzeitliche Erleben aus Social-Media-Quellen mit denen, die im Rahmen von konventionellen Umfragen erhoben werden können. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass geogetaggte Social-Media-Informationen durchaus relevante Nutzungs-Informationen von Besuchern liefern. Sie können klassische Befragungen wie sie in Nationalparks laufen (in Deutschland als sozio-ökonomisches Monitoring (SOEM) bekannt) gewinnbringend ergänzen. Mit geographischen Informationen angereicherte Social-Media-Inhalte zeigen demnach insbesondere dann ihr Potenzial, wenn Bereiche analysiert werden, in denen kein Besuchermonitoring stattfindet (Heikinheimo et al., 2017).

Die Nutzung von Geotaggs zur Ermittlung touristischer Aktionsräume wird jedoch auch kritisch diskutiert. So wird nicht nur auf den höchst selektiv stattfindenden Prozess der Auswahl von hoch zu ladenden Fotos und weiteren Inhalten verwiesen (Bauder, 2019; Salas-Olmedo et al., 2018), sondern auch auf die mangelnde Repräsentativität aufgrund unterschiedlicher Nutzerkreise der Plattformen (Bauder & Hologa, 2020). Letzten Endes handelt es sich um eine – mehr oder weniger bewusst getroffene – Auswahl von Fotos/Schriftstücken eines Nutzers mit dahinterstehenden Motiven wie bspw. der Wirkung von Prestige und nicht um ein durchgehendes Tracking eines touristischen Aufenthalts. Vor diesem Hintergrund betont Bauder (2016, S. 30) auch das Potenzial, welches sich aus einer Kombination von AGI und aktivem GPS-Tracking (Kapitel 3.3.1) ergeben kann: „Der Mehrwert aus der Analyse [...] basiert auf der kombinierten Beantwortung der zwei Fragen „Welche Orte wurden besucht?“ und „Wie bilden Touristen den eigenen Aufenthalt ab?“. Dies entspricht der räumlichen und inhaltlichen Verschneidung von tatsächlichen Mobilitätspfaden mit den für die Wiedergabe ausgewählten Orten und kann über eine Kombination von GPS-Bewegungsdaten und lokalisierten Foto-Daten erfolgen.“

3.2.4 Internet-Websites

Tracking über das Internet ist eine weitere Möglichkeit, Aussagen über das raumzeitliche Verhalten von Touristen auf der Makro-Ebene zu tätigen. Eine wesentliche Rolle dabei spielt das *scraping* um Daten zu Aufenthaltsorten von Personen zu extrahieren und zu analysieren. Google ist hier die zentrale Datenquelle und es finden sich mehrere Arbeiten, die Daten von Google nutzen. Die Daten sind entweder öffentlich zugänglich, werden via *scraping* erlangt oder von Unternehmen zur Verfügung gestellt. Insbesondere die Arbeit mit Google-Daten für die Prognose von Touristenankünften nimmt eine bedeutende Rolle ein (Dinis et al., 2019). Ein Beispiel hierbei ist Google Popular Times. Bei dem Google Dienst handelt es sich um für verschiedene Points of Interest zur Verfügung gestellte Auslastungsinformationen auf Basis der Android-Nutzung (**Abb. 20**). Es finden sich nur wenige empirische Arbeiten, die an diesen „Datenschatz“ von Google kommen. Ein Beispiel für die Nutzung von Google Popular Times als Prognoseinstrument für das Besuchsverhalten von Konsumenten ist die Arbeit von Möhring et al. (2021). Die Autoren sind mit Hilfe einer eigens für die Analyse entwickelten Software in der Lage zu zeigen, dass Kundenrezensionen einen signifikanten Einfluss auf die durchschnittliche Besucherzahl von Restaurants haben. Auch Google Analytics – ein Tool, mit dem Unternehmen

ihre Websitebesucher tracken können – wird als Instrument genutzt, um zukünftiges Mobilitätsverhalten zu prognostizieren (Gunter & Önder, 2016). Mehrere Studien zeigen auf, dass auch Google Trends, mit denen Suchtrends im Internet identifiziert werden können, sich als Prognoseinstrument für Touristenankünfte eignen (Höpken et al., 2019; Vosen & Schmidt, 2011). Für Deutschland im Speziellen konnten bspw. Bokelmann und Lessmann (2019) für deutsche Urlaubsregionen nachweisen, dass Daten aus Google Trends zur Vorhersage genutzt werden können und zeigen auf, dass die Daten insbesondere dazu dienen, schnelle Schätzungen vor Veröffentlichungen der offiziellen Touristenankünfte zu liefern.

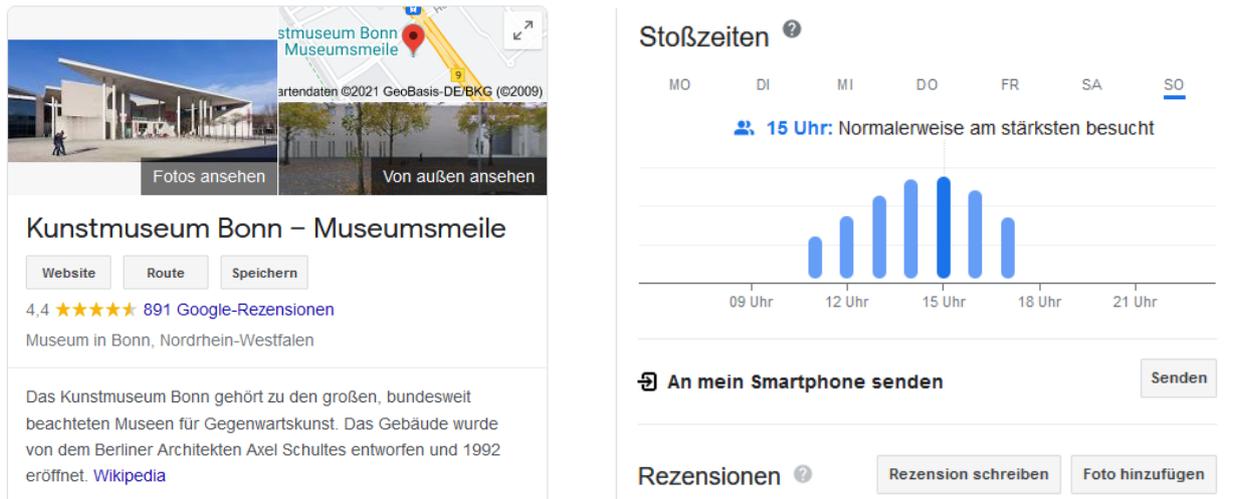


Abb. 20: Stoßzeiten im Kunstmuseum Bonn an einem Sonntag laut Google Popular Times.

Quelle: Eigener Screenshot Google Suche „Kunstmuseum Bonn“ am 30.05.2021.

3.2.5 Weitere Datenquellen

Auch die Fernerkundung lässt sich zur Ermittlung von Besucherströmen einsetzen. Die Nutzung von Satellitendaten als Ergänzung oder Ersatz zur amtlichen Statistik, bspw. zur Flächenstatistik wird bereits diskutiert (Arnold & Kleine, 2017). Satellitenbilder sind jedoch (noch) sehr teuer und insbesondere aufgrund der zeitlichen Auflösung für tourismusspezifische Aussagen eher ungeeignet (Schmücker, 2021).

Romero Palop et al. (2019) untersuchen die digitalen Spuren, die bei der Nutzung von Kreditkarten (Zahlungen und Abholung von Bargeld) von den Karteninhabern entstehen, um Transaktionen als „touristisch“ oder „nicht-touristisch“ zu klassifizieren. Kreditkarteninformationen können in zweifacher Hinsicht als Datenquelle zur Ermittlung touristischer Aktionsräume wertvoll sein. Es können nicht nur Aussagen über raumzeitliches Bewegungsverhalten getätigt werden, sondern dieses Wissen lässt sich auch direkt mit den sich aus diesem Verhalten generierten wirtschaftlichen Effekten verknüpfen. Auf dieser Grundlage können also Aussagen zu raumzeitlichen Umsatzhotspots getätigt werden. Ein Beispiel, wo dies anhand von Daten von Mastercard umgesetzt wurde, ist die Stadt London (London First & EY, 2019). Allerdings besteht hierbei noch weiterer Forschungsbedarf hinsichtlich der korrekten Identifikation touristischer Transaktionen unter Einbehaltung des Datenschutzes sowie hinsichtlich der Validitätsprüfung solcher Daten. Da die Unternehmen Mastercard und Visa bereits entsprechende Produkte am deutschen Markt platzieren, wird diese Datenquelle in Zukunft sowohl in Forschung als auch Praxis voraussichtlich verstärkt zum Einsatz kommen.

3.3 Meso-Ebene

3.3.1 Aktives GPS-Tracking

Zur Abgrenzung von *passivem* GPS-Tracking (Kapitel 3.2.2) wird nachfolgend *aktives* GPS-Tracking beschrieben, welches sich dadurch auszeichnet, dass den zu trackenden Personen (i. d. R. Touristen) eine Tracking-Applikation in Form eines GPS-Loggers zur Verfügung gestellt wird. Der GPS-Logger ist in der Lage, vergangene Wege aufzuzeichnen und trackt die entsprechende Person – je nach Einstellung – im Sekundentakt.³⁰ Die zu trackenden Personen sind demnach aktiv an dem Prozess beteiligt. Während beim passiven GPS-Tracking prinzipiell weltweit Bewegungsräume aufgezeichnet werden können, zeichnet sich aktives GPS-Tracking dadurch aus, dass i.d.R. nur ein kleiner Raum abgebildet werden kann, bspw. eine Stadt, ein National-, Themen- oder Erlebnispark etc. Die Methode lässt sich folglich den Stichprobenuntersuchungen zuordnen, die bspw. bei Gästebefragungen in Destinationen zum Einsatz kommen. Während es sich bei passiv generierten GPS-Daten um Big Data handelt, handelt es sich bei aktiven GPS-Daten um Small Data (Schmücker & Reif, 2021a). Ein Sonderfall stellen *tailormade* Forschungsapplikationen bzw. Bespoke-Apps (Hardy, 2020) dar, die auf das Smartphone der zu trackenden Personen geladen werden und so den GPS-Empfänger des Endgerätes nutzen und neben der Tracking-Funktion zumeist auch eine Befragungsfunktion sowie eine Informationsfunktion über die Destination etc. bieten (Hardy, 2020, S. 136). Dieser Ansatz ist insofern vielversprechend, als dass er das Aushändigen von GPS-Loggern umgeht und somit Zeit und Kosten erspart. Entsprechend wird er in einigen wissenschaftlichen Studien genutzt (Hardy et al., 2017; Thimm & Seepold, 2016; Yun & Park, 2015). Gleichwohl stellen die geringe Bereitschaft von Personen, derartige Apps zu installieren (Thimm & Seepold, 2016) sowie der aufwendige Programmierprozess Forscher vor vielfältige Herausforderungen.

Aus methodischer Sicht hat aktives GPS-Tracking den Vorteil, dass es in verschiedenen Kombinationen eingesetzt werden kann, wie z. B. Fragebögen (Bauder & Freytag, 2015), Fragebogen- und Reiseführeranalyse (H.-J. L. Weber & Bauder, 2013), Visitor Employed Photography (Edwards et al., 2010) und Biosensing (Shoval et al., 2017). Aus geographischer Sicht kann GPS-Tracking zudem in verschiedenen Räumen eingesetzt werden, wie z. B. in einem städtischen Kontext (Bauder et al., 2014), in Schutzgebieten (Beeco & Hallo, 2014), Nationalparks (Hardy & Aryal, 2020), Themenparks (Birenboim et al., 2013), Zoos (Birenboim et al., 2015), historischen Städten (McKercher et al., 2019), ländlichen Räumen (Thimm & Seepold, 2016), aber auch mit Fokus auf unterschiedliche touristische Segmente, z. B. Kreuzfahrttouristen (Shoval et al., 2020) und Eventbesucher (Pettersson & Zillinger, 2011).

Auf eine weitere Darstellung dieser Datenquelle wird an dieser Stelle verzichtet, da die Artikel 2 (in Kombination mit einer Befragung) und Artikel 3 (in Kombination mit Biosensing) im Rahmen der kumulativen Dissertation diese Datenquelle und Funktionsweise im Detail betrachten (Kapitel 5.1).

3.3.2 Volunteered Geographic Information

Der Begriff Volunteered Geographic Information (VGI)³¹ wird von Goodchild (2007) im Rahmen seiner Beobachtungen zur verstärkten Erstellung geographischer Inhalte im Internet von Laien entwickelt. Er sieht sie als eine besondere Form des user-generated-content an (Goodchild, 2007). Geographische Informationen werden von Usern bewusst mit anderen geteilt, online gestellt und damit einer breiten Öffentlichkeit zugänglich gemacht. Zu nennen sind hier bspw. Plattformen wie die Openstreetmap oder Wikidata. Somit ergeben sich bei VGI

³⁰ Für eine detaillierte Beschreibung der technischen Funktionsweise der GPS-Technologie sei auf Bauder (2014) verwiesen.

³¹ Zum Unterschied zwischen VGI von AGI siehe Kapitel 3.2.3.

Schnittmengen mit offenen, crowd-generierten Inhalten im Rahmen von tourismusrelevanten Open Data Beständen (Schmücker et al., 2021).

Auch geographische Informationen, die von so genannten Mobile Health Applikationen (mHealth-Apps) (Byambasuren et al., 2018) einer breiten Öffentlichkeit zugänglich gemacht werden, lassen sich dem Bereich von VGI zuordnen (Hardy, 2020, S. 90). Hierbei handelt es sich um Smartphone-Applikationen wie Komoot, Outdooractive, Adidas Running, Strava oder auch Google Fit, bei denen Sportler und Nicht-Sportler ihre Aktivitäten (Laufen, Radfahren, Wandern etc.) in Form von Routen im entsprechenden sozialen Netzwerk teilen. So können bspw. bei Outdooractive Outdoorbegeisterte ihre Wander-, Fahrrad- oder Lauftouren planen und sowohl die geplanten als auch die gegangenen Touren mit der Community teilen und online veröffentlichen. Dadurch entsteht eine vielfältige Sammlung von freizeitbezogenen Aktionsräumen (**Abb. 21**).



Abb. 21: Insel Amrum: Volunteered Geographic Information.

Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: Outdooractive. Touren der Outdooractive-Plattform, die die Insel Amrum berühren.

Schön aufbereitete Karten wie die globale Heatmap von Strava (Strava, 2021), ein US-amerikanisches soziales Netzwerk zum Teilen der sportlichen Aktivitäten der Nutzer, zeigt das Potenzial solcher freiwillig zur Verfügung gestellter Tracks in dem sich weltweit Wege von Joggern, Fahrradfahrern und Wintersportlern spielerisch in einer Karte visualisieren lassen. Das Beispiel Bonn (**Abb. 22**) zeigt die von Strava-Nutzern öffentlich zur Verfügung gestellten Laufrouen. Beliebte Wege entlang der Rheinbrücken, der Uferwege, in der Rheinaue sowie im Siebengebirge lassen sich gut identifizieren.³²

³² Für die technischen Hintergründe und zur Entstehung der globalen Heatmap siehe Robb, 2017.



Abb. 22: Öffentlich zur Verfügung gestellte Laufwege in Bonn der Strava Heatmap
Quelle: Strava (2021)

Gleichwohl bleibt bei derartigen Visualisierungen und der Nutzung von VGI unklar, ob es sich um *touristische* Frequenzdaten handelt. Dadurch, dass es sich in erster Linie um Freizeitaktivitäten handelt, ist die Nutzung für den Tourismus kritisch zu sehen. Weitere Forschung ist hier erforderlich, um touristische Tracks von denen der Einheimischen unterscheiden zu können. Ebenfalls muss berücksichtigt werden, dass die Informationen nur von einer speziellen Zielgruppe vorliegen und demnach nicht repräsentativen Charakter haben, da die verschiedenen Apps unterschiedliche Zielgruppen ansprechen. Auch der Zugang zu den Daten ist nicht immer einfach, da nicht alle Unternehmen eine API zur Verfügung stellen (Hardy, 2020, S. 98). Ähnlich dem Instagrammability-Effekt von Reisezielen (Seeler et al., 2021) ist es bei VGI problematisch, dass Routen in sozialen Netzwerken geteilt werden, die die Kernbereiche von Schutzgebieten berühren. Deren Popularität wiederum sorgt dafür, dass ökologisch sensible Bereiche einem größeren Nutzungsdruck ausgesetzt sind und vielfältige negative Begleiterscheinungen wie Artenverlust und Müll auftreten (Melde, 2021). Die Analyse von VGI kann jedoch gleichzeitig helfen, divergierende oder gar konkurrierende Nutzungsräume je Aktivitätsart (Fahrrad, Laufen, Wintersport) in Naturparks festzustellen und dies bei zukünftigen Planungsprozessen zu berücksichtigen (Norman et al., 2019).

Daten aus mHealth-Apps haben zusätzlich die Besonderheit, dass neben freiwillig zur Verfügung gestellten Daten zum raumzeitlichen Verhalten von Sportaktivitäten, auch sehr persönliche Informationen über die Körperfunktionen bereitgestellt werden können. Dazu zählen verbrauchte Kalorien, Daten zum Puls, Schrittzahl etc. Hier ergeben sich Schnittmengen zum Biosensing (Kapitel 5.3). Der Trend zum Monitoring und zum Teilen eigener Körperfunktionen mit Hilfe von „Wearables“ (Selftracking (Strüver, 2021)) macht Personen im alltäglichen Leben somit zu „agents for data collection“ (Steenbruggen et al., 2015, S. 338). Diese Körperfunktionsdaten können mit Geokoordinaten angereichert werden, um so neue Erkenntnisse über das raumzeitliche Verhalten von Touristen zu gewinnen und die damit in Zusammenhang stehenden Erlebnisse vor Ort auf emotionaler Ebene zu messen. Auch wenn bislang keine Arbeiten bekannt sind, die mit crowd-generierten Biosensingdaten arbeiten, ist es wohl nur noch eine Frage der Zeit, bis hier erste Versuche unternommen werden. Gleichwohl legten Forschungsansätze aus der Stadt- und Raumplanung, insbesondere die frühen Arbeiten von Nold (2009), Zeile et al. (2009), Hogertz (2010) sowie die neueren Arbeiten von Osborne und Jones (2017)

und Paül i Agustí et al. (2019) methodische Grundsteine in der Georeferenzierung von Biosensing-Daten – hier aber im Rahmen von aktivem GPS-Tracking (Kapitel 3.31 und 5.3). Aus Planungssicht ergeben sich dadurch vielfältige neue Erkenntnisse über das städtische Erleben. Als Pioniere in Deutschland kann hier die Forschungsgruppe des Projekts „Urban Emotions“ angesehen werden.³³ So untersuchen Schlosser und Zeile (2018) mithilfe einer Kombination von physiologischer Messung und GPS-Tracking die Wahrnehmung von städtischen Angsträumen oder das Sicherheitsempfinden beim Radfahren in der Stadt (Zeile et al., 2016). Birenboim et al. (2019) zeigen in ihrer Untersuchung in Utrecht, dass insbesondere auf stark befahrenen Straßen und deren Überquerung die Hautleitfähigkeit signifikant höher ist als in neutraleren Umgebungen (Parks, Wasserläufe, etc.), was auf Stress zurückzuführen ist. In der Tourismusforschung sind solche Ansätze bislang noch wenig zu finden (Kapitel 5.3).

3.3.3 Weitere Datenquellen

Die von lokalen oder regionalen Destinationsmanagementorganisationen herausgegebenen oder verkauften Destination Cards können ebenfalls eingesetzt werden um das raumzeitliche Verhalten zu analysieren (Scuderi & Dalle Nogare, 2018; Zoltan & McKercher, 2015). Die Gästekarten – physisch oder digital auf dem Smartphone – werden von Destinationen an Touristen ausgehändigt, um Kunden einen Mehrwert zu bieten, bspw. eine kostenfreie Nutzung des ÖPNV in der Region oder vergünstigten Eintritt in Freizeit- und Kultureinrichtungen. Bei Nutzung dieser Karten hinterlassen Touristen jeweils zumeist Orts- und Zeitstempel, die anonymisiert ausgewertet werden können. So konnten bspw. Zoltan und McKercher (2015) mittels Clusteranalyse vier Touristengruppen anhand ihrer Kartennutzung im Tessin identifizieren, die ein unterschiedliches raumzeitliches Verhalten aufwiesen. Durch die Verknüpfung mit den durchgeführten Aktivitäten zeigten die Autoren auf, dass offenbar die räumliche Struktur des Reiseziels einen größeren Einfluss auf die Aktionsräume hat als die Produktstruktur des Reiseziels.

Destinationen stehen durch den Ausbau der digitalen Infrastruktur (Gästekarten, Beacons, WLAN etc.) und der damit einhergehenden Etablierung von Smart Destinations weitere Datenquellen zur Ermittlung des raumzeitlichen Verhaltens zur Verfügung. Bei einem auf das Konzept von *Smart Cities* zurückgehenden Verständnis von *Smart Tourism* als Tourismus, der Daten aus unterschiedlichen Quellen aggregiert und mit dem Ziel ausgewertet, wirtschaftliche Effizienz, Nachhaltigkeit und Erlebnisqualität zu steigern (Gretzel et al., 2015), können *Smart Destinations*, als Teilmenge eines Smart Tourism definiert werden, in der Technologie, Tourismusdestination und Mensch in einem Dreiklang miteinander interagieren (Foltin & Horster, 2020). Solche Interaktionen können in Destinationen, die nach dem Corporate-Modell (Flagestad & Hope, 2001) organisiert und koordiniert werden, wesentlich einfacher von einem zentral gesteuerten Unternehmen umgesetzt werden, als dies bei klassischen europäischen Destinationen, die nach dem Community-Modell (Flagestad & Hope, 2001) und somit unter Einbezug vieler unterschiedlicher Akteure organisiert sind, der Fall ist (Foltin & Horster, 2020). Beispiele für solche Corporate-Modell-Destinationen sind Skigebiete, Festivals, Freizeitparke oder auch Kreuzfahrtschiffe, die mit Hilfe von digitalen Messmethoden wie radio-frequency identification (RFID), Near Field Communication (NFC), Beacons oder WLAN nicht nur durch die Ausgabe von Wearables oder Smartphone-Apps an den Gast die touristischen Aktionsräume innerhalb der Destination nachzeichnen können, sondern gleichsam auch einen Nutzen für den Gast generieren (Echtzeitinformationen, geringere Wartezeiten, individualisiertes Reiseerlebnis etc.) (Foltin & Horster, 2020). Gleichwohl ist der Zugang zu diesen Daten deutlich erschwert.

³³ www.urban-emotions.com.

3.4 Mikro-Ebene

3.4.1 Lasersensoren

Unter Sensoren werden an einem Ort verbaute Messgeräte verstanden, die mit verschiedenen technischen Möglichkeiten Frequenzdaten von Passanten bereitstellen. Neben Lasersensoren und Wifi- bzw. Bluetoothscannern (Kapitel 3.4.2) lassen sich auch weitere Funktionsprinzipien wie Lichtsensoren, Infrarotsensoren, Drucksensoren, Magnetsensoren, Radarsensoren, optische Kameras und Videosensoren hinzurechnen (Schmücker, 2021). Die Messgeräte lokaler Sensorik können darüber hinaus anhand unterschiedlicher Parameter klassifiziert werden (bspw. nach Flächensensoren und Durchgangszählern, der Installationsart, Richtungserkennung, Stromversorgung oder Datenübertragung) (Schmücker, 2021).

Die Plattform Hystreet³⁴ kann als ein prominentes Beispiel für Lasersensorik angesehen werden. Mit Hilfe von Überkopf-Laserscannern lassen sich Aussagen über die Passantenfrequenzen in Einzelhandelsstraßen tätigen. Eine Visualisierung der mit Hilfe der Laser generierten Daten eines ausgewählten Zeitraums für die Sternstraße in Bonn (**Abb. 24**) erlaubt nicht nur die Identifikation saisonaler Nachfragespitzen an Samstagen, sondern zeigt auch eindrücklich den während des ersten Lockdowns erlebten Nachfragerückgang im Monat April 2020 auf.

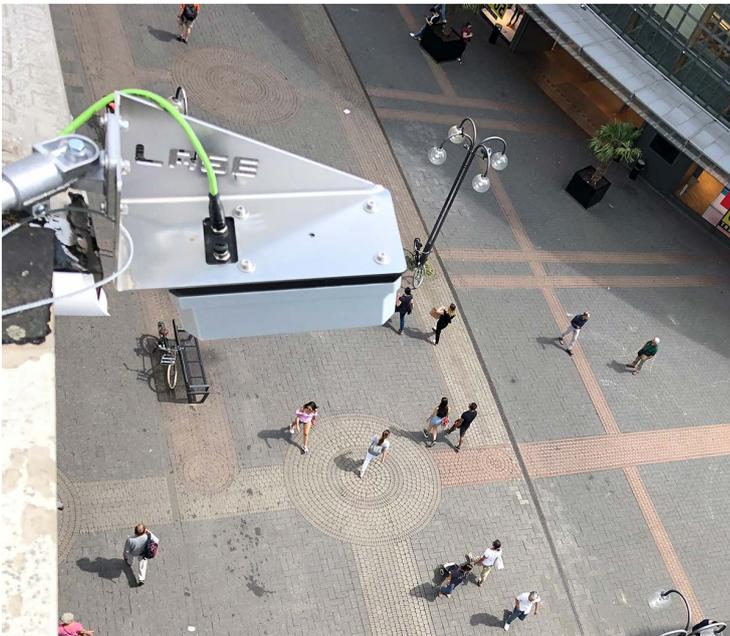


Abb. 23: Hystreet-Sensor PeCo LC.

Quelle: Hystreet (2021).

³⁴ www.hystreet.de.

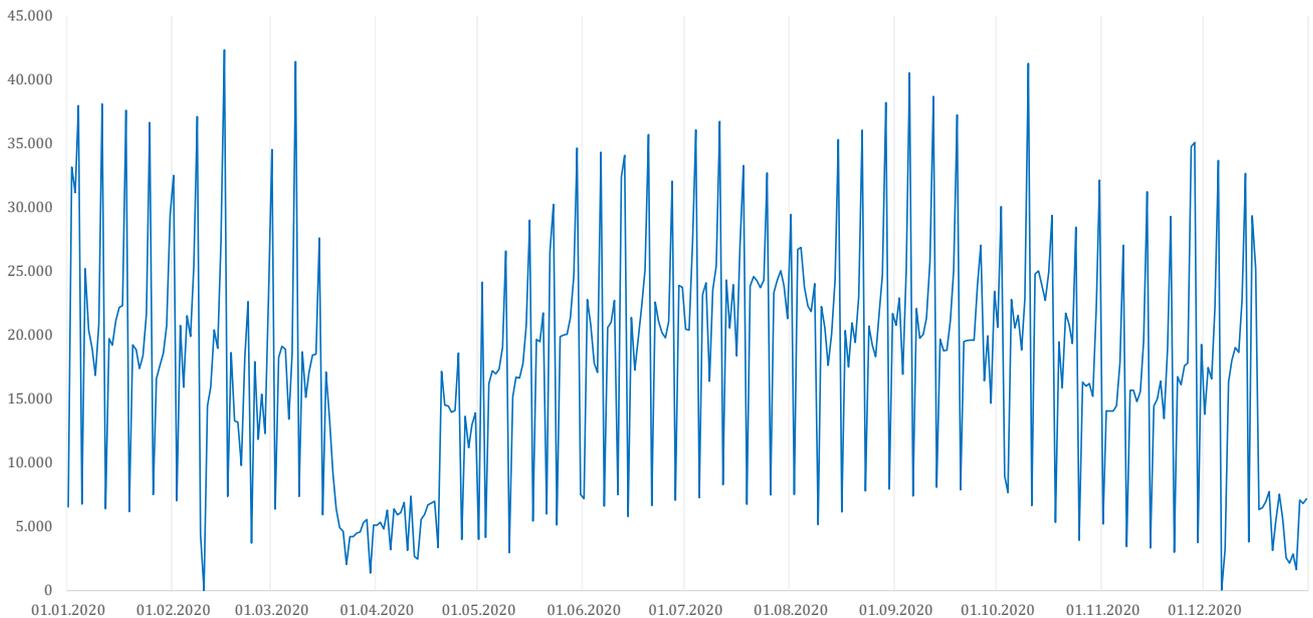


Abb. 24: Passantenfrequenzen Sternstraße, Bonn.

Quelle: Eigene Darstellung. Datengrundlage: Hystreet.

Die Covid-19-Pandemie führte dazu, dass in vielen Destinationen verstärkt über das digitale Besuchermanagement nachgedacht wurde (Kapitel 6.1). So standen auf einmal Fragen zu Kapazitätsauslastung von Hotspots und wie Besucherströme besser gelenkt werden können im Vordergrund. Vielerorts wurden daher kurzfristig Projekte initiiert, die entweder – wie bspw. an der Seebrücke in St. Peter-Ording (**Abb. 25**) – mit Hilfe von Kameras inkl. Künstlicher Intelligenz (KI)-Modul oder laserbasierten Sensoren die Zu- und Abgänge zum Strand messen. Diese Daten fließen in einen zentralen Datenhub und werden für den Endnutzer in Form eines Ampelsystems ausgespielt (**Abb. 26**). Daten, die mit Hilfe von lokal verbauter Sensorik generiert werden können, zeichnen sich durch eine hohe Genauigkeit aus, da für den Bereich, den sie beschreiben, in der Regel von einer Vollerhebung ausgegangen werden kann – die abgedeckte Reichweite hingegen bleibt aufgrund der festen Installation deutlich eingeschränkt (Schmücker, 2021).

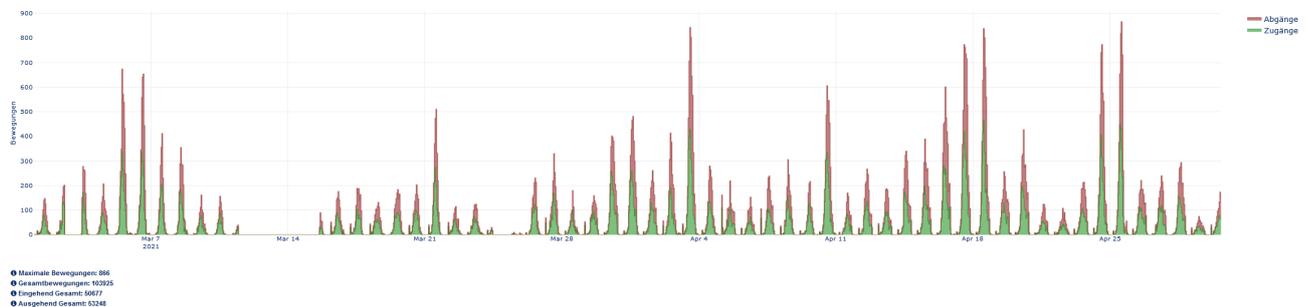


Abb. 25: Backend: Zu- und Abgänge im Zeitraum vom 01.03.2020 – 30.04.2021 auf der Seebrücke St. Peter-Ording.

Quelle: Eigener Screenshot des internen Bereichs des Portals www.sh-beach.de

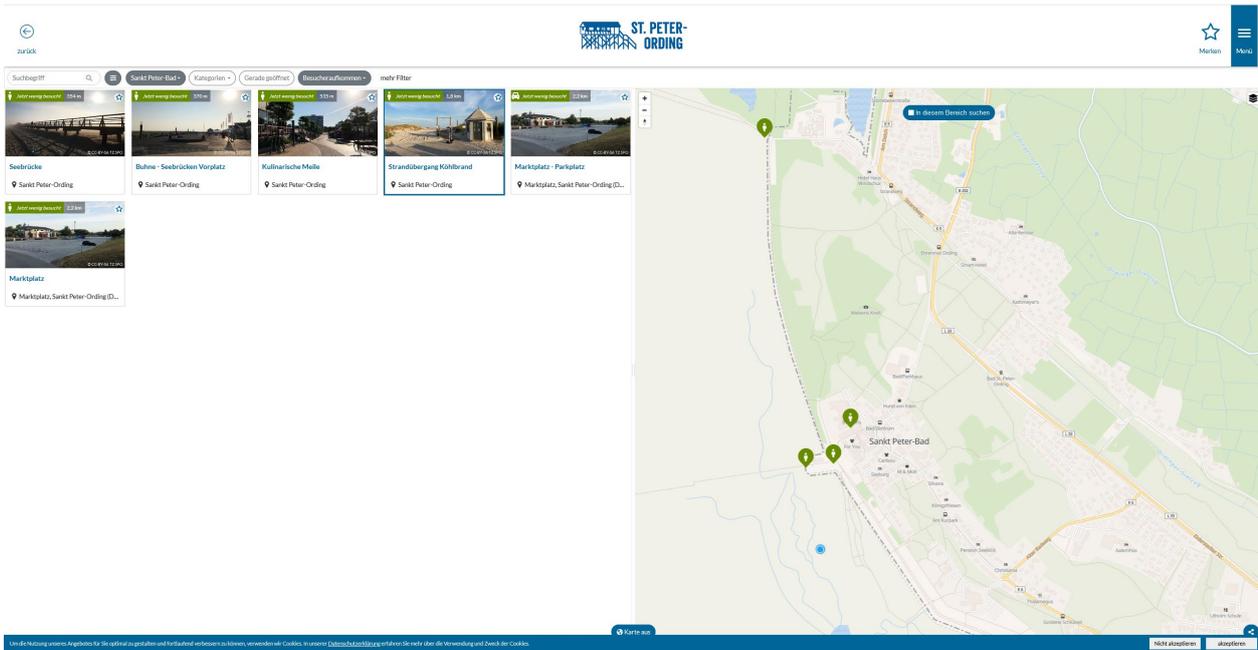


Abb. 26: Frontend: Information zur aktuellen Auslastung auf Basis von lokaler Sensorik in St. Peter-Ording am 01.06.2021 (20:56 Uhr).

Quelle: Tourismus-Zentrale St. Peter-Ording (2021).

3.4.2 Bluetooth und WiFi

An einem Ort installierte Bluetooth Scanner erfassen die Bluetooth-Signale, die Mobiltelefone aussenden kontinuierlich und registrieren jeden einzelnen Log (Oosterlinck et al., 2017). Da jedes Endgerät eine einzigartige Media Access Control-Adresse (MAC-Adresse) besitzt, ist es möglich, passiv und – sofern nicht vorher oder im Rahmen einer ausgehängten Information – unbemerkt Gäste zu zählen und zu identifizieren (Delafontaine et al., 2012). Dabei können keine personenbezogenen Informationen wie Name, Alter, Wohnort etc. ausgelesen werden, gleichwohl ist es mit dieser Methode möglich, wiederkehrende Besucher zu erkennen und – im Falle von mehreren verbauten Scannern auf kleiner Fläche – auch Bewegungen von Personen (Endgeräten) im Raum zu identifizieren. Das Endgerät, welches von einem bestimmten Scanner erkannt wird, wird im Log des entsprechenden Scanners registriert (Proximity-Prinzip) (Oosterlinck et al., 2017). Nach demselben Prinzip scannen so genannte WiFi-Zählgeräte nach MAC-Adressen von Endgeräten in der Umgebung (Yamamoto et al., 2021), die versuchen sich in (bekannte) umliegende WLAN-Netze automatisch einzuloggen. Mittlerweile gibt es auch Beacon-Lösungen, die es erlauben, in einem Gerät sowohl die Bluetooth- als auch die WiFi-Signale zu erfassen.³⁵

Eine vielbeachtete Arbeit zum Bluetooth-Tracking ist die Studie von Versichele, Neutens, Delafontaine und van de Weghe (2012). Bei einem Festival in Gent waren die Autoren in der Lage, anhand von Bluetooth-Scannern an 22 Standorten Besucherzahlen und deren Aufenthaltsdauer, den Anteil wiederkehrender Besucher zu generieren und gleichsam Karten von Besucherströmen zu erstellen, die die raumzeitliche Verteilung der Besuche darstellen. Insbesondere die Identifikation wiederkehrender Besucher, auch die Erkennung genutzte Verkehrsmittel sowie die Möglichkeit des Trackings auch in Innenräumen, was beim GPS-Tracking nicht möglich ist, wird von den Autoren als ein Mehrwert beschrieben. Das erfolgreiche Tracking anhand der von Bluetooth-Scannern registrierten MAC-Adressen in Innenräumen wurde auch von Oosterlinck et al. (2017) bestätigt, die die Methode in einem belgisches Einkaufszentrum

³⁵ <https://www.sonobeacon.com/>.

anwenden und dort mit Hilfe von über fünfzig Scannern in einem neunzehntägigen Zeitraum knapp 20.000 eindeutige MAC-Adressen von Kunden registrierten.

Wie bei vielen anderen digitalen Datenquellen bleibt auch hier die Validität der Daten unklar. Zwar messen WiFi- oder Bluetooth-Scanner reliable Daten, jedoch stellt sich die Frage, wie viele Personen sich bspw. hinter einer geloggtten MAC-Adresse verbergen. In St. Peter-Ording ist neben der laserbasierten Sensorik auch ein WiFi-Zählgerät an der Seebrücke installiert. Eine Kombination dieser beiden Messwerte sowie der Abgleich mit manuellen Zählungen zu bestimmten Zeiten, kombiniert mit einer kurzen Befragung der Gäste um eine Quote für bestimmte Besuchergruppen zu erhalten, würde den Daten einen zusätzlichen Mehrwert liefern und Aufschluss über die Validität geben. Oosterlinck et al. (2017) kombinierten die Bluetooth-Signale bspw. mit manuellen Zählungen basierend auf Videomaterial einer Sicherheitskamera. Eine ermittelte Quote von unter zehn Prozent im Verhältnis der gezählten Personen und der identifizierten MAC-Adressen macht deutlich, dass die Methode in Bezug auf eine exakte Volumenbestimmung deutliche Schwächen hat. Gleichwohl bieten solche Quoten ein gutes Potenzial auf die tatsächliche Menschenmenge zu projizieren. Mit einer ähnlichen Methode und Quote (13%) konnte so bspw. die Menschenmenge bei der Flandern-Rundfahrt im Jahre 2011 von Versichele, Neutens, Goudeseune et al. (2012) geschätzt werden. Der Vorteil der Methode ist, dass die Geräte kostengünstig und auch leicht und schnell in der Destination zu installieren sind.³⁶ In Bezug auf den Datenschutz wird die Methode jedoch bisweilen kritisch diskutiert (Hardy, 2020, 127f) (Kapitel 6.2).

3.4.3 Weitere Datenquellen

Die insbesondere in Großbritannien stattfindende steigenden Überwachung des öffentlichen Raumes durch Kameras (Closed Circuit Television, CCTV) (Belina, 2010) führt nicht nur zu einem sich an die Überwachungsräume anpassenden räumlichen Verhaltens von Personen (Bauder, 2020), sondern auch zu der Möglichkeit, die Daten im Rahmen von Personenzählungen mit standardisierter Technik³⁷ für Frequenzanalysen zu nutzen. So können bspw. die Daten von Überwachungskameras genutzt werden, um anhand von Autokennzeichen internationale (Tagestouristen bei Einfahrt nach Spanien zu identifizieren um eine bessere Abschätzung über das Aufkommen internationaler Einreisender zu erhalten (Izquierdo Valverde et al., 2016).

Da im Rahmen von Overtourism-Diskussionen auch immer wieder die Parkplatzproblematik und Verkehrsprobleme als häufigste negative Begleiterscheinung des Tourismus sowohl von Nachfrager (Eisenstein & Schmücker, 2021) als auch von Angebotsseite (Bayerisches Zentrum für Tourismus, 2021a) genannt werden, werden verstärkt LiDAR-Sensoren (Light Detection and Ranging) bei der Messung von Frequenzen in Destinationen genutzt, die besonders zur Identifizierung von Objekten wie Autos gut geeignet sind. Dabei handelt es sich um „[...] ein dem Radar verwandtes Verfahren, bei dem aber nicht Radiowellen, sondern Laserstrahlen zum Einsatz kommen. Der wesentliche Vorteil von LiDAR-Sensoren ist ihre Fähigkeit, dreidimensionale Flächenaufnahmen als Punktwolke zu erstellen. Damit können verschiedene Objekte identifiziert und ihre Bewegung innerhalb des Erfassungsbereiches nachvollzogen werden, ohne dass personenbezogene Daten erfasst oder verarbeitet werden müssen.“ (Schmücker, 2021, S. 22).

³⁶ WiFi-Tracker gibt es bereits unter einhundert Euro für Destinationen am Markt (bspw. Destination.box von neusta tourism) (Schmidt, 2020).

³⁷ Bspw. mit Hilfe von Analysesoftware wie Camlytics (<https://camlytics.com>).

4 Zwischenfazit

Bislang kann für eine digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume festgehalten werden, dass auf den Grundlagen aus Kapitel 2 touristische Aktionsräume wie folgt beschrieben werden können:

- Im Gegensatz zu den Aktionsräumen von Personen ausgehend vom Wohnort, beinhaltet der *touristische* Aktionsraum die sich von Touristen durch die Wahrnehmung verschiedener Aktivitäten ergebenden räumlichen Bewegungen im nicht-alltäglichen Destinationsraum und auf dem Weg dorthin. Sie umfassen demnach intra- und interregionale Aktionsräume.
- Der touristische Aktionsraum unterscheidet sich sowohl von dem wahrgenommenen als auch vom objektiv-physisch vorhandenen Destinationsraum. Er ist eine Teilmenge.
- Der touristische Aktionsraum wird durch das Handeln von Touristen konstruiert.
- Touristische Aktionsräume werden durch strukturelle und individuelle Faktoren beeinflusst, die sich gegenseitig bedingen.
- Touristische Aktionsräume haben intendierte und nicht-intendierte Auswirkungen (sozial, ökologisch, ökonomisch).
- Touristische Aktionsräume lassen sich mit Hilfe von analogen und digitalen Methoden und Datenquellen messen und kartographisch abbilden.

Die klassische Frage der in Kapitel 2.1 beschriebenen Aktionsraumforschung „Wer macht was, wann, wo, wie oft, wie lange und warum?“ (Schwesig, 1985, S. 206) lässt sich auf den Tourismus und auch für die digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume übertragen mit:

Wer verreist von wo, wohin, wie bewegt er sich zum und am Reiseziel und wie lange verweilt er dort? Welche Aktivitäten unternimmt er vor Ort und welche Auswirkungen haben diese Aktivitäten (auf das Reiseziel, auf das Individuum, auf andere Menschen) und wie lassen sich die Wegebeziehungen (inter- und intraregional) dieser Reise als auch die Effekte mit Hilfe von digitalen Methoden und Datenquellen messen?

Weiterhin wurde bislang deutlich, dass sich durch die dynamische Entwicklung der Informations- und Kommunikationstechnologie vielfältige neue Möglichkeiten ergeben, Personen in Zeit und Raum zu tracken. Insbesondere der Entwicklung von Big Data wird im Kontext der touristischen Aktionsraumforschung eine große Bedeutung zugeschrieben, auch wenn die Nutzung und deren Auswirkung auf Forschung und Gesellschaft bisweilen kritisch betrachtet werden. Die vielfältigen digitalen Datenquellen zur Messung touristischer Aktionsräume lassen sich mit Blick auf ihre räumlichen Abdeckung und Aussagekraft in Datenquellen auf der Makro-, Meso- und Mikro-Ebene klassifizieren, die jeweils ihre spezifischen Stärken und Schwächen der Erfassung vorweisen. Dabei sind einige Datenquellen zur Ermittlung touristischer Aktionsräume nur wenig erprobt. Unklarheiten bestehen nicht nur hinsichtlich standardisierter Analysetechniken, sondern auch in Bezug auf Reliabilität und Validität der Daten als auch der Nutzbarkeit der Daten für die Identifikation von touristischer Mobilität in Abgrenzung zu anderen

Mobilitätsformen. Die in Kapitel 3 beschriebenen Datenquellen werden in **Tab. 3** zusammenfassend dargestellt und hinsichtlich der mit Blick auf die Zielsetzung der vorliegenden Arbeiten relevanten Merkmale beschrieben. Dabei werden die einzelnen Datenquellen bezüglich der Möglichkeiten zur Identifikation von Touristen (+ gering; ++ mittel; +++hoch), der Verfügbarkeit von Kontextinformationen wie soziodemographische Merkmale, Reisemotive etc. (+ wenig, ++mittel, +++ viel), der Kosten (+ gering, ++ mittel, +++ hoch) sowie des Datenschutzes (+ problematisch, ++ diskutabel, +++ unproblematisch) abgeschätzt.

Datenquelle	Maßstabsebene	Beispiel, Anbieter	Aktionsräume	Charakter	Tracks oder Punktdaten	Identifikation von Touristen	Kontextinformationen	Kosten	Datenschutz
Passive Mobilfunkdaten	makro	Teralytics	Inter/Intra	passiv	Punkt/(Tracks)	+	+	+++	++
Passives GPS-Tracking	makro	MBM Micromarketing, Wetter.com	Inter/Intra	passiv	Punkte/Tracks	++	++	++	++
Ambient Geospatial Information	makro	Twitter	Inter/Intra	passiv/aktiv	Punkt	+	++	+	+
Internet Websites	makro	Google Popular Times	Intra	passiv	Punkt	+	+	++	++
Aktives GPS-Tracking	meso	Tailormade	(Inter)/Intra	aktiv	Punkte/Tracks	+++	+++	++	+++
Volunteered Geographic Information	meso	Outdooractive	(Inter)/Intra	aktiv	Punkte/Tracks	+	++	+	++
Destination Cards	meso	Hochschwarzwald Card	(Inter)/Intra	passiv/aktiv	Punkte	++	++	+	++
Lasersensoren	mikro	Lufthansa Industries	Intra	passiv	Punkte	+	+	+	+++
Bluetooth/WiFi	mikro	Neusta, destination.box	Intra	passiv	Punkte	+	+	+	+

Tab. 4: Datenquellen einer digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume.

Quelle: Eigene Darstellung

Der nachfolgende zentrale Teil der kumulativ angelegten Dissertation beinhaltet je Unterkapitel einen veröffentlichten bzw. zur Veröffentlichung angenommenen Artikel, der wiederum von einer kurzen Einführung und einer Diskussion umrahmt wird. Aus der Makro-Ebene wird eine Datenquelle im Detail betrachtet (passive Mobilfunkdaten). Auf Meso-Ebene erfolgt im Rahmen von zwei Artikeln eine ausführliche Auseinandersetzung mit dem aktiven GPS-Tracking mit jeweils unterschiedlichen Methodenkombinationen. Durch die drei Artikel erfolgt eine detaillierte Beschäftigung mit ausgewählten neuen Datenquellen der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume sowie eine kritische Diskussion der jeweiligen Stärken und Schwächen.

Folgende drei Artikel werden für die kumulative Dissertation berücksichtigt. Eine detaillierte Übersicht findet sich in **Tab. 4**.

- (1) Reif, J. und Schmücker, D. (2020). Exploring New Ways of Visitor Tracking using Big Data Sources: Opportunities and Limits of Passive Mobile Data for Tourism. *Journal of Destination Marketing and Management* 18, <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100481>
- (2) Reif, J. (2019). Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 11(2), 257–287. <https://doi.org/10.1515/tw-2019-0015>
- (3) Reif, J. und Schmücker, D. (*in publ.*). Understanding tourist's emotions in time and space: Combining GPS-Tracking and biosensing to detect Spatial Points of Emotion. *Journal of Spatial and Organizational Dynamics*.

Artikel	1	2	3
Status	veröffentlicht am 15.09.2020	veröffentlicht am 19.09.2019	akzeptiert für die Veröffentlichung am 07.09.2021
Autor	Julian Reif & Dirk Schmücker	Julian Reif	Julian Reif & Dirk Schmücker
Jahr	2020	2019	<i>in publ.</i>
Titel	Exploring New Ways of Visitor Tracking using Big Data Sources: Opportunities and Limits of Passive Mobile Data for Tourism.	Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg	Understanding tourist's emotions in time and space: Combining GPS-Tracking and biosensing to detect Spatial Points of Emotion.
Review	Double-blind	Double-blind	Double-blind
Zeitschrift	<i>Journal of Destination Marketing and Management</i>	<i>Zeitschrift für Tourismuswissenschaft</i>	<i>Journal of Spatial and Organizational Dynamics</i>
Sprache	Englisch	Deutsch	Englisch
Maßstabsebene	makro	meso	meso
Aktionsräume	Inter- und intraregional	intraregional	intraregional
Datenquelle	Passive Mobilfunkdaten	Aktives GPS-Tracking	Aktives GPS-Tracking

Methodenkombination	-	Befragung	Wristband (Biosensing), Eye-Tracking, Interviews
Datenart	Big Data	Small Data	Small Data
Inhaltsebene	Feasability, Identifikation von Touristen	Bestimmung von Aktionsräumen, Wahrnehmung von Crowding	Feasability, Identifikation von räumlichen Emotionen
Methodologie	quantitativ	quantitativ	Mixed-methods
Empirie	Sekundäranalyse	Primärerhebung	Primärerhebung
Betrachtungsräume	Deutschland/Hamburg/St. Peter-Ording/Büsum	Hamburg	Büsum

Tab. 5: Übersicht der Artikel der kumulativen Dissertation.

Quelle: Eigene Darstellung.

5 Kumulativer Teil der Dissertation

5.1 Makro-Ebene: Passive Mobilfunkdaten

5.1.1 Einführung

Der Artikel „Exploring new ways of visitor tracking using Big Data sources: Opportunities and Limits of Passive Mobile Data for Tourism“ beschäftigt sich mit der Frage, welchen Beitrag passive Mobilfunkdaten (Makro-Ebene) für die Messung touristischer Aktionsräume leisten können. Mit Hilfe von passiven Mobilfunkdaten lassen sich raumzeitliche Bewegungsmuster von Personen nachvollziehen. Der Nutzung dieser Daten wird in der tourismusgeographischen Forschung ein großes Potenzial beigemessen. Insbesondere in der internationalen Forschung, allen voran aus Estland (Ahas et al., 2008), wird mit den Daten bereits seit langer Zeit in der Mobilitätsforschung gearbeitet. In Deutschland gibt es bislang kaum Literatur, die die Nutzung dieser Daten aus tourismusgeographischer Sicht betrachtet (Reif, 2019a). In dem Artikel werden die Möglichkeiten, aber auch Grenzen dieser Datenquelle aufgezeigt und ein konzeptioneller Rahmen für die spezifischen Stärken und Schwächen des Einsatzes von passiven Mobilfunkdaten in der Tourismusforschung aus deutscher Sicht erarbeitet.

Die Erkenntnisse des Artikels basieren auf einer Sekundärdatenanalyse. Dies bedeutet, dass – im Gegensatz zu den zwei nachfolgenden Artikeln – keine eigene Empirie durchgeführt wurde, sondern bestehende Datensätze analysiert, visualisiert und interpretiert wurden. Im Rahmen von mehreren auftragsunabhängigen Forschungsprojekten des Autors durch seine Tätigkeit am Deutschen Institut für Tourismusforschung (DITF), konnten Datensätze des Mobilfunkanbieters Deutsche Telekom sowie Telefónica für wissenschaftliche Zwecke analysiert werden. Im Falle der Deutschen Telekom wurde das mehrere Schritte umfassende Datenanonymisierungsverfahren mit der Bundesbeauftragten für Datenschutz (BfDI) abgestimmt und genehmigt (N. Weber & Hitscherich, 2017). Ähnliche Anonymisierungsverfahren gelten für die Daten von Telefónica, die ebenfalls vom BfDI entwickelt und vom TÜV Saarland zertifiziert wurden. Vor dem Hintergrund strenger Datenschutzregulierungen in Deutschland, die u. a. im Ergebnis dafür sorgen, dass die Mobilfunksignale nach 24 Stunden re-anonymisiert werden und so ein Tracking einzelner Signale über einen längeren Zeitraum hinweg – je nach Mobilfunkanbieter – unmöglich machen,³⁸ verfolgt der Artikel drei zentrale Fragestellungen:

- (1) Inwieweit können passive Mobilfunkdaten verwendet werden, um Touristen von Nicht-Touristen gemäß internationaler Definition der UNWTO zu unterscheiden?
- (2) Wie können passive Mobilfunkdaten genutzt werden, um touristische Aktionsräume zu identifizieren?
- (3) Was sind zukünftige Implikationen für die Tourismusforschung und Implikationen für Destinationsmanagementorganisationen (DMO) für die praktische Arbeit mit passiven Mobilfunkdaten?

³⁸ Bei Teralytics gab es die Möglichkeit, im Rahmen einer Datenanonymisierungsplattform für einzelne Signalstichproben in Abhängigkeit von der Fallzahl Aussagen über die Home- und Worklocation zu tätigen.

5.1.2 Publikation

Reif, J. und Schmücker, D. (2020). **Exploring New Ways of Visitor Tracking using Big Data Sources: Opportunities and Limits of Passive Mobile Data for Tourism.** Journal of Destination Marketing and Management 18, <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100481>



Contents lists available at [ScienceDirect](https://www.sciencedirect.com)

Journal of Destination Marketing & Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jdmm



Exploring new ways of visitor tracking using big data sources: Opportunities and limits of passive mobile data for tourism

Julian Reif^{a,*}, Dirk Schmücker^{a,b}

^a DITF – German Institute for Tourism Research at the West Coast University of Applied Sciences, Heide, Germany

^b NIT Institute for Tourism Research in Northern Europe, Kiel, Germany

ARTICLE INFO

Keywords:

Big data
Passive mobile data
Tourist tracking
Spatio-temporal behaviour
Identification of tourists

ABSTRACT

Passive mobile data (PMD) are event data recorded by mobile network operators (MNOs) in the course of a consumer's use of mobile phones connected to public voice and data networks. Increasingly, MNOs provide such data for research and applications in tourism, anonymised according to national regulations and aggregated based on the technical and economic interests of the MNO. Alongside mobility research, it is evident that tourism research has been one of the early adopters of this data source. Possible applications of PMD in tourism research include the identification of tourists, the detection of temporal and spatial distribution patterns, and the analysis of spatial and temporal relations. However, a number of drawbacks have been identified. These include the results of anonymisation and aggregation procedures, and, most of all, the inability to identify tourist activities properly, as opposed to everyday or other non-tourist types of mobility. This paper analyses and aggregates the results of different research projects on different spatial levels in Germany in order to build a conceptual framework for the specific strengths and weaknesses of the use of PMD in tourism research. The study found that, at the current state of research, PMD can measure the mobility of people in space and time but are not suitable for correctly identifying tourists and distinguishing them from non-tourists. Destination management organisations (DMOs) that are working with PMD should be aware of these barriers and adapt their research questions accordingly. However, PMD can be a powerful instrument, particularly because of its high temporal and spatial granularity.

1. Introduction

The permanent generation, transmission and storage of digital data used in using mobile online devices opens up the possibility of going beyond standardised empirical surveys to potential new methods of observing tourist behaviour. People serve as sensors (Goodchild, 2007), leaving digital footprints that give researchers new ways of analysing their travel behaviour and producing new insights that were not possible using conventional market research methods. "A large part of the earth's population can now be used as a collection of data for (nearly) real-time, fine-grained spatial observations" (Steenbruggen, Tranos, & Nijkamp, 2015, p. 336). The tourism industry can be considered one of the pioneers in the application of new big data sources (Demunter, 2017). The rise of new information and communication technologies and new big data sources promises to mitigate the shortcomings of traditional surveys and to reduce the participants' burden. Data from social media (e.g. Önder, Gunter, & Gindl, 2019), booking services (e.g. Batiste e Silva

et al., 2018), destination cards (e.g. Zoltan & Mc Kercher, 2015) and passive mobile data (PMD) (e.g. Ahas, Aasa, Roose, Mark, & Silm, 2008) are already being used to identify the spatio-temporal behaviour of tourists.

Passive mobile data are signal data that are generated during the operation of mobile networks of all kinds (GSM with GPRS/EDGE, UMTS/HSPA, LTE/LTE Advanced and 5G New Radio). These data can be recorded in the network without any activity on the user's side: they are generated automatically as soon as a mobile device, cell tower and the IT-backend of the mobile network operator (MNO) communicate. However, due to barriers in data access, this topic has received little consideration in the international research literature, so studies in this area are still scarce (Li, Xu, Tang, Wang, & Li, 2018; Shoval & Ahas, 2016).

In Germany, MNOs currently in the market provide tourism Destination management organisations (DMOs) with aggregated and anonymised data in their respective network for the tourism industry (a

* Corresponding author. DITF – German Institute for Tourism Research at the West Coast University of Applied Sciences, Heide, Germany.

E-mail addresses: reif@fh-westkueste.de, reif@uni-bonn.de (J. Reif), schmuecker@fh-westkueste.de (D. Schmücker).

<https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100481>

Received 29 November 2019; Received in revised form 26 August 2020; Accepted 28 August 2020

Available online 15 September 2020

2212-571X/© 2020 Elsevier Ltd. All rights reserved.

fourth network operator is expected to enter the market in 2020 with the introduction of 5G New Radio). As the rising number of practical projects indicates, DMOs are interested in using those data to get new insights into visitor segments on which little information has been available so far (especially same-day visitors). Although MNOs offer PMD to the tourism industry, many challenges still have to be addressed, and necessary definitional work has to be done so that the data can be used effectively for (academic) tourism research and the practical purposes of a DMO respectively. This paper contributes to closing this gap by drawing on the author's experience in a number of destination management projects in Germany. More specifically, it analyses data from two research projects on different spatial levels (metropolitan and local) (Section 3.3) in order to build a conceptual framework for the specific strengths and weaknesses of the use of PMD in tourism research. The data and results focus on the use of PMD in Germany but can also be adapted for use in other European countries with similar data-protection rules.

In contrast to other papers that show applications of PMD under looser data protection rules (specifically in Estonia, see Ahas, Aasa, Mark, Pae, & Kull, 2007; Ahas et al., 2008; Kuusik, Tiru, Ahas, & Varblane, 2011; Nilbe, Ahas, & Silm, 2014; Raun, Shoval, & Tiru, 2020; Raun, Ahas, & Tiru, 2016; Saluveer et al., 2020; Tiru, Kuusik, Lamp, & Ahas, 2010), this paper shows the application of PMD in a stricter setting. Although an international or at least European perspective might be desirable, it has to be noted that both data-protection rules and data availability differ substantially between countries.

The following research questions were formulated and guided the research:

1. To what extent can PMD be used to discriminate tourists from non-tourists, according to international conventions?
2. How can PMD be used to identify tourist movement patterns?
3. What are the future implications for tourism research and practical implications for DMOs when working with PMD?

Beginning with a literature review and an overview of the current state of research (Section 2), a methodology for using passive mobile data, with a focus on describing current methods in the tourist identification process, is introduced in Section 3. Issues in identification and volume assessment are tackled in Section 4, which proposes three different approaches in detecting tourism activity out of PMD. Section 5 shows empirical evidence of PMD in depicting identification of visitor segments, inter-destination, and intra-destination movement patterns. Section 6 discusses the results and future implications for tourism research and for practical work with PMD by DMOs. The conclusions are presented in Section 7.

2. Literature review

2.1. A renaissance in tourist tracking

Due to new possibilities of tracking people digitally in space and time, the tracking of tourists is experiencing a renaissance. In a large body of literature (for a comprehensive list, see Shoval & Ahas, 2016), the spatio-temporal behaviour of tourists is receiving new attention, and the theoretical principles of the 1970s, such as that of time-geography (Hägerstrand, 1970) also seem to be *en vogue* again (Shoval, 2011). Researchers now have access to fine-grained data in space and time, allowing them to better comprehend the movement of people and to answer new research questions: "Tracking technologies are able to provide high-resolution spatial and temporal data that could potentially aid, augment, and advance research in various areas in the field of urban studies" (Shoval, 2008, p. 21). However, this is not only limited to the area of urban research.

From a DMO perspective, new digital tracking technologies offer numerous possibilities for answering questions within a sustainable

tourism development framework. Questions about carrying capacity, allocation of hotels or transport possibilities in a destination and nudging tourists towards more sustainable alternatives can thus be answered more easily and reliably compared to traditional survey methods. Furthermore, DMOs can use this knowledge in the development of new tourism products and concentrate marketing budgets more effectively, which, in turn, can lead to an improvement in the onsite experience for tourists or in tourism acceptance (Edwards, Dickson, Griffin, & Hayllar, 2010; Edwards & Griffin, 2013; Shoval and Ahas, 2016, 2018).

From a methodological point of view, there are many possibilities for empirically assessing tourists in space and time. Analogue methods are direct observation (Keul & Kühberger, 1996) and the time-(space)-budget method (Debbage, 1991), which are rarely used nowadays. Digital tracking methods, all of which have their specific advantages and disadvantages (Kellner & Egger, 2016), have become increasingly popular in recent times, especially in an urban context (Caldeira & Kastenholz, 2019). Altogether, GPS tracking (i.e. recording and analysing location signals received and recorded or redistributed by digital devices using satellite signals) seems to be the most commonly used technique to measure the spatio-temporal behaviour of tourists within the set of digital methods (Shoval & Ahas, 2016). Nevertheless, GPS tracking has its methodological challenges. The need for handing out the devices to participants at defined entry and exit points (Shoval & Isaacson, 2010) makes it time-consuming and thus expensive. Additionally, for app-based GPS tracking, willingness to participate is low (McKercher & Lau, 2009; Thimm & Seepold, 2016). To overcome these drawbacks, big data sources can be used to identify the spatio-temporal movement patterns of tourists.

2.2. Big data sources for tourist tracking

Big data are usually defined based on three main characteristics: volume, velocity and variety (Kitchin, 2013). These characteristics are also where the advantages of these new data sources over traditional market research methods in tourism lie. Big data are usually complete (high *volume*), they are available quickly (almost in real time, *velocity*) and come from a multitude of sources (structured, semi-structured and unstructured, *variety*). In recent times, many more 'v-words' have been used to describe big data sources, showing that the above-mentioned '3Vs' are not sufficient to define big data, as "there are multiple forms of big data" (Kitchin & McArdle, 2016, p. 8). Big data sources usually enable researchers and DMOs to analyse phenomena that traditional sample-based market research is not adequately able to detect. Kitchin and McArdle (2016, p. 8), sum up the differences of big data when they conclude: "Small data are slow and sampled. Big data are quick and n = all."

Frequently in tourism, big data can be described as data generated for some technical reason and then re-analysed for tourism research purposes (as is the case with PMD). Tourism research and DMOs can therefore often use big data as a secondary resource, as the data are not generated for specific touristic issues. Big data sources can therefore be classified for the purposes of tourism research into six domains with different characteristics in terms of the participation of the user in generating the data: mobile communication, sensors and wearable devices, cameras/lasers/satellites, business-process-generated data, websites and social media (Table 1).

Big data are of special interest for tourism (geography) in general and DMOs in particular if location information (usually geographical longitude and latitude) is attached (Bauder, 2019). An extra timestamp makes sure that the data source is well suited for research on the spatio-temporal behaviour of individuals. One of the great advantages of using big data is that facts no longer have to be asked about (e.g. a trip from A to B), as data traces can already be seen. However, one of the central requirements for the feasibility of big data for tourism research is distinguishing between tourist and non-tourist digital footprints. Tourist

Table 1
Big data sources with the potential for tourism and tourist tracking.

Domain	Category	Characteristic	Data type	Example
Mobile Communication	Device Data/Network	Passive	e. g. Passive Mobile Data e. g. Wi-Fi e. g. Passive GPS Data (Apps, ODK, SDK) e. g. Bluetooth	Raun et al. (2016) Bonné, Barzan, Quax, and Lamotte (2013) Brovelli, Minghini, and Zamboni (2016)
Sensors and Wearable Devices*	Device Data/Network	Active/passive	e. g. RFID/Beacons/NFC e. g. Physiological Sensors (Wristbands)	Versichele, Neutens, Delafontaine, and van de Weghe (2012) Pesonen and Horster (2012) Shoval, Schvimer and Tami (2018)
Cameras/Lasers/Satellites	Network	Passive	e. g. Closed Circuit Television e. g. Satellite Images/Meteorological Data	Geng, Du, and Liang (2019) Guo (2016)
Business Process-generated Data	Network	Active/passive	e. g. Financial Transactions e. g. Destination Cards e. g. Booking Engines	Romero Palop, Arias, Bodas-Sagi, and Lapaz (2019) Zoltan and McKercher (2015) Batista e Silva et al. (2018)
Websites	Network	Active/passive	e. g. Open Data e. g. Searches in Search Engines e. g. Clickstreams	Signorelli, Reis, and Biffignandi (2016) Bokelmann and Lessmann (2019) Ward and Shafaghi (2013)
Social Media	User Generated Data/Network	Active	e. g. Facebook, Twitter, Blogs e. g. Photo Data (instagram, Flickr etc)	Önder et al. (2019) Salas-Olmedo et al. (2018)

Source: Authors, based on Bauder (2019); Demunter (2017); Li et al. (2018). Note: * Data has to be generated automatically and not collected intentionally.

digital footprints or data traces from tourist activities occur if a person can be considered a tourist, as defined by international conventions (United Nations, 2010, see Section 4.2). whether big data traces derive from tourist or non-tourist activity is not only of practical relevance with respect to an under- or over-estimation of tourist demand and – for example – the resulting economic effects. There is also the risk of neo-positivist attitudes: based on an evaluation of online photo data, Bauder (2019) argues that posting pictures is a highly individual and selective process and that the results obtained from the analysis of such data (e.g. tourist itineraries) are often generated without hypothesising about or reflecting a causal relationship. Although there are critical voices on the use of big data, raising questions about the epistemological change (Boyd & Crawford, 2012), it must be acknowledged that big data can have a strong impact on the production of knowledge about (tourism) geography (Singleton & Arribas-Bel, 2019): “Big data analytics can be seen as a new research paradigm, rather than a uniform method, that may utilise a diverse set of analytical tools to make inferences about reality using large data” (Xiang, Schwartz, Gerdes, & Uysal, 2015, p. 121).

2.3. Application of PMD in tourism research

Although tourism research in the field of PMD is still in its infancy (mostly due to restricted data access and privacy concerns), some researchers have been working in this field for more than 10 years: in Europe, this began with a research group from the University of Tartu (Estonia). One of the first attempts to analyse PMD was the work of Ahas et al. (2007), who showed seasonal regional patterns based on roaming data. Their dataset and factor analysis revealed typical time-space seasonality patterns, whereby the coastal areas in Estonia are visited mostly during summer, and the continental inland is visited during the winter season.

In their pioneering work, Ahas et al. (2008) introduced call detail records (CDR) as a new source for tourism research and detected diverging activity spaces for Latvians and Russians based on their first call in Estonia. In showing that correlations between conventional tourism statistics and PMD are higher in highly frequented areas and lower in regions with little tourist activity, the authors conclude that PMD can be used as a new approach for marketing analyses and to improve tourism infrastructure.

Furthermore, mobile data can be used to identify repeat visitors and to show destination loyalty (Tiru et al., 2010). Based on a dataset

consisting of information about foreign visitors in Estonia who had visited the country in the past five years, the results demonstrated that repeat visitors made up to 30% of visitors, 64% of the number of visits and 70% of the total number of visiting days. Kuusik et al. (2011) investigated customer loyalty by using PMD; with mobile data, they were able to identify the duration, timing, density, seasonality and dynamics of visits and to distinguish repeat visitors.

The principle of distance decay (McKercher & Lew, 2003), which says that distance is a significant limiting factor that influences travel, can also be demonstrated using PMD: Nilbe et al. (2014) estimate distances travelled by event visitors using a passive mobile dataset on event visitors in Estonia in comparison to a group of regular visitors. Distance decay can be shown in both groups, but event visitors come to Estonia from shorter distances than regular visitors. Furthermore, Raun et al. (2016) use PMD to measure tourism destinations and demonstrate the application of big data in destination management. Using a set of data from foreign visitors in Estonia, they show that destinations can be differentiated by the geographical, temporal and compositional parameters of the visits.

The focus of the paper mentioned above is on the application of the data in tourism research and in analysing tourist behaviour. Statistical analyses, econometric models and case studies are common data processing techniques (Li et al., 2018). However, the question whether the data analysed in the above-mentioned body of research literature derives from touristic or non-touristic activities remains unanswered. For example, Raun et al. (2016) define tourism visitors (tourists) as all non-resident foreign visitors who use their mobile phones in Estonia and spend time in the country (without time limits). This means that data could also come from people who are passing through or come to Estonia for non-tourism reasons. In the case of international roamers, the probability of analysing actual tourist trips (as opposed to non-tourist trips) is quite high, but not given (see Section 4). However, Saluveer et al. (2020) propose a methodological framework for producing national tourism statistics from PMD. They use a negative definition of tourist signals when they classify all visitors who are not transit visitors, migrant workers or cross-border commuters as tourists. So far, there are only studies that focus on international roaming data, ignoring all the domestic tourist flows. Additionally, there are no scientific publications dealing with the specific situation in Germany.

In addition to the academic tourism literature, there is considerable debate about the usability of passive mobile data for tourism statistics. The key learnings from the ‘Feasibility study on the use of mobile

positioning data for tourism statistics (2012–2014) are that mobile data are highly consistent with reference statistics and can be made available much more quickly than data from traditional sources (Ahas et al., 2014). They can be used as quick indicators, as a calibration source and potentially to strengthen current tourism demand surveys through mixed-mode data collection (e.g. number and duration of trips). Nevertheless, the heterogeneity of rules and regulations concerning access to mobile positioning data did not allow for useful application in the EU. There is a broad range of countries with more liberal regulations and stricter regulations (e.g. Germany). For example, Saluveer et al. (2020) were able to identify visitor groups based on the function (number of days spent and visits made each month) and duration of their visits to Estland (inbound tourism). This was only possible as the MNO provided them with data for a continuous three-year period with pseudonymous IDs “which are constant for each individual phone user for the whole period” (Saluveer et al., 2020, p. 5). These procedures cannot be adopted in Germany, as data protection rules are relatively strict in Germany. This was already one result of the European feasibility study (Ahas et al., 2014). The rules which the MNO have to follow are not codified in a law or regulation, but are rather decided on a case-by-case basis by the regulation office. Although in the meantime, with the introduction of the General Data Protection Regulation (GDPR), European data-protection rules were changed, the main restriction for the use of PMD in Germany, the 24-h cut-off rule, remained untouched (see Section 3.2).

It is worth mentioning that, beyond tourism geography, there are some attempts to use PMD to investigate other geographical questions like generational differences in spatial mobility (Masso, Silm, & Ahas, 2019), internal migration (Blumenstock, 2012), estimating literacy rates (Schmid, Bruckschen, Salvati, & Zbiranski, 2017), measuring ethnic segregation (Silm, Ahas, & Mooses, 2018), mapping changes of residence (Kamenjuk, Aasa, & Sellin, 2017) and tracking population movements after disasters (Bengtsson, Lu, Thorson, Garfield, & von Schreeb, 2011).

3. Methodology for using PMD

3.1. Passive mobile data

Passive mobile data (PMD) are event data recorded by mobile network operators (MNOs) in the course of the mobile device's use of public voice and data networks. The term PMD is used in this paper rather than the more generic 'location data' from mobile phones to emphasise that these data are obtained without any activity on the part of the user other than having the device switched on. In contrast to other means of obtaining location data (e.g. GPS signals, Wi-Fi signals), which require at least some sort of activity (i.e. making the GPS or Wi-Fi signal accessible), PMD are obtained by the unassisted activity of the network components (see also Table 1).

The location information is generated by the connection between the mobile device and a network antenna on the corresponding cell tower (for technical network details, see Sauter, 2017). Position accuracy depends significantly on the density of the cell towers. The distribution of cell towers is more concentrated in urban areas compared to rural areas (Shoval & Isaacson, 2010); the cell size can range from a few hundred square metres to several square kilometres. In contrast to active mobile data (AMD) where the location of the mobile phone is queried actively over a radio wave and for which the permission of the owner is required, e.g. in emergencies (Ahas et al., 2008), PMD is stored automatically during the use of the device. One can define two different methods for collecting passive mobile data: Call detail records (CDR) and signalling data (for details on the extraction of data for analysis, see Ahas et al., 2014). Against the backdrop of rapidly changing behaviour in the use of smartphones (e.g. the use of messaging services), CDRs, which are only generated for billing purposes, are becoming less important (Demunter, 2017). Empirical evidence from analysing CDRs shows that the

event-triggered nature of those data produces a certain degree of bias in human mobility and that the results of the data have to be interpreted with caution (Zhao et al., 2016). However, this problem of temporal resolution is decreasing over time because the activity frequency of end devices is growing, and, thus, event signal density is increasing. MNOs collect and analyse all of the signalling data arising, including active cell changes (handovers) like calling (in- or outbound), sending/receiving SMS, usage of mobile internet and apps, switching the mobile device on and off and also passive events (e.g. automatic feedback from the mobile device to the cell).

3.2. Fundamental tourist identification processes in PMD

Ethical issues are of great concern when tracking tourists' tempo-spatial behaviour (Hardy et al., 2017). This is also the case in working with passive mobile data. Regulations in working with the data are strict, and only data from subscribers who have agreed to allow their data to be studied for statistical purposes (opt-in) can be used. Mobile signals are only analysed if there is a minimum of five signals per unit analysed. In Germany, MNO undergo a process of data anonymisation that has to be approved by the Federal Commissioner for Data Protection and Freedom of Information. A major result of this process is that the signals used have to be re-anonymised after 24 h. Against the backdrop of strict data protection regulations in Germany, identification of tourists in PMD datasets goes along the following basic lines (see Fig. 1):

- If the first signal from a mobile device and the last signal of the day are inside an area of interest (e.g. a tourism destination), the signal represents either a local inhabitant or an overnight tourist.
- If the first and last signals of the day are outside the area of interest, but inside this area during the day, the signal represents either a tourist day visitor or a commuter or some other group, e.g. day-to-day business visitors travelling for medical, administrative or other reasons.
- If the first signal of the day is inside the area of interest but does not reappear before the end of the day, the signal can represent an overnight tourist on their day of departure, a local inhabitant departing elsewhere for whatever reason or a late party guest (rehashing usually occurs at 3 a.m.). If the signal reappears within the same national network, the last signal of the day can be found for these cases. If the device travels abroad, it disappears, leading to the false impression that the last signal was inside the area of interest.
- In contrast, the first signal of the day outside the area of interest and the last signal of the day inside the area of interest may represent an overnight tourist on the day of arrival or a local inhabitant returning from a stay outside. Again, international roaming signals may simply appear, leading to a false impression.

The false identification of users of international roaming services can be mitigated, but not overcome, by looking specifically at traffic hubs such as stations and airports. The problem of correctly identifying tourists in such a setting is evident and will be addressed in more detail in Section 4 of this paper.

3.3. Data sources

In the course of analysing opportunities and limits in the use of PMD in tourism research, two datasets were used from two MNOs in Germany. The first dataset was provided by Motionlogic, a spin-off of Deutsche Telekom. The focus was on the analysis of same-day visitors to the city of Hamburg. For this reason, activity data from 40 million mobile devices in Germany were evaluated and extrapolated to the total German population based on Deutsche Telekom's local market share at the place of origin for domestic guests. Although the urban research area of Hamburg is densely covered by mobile phone antennae, smaller city districts had to be combined for analysis. The dataset enabled us to

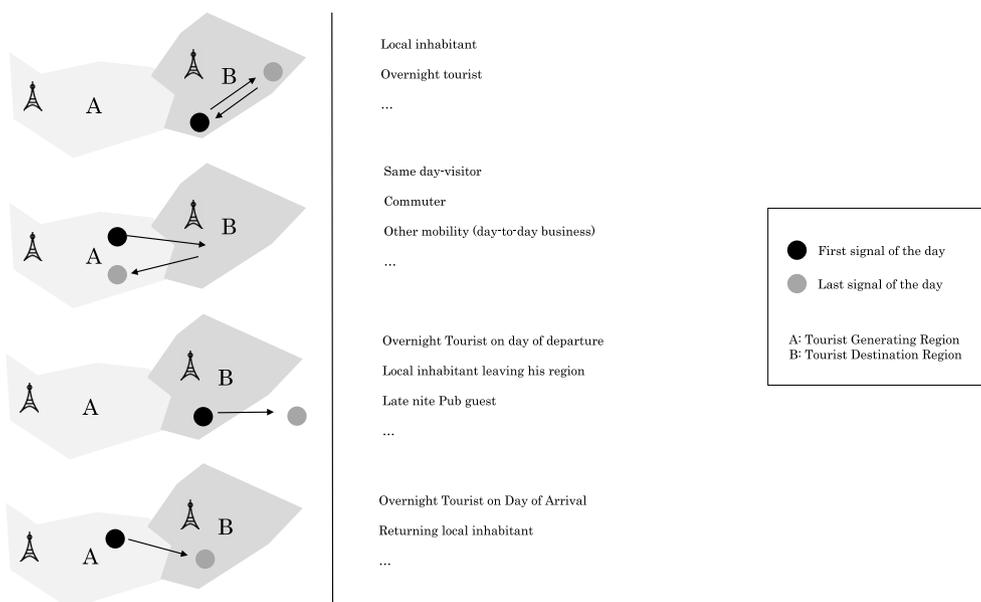


Fig. 1. Model of tourist and non-tourist-movement identification using PMD. Source: Authors

analyse visitor flows to and in Hamburg on a monthly basis from May 2017 through April 2018, covering data from 401 source regions (based on administrative urban and county districts in Germany) and 98 destinations (city districts) in Hamburg. Additionally, analysis of intra-destination movement patterns for same-day visitors between the districts in Hamburg was possible on an annual basis. A domestic same-day visitor was defined as a person whose first and last mobile signals were recorded in the period between 3.00 a.m. and 2.59 a.m. the following day outside the city limits of Hamburg and had at least a 120 min stay in Hamburg.

The second dataset was supplied by Telefónica Next. Data were available for May and August 2018 on a daily basis for the seaside resorts St. Peter-Ording and Büsum, located on the North Sea coast of Germany. In order to restrict the area, the respective municipal boundaries were used. Extrapolation to the total German population based on geographically differentiated market shares and calibration was performed on the basis of socio-economic structural data such as differentiated census data. For this study, extrapolated and non-extrapolated data were used. Unlike in the first data set, Telefónica’s data anonymisation process allowed for the identification of home and work locations of device users and, thus, different segments could be identified using the logical classification described in Section 4.2.1.

Both datasets underwent a process of data anonymisation that was approved by the Federal Commissioner for Data Protection and Freedom of Information before being handed over to the authors. Although both sample sizes cover the entire demand of one MNO, which is more or less a third of the German population, signals from other suppliers do not appear in the specific sample.

4. Issues in identification and volume assessment

One of the main challenges in working with passive mobile data for tourism purposes is the correct identification of tourists versus non-tourists within the vast number of anonymised electronic signals and based on the fundamental procedures described above. This section shows three ways to implement such identifications.

4.1. Validity and reliability

It needs to be noted that the detection of electronic signals from

mobile networks captures devices, not users. These signals can be equivalent to a person, but this is not necessarily the case. For example, if one person carries more than one device (e.g. a smartphone and a tablet computer) or if devices are mainly used for machine-to-machine communication, interpreting a signal as equivalent to a person would clearly lead to invalid data. Thus, ‘n = all’ can lead to limitations in terms of data validity because not every recorded signal represents a human user (not to mention a tourist). Reciprocally, data from one MNO are restricted to the signals in their own network, while users of other networks or people without a switched-on mobile device or people who either do not have a device at all or do not have it with them are not captured. Therefore, data validity is also restricted because not all people are represented in the data. The same goes for devices outside the coverage of the network. In such cases, the network obviously cannot capture any signals from the device.

In terms of reliability, an outage of network or storage components may lead to incomplete data. It may also be the case that not all cell changes of a device are being captured by the network because one Mobile Switching Centre (MSC, Sauter, 2017) can cover a number of cells and handle the necessary handovers autonomously. It may therefore be correct that, in contrast to traditional sample data, big data derives from real user actions and not from surveys, which have a risk of being biased through information loss (Song & Liu, 2017). However, in the case of passive mobile data, it must be said that information loss is also a problem due to technical deficiencies. Finally, MNOs are commercial enterprises that are in competition with each other and do not want to disclose details about their algorithms. Researchers usually receive anonymised, standardised and extrapolated datasets and have no access to raw data, which makes it hard to assess the objectivity of the data-generating process.

4.2. Identifying tourists

Identifying tourists from electronic signals builds upon the formal definitions of tourism set forth by the United Nations (2010) and statistical bodies like Eurostat (2013). Using these definitions, tourism is the activity of visitors outside their usual environment, travelling to a primary destination and back, as long as they are not employed by a local entity and the whole trip does not take longer than a year.

Thus, tourism accounts for a large portion of mobility, but, of course,

not all mobility is tourism. Specifically, the following forms of mobility must *not* be seen as tourism from the point of view of a destination (United Nations, 2010):

1. All forms of mobility which are in a person’s usual environment, including shopping, sport and leisure, administrative and medical activities.
2. All forms of commuting, including trips to and from the workplace, school, university, etc, be they regular or irregular.
3. All forms of commercial mobility, including the transport of goods and deliveries, movements of agricultural and construction machinery, but also activities of taxi drivers, ship and aeroplane crews, train guards, bus drivers, etc.
4. All forms of mobility of inhabitants inside the destination: it is, however, not impossible that inhabitants may act as tourists in their workplace (depending on the size of the destination).

The challenge is to distinguish within the electronic signals between those that come from tourist activity and those that do not, based on the procedure described in Section 3.2. In practical terms and from the point of view of a destination, the most challenging distinctions are those between commuters and same-day visitors, on the one hand, and between inhabitants and overnight tourists, on the other.

Basically, there are three main ways of distinguishing tourists from non-tourists, in addition to simply recording the first and last signals of the day. The first and most promising is to identify regularities in the movement patterns of one device over the course of days, weeks, months or years, and thus distinguish regular movements (which are probably not tourism) from irregular or sporadic movements (which may be tourism). This approach, however, is not possible when data protection rules forbid long-term tracking. Data protection rules in Germany (Section 3.2) require rehashing every 24 h, and MNOs are only in the process of developing mechanisms to overcome this barrier for at least part of the signals in their network. For this case, besides the definition based on regularities in movement patterns, two different approaches are discussed, one building upon probabilities (Receiver Operator Characteristic – ROC) and one using classification approaches.

4.2.1. Regularities in movement patterns based on home and work locations

If data-protection rules allow, network operators can, within reasonable boundaries of reliability and validity, identify home and work locations for a device simply by analysing regularities in movement patterns. If the home and workplace are known, identifying tourists from the perspective of the destination is quite straightforward and simply follows the rules outlined in Table 2.

On closer examination, however, even this procedure has its pitfalls. A taxi driver bringing a passenger to some point inside the destination and returning to his or her origin will be counted as a tourist day-tripper (which may be true for the passenger, but not for the driver, see the second point in Section 4.2). Furthermore, irregular commuting will probably go by undetected, e.g. shift workers who work at different

times of the day and whose movements are probably not very regular over the course of months or years. The same will probably be true for the identification of movements not outside the usual environment, e.g. medical treatments. However, one main problem can be solved with this approach, and that is to distinguish inhabitants from non-inhabitants (for empirical evidence using this approach, see Section 5.1).

4.2.2. Probabilistic approaches

If work and home locations are not known, probabilistic approaches can be used. These approaches use the true- and false-positive rates resulting from the application of a discriminant variable. Usually, a receiver operating characteristic (ROC) curve is used to find a point of discrimination.

A distance example can be used to illustrate the approach. The goal is to find the point of discrimination between commuters and same-day visitors. From official commuter statistics and from other market data, the percentage rates shown in Table 3 were derived. The distances are real distances in km between the place of living and the destination, as indicated by commuters (destination is the workplace) and day visitors (destination is for a day trip) in surveys.

In the example, 73% of the commuters did not travel more than 40 km, and 48% of day visitors (tourists) did not travel more than 40 km. If 40 km was to be used as the discriminant line and declare all signals *inside* the 40-km line to be commuters and all signals *outside* the line to be tourists, 52% of all tourists would correctly be classified – this is the true-positive rate (0.52). But 27% of commuters would be classified as tourists – this is the false-positive rate (0.27). Ideally, 100% of all visitors would be classified as true positive and 0% of all commuters as false positive. This point would be represented by the upper left corner in Fig. 2, and points closer to the ideal point are better discriminants than points further away from the ideal point. Furthermore, a good discriminant point would be one where the graph changes its direction from upwards to sideways, as can be seen in the idealised curve at 100 km. As can also be seen from Fig. 2, real data are relatively far away from the ideal point, and there is no clear advice as to which distance should be used for distinguishing between tourists and commuters.

The same approach could be used for other discriminant variables, e.g. the number of attraction points visited during a day. However, in practical terms, so far, no obvious parameter showed up to come close to the ideal point.

4.2.3. Classification approaches

If data protection rules allow, network operators can enrich the mobile data with contract data, e.g. the place of residence. This approach, however, has two main drawbacks in terms of data validity and reliability. First, the place of residence of the contract partner may not be identical to the real place of residence of the device user. Second, for some types of contracts, network operators may not have access to the place of residence from the contract database. This may be true for business contracts, contracts outside the country (international roaming) or customers who have prohibited the use of their contract data.

Table 2
Rules to classify different segments based on home and work location.

	Home Location in destination	Work Location in destination	First Signal of day in destination	Last Signal of day in destination	Signal during the day in destination
Inhabitant	YES	irrelevant	irrelevant	irrelevant	irrelevant
Commuter	NO	YES	irrelevant	irrelevant	irrelevant
Same-day visitor (tourist)	NO	NO	NO	NO	YES
Overnight tourist, on day of arrival	NO	NO	NO	YES	YES
Overnight tourist, on day of stay	NO	NO	YES	YES	YES
Overnight tourist, on day of departure	NO	NO	YES	NO	YES

Source: Authors

Table 3
False- and True-positive rates. Source: Authors. Data are smoothed real data for a major German city; reading example in the text is grey.

Distance class, km	Commuters, cumulated %	Day visitors, cumulated %	False-positive rate	True-positive rate
up to 30	37	42	0.63	0.58
up to 40	73	48	0.27	0.52
up to 50	81	52	0.19	0.48
up to 60	83	56	0.17	0.44
up to 70	88	59	0.12	0.41
up to 80	90	62	0.1	0.38
up to 90	92	64	0.08	0.36
up to 100	93	66	0.07	0.34
up to 110	95	68	0.05	0.32
up to 120	96	70	0.04	0.3
up to 130	97	72	0.03	0.28
up to 140	97	73	0.03	0.27
up to 150	99	75	0.01	0.25
up to 160	99	76	0.01	0.24
up to 170	100	77	0	0.23
up to 200	100	80	0	0.2
up to 300	100	89	0	0.11
up to 500	100	99	0	0.01
Over 500	100	100	0	0

Source: Institute for Employment Research, The Research Institute of the Federal Employment Agency and others

In such cases, where the place of residence is known for a portion of the signals, but not for all, classification approaches can help. In classification approaches, a portion of the data is used to identify movement patterns and to build a classification model. In the case described above,

this would be the data where the place of residence is known and which can, therefore, be classified as tourist or non-tourist. The model derived from the classification algorithm is then applied to those data where the place of residence is unknown.

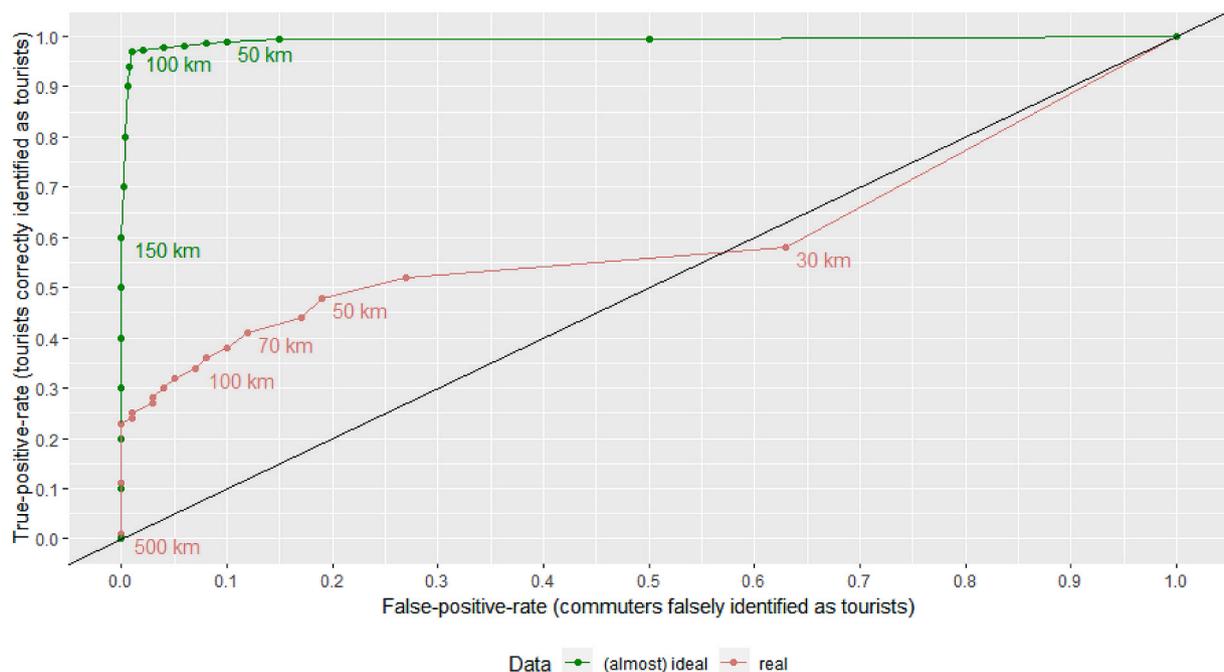


Fig. 2. Discriminating tourists and commuters by distance class. ROC curves for real and (almost) ideal data. Source: Real data were drawn from the Institute for Employment Research, the Research Institute of the Federal Employment Agency and others and were smoothed; the ideal data are fictitious.

A number of model building ('eager') classifiers can be used for such an approach, e.g. Decision trees, Naïve Bayesian modelling, Artificial Neural Networks or Support Vector Machines (Beyerer, Richter, & Nagel, 2018; Witten, Frank, Hall, & Pal, 2017). To the best of the researchers' knowledge, no such research had been previously undertaken in the field of tourism. However, it can be expected that combining other (big data) sources can be a future point to validate PMD (see Section 6.2) and use them for classification.

4.3. Volume assessment

Closely related to the question of the identification of tourists is that of correctly assessing the volume of tourism and tourism flows, as a whole and in their various segments. Obviously, the correct identification of tourists is a prerequisite for a correct assessment of volume. However, identification is a necessary but not sufficient condition. Even if tourists are correctly identified in all their facets and segments, this would not automatically lead to a correct assessment of volume. The reason is that one network operator only sees signals in their own network, but not in other networks. Therefore, network operators tend to make a projection from their own market share. This can be done for a whole market (e.g. one country) or in a more granulated way, e.g. in states, regions, cities or even neighbourhoods. Mostly, the national market share is well known to the network operators, while their market shares in other countries and the effect this has on international roaming signals are less well known (Reif, 2019a).

One way to deal with this is to calibrate the data or put them through a plausibility check using external reference data. Data from accommodation statistics could be used, for example, to rectify the number of international overnight tourists by source market. Guest surveys covering day trips or overnight trips can also be used for calibration. However, the main value of using passive mobile data lies in its ability to produce new knowledge. Simply weighting the data so that they match other well-known sources is, therefore, counterproductive. Not calibrating the data may, however, lead to unexpected results that contradict well-established market knowledge. This again may lead to scepticism about or even rejection of information based on mobile data.

5. Identifying visitor segments and movement patterns using PMD

5.1. Visitor segments and seasonality

If the before-mentioned issues of quality criteria and identifying tourists were solved, PMD could be a powerful tool to monitor and analyse visitor flows for DMOs. At present, at least from a German perspective, tourist demand cannot be identified unambiguously. Nevertheless, on the basis of the present data, it can be shown that the strength of the data lies in showing finely resolved temporally and spatially movements between and within destinations as well as in showing the seasonality and structure of the tourist demand: questions that cannot be answered or easily financed with traditional market research instruments on this level of detail and granularity.

The plot in Fig. 3 shows inhabitants and different visitor segments in the two German seaside resorts of Büsum and St. Peter-Ording based on a definition using 'Home and Work Locations' as described in Section 4.2.1. One dot represents a day during the two months of May and August 2018. The colour of the dots indicates the day of the week (differentiated by Monday to Thursday, Fridays and weekends), the shape of the dot shows whether the specific date is a bank holiday. Tourist core segments can clearly be determined by larger variations in volume. However, specifically in May, the Pentecost bank holidays led to outliers in the data. As discussed in Section 4.2., this definition of visitor segments has its pitfalls. The numbers of commuters and inhabitants identified are, especially in St. Peter-Ording, significantly too small, compared to official reference statistics. Additionally, international roamers can be seen in the data, for example, the two big source markets of Denmark and Switzerland. However, at the moment, there is no way to extrapolate data from SIM signals with an international mobile country code (MMC), as the market share of the MNO in the source region is unknown and contractual relationships are unclear. Nevertheless, if data protection rules allow, this seems to be a great opportunity to identify tourists out of the data. However, the faulty volume assessment becomes even clearer when looking at the course of time in connection with reference statistics.

Using reference statistics from overnights stays from the local destination management organisation (TMS Büsum), measuring visitors'

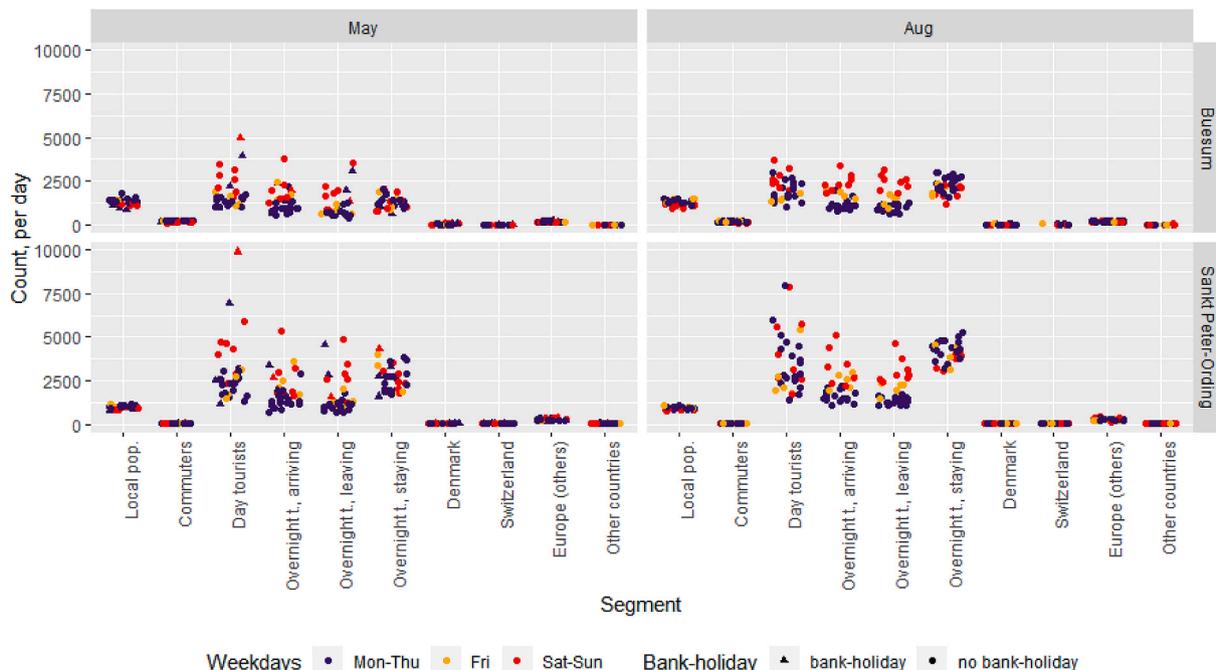


Fig. 3. Using Home and Work Location to detect visitor segments in St. Peter-Ording and Büsum, Germany. Source: Authors; Data: Telefónica Next.

tax registrations without annual guest cards and without mobile home parking slots (blue line in Fig. 4), allows PMD to be validated. A correlation (Pearson correlation coefficient) of the mobile signals of the overnight visitors with the reference data shows that they are significantly correlated ($r = 0.779$; $p < .001$). Having information about anonymised raw data (red line) and extrapolated data (green line) (see Section 3.3), two things are learned that: (1) seasonal patterns can be emulated quite well with PMD (and this is relevant because not all tourist destinations have reference data of the same quality as the community here), and (2) the level of volume is clearly underestimated. The latter is remarkable, as one might expect that PMD cover a greater range of signals than the conventional methods used by DMOs, such as tax registration. At the moment, it can be seen that PMD are rather useful for describing the structure and seasonality of visitors in a destination, but are not an accurate tool for the determination of volumes.

5.2. Inter-destination movement patterns

Inter-regional tourist movement patterns assume circular spatial mobility as a constitutive element of tourism (Leiper, 1979). Diverging movement patterns of source-destination matrices have been analysed and described in a broad body of literature (e.g. Lau & McKercher, 2006; Oppermann, 1995). For the city of Hamburg, there are multiple options showing inter-destination tourist movements, some of which will be illustrated in this section, bearing in mind that data may also show a high rate of possible false positives.

Fig. 5 shows the inter-destination same-day visitor flows from the German federal districts (marked as the centroid of the respective district) to Hamburg during one year. Two things are learned from this explanatory visualisation: (1) in times of a tight network of flight connections, same-day visitors to Hamburg come from all over Germany,

even from points of origin in the south, such as Munich or Frankfurt, and (2) the denser the source market, the bigger the visitor movements are, as indicated by the red arrows in Fig. 5. The problem with this is that the tourist area overlaps with the commuter area. Fig. 6 illustrates this problem.

As can be seen from Fig. 6, commuters and mobile signals show a strong correlation. As visualised on the left side, up to a distance of 125 km from the city of Hamburg, the official number of commuters from the city and regional districts has a strong influence on the mobile signals from same-day visitors. The adjusted R square is 0.964 ($p < .001$), and one can say that mobile signals measure commuters or same-day visitors (tourists) who behave like commuters (see section 4). On the right side, however, the adjusted R square is 0.568 ($p < .001$) indicating that more tourist activity is in the data, deriving from day visitors to the city of Hamburg with a distance of more than 125 km. Distance from the destination is clearly, then, one of the limiting factors of same-day visitors and commuters coming to Hamburg. Having in mind the first law of geography, that “everything is related to everything else, but near things are more related than distant things” (Tobler, 1970, p. 236), a distance decay effect can be demonstrated: on an annual basis, 61% of commuters and 75% of same-day visitors measured by mobile signals came to Hamburg from a distance of up to 50 km. However, the distribution of distances (as percentages of the total number of commuters and mobile signals) can be modelled through power regression, following the function

$$y = b_0 \times t^{-b_1} \tag{1}$$

where b_0 is the constant and t the distance value raised to the power of b_1 . Coefficient b_1 , thus can be interpreted as a distance decay factor (Gao, Liu, Wang, & Ma, 2013; Taylor, 1971). The greater the value of b_1 , the greater the influence of distance (Zhao et al., 2016). The results of

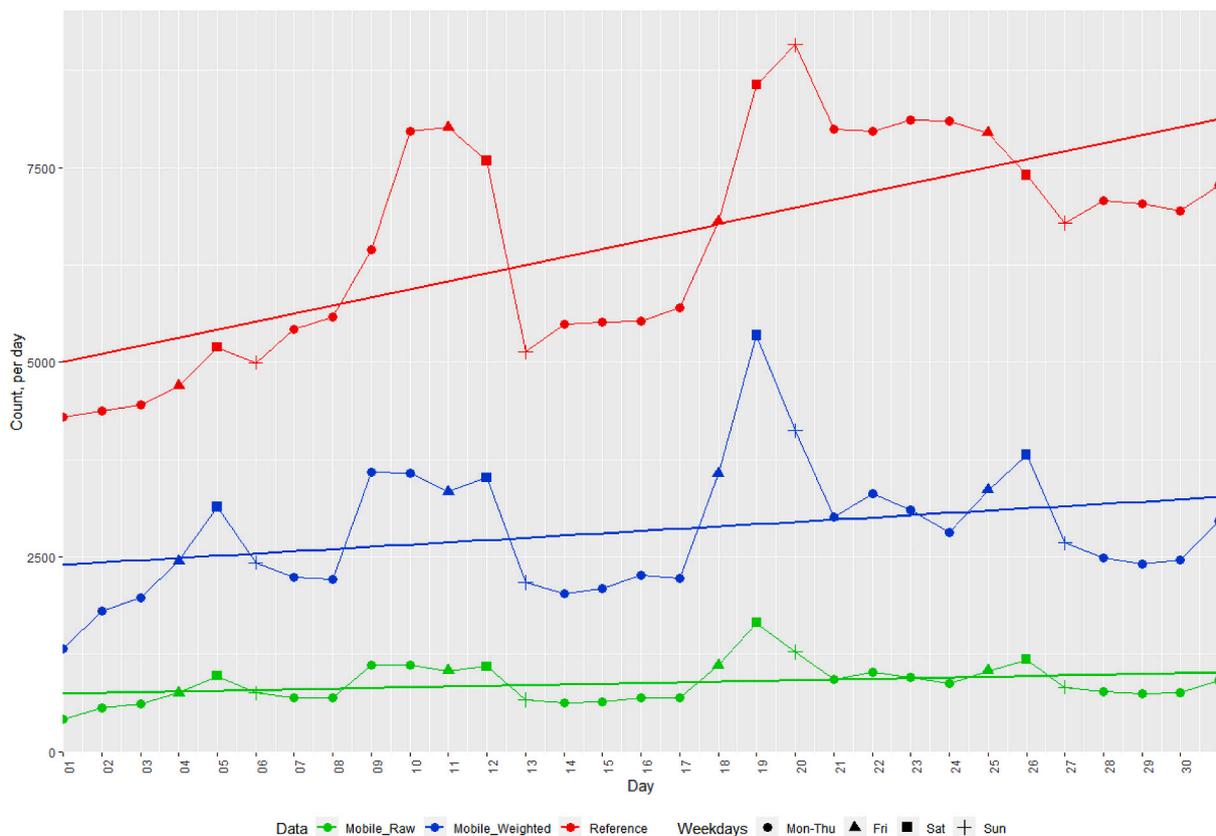


Fig. 4. Using reference statistics to validate PMD in Büsum, Germany. May 2018: Mobile Data (raw and weighted), Reference Data. Source: Authors; Data: Telefónica Next; TMS Büsum

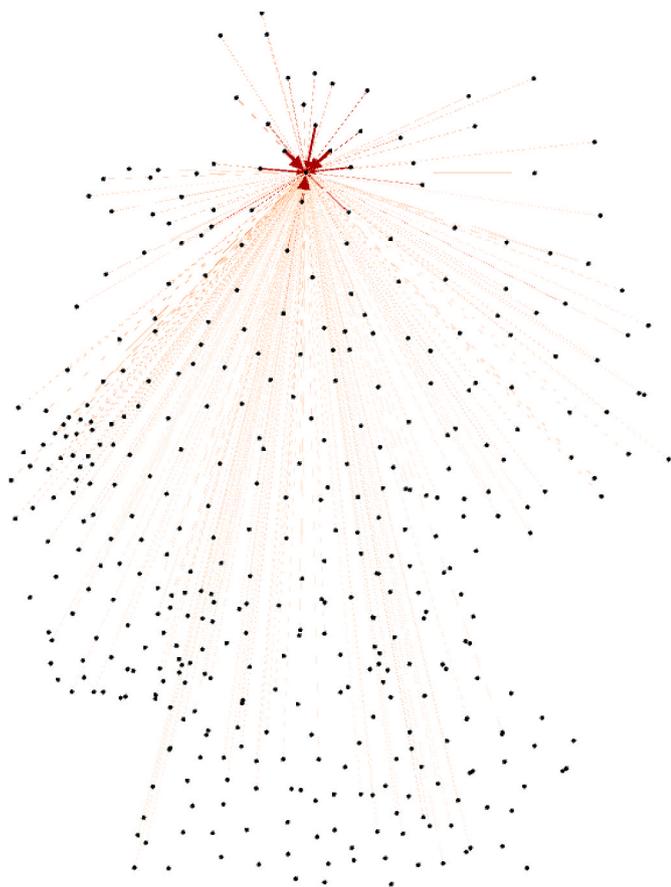


Fig. 5. Inter-destination visitor flows from German federal districts to Hamburg during one year.

Source: Authors. Data: Motionlogic

modelling both – commuter numbers and mobile signals – are shown in Table 4.

The distance decay factor can thus be estimated to be 1.707 for commuters and 3.859 for mobile signals. Note that the exponent is displayed as a positive number, but in fact is negative (see formula above), which leads to a falling curve which flattens out to the right, but can be transformed into a cumulative probability function (Fig. 7). The larger coefficient for PMD is in line with expectations, because, for example, same-day business visitors, who will accept longer distances compared to commuters, are included in the passive mobile dataset. The commuter values are in line with distance decay factor calculations in the literature, which range from 1.45 to 1.98 (Gao et al., 2013; González, Hidalgo, & Barabási, 2008; Zhao et al., 2016). As the function values represent percentages, these values can be transformed into cumulative percentages. However, there are some limitations in the available dataset. First, the data have a relatively coarse resolution for near distances. Second, there is a large number of objects for far distances with very small portions (or even zero) for many of them. Third, the distance from Hamburg is calculated based on the distance from the centroid of the respective source market, which leads to inaccurate distances due to the different sizes of the regions.

5.3. Intra-destination movement patterns

The manifold factors that influence intra-destination movement patterns can be summarised in terms of individual, trip-related and external, destination-related factors (Reif, 2019b). For example, focusing on the trip-related factors, one of the main factors affecting tourism patterns in a destination is the location of the hotel. Shoval,

McKercher, Ng, and Birenboim (2011) show that distance decay is even relevant on the micro-level in a destination, as tourists spend most of their time near the hotel. In the case of temporal factors such as the duration of the visit, GPS tracking in urban areas shows that same-day visitors have a rather narrow activity space in urban centres (Reif, 2019b) due to the time available and to the tendency for the most relevant attractions to be in the inner districts of the city. However, a huge drawback of using PMD in comparison to active GPS tracking is that almost nothing is known from the data about the person who travels. Analysing intra-destination movement patterns has then consequentially to be discussed on a meta-level, analysing ways between Points of interests (POI), as well as between districts. Empirical evidence for ways between districts during the course of one year can be demonstrated using the first dataset (Section 3.3).

In the present case, only the movements of devices that had their first and last mobile signals outside Hamburg were examined. In a further step, only the movements that actually took place in Hamburg were looked at. The person must have spent at least 2 h in the respective district. It is important to stress that a person (device) can walk the same path several times during a day, and so it is counted several times accordingly. If someone does not move between the urban districts, the signal is not counted. Using methods from network analyses, Fig. 8 visualises the intra-destination movement patterns of same-day visitors between the districts of the city of Hamburg during one year. Interpreting the centre of the respective districts as nodes and the ways of the same-day visitors as edges, one can use the number of ways as a filter (edge weight) and visualise only those from 150,000 ways upwards to shed light on the paths that have been taken the most. The redder the arrows between the nodes, the more interaction takes place between the districts. Besides the inner districts of Hamburg's central business district (CBD), there are a lot of visitor flows between Fuhlsbüttel (Airport) and the district of Langenhorn (North) and between Bergedorf and Lohbrügge. A further indicator of the importance of a district in terms of visitor flows is the eigenvector centrality of the respective node (district). According to this method, a node is important, the more important its neighbouring nodes are, as eigenvector centrality weights adjacent nodes by their centrality (Ghajar-Khosravi & Chignell, 2017). The greener a node (district), the higher is the value of the eigenvector centrality. As can be seen in the CBD, the districts here obviously have the highest values, ranging on a scale for eigenvector centrality from 0 to 1 (e.g. Neustadt (1.0), Altstadt (0.97)). However, the districts of Wilhelmsburg (0.82) and Steinwerder (0.76) and other districts on the south bank of the Elbe river, districts where port and freight traffic usually takes place, also show high values of eigenvector centrality. Yet here there is another indicator of a high false-positive rate (see Section 4.2).

6. Discussion and implications

6.1. Opportunities and limits of PMD

In comparison to existing, traditional tourism databases, PMD have the advantage of potentially covering the whole tourism demand, including same-day visitors, visitors in holiday apartments and so on and make it possible – if data protection rules permit – to distinguish between different user groups.

Returning to the above-mentioned feasibility study (Ahas et al., 2014), it must be apparent from the available evidence that, at least in the current state of research based on the situation in Germany, PMD cannot be used as a calibration source. The opposite is the case; without external validation factors, the handling of the data should be treated with caution.

Finally, based on the actual findings of this paper and the literature (Ahas et al., 2014; Li et al., 2018), PMD have both opportunities and limitations for detecting the spatio-temporal behaviour of tourists (Table 5).

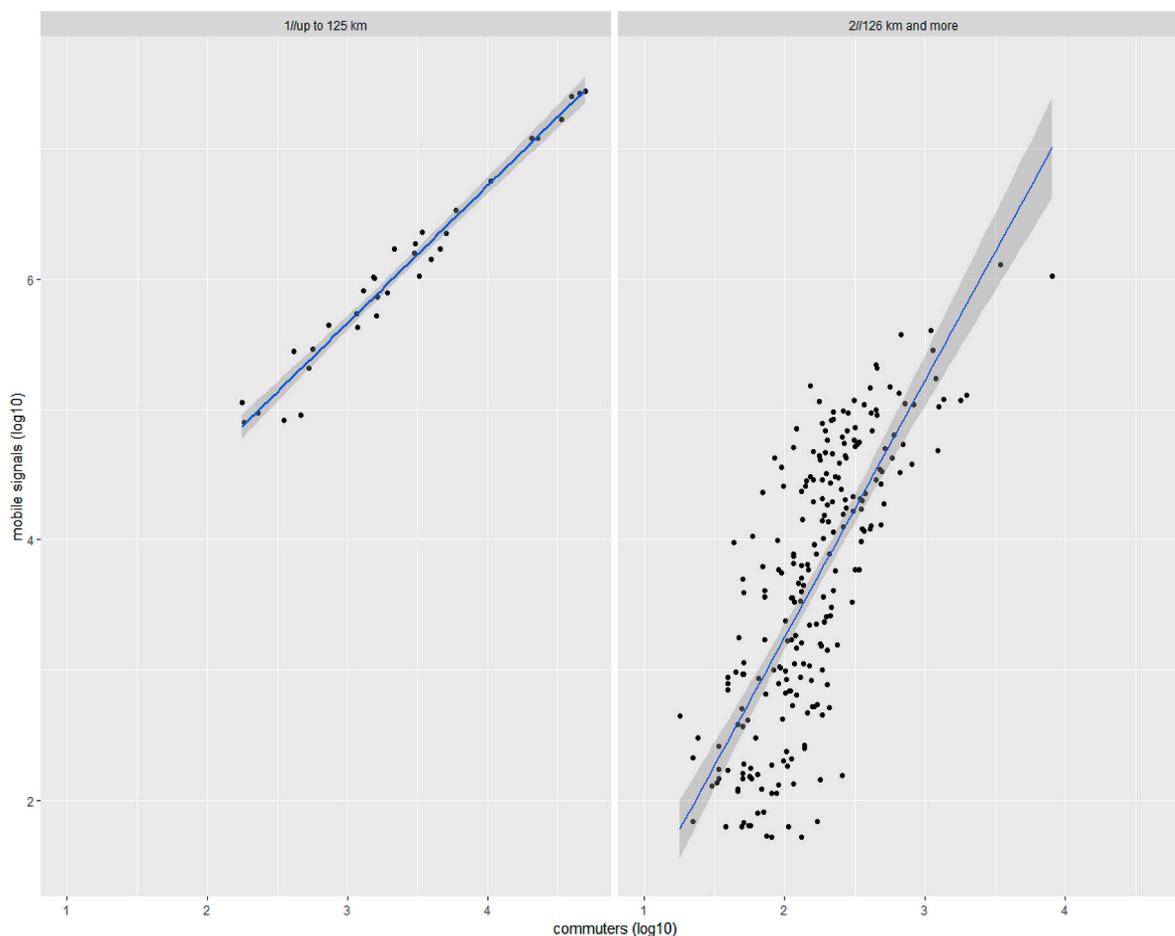


Fig. 6. Domestic mobile signals from same-day visitors versus commuters to Hamburg, Germany.
 Source: Authors. Data: Motionlogic, Head of the Federal Employment Agency. Note: One dot represents one county district in Germany as a source market.

Table 4
 Power Regression model and distance decay factor for official commuters and mobile signals.

Data	Model R ²	Model F	Model p	b ₀ (constant)	b ₁
Commuters	.533	445.9	<.001	691.46	1.707
Mobile signals	.681	584.0	<.001	11,358,708.16	3.859

Source: Authors. Note: Data points with zero percentage have been filtered

6.2. Implications for tourism research

Against the backdrop of the discussion of the idea that data-driven science could ‘become the new paradigm of scientific method in an age of big data’ (Kitchin, 2014, p. 6) and noting that, in realising this vision, the critical engagement of geographers is needed (Singleton & Arribas-Bel, 2019), this paper argues that data-driven tourism geography should contribute to the present research agenda for tourism geographies proposed by Bauder (2019):

- (1) Discover big data sources that are either tourism-related or can be applied to tourism research
- (2) Discover big data approaches
- (3) Consider the ontologies of big data sources
- (4) Develop research strategies beyond neo-positivist approaches
- (5) Developing a data-driven tourism geography

This paper assessed PMD from a German perspective and described new ways of detecting tourist activities out of PMD. The present paper,

therefore, can be seen as a contribution to points (1) and (2) of the proposed agenda.

However, most notably, the paper raises awareness of the importance of handling PMD with caution, as shown by the issues discussed in Section 4. At the moment, PMD cannot completely make tourism, as it is usually defined, identifiable (see Section 4.2). There are two ways out of this dilemma. One would be to redefine tourism to match the possibilities of the data source. Although this might seem to be an impermissible suggestion, fact more traditional data sources on tourism also do not cover the whole phenomenon, and defining tourism can depend on the point of view: an economic-practical understanding of tourism tends to prefer broader definitions, while an understanding of tourism as a socio-cultural construct tends to focus on tourists as leisure travellers (Gibson, 2016). This would lead to re-defining tourism as PMD signals (1) touching tourism points of attraction (e.g. a tourism-must-see point or a conference venue) or (2) moving at typical tourist places or (3) at typical tourist times. However, the actual applications for such a procedure would be relatively narrow and would assume that the epistemological subject is defined by the survey instrument; in a figurative sense, such as approach would resemble a drunken person who is looking for their lost car keys under the streetlamp because that is the only place they can see anything. This paper has showed that PMD measure mobility rather than tourism as a special form of mobility. The lack of detailed information on the person who travels does not allow PMD to define tourism on its own. Moreover, what about the intra-destination movement patterns of people who actually live in the destination and leave their usual environment or their regular activity space (Schönfelder & Axhausen, 2003)? Surveys show, for example, that intra-destination movements of

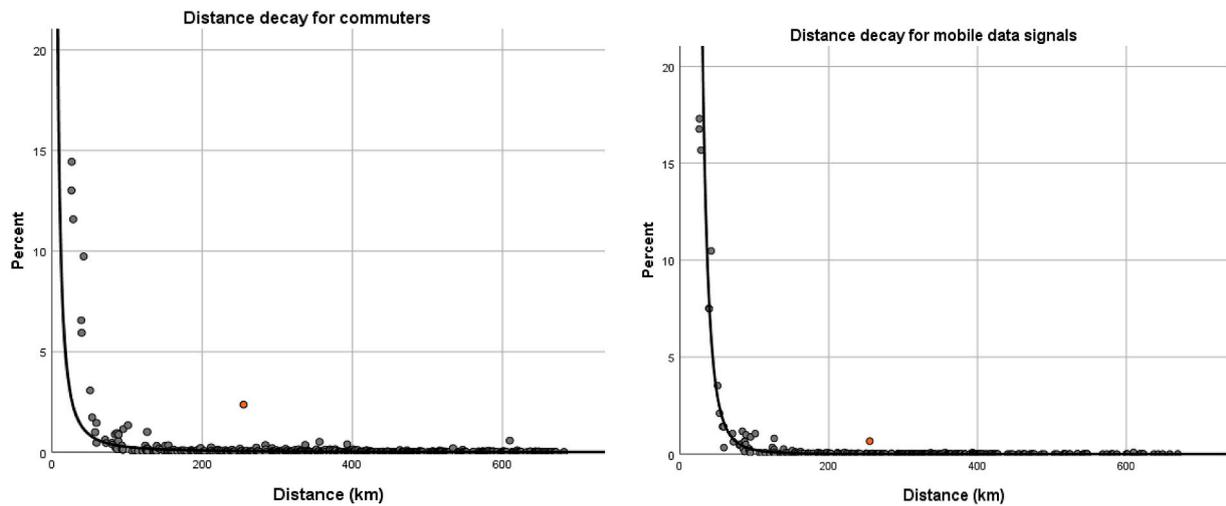


Fig. 7. Distance Decay function for commuters (left) and mobile data signals (right) into Hamburg, Germany. Source: Authors. Data: Motionlogic, Federal Employment Agency. Note: Red dot: Berlin.

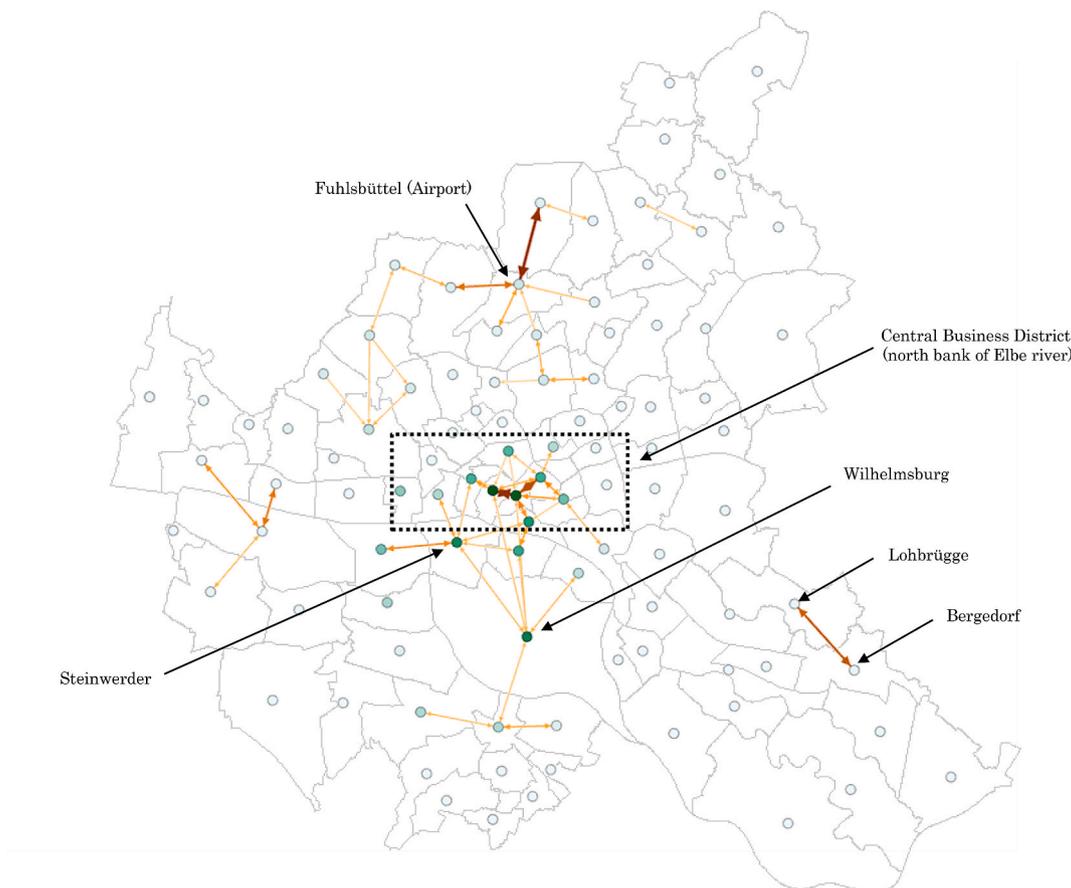


Fig. 8. Intra-Destination movement patterns of same-day visitors between the districts of the city of Hamburg during one year. Source: Authors. Data: Motionlogic. Note: Only movements from 150,000 ways upwards are visualised in order to avoid confusion from too many arrows.

same-day visitors in inner-cities have the biggest market share of day tourism activities in Germany (Maschke, 2014). At the moment, PMD is not able to measure this kind of mobility.

However, if PMD are not able to determine tourist activity on their own, it may be possible to use other big data sources to validate the data. Passively generated GPS data can be used for classification, as movement patterns from *real tourists* are known (see Section 4.2.3).

For future research in the field of PMD, focusing on the following

topics is suggested:

- (1) Development of identification processes that can identify tourism based on the definition of the United Nations World Tourism Organization in spite of data protection rules.
- (2) The use of other big data sources to classify mobile signals as touristic or non-touristic.

Table 5
Opportunities and Limitations of PMD for tourism.

	Opportunities	Limits
Quality Criteria	Complete data of an MNO (no samples)	Problems with reliability, validity and objectivity (e.g. high false positive rates)
People	Complete mobility of the end devices (incl. day tourism, VFR trips etc.)	Volume assessment issues (e.g. extrapolation, representativeness esp. with international roamers)
Time	Fine-grained data (almost real time)	24h-Re-Anonymisation
Space	Longitudinal studies possible Fine-grained data (city, districts, blocks, streets etc.)	Level of accuracy is dependent on the Global System of Mobile communication (GSM) in the destination No fine-grained movement patterns as with GPS tracking
Methodology	Cost-effective (depends on research focus) No burden on the side of tourist and no memory losses Less influence (from interviewers) through observation of behavior	MNOs company secrets of algorithms Little to no information on the individual or trip Cost-intensive (depends on research focus) Access to raw (anonymised) is not given Privacy concerns and Ethical issues
Epistemology	New perspectives and more accurate analysis for visitor behavior (e.g. seasonality, inter- and intra-destination patterns)	–
Ontology	PMD measures the mobility of devices	Problems in distinguishing tourist from non-tourist movements

Source: Authors.

- (3) Application of statistics other than official accommodation statistics to validate PMD.
- (4) Use of PMD to better understand the seasonality of tourism.
- (5) Definition of key performance indicators (KPI) for PMD which help DMOs to monitor travel behaviour and to legitimise their marketing activities.
- (6) Research on the international comparability of PMD datasets and, possibly, regulation rules would complement the views discussed in this paper and also in those cited in the literature review.

6.3. Practical implications for DMOs

It is nothing new that the tourism industry has a great need for information (Poon, 1988). Tourism marketers and DMOs depend on market research in order to satisfy the requirements of their different stakeholders and their marketing activities. Also, from a destination point of view, big data sources can be seen as a game-changer, having a considerable influence on tourism marketing activities (Stylos & Zwiegelaar, 2019). These impacts are obvious as traditional data analyses are not able to provide information on big volumes of data (e.g. web data) and possibly combine these data with the customer relationship tools from DMOs. However, to the best of the authors' knowledge, most of the projects on the application of PMD are experimental and result from the urge to try out new data sources to show that one is active in cutting-edge research. Without an adequate interpretation of this data (and usually the MNOs are not specialised in the field of tourism and the specific needs of the industry), DMOs are not able to translate the insights from PMD into concrete marketing decisions. Moreover, DMOs need some intermediaries to translate the technical language from the MNO to a branch-specific tourism language. These mediators can therefore help to validate the data with other market data. Furthermore, there is a great need to define KPIs out of the use of PMD, so that findings can be monitored over time and compared with other destinations to

enhance the informative value of the data.

Additionally, with the present paper, DMOs get assistance in interpreting PMD. This can be of practical value with regard to the rising number of practical projects and use cases from DMOs. This paper recommends handling PMD in the context of reference frameworks (e.g. classical market research data or data from accommodation statistics). An isolated analysis of the PMD may lead to misinterpretations both of the volume of signals (absolute numbers) and the identification of tourism-specific target groups. A meta-network analysis of the use of big data in tourism comes to similar conclusions, as “[b]ig data cannot replace all data sources and industries should not disregard traditional observations or domain knowledge when making decisions” (Li & Law, 2020, p. 10).

PMD can, however, be used as a kind of early indicator. In combination with traditional market data, such as weather data, etc, forecast models of tourism demand can be calculated even more accurately. The same goes for calculating seasonality apart from a monthly based perspective using Gini coefficients. PMD can calculate this more precisely based on daily values, ignoring different holiday periods and bank holidays.

7. Conclusions

Referring to the research questions, the results of this research show that currently, there are a number of validity and reliability issues about PMD in the German market. Discussing three different approaches, the main barriers are seen in correctly identifying tourists and distinguishing them from non-tourists in the PMD.

Nevertheless, PMD can be used to identify inter- and intra-destination movement patterns, as the strength of the data lies in answering new research questions in showing finely resolved temporal and spatial data. Furthermore, analysing the seasonality and structure of tourist demand is a good way to apply PMD.

A research agenda is set out for tourism research in the future, focusing on identifying tourist signals out of PMD in spite of strict data protection rules. If target group identification is not reliable, however, this will inevitably lead to faulty volume assessments, both with respect to the number of tourists and tourism flows. This conclusion seems to be crucial for the usability of passive mobile data not only for tourism research but also for management.

The overwhelming technical potential lying in these data may sometimes lead to enthusiasm and the application of sophisticated analytical methods without always keeping the basics – data validity and reliability – in mind. As opposed to the argument of Demunter (2017), who sees access to the data as the main barrier, it can be perceived that, from a German perspective, the correct identification of tourism flows and its discrimination against other forms of mobility as the main challenge today.

Authors contribution

Julian Reif, Corresponding author, Study conception and design, Acquisition of data, Formal analysis, Visualisation and interpretation of data, Drafting of manuscript, Critical revision, Dirk Schmücker, Study conception and design, Acquisition of data, Formal analysis, Visualisation and interpretation of data, Drafting of manuscript, Critical revision.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Declaration of competing interest

No potential conflict of interest was reported by the authors.

References

- Ahas, R., Aasa, A., Mark, Ü., Pae, T., & Kull, A. (2007). Seasonal tourism spaces in Estonia: Case study with mobile positioning data. *Tourism Management*, 28(3), 898–910.
- Ahas, R., Aasa, A., Roose, A., Mark, Ü., & Silm, S. (2008). Evaluating passive mobile positioning data for tourism surveys: An Estonian case study. *Tourism Management*, 29(3), 469–486.
- Ahas, R., Armoogum, J., Esko, S., Ilves, M., Karus, E., Madre, J. L., et al. (2014). *Feasibility study on the use of mobile positioning data for tourism statistics: Consolidated report*. Luxembourg: Publications Office.
- Batista e Silva, F., Marín, H., Mario, A., Rosina, K., Ribeiro Barranco, R., Freire, S., et al. (2018). Analysing spatiotemporal patterns of tourism in Europe at high-resolution with conventional and big data sources. *Tourism Management*, 68, 101–115.
- Bauder, M. (2019). Engage! A research agenda for Big Data in tourism geography. In D. Müller (Ed.), *A research agenda for tourism geographies* (pp. 149–158). Cheltenham: Edward Elgar Publishing.
- Bengtsson, L., Lu, X., Thorson, A., Garfield, R., & von Schreeb, J. (2011). Improved response to disasters and outbreaks by tracking population movements with mobile phone network data: A post-earthquake geospatial study in Haiti. *PLoS Medicine*, 8(8), Article e1001083.
- Beyerer, J., Richter, M., & Nagel, M. (2018). *Pattern recognition: Introduction, features, classifiers and principles*. Berlin, Boston: De Gruyter.
- Blumenstock, J. E. (2012). Inferring patterns of internal migration from mobile phone call records: Evidence from Rwanda. *Information Technology for Development*, 18(2), 107–125.
- Bokelmann, B., & Lessmann, S. (2019). Spurious patterns in Google Trends data: An analysis of the effects on tourism demand forecasting in Germany. *Tourism Management*, 75, 1–12.
- Bonné, B., Barzan, A., Quax, P., & Lamotte, W. (2013). Wi-Fi: Involuntary tracking of visitors at mass events. Madrid, Spain. In *2013 IEEE 14th International Symposium on "A world of wireless, mobile and multimedia networks" (WoWMoM) 4–7 June 2013* (pp. 1–6).
- Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data. *Information, Communication & Society*, 15(5), 662–679.
- Brovelli, M. A., Minghini, M., & Zamboni, G. (2016). Public participation in GIS via mobile applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 306–315.
- Caldeira, A. M., & Kastenholz, E. (2019). Spatiotemporal tourist behaviour in urban destinations: A framework of analysis. *Tourism Geographies*, 16(2), 1–29.
- Debbage, K. G. (1991). Spatial behavior in a Bahamian resort. *Annals of Tourism Research*, 18(2), 251–268.
- Demunter, C. (2017). *Tourism statistics: Early adopters of big data?*. Retrieved 25.11.19 from <https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/8234206/KS-TC-17-004-EN-N.pdf/a691f7db-d0c8-4832-ae01-4c3e38067c54>.
- Edwards, D., Dickson, T., Griffin, T., & Hayllar, B. (2010). Tracking the urban visitor: Methods for examining tourists' spatial behaviour and visual representations. In G. Richards, & W. Munsters (Eds.), *Cultural tourism research methods* (pp. 104–114). Wallingford: CAB.
- Edwards, D., & Griffin, T. (2013). Understanding tourists' spatial behavior: GPS tracking as an aid to sustainable destination management. *Journal of Sustainable Tourism*, 21(4), 580–595.
- Eurostat. (2013). *Methodological manual for tourism statistics*. Luxembourg: Publications Office of the European Union. Version 2.1.
- Gao, S., Liu, Y., Wang, Y., & Ma, X. (2013). Discovering spatial interaction communities from mobile phone data. *Transactions in GIS*, 17(3), 463–481.
- Geng, Y., Du, J., & Liang, M. (2019). Abnormal event detection in tourism video based on salient spatio-temporal features and sparse combination learning. *World Wide Web*, 22(2), 689–715.
- Ghajar-Khosravi, S., & Chignell, M. (2017). Pragmatics of network centrality. In L. Sloan, & A. Quan-Haase (Eds.), *The SAGE handbook of social media research methods* (pp. 309–327). Los Angeles, London: Sage Reference.
- Gibson, H. J. (2016). Tourist. In J. Jafari, & H. Xiao (Eds.), *Encyclopedia of tourism* (pp. 957–959). Cham: Springer International Publishing.
- González, M. C., Hidalgo, C. A., & Barabási, A. L. (2008). Understanding individual human mobility patterns. *Nature*, 453(7196), 779–782.
- Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal*, 69(4), 211–221.
- Guo, X. (2016). Application of meteorological big data. In *2016 16th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*. Qingdao, China.
- Hägerstrand, T. (1970). What about people in regional science? *Papers - Regional Science Association*, 24, 7–21.
- Hardy, A., Hyslop, S., Booth, K., Robards, B., Aryal, J., Gretzel, U., et al. (2017). Tracking tourists' travel with smartphone-based GPS technology: A methodological discussion. *Information Technology & Tourism*, 17(3), 255–274.
- Kamenjuk, P., Aasa, A., & Sellin, J. (2017). Mapping changes of residence with passive mobile positioning data: The case of Estonia. *International Journal of Geographical Information Science*, 31(7), 1425–1447.
- Keller, L., & Egger, R. (2016). Tracking tourist spatial-temporal behavior in urban places: A methodological overview and GPS case study. In A. Inversini, & R. Schegg (Eds.), *Information and communication technologies in tourism* (pp. 481–494). Cham: Springer International Publishing.
- Keul, A. G., & Kühberger, A. (1996). *Die Strasse der Ameisen. Beobachtungen und Interviews zum Salzburger Städtetourismus*. München.
- Kitchin, R. (2013). Big data and human geography. *Dialogues in Human Geography*, 3(3), 262–267.
- Kitchin, R. (2014). Big data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data & Society*, 1(1), 1–12.
- Kitchin, R., & McArdle, G. (2016). What makes big data, big data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. *Big Data & Society*, 3(1), 1–10.
- Kuusik, A., Tiru, M., Ahas, R., & Varblane, U. (2011). Innovation in destination marketing. *Baltic Journal of Management*, 6(3), 378–399.
- Lau, G., & Mc Kercher, B. (2006). Understanding tourist movement patterns in a destination: A GIS approach. *Tourism and Hospitality Research*, 7(1), 39–49.
- Leiper, N. (1979). The framework of tourism: Towards a definition of tourism, tourist and the tourism industry. *Annals of Tourism Research*, 6(4), 390–407.
- Li, X., & Law, R. (2020). Network analysis of big data research in tourism. *Tourism Management Perspectives*, 33, 100608.
- Li, J., Xu, L., Tang, L., Wang, S., & Li, L. (2018). Big data in tourism research: A literature review. *Tourism Management*, 68, 301–323.
- Maschke, J. (2014). *Sonderauswertung der Grundlagenstudie "Tagesreisen der Deutschen" für die Stadt und die übrige Metropolregion Hamburg*. München.
- Masso, A., Silm, S., & Ahas, R. (2019). Generational differences in spatial mobility: A study with mobile phone data. *Population, Space and Place*, 25(2), 1–15.
- McKercher, B., & Lau, G. (2009). Methodological considerations when mapping tourist movements in a destination. *Tourism Analysis*, 14(4), 443–455.
- McKercher, B., & Lew, A. A. (2003). Distance decay and the impact of effective tourism exclusion zones on international travel flows. *Journal of Travel Research*, 42(2), 159–165.
- Nilbe, K., Ahas, R., & Silm, S. (2014). Evaluating the travel distances of events visitors and regular visitors using mobile positioning data: The case of Estonia. *Journal of Urban Technology*, 21(2), 91–107.
- Önder, I., Gunter, U., & Gindl, S. (2019). Utilizing Facebook statistics in tourism demand modeling and destination marketing. *Journal of Travel Research*, 59(2), 195–208.
- Oppermann, M. (1995). A model of travel itineraries. *Journal of Travel Research*, 33(4), 57–61.
- Pesonen, J., & Horster, E. (2012). Near field communication technology in tourism. *Tourism Management Perspectives*, 4, 11–18.
- Poon, A. (1988). Tourism and information technologies. *Annals of Tourism Research*, 15, 531–549.
- Raun, J., Ahas, R., & Tiru, M. (2016). Measuring tourism destinations using mobile tracking data. *Tourism Management*, 57, 202–212.
- Raun, J., Shoval, N., & Tiru, M. (2020). Gateways for intra-national tourism flows: Measured using two types of tracking technologies. ahead of print *International Journal of Tourism Cities*. <https://doi.org/10.1108/IJTC-08-2019-0123>.
- Reif, J. (2019a). Die Nutzung von Mobilfunkdaten in der Tourismusforschung—Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. In S. Groß, J. Peters, R. Roth, J. Schmude, & A. Zehrer (Eds.), *Wandel im Tourismus. Internationalität, Demografie und Digitalisierung* (pp. 31–50). Berlin: ESV.
- Reif, J. (2019b). Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 11(2), 257–287.
- Romero Palop, J. D., Arias, J. M., Bodas-Sagi, D. J., & Lapaz, H. V. (2019). Determining the usual environment of cardholders as a key factor to measure the evolution of domestic tourism. *Information Technology & Tourism*, 21(1), 23–43.
- Salas-Olmedo, M. H., Moya-Gómez, B., García-Palomares, J. C., & Gutiérrez, J. (2018). Tourists' digital footprint in cities: Comparing big data sources. *Tourism Management*, 66, 13–25.
- Saluveer, E., Raun, A., Tiru, M., Altin, L., Kroon, J., Snitsarenko, T., et al. (2020). Methodological framework for producing national tourism statistics from mobile positioning data. *Annals of Tourism Research*, 81, 102895.
- Sauter, M. (2017). *From GSM to LTE-advanced pro and 5G: An introduction to mobile networks and mobile broadband (3rd ed.)*. Hoboken: Wiley.
- Schmid, T., Bruckschen, F., Salvati, N., & Zbiranski, T. (2017). Constructing sociodemographic indicators for national statistical institutes by using mobile phone data. Estimating literacy rates in Senegal. *Journal of the Royal Statistical Society A*, 180(4), 1163–1190.
- Schönfelder, S., & Axhausen, K. W. (2003). Activity spaces: Measures of social exclusion? *Transport Policy*, 10(4), 273–286.
- Shoval, N. (2008). Tracking technologies and urban analysis. *Cities*, 25, 21–28.
- Shoval, N. (2011). Time geography and tourism. In J. Wilson (Ed.), *The Routledge handbook of tourism geographies* (pp. 174–180). London/New York, NY: Routledge.
- Shoval, N., & Ahas, R. (2016). The use of tracking technologies in tourism research: The first decade. *Tourism Geographies*, 18(5), 587–606.
- Shoval, N., & Ahas, R. (2018). The potential of tracking technologies, smartphones and sensors for tourism management and planning of destinations. In C. P. Cooper, S. Volo, W. C. Gartner, & N. Scott (Eds.), *Applications of theories and concepts to tourism* (pp. 433–442). Los Angeles, CA: Sage Reference.
- Shoval, N., & Isaacson, M. (2010). *Tourist mobility and advanced tracking technologies*. New York, Oxford: Routledge.
- Shoval, N., McKercher, B., Ng, E., & Birenboim, A. (2011). Hotel location and tourist activity in cities. *Annals of Tourism Research*, 38(4), 1594–1612.
- Shoval, N., Schvimer, Y., & Tamir, M. (2018). Real-time measurement of tourists' objective and subjective emotions in time and space. *Journal of Travel Research*, 57(1), 3–16.
- Signorelli, S., Reis, F., & Biffignandi, S. (2016). *What attracts tourists while planning for a journey? An analysis of three cities utilising wikipedia page views*. Retrieved 25.11.19 from http://tsf2016venice.enit.it/images/articles/Papers_Forum/2.4.What%20a%20attracts%20tourists%20while%20planning%20for%20a%20journey%20-%20an%20analysis%20of%20three%20cities%20through%20Wikipedia%20page%20views.pdf.

- Silm, S., Ahas, R., & Mooses, V. (2018). Are younger age groups less segregated? Measuring ethnic segregation in activity spaces using mobile phone data. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 44(11), 1797–1817.
- Singleton, A., & Arribas-Bel, D. (2019). Geographic data science. *Geographical Analysis*, 1(4). <https://doi.org/10.1111/gean.12194>.
- Song, H., & Liu, H. (2017). Predicting tourism demand using big data. In Z. Xiang, & D. R. Fesenmaier (Eds.), *Analytics in smart tourism design* (pp. 13–30). Cham: Springer International Publishing.
- Steenbruggen, J., Tranos, E., & Nijkamp, P. (2015). Data from mobile phone operators: A tool for smarter cities? *Telecommunications Policy*, 39(3–4), 335–346.
- Stylos, N., & Zwiegelhaar, J. (2019). Big data as a game changer: How does it shape business intelligence within a tourism and hospitality industry context? In M. Sigala, R. Rahimi, & M. Thelwall (Eds.), *Big data and innovation in tourism, travel, and hospitality* (pp. 163–181). Singapore: Springer Singapore.
- Taylor, P. J. (1971). Distance transformation and distance decay functions. *Geographical Analysis*, 3(3), 221–238.
- Thimm, T., & Seepold, R. (2016). Past, present and future of tourist tracking. *Journal of Tourism Futures*, 2(1), 43–55.
- Tiru, M., Kuusik, A., Lamp, M. L., & Ahas, R. (2010). LBS in marketing and tourism management: Measuring destination loyalty with mobile positioning data. *Journal of Location Based Services*, 4(2), 120–140.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46, 234–240.
- United Nations. (2010). *International recommendations for tourism statistics 2008*. New York, NY: United Nations. Studies in methods series M No. 83/Rev.1.
- Versichele, M., Neutens, T., Delafontaine, M., & van de Weghe, N. (2012). The use of bluetooth for analysing spatiotemporal dynamics of human movement at mass events: A case study of the Ghent festivities. *Applied Geography*, 32(2), 208–220.
- Ward, M., & Shafaghi, M. (2013). A literature framework analysis of online hotel accommodation process factors. In Z. Xiang, & I. Tusyadiah (Eds.), *Information and communication technologies in tourism 2014* (pp. 481–494). Cham: Springer International Publishing.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2017). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (4th ed.). Cambridge, MA: Morgan Kaufmann.
- Xiang, Z., Schwartz, Z., Gerdes, J. H., & Uysal, M. (2015). What can big data and text analytics tell us about hotel guest experience and satisfaction? *International Journal of Hospitality Management*, 44, 120–130.

- Zhao, Z., Shaw, S. L., Xu, Y., Lu, F., Chen, J., & Yin, L. (2016). Understanding the bias of call detail records in human mobility research. *International Journal of Geographical Information Science*, 30(9), 1738–1762.
- Zoltan, J., & McKercher, B. (2015). Analysing intra-destination movements and activity participation of tourists through destination card consumption. *Tourism Geographies*, 17(1), 19–35.



Julian Reif, graduated as geographer at the University of Bonn and has been project manager at the Institute for Management and Tourism (IMT) - now German Institute for Tourism Research (DITF) of the West Coast University of Applied Sciences since 2012. Julian has several years of experience in the management and implementation of primary and secondary market research projects for tourism demand. His main areas of work and research interests are: Tourism demand, digitalization in tourism and tourism impacts. He is currently doing his doctorate at the University of Bonn on the measurement of tourist spatio-temporal behavior.



Prof. Dr. Dirk Schmücker has been head of research at the NIT since 2007 and is Professor with focus on tourism demand and applied empirical tourism research at the West Coast University of Applied Sciences. He studied Applied Cultural Sciences and received his doctorate with a thesis on the information behavior of holidaymakers at the Faculty of Economics and Social Sciences of the University of Lueneburg. Prior to his current positions, he was managing partner of Project M GmbH. Dirk's work focuses on consumer research, in particular information and decision-making behavior, tourism impact studies and impact models, qualitative and quantitative market research methods as well as quantitative data analysis.

5.1.3 Diskussion

Zentrales Ergebnis des Artikels ist, dass passive Mobilfunkdaten zwar in der Lage sind, Quell-Zielgebietsbeziehungen im Sinne inter-regionaler oder intra-regionaler Aktionsräume (bspw. zwischen Stadtteilen) gut abbilden zu können, der konkrete Einsatz für touristische Fragestellungen jedoch noch begrenzt ist. Während sich in anderen europäischen Ländern vielfältige neue Erkenntnisse aus den Daten generieren lassen (Nilbe et al., 2014; Raun et al., 2016; Saluveer et al., 2020), ist die Forschung und die Anwendung in der Praxis in Deutschland weiterhin in den Anfängen. Dies liegt vor allem an den strengen Datenschutzregeln, die nicht nur dafür Sorge tragen, dass mitunter sensible personenbezogene Daten geschützt werden, sondern es auch deutlich erschweren, Touristen anhand anerkannter internationaler Definitionsstandards zu identifizieren und diese von anderen, nicht-touristischen Mobilitätsformen abzugrenzen.

Grassini und Dugheri (2021) kommen in ihrer nach dem hier vorliegenden Artikel erschienenen Publikation im Rahmen einer umfassenden Literaturliteraturauswertung zu einer ähnlichen Einschätzung der Datenquelle. Trotz jahrelanger Forschung mit und auf Basis von Mobilfunkdaten, sei das volle Potenzial noch nicht ausgeschöpft und die Ergebnisse bisweilen enttäuschend. Gleichzeitig lassen die technische Entwicklung und die Weiterentwicklung der Datenquelle positiv in die Zukunft blicken. Gleichwohl muss aus deutscher Perspektive auch benannt werden, dass es den Mobilfunkanbietern nicht gelungen ist, ihren „Datenschatz“ in ein etabliertes Produkt zu überführen (Schmücker & Reif, 2021a). Zum Zeitpunkt des Verfassens dieser Zeilen, gibt es nur noch ein Schweizer Unternehmen (Teralytics), welches mit Daten von Telefónica am Markt handelt. Die Spin-offs der Mobilfunkanbieter Telekom (Motionlogic GmbH) und Telefónica (Telefónica Next GmbH) sind vom Markt verschwunden, während Vodafone dieses Geschäftsfeld bislang noch nicht ausgebaut hat (Schmücker & Reif, 2021a). Dies hatte zur Folge, dass u. a. breit angelegte Praxisvorhaben in Berlin oder in Dresden mitten im Projektverlauf eingestellt wurden – und damit Probleme wie die korrekte Interpretation von nicht-deutschen Mobilfunksignalen (internationales Roaming) und die entsprechende Übersetzung der Signale in ein Gäste- bzw. Übernachtungsvolumen aus dem Ausland weiterhin ungelöst bleiben (Schmücker & Reif, 2021a). Auch die korrekte Identifizierung von Tagestouristen (vor allem in Abgrenzung zu Pendlern) wird in Anbetracht der vielfältigen Motive von privaten und geschäftlichen Tagesreisen in Zukunft eine Herausforderung bleiben. Die in der Praxis bislang verwendeten Ansätze zur Identifikation touristischer Signale lassen sich anhand folgender Parameter klassifizieren.

- Zeitliche Aspekte:
 - Zeitpunkt des ersten Signals in der Destination
 - Zeitpunkt des letzten Signals in der Destination
 - Wochentag
- Räumliche Aspekte:
 - Mobilfunkzelle des ersten und letzten Signals (identisch oder nicht)
 - Besuchte Orte (z. B. Veranstaltungsorte, Einkaufsorte)
 - Entfernung vom ersten Signal zum Ziel
- Raumzeitliche Aspekte:
 - Anzahl der Zellenwechsel (Anzahl der Aktivitäten in einem Zielgebiet)
 - Orte mit Aktivität von mindestens 30 Minuten (eindeutige Aktivitätszellen)
 - Bewegungsgeschwindigkeit (Zeit bis zur ersten Aktivität innerhalb des Ziels/Entfernung)

Dass all diese Klassifizierungsansätze bislang nicht den erhofften Erfolg gebracht haben, spiegelt zum einen die Schwierigkeit im Umgang mit Big Data wider, andererseits jedoch auch die Komplexität der menschlichen Mobilität, insbesondere in städtischen Räumen.

Gleichwohl zeigen neue Praxisprojekte im Jahr 2021 wie bspw. das der Stuttgart Marketing GmbH in Zusammenarbeit mit Teralytics, dass das Interesse für diese Daten am Markt ungebrochen ist. Ebenfalls hat die Covid-19-Pandemie dafür gesorgt, dass passive Mobilfunkdaten wieder stärker genutzt und auch einer breiteren Öffentlichkeit zugänglich gemacht wurden (Dambeck, 2020). So nutzt bspw. das Robert Koch Institut die Daten von Teralytics um Aussagen über Mobilitätsindikatoren der Deutschen während verschiedener Phasen der Pandemie zu tätigen (Robert Koch Institute & Humboldt University of Berlin, 2021). Hier liegt wiederum deutlich die Stärke der Daten in der großen Stichprobe und der bundesweit flächendeckenden Möglichkeit, auf Basis der Mobilfunkzellen Auswertungen tätigen zu können. In diesem spezifischen Falle ist die Frage, ob es sich um *touristische* Mobilität handelt, zweitrangig, da es um die Bestimmung von Frequenzen geht. In diese Richtung wird sich die Nutzung dieser Daten aller Voraussicht nach weiterentwickeln, da aufgrund der Datenschutzbestimmungen und der Schwierigkeiten der Identifizierung touristischer Signale in Deutschland über einen anderen adäquaten Einsatz dieser Datenquelle nachgedacht werden muss. Die Identifikation von touristischen Signalen in Abgrenzung von Signalen anderer Mobilitätsformen ist immer dann von Belang, wenn es um tourismusinduzierte Aussagen gehen soll. Sie ist demnach abhängig von der Fragestellung. Sollen bspw. Frequenzdaten Aussagen über eine mögliche Überfüllung von bestimmten Orten geben, ist die Frage, ob es sich bei den dort gezählten Personen um Touristen handelt oder nicht zunächst nachrangig.³⁹ Der Frage kommt jedoch eine fundamentale Bedeutung zu, wenn bspw. Frequenz- oder Volumendaten Grundlage für eine Abschätzung der ökonomischen Bedeutung des Tourismus für eine Stadt oder ein Event herangezogen werden sollen.

Auch bei der Messung von Saisonalität werden passive Mobilfunkdaten zukünftig verstärkt eingesetzt werden (Zaragozí et al., 2021). Der Vorteil liegt hier u. a. darin, dass – bspw. im Vergleich zu Daten aus der amtlichen Beherbergungsstatistik (Krüger & Schmutde, 2017) – tagesgenau Daten zur Verfügung stehen und sich Einflüsse von Ferientagen, Feiertagen oder des Wetters deutlich besser modellieren lassen.

³⁹ vgl. die Ausführungen zum Einfluss der Covid-19-Pandemie auf die Messung touristischer Aktionsräume in Kapitel 6.1.

5.2 Meso-Ebene: Aktives GPS-Tracking und Befragung

5.2.1 Einführung

Der zweite Artikel, „Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg“ untersucht touristische Aktionsräume von Tagestouristen in Hamburg (intra-regionale Aktionsräume) auf der Meso-Ebene. Der methodische Fokus liegt auf der Verknüpfung von Geoinformationen (GPS-Tracking) mit empirischen Ergebnissen einer Befragung und deren kartographischer Darstellung. Während die hier angewandte Methodenkombination aus GPS-Tracking und Befragung bereits in verschiedenen anderen Arbeiten erprobt ist (Bauder & Freytag, 2015; Schamel, 2017; H.-J. L. Weber & Bauder, 2013), wird mit Blick auf die Wahrnehmung von Crowding, dem Untersuchungsobjekt – der Zielgruppe der Tagestouristen – sowie in der angewandten geostatistischen Analysemethode, ein Beitrag zur Weiterentwicklung der Methodenkombination geleistet.

Bauder (2012) wies bereits früh auf die Möglichkeit der Verknüpfung von Trackingtechnologien und einer Analyse der soziokulturellen Tragfähigkeit hin. Allerdings blieb dies in der bisherigen Forschung unberücksichtigt. Bis auf wenige Ausnahmen (Bauder & Freytag; Freytag, 2010b) finden sich in der Literatur zudem kaum Analysen, die die Aktionsräume von Tagestouristen in den Fokus rücken. Vor dem Hintergrund der großen Bedeutung dieses Segments für den Tourismus – gerade in Städten – ist dies durchaus bemerkenswert. Der zweite Artikel hat daher zum Ziel, Erkenntnisse über die Aktionsräume von Tagestouristen in Hamburg zu gewinnen und zu verstehen, wie diese andere Stadtnutzer wahrnehmen. Vier Forschungsfragen stehen dabei im Fokus:

- (1) Welche Aktionsräume weisen Hamburger Tagestouristen auf und wo lassen sich Hotspots des Tagestourismus in Hamburg lokalisieren?
- (2) Welche Rolle spielen andere Stadtnutzer beim Tagesausflug und hat dies Einfluss auf das aktionsräumliche Handeln von Touristen vor Ort?
- (3) Wo im Stadtraum werden aus Sicht von Touristen viele Menschen wahrgenommen und werden diese als störend empfunden?
- (4) Gibt es Besonderheiten in den Aktionsräumen von Tagestouristen, die Crowding verstärkt wahrnehmen?

Um die Fragen zu beantworten, wurden Tagestouristen in bzw. auf dem Weg nach Hamburg ein GPS-Tracker sowie ein Fragebogen ausgehändigt. Fragebogen und Tracker sollten in einem vorfrankierten Rücksendeumschlag nach dem Tagesausflug an den Autor versendet werden.

5.2.2 Publikation

Reif, J. (2019). **Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg.** Zeitschrift für Tourismuswissenschaft, 11(2), 257–287. <https://doi.org/10.1515/tw-2019-0015>

Julian Reif*

Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding:

Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg

DOI 10.1515/tw-2019-0015

Zusammenfassung: Im Zuge der vielfältigen Diskussionen um eine touristische Übernutzung von Städten liegen kaum Untersuchungen über den Tagestourismus vor. Insbesondere über intradestinationale Aktionsräume und die damit in Verbindung stehende Wahrnehmung von anderen Menschen im Stadtraum gibt es – im Gegenteil zu Studien über die Tourismusakzeptanz aufseiten der Einwohner – wenig empirische Befunde aus touristischer Perspektive. Vor diesem Hintergrund ist es Ziel des Beitrages, Erkenntnisse über die Bewegungsmuster und die Wahrnehmung von anderen Stadtnutzern von Tagestouristen in Hamburg zu gewinnen. Dafür wurden die Aktionsräume mithilfe eines GPS-Trackers gemessen und durch einen Fragebogen die Wahrnehmung von Crowding ermittelt. Die Ergebnisse zeigen eine deutliche Konzentration des tagestouristischen Raum-Zeit-Konsums im Hamburger Central Business District. Andere Stadtnutzer werden zwar wahrgenommen, haben jedoch kaum Einfluss auf das aktionsräumliche Handeln vor Ort. Das positive Crowding überwiegt deutlich. Durch die Kombination von Aktionsräumen und der Wahrnehmung von Crowding können zwei Kernzonen in Hamburg identifiziert werden, die im Rahmen einer sozial verträglichen Tourismus- und Stadtentwicklung bevorzugt behandelt werden sollten.

Schlüsselwörter: GPS-Tracking, urbanes Crowding, touristische Aktionsräume, Städtetourismus, Tagestourismus

Abstract: In the course of the manifold discussions on tourist induced overuse of city destinations, there still is a lack of studies on same-day visitors. Additionally, in contrast to studies on the encounters between tourists and urban residents, so far there are only few empirical findings on intra-destination tourist movement patterns and the associated perception of urban crowds. Against this backdrop, this

*Corresponding author: Julian Reif: Institut für Management und Tourismus (IMT), Fachhochschule Westküste, Fritz-Thiedemann-Ring 20, D-25746 Heide, E-Mail: reif@fh-westkueste.de

paper analyzes the spatio-temporal behavior and the perception of crowding of same-day visitors in Hamburg. The data collection process involves GPS tracking and a survey for estimating the perception of crowding. The results show a tourist space-time consumption that is clearly concentrated in Hamburg's Central Business District. Although other city users are perceived, they have hardly any influence on the time-space patterns. Furthermore, positive crowding clearly predominates. Combining the GPS based measured itineraries and the perception of crowding, two core zones in Hamburg are identified which should be given preferential treatment within the framework of sustainable tourism and urban development.

Keywords: GPS tracking, urban crowding, tourist movement patterns, urban tourism, same-day visitors

1 Hintergrund und Zielsetzung

In den letzten Jahren kam es bundesweit zu einem deutlichen Wachstum im Städtetourismus (u. a. Bauder, 2018). Das Anwachsen der urbanen Besucher stellt die städtische Infrastruktur, touristische Dienstleister und Einwohner gleichermaßen vor vielfältige Herausforderungen. Sowohl im medialen Diskurs als auch in der wissenschaftlichen Auseinandersetzung wird der räumlich und zeitlich auftretende Besucherandrang und die damit einhergehende Tourismus(in)akzeptanz der städtischen Gastgeber stark diskutiert (u. a. McKinsey & Company & WTTC, 2017; Postma & Schmücker, 2017; Grube & Novy, 2018; Koens, Postma & Papp, 2018; Peeters et al., 2018). Dabei stehen in erster Linie die Touristenmetropolen Barcelona, Amsterdam, Venedig aber auch Dubrovnik und Berlin im Fokus der Betrachtung. Andere Städte, die durchaus ebenfalls eine beachtliche Bedeutung im (inter)nationalen Tourismus innehaben, werden kaum thematisiert. Es zeigt sich jedoch, dass auch der Blick auf Städte wie München oder Hamburg, die unter der „Spitze des Eisberges“ (Kagermeier & Erdmenger, 2019) liegen, lohnt, um die Prozesse im Zusammenspiel zwischen Gastgeber, Touristen und Stadtraum zu verstehen. Der an touristisch frequentierten Attraktionspunkten der Städte auftretende Besucherdruck kann neben Belastungserscheinungen bei Einwohnern, auch das Erleben der Touristen beeinträchtigen. Allerdings wird sich der Frage, wie es um die soziale Tragfähigkeit der Gastgeber gestellt ist, deutlich ausführlicher gewidmet (bspw. Muler Gonzalez et al., 2018; Eusébio et al., 2018; Freytag & Gomes de Matos, 2018). Eine Analyse der psychologischen bzw. perzeptuellen Tragfähigkeit aus Touristenperspektive – vor allem in Städten – wurde bislang nur in wenigen Studien untersucht (Popp, 2012, S. 50). Das Gästevolumen und

das damit verbundene Wachstum spielt bei der Frage der Tourismusakzeptanz eine entscheidende Rolle (Peeters et al., 2018, S. 24). Daher ist es folgerichtig, sich dem in vielen Destinationen volumenstärksten touristischen Segment, dem Tagestourismus, in besonderer Weise zu widmen. Allerdings ist der touristische Teilbereich trotz seiner Bedeutung – im Vergleich zum Übernachtungstourismus – nur unzureichend untersucht (Flognfeldt jr., 2005, S. 54). Dies gilt für die Ermittlung sowohl von Umfang und Struktur als auch für die Ermittlung der raumzeitlichen Bewegungsmuster. Letzteres ist insofern beachtlich, da das Wissen, wie sich Touristen im Stadtraum bewegen, wie sie diesen wahrnehmen und erkunden, für eine nachhaltige Stadt- und Tourismusentwicklung wichtig ist (Edwards & Griffin, 2013, S. 583). Durch die Analyse der raumzeitlichen Bewegungsmuster kann die touristische Infrastruktur optimiert, Besucherströme reguliert und negatives Crowding (vgl. Abschnitt 2.3) vermieden werden. Darüber hinaus kann das Wissen in der touristischen Produktentwicklung und zur Konzentration von Marketingbudgets eingesetzt werden, was wiederum zur Verbesserung des touristischen Vor-Ort-Erlebnisses und zur Verbesserung der Tourismusakzeptanz beitragen kann (Edwards et al., 2010, S. 104; Edwards & Griffin, 2013, S. 582; Shoval & Ahas, 2016, S. 589). Eine von Bauder bereits im Jahr 2012 postulierte Kombination digitaler Trackingtechnologien mit der Analyse soziokultureller Tragfähigkeit ist bislang ausgeblieben (Bauder, 2012, S. 428). In der Literatur finden sich mit Ausnahme der Arbeit von Bauder & Freytag (2015) über „functional same-day-visitors“¹ in Freiburg und der Analyse von Freytag (2010a) für Tagesbesucher in Heidelberg, zudem keine speziell auf das aktionsräumliche Verhalten von Tagestouristen abzielenden GPS-Analysen. Vor diesem Hintergrund ist es Ziel des Beitrages, Erkenntnisse über die Bewegungsmuster und die Wahrnehmung von anderen Stadtnutzern von Tagestouristen in Hamburg zu gewinnen. Konkret sollen dabei folgende Fragestellungen beantwortet werden:

- Welche Aktionsräume weisen Hamburger Tagestouristen auf und wo lassen sich Hotspots des Tagestourismus in Hamburg lokalisieren?
- Welche Rolle spielen andere Stadtnutzer beim Tagesausflug und hat dies Einfluss auf das aktionsräumliche Handeln von Touristen vor Ort?
- Wo im Stadtraum werden aus Sicht von Touristen viele Menschen wahrgenommen und werden diese als störend empfunden?
- Gibt es Besonderheiten in den Aktionsräumen von Tagestouristen, die Crowding verstärkt wahrnehmen?

¹ „functional same-day visitors“: „[...] the total of overnight and same-day visitors who do not spend more than 24 hours (i.e. including a maximum of one overnight stay) at their destination [...]“ (Bauder & Freytag 2015, S. 686).

2 Theoretischer Rahmen

2.1 Touristische Aktionsräume und deren Einflussfaktoren

Die Zeit, als begrenzte und begrenzende Ressource eines Menschen, kann als Nukleus der Erforschung von Aktionsräumen angesehen werden (Hägerstrand, 1970; Scheiner, 1998). Ausgehend vom Individuum wird bei der Weiterentwicklung klassisch geographischer Ansätze – wie dem der Zeitgeographie oder dem der Münchner Schule der Sozialgeographie – im Rahmen einer handlungstheoretischen Auslegung der Aktionsraumforschung der Aktionsraum einer Person durch sein Handeln konstituiert (Scheiner, 1998). Die so verstandene Erforschung von Aktionsräumen befasst sich jedoch fast ausnahmslos mit dem hochgradig routinisierten Alltagshandeln von Personen innerhalb eines „weekly movement cycle“ (Roseman, 1971, S. 590) ausgehend vom Wohnort. Im Gegensatz zu den alltäglichen Aktionsräumen, werden Urlaubs- und Geschäftsreisen als touristische Aktivitäten in der Aktionsraumforschung kaum berücksichtigt (Osterhage & Wiegandt, 2014, S. 93). Dabei spielen im Tourismus Raum-Zeit-Bezüge eine wichtige Rolle. Touristische Angebote können bspw. als räumlich-zeitliche Gebilde (Steinbach, 2003, S. 1) bzw. der Tourismusmarkt als Handel von Raum-Zeit-Relationen begriffen werden (Wöhler, 2001, S. 190; Eisenstein, 2014, S. 6). Bei der Erforschung touristischer Aktionsräume wird der Blickwinkel auf das außeralltägliche Handeln von Personen gerichtet. Dabei lassen sich zwei Maßstabebenen bestimmen: interregionale touristische Aktionsräume (im Sinne von Quell-Zielgebietsbeziehungen) sowie intraregionale touristische Aktionsräume (im Sinne eines aktionsräumlichen Verhaltens in der Destination) (McKercher & Lau, 2008, S. 356). Interregionale oder auch interdestinationale touristische Bewegungsmuster gehen von einer zirkulär-räumlichen Mobilität als konstitutives Element des Tourismus aus (Leiper, 1979) und lassen sich mit dem Modellansatz der „tourist attraction systems“ (Leiper, 1990) näher erklären. Die touristischen Attraktionssysteme sorgen für divergierende zeiträumliche Bewegungsmuster und bestehen aus drei Elementen: Person mit touristischen Bedürfnissen (bspw. Shopping-Tagestourist), Nukleus (bspw. Kaufhaus in der Destination) und Marker (bspw. Information über die Öffnungszeiten des Kaufhauses). Da jede Person mit individuellen Reisemotiven und Informationen über zu bereisende Orte ausgestattet ist, entstehen in der Folge verschiedene zeiträumliche Muster (Schamel, 2017, S. 42). Im Zuge dessen lassen sich unterschiedliche Raummuster erklären und veranschaulichen: Eine dreiwöchige Rundreise im Westen der Vereinigten Staaten im Vergleich zu dem eher eingeschränkten Bewegungsprofil eines einwö-

chigen Cluburlaubs auf Mallorca. Lau & McKercher (2006, S. 41f) zeigen auf Basis verschiedener Studien insgesamt sechs unterschiedliche Kategorien interregionaler Bewegungsmuster von Touristen auf.²

Neben dieser Metaebene lassen sich auf kleinräumiger Ebene intraregionale bzw. intradestinationale touristische Aktionsräume in der Destination beobachten. Im Gegensatz zu den oben beschriebenen Aktionsräumen zwischen Destinationen wird sich der Untersuchung der Aktionsräume in der Destination kaum gewidmet (Leung et al., 2012, S. 471). Hinzu kommt, dass die Aktionsräume individuell sind und sich nach den persönlichen Interessen des Touristen richten (McKercher, 2004, S. 19). So lassen sich die Einflussfaktoren dieser individuellen Aktionsräume in zwei Hauptgruppen unterteilen: individuelle touristische sowie reisebezogene Faktoren (Shoval & Isaacson, 2010, S. 15f). In Bezug auf die reisebezogenen Faktoren ist der Reiseanlass, bspw. Geschäfts- oder Urlaubsreise, einer der entscheidenden Gründe für die divergierende Ausgestaltung von Aktionsräumen. Zwar können sowohl der Geschäfts- als auch der Urlaubsgast dieselbe Infrastruktur zur Fortbewegung in einer Destination nutzen, aufgrund der vorherrschenden Motive des Geschäftstouristen (Eisenstein et al., 2019) wird er aber ein anderes zeiträumliches Verhalten in der Destination aufweisen als der Urlaubstourist, der sich in der Regel an den freizeittouristisch relevanten Sehenswürdigkeiten orientiert. Destinationserfahrung hat ebenfalls einen entscheidenden Einfluss auf das Mobilitätsverhalten vor Ort. So lässt sich zwischen Erst- und Wiederholungsbesuchern ein deutlich anderes Mobilitätsverhalten nachweisen (Freytag, 2010b, S. 55; Lau & McKercher, 2006, S. 42 f.). Des Weiteren kann die Aufenthaltsdauer, als zeitliche Komponente, Einfluss auf das zeiträumliche Verhalten haben (Xiao-Ting & Bi-Hu, 2012, S. 638 f.), was sich im Falle von Tagestouristen durch die Absenz einer Unterkunft und die damit verbundene kürzere Aufenthaltsdauer nachvollziehbar veranschaulichen lässt. Eine der entscheidenden Einflussvariablen ist die Unterkunft (Shoval et al., 2011, S. 1608), während sozioökonomische Merkmale, die zu den oben genannten individuellen touristischen Faktoren zählen, geringe Auswirkungen auf unterschiedliche Raumaneignungsmuster haben (Shoval, 2002, S. 27). Neben diesen Einflussvariablen sind destinationsbezogene, externe Variablen relevant. Diese können – neben einem generellen Angebot an Sehenswürdigkeiten – „weiche Faktoren“ wie das Wetter oder die Anwesenheit von vielen Menschen sein, die u. U. dazu führen, spontan seine Pläne zu ändern (Shoval & Isaacson, 2010, S. 18). Im Falle intradestination-

² Die Kategorien lauten: „single point“, „base site“, „stopover“, „chaining loop“, „destination region loop“ und „complex neighborhood“ (Lau & McKercher, 2006, S. 41; siehe dazu auch Oppermann 1995).

nalere Aktionsräume konnten bspw. McKercher & Lau (2008) 78 Bewegungsmuster mit elf Bewegungsstilen bei einer Untersuchung in Hongkong nachweisen.

Ausgehend von den drei konstitutiven Elementen der „tourist attraction systems“ ergibt sich in Summe ein Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen, welches, je nach dem zu betrachtenden Element des Systems, unterschiedliche abhängige Variablen aufweist, die einen aktionsräumlichen Handlungsvollzug des Touristen evozieren (Abb. 1). Diese Handlung im Raum – intendiert oder nicht intendiert – hat Folgen für den Touristen selbst oder die Gesellschaft, und wiederum Einfluss auf die „tourist attraction systems“ und die verschiedenen abhängigen Variablen. Der touristische Aktionsraum wird so durch das Handeln der Touristen konstruiert und lässt sich durch die besuchten Orte in der Destination messen, die der Tourist „zur Befriedigung seiner mit dem Aufenthalt verbundenen Bedürfnisse und damit zur Erfüllung des Reisezwecks in Anspruch nimmt“ (Eisenstein, 2014, S. 15).

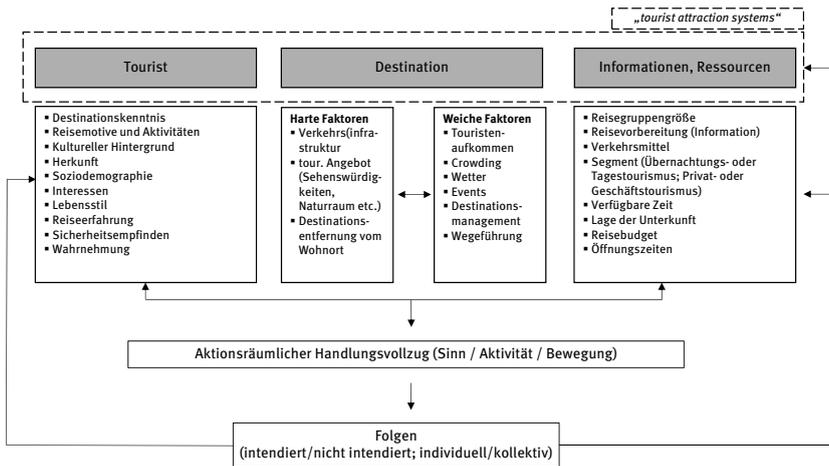


Abb. 1: Modell des aktionsräumlichen Handelns von Touristen. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Shoval & Isaacson, 2010; Beeco & Hallo, 2014; Lew & McKercher, 2006; Schamel, 2017; Scheiner, 1998; 2000; Leiper, 1990; Steinbach, 2003.)

2.2 Messung von touristischen Aktionsräumen

Bei der Messung von touristischen Aktionsräumen kommen verschiedene analoge und digitale Messmethoden mit ihren spezifischen Vor- und Nachteilen zum Einsatz (u. a. McKercher & Lau, 2009; Kellner & Egger, 2016; Weber & Bauder, 2013). In Bezug auf analoge Methoden sind hier vor allem Beobachtung (u. a. Keul & Kühberger, 1996) und Befragung inkl. Tagesprotokolle (u. a. Becker, 1982; Debbage, 1991), also das Aufzeichnen sogenannter „time-space-budgets“

während eines Urlaubs, zu nennen. Bei den digitalen Trackingmethoden, die erstmals nach der Jahrtausendwende mit dem Einläuten eines digitalen Zeitalters des Touristentrackings in der Forschung eingesetzt wurden, ist das GPS-Tracking – unabhängig davon ob via GPS-Tracker oder einem App-Tracking via Smartphone – die meist benutzte Methode, um das raumzeitliche Verhalten von Touristen zu messen (Shoval & Ahas, 2016). Dabei bestehen vielfältige weitere digitale Möglichkeiten, raumzeitliche Bewegungsmuster von Touristen zu identifizieren. Zu nennen sind hier in erster Linie die Nutzung von passiven Mobilfunkdaten (u. a. Ahas et al., 2008; Reif, 2019) sowie Social Media und weitere Internetressourcen wie Nutzerdaten aus Online-Buchungsplattformen (u. a. Girardin et al., 2009; Batiste e Silva et al., 2018). Die Vorteile von GPS-Tracking liegen jedoch in der Genauigkeit in Bezug auf die räumliche und zeitliche Auflösung, der einfachen Bedien- und weltweiten Verfügbarkeit sowie in der automatisierten Integration in geographische Informationssysteme. Nachteilig ist, dass GPS-Tracking mit anderen Methoden kombiniert werden muss, um über eine rein visuell-deskriptive Analyse der zurückgelegten Wege hinauszukommen. Hohe Anschaffungskosten für das technische Equipment, die logistischen Herausforderungen der Aus- und Rückgabe der Trackingapplikation sowie der Feldzugang in GPS-Tracking-Studien stellen weitere einschränkende Faktoren dar (Schamel, 2017, S. 66; Shoval & Isaacson, 2010, S. 82). Letzteres gestaltet sich insbesondere in Städten mit keinem eindeutigen Ein- oder Ausgang als äußerst schwierig (Shoval & Isaacson, 2010, S. 98 f.). Gleichwohl findet das GPS-Tracking (in der nationalen wie internationalen Forschungslandschaft) verstärkten Einsatz und entsprechende Anwendung, u. a. mit verschiedenen Methodenkombinationen, in verschiedenen Destinationsarten aber auch bei unterschiedlichen Tourismussegmenten.³

2.3 Urbanes Crowding: Die Perspektive der Touristen

Urbaner Raum kann als sozial konstruiertes Produkt der Handlungen von Individuen (Touristen, Einwohner, Akteure etc.) verstanden werden und ist demnach einem ständigen Wandlungsprozess unterzogen (Massey, 2005, S. 9). In diesem Prozess der Raumkonstruktion nimmt der Tourist die Rolle eines Prosumers, als gleichzeitiger Produzent und Konsument von Raum bzw. dem touristischen Produkt, ein (Eisenstein, 2014, S. 106). Der Stadtraum wird folglich durch alle Raumnutzer produziert und Touristen sind ein bedeutender Teil davon (Pappale-

³ für eine Übersicht zur tourismusbezogenen GPS-Forschung sei u. a. auf Shoval und Ahas (2016, S. 561 ff.) und Reif (2019, S. 3) verwiesen.

pore & Smith, 2016, S. 97 f.). Das touristische Erlebnis bzw. die Qualität der Erfahrung in Bezug auf die Anwesenheit von anderen Touristen vor Ort wird anhand der Begegnungen mit anderen Raumnutzern sowie von den individuellen Aktivitäten und den Erwartungshaltungen der Touristen bestimmt (Pappalepore & Smith, 2016, S. 97; Vester, 1993, S. 125). Folglich kann die Wahrnehmung von Crowding eine mögliche abhängige Variable mit Einfluss auf das aktionsräumliche Handeln von Touristen sein (Abb. 1).

Um sich der Wahrnehmung von Crowding zu nähern, muss das Konzept der „tourism carrying capacity“ (u. a. McCool & Lime, 2001) näher betrachtet werden. Dabei unterscheiden Watson & Kopachevsky (1996, S. 174 ff.) eine ökonomische, ökologische, physische, soziale und psychische Tragfähigkeit. Letztere ist dabei im vorliegenden Falle und in Abgrenzung zur sozialen Tragfähigkeit, bei der die Tourismusakzeptanz der Einwohner im Fokus steht, deshalb von Relevanz, da sie die Touristen selbst in den Blick nimmt (Tab. 1). Nach Martin & Uysal (1990, S. 329) wird die psychische Tragfähigkeit überschritten, „when tourists are no longer comfortable in the destination area, for reasons that can include perceived negative attitudes of the locals, crowding of the area, or deterioration in the physical environment.“ Als störend wahrgenommene Stadtnutzer überschreiten demnach die psychische Tragfähigkeitsgrenze (Neuts & Nijkamp, 2012, S. 2135) und beeinflussen das touristische Erlebnis vor Ort. Die Grenzen der Tragfähigkeit sind sowohl bei der sozialen als auch bei der psychischen Tragfähigkeit im Vergleich bspw. zu einer ökologischen Tragfähigkeitsgrenze deutlich schwerer zu quantifizieren (Schmude & Namberger, 2015, S. 105).

Tab. 1: Tourism Carrying Capacity im Städtetourismus (Quelle: Eigene Darstellung)

Art der Tragfähigkeit	Beispiel mit Bezug zum Städtetourismus
ökonomische Tragfähigkeit	Einwohner leiden unter zu hohen Miet- und Immobilienpreisen durch tourismusinduzierte Gentrificationprozesse
ökologische Tragfähigkeit	Städtische Feinstaubbelastung durch tourismusinduzierten PKW-Verkehr überschreitet festgeschriebene Grenzwerte
physische Tragfähigkeit	Fehlende bzw. ausgebuchte Beherbergungskapazitäten durch städtisches Großevent
soziale Tragfähigkeit	Unzufriedenheit bei Einwohnern durch hohe touristische Aktivität in städtischen Wohnvierteln
psychische Tragfähigkeit	Verminderung der Gästezufriedenheit durch erhöhtes Touristenaufkommen an innerstädtischen Sehenswürdigkeiten

Bei der Wahrnehmung von Crowding auf Seiten der Touristen muss zwischen einer objektiven physischen Dichte und der subjektiv-psychologischen Wahrnehmung dieser Dichte unterschieden werden (Pearce, 2011, S. 94). Die physische Dichte wird dabei als eine notwendige, nicht aber hinreichende Bedingung für

die Wahrnehmung von Crowding angesehen (Stokols, 1972, S. 275). Die Wahrnehmung ist demnach eine psychologische Bewertung der Anzahl der Raumnutzer während des touristischen Erlebnisses (Shelby et al., 1989) oder anders ausgedrückt: Bei der Wahrnehmung von Crowding handelt es sich um ein sozio-psychisches Konstrukt (Neuts et al., 2012, S. 651). Drei Einflussfaktoren der Wahrnehmung von Crowding werden in der Forschung identifiziert: Situative Variablen (Anzahl von anderen Menschen etc.), soziale Variablen (bspw. Verhalten anderer Touristen) sowie persönliche, individuelle Variablen (bspw. Erwartungshaltung) (Neuts & Vanneste, 2018, S. 404 f.) (Abb. 2).

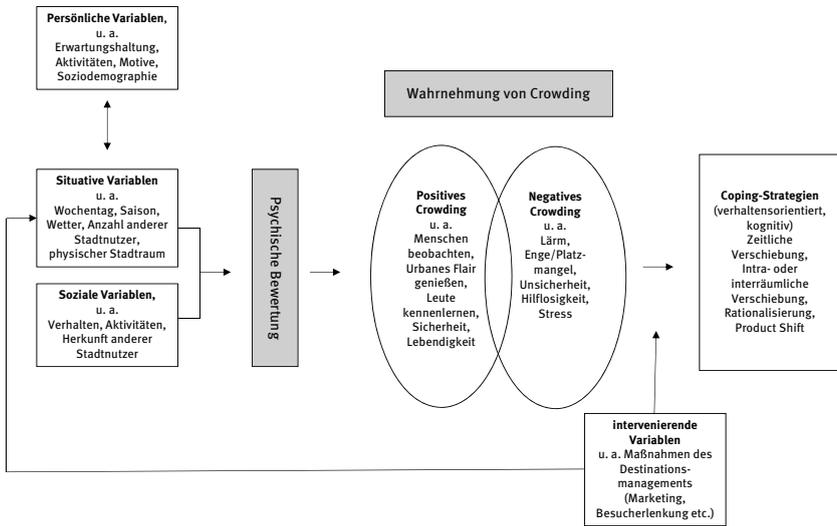


Abb. 2: Modell der Wahrnehmung von Crowding in urbanen Räumen. (Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Bryon & Neuts, 2008; Popp, 2012; Schamel & Job, 2014)

Allerdings ist die Frage, wie Touristen Menschenansammlungen wahrnehmen und wie sie mit ihnen umgehen, bislang in der städtetouristischen Forschung noch wenig behandelt worden (Popp, 2012, S. 50). Im Vergleich zu vielen Studien über Tourist-Tourist-Begegnungen und den Umgang mit der Wahrnehmung von vielen Menschen in Nationalparks, Wildnisgebieten und weiteren Outdoorsettings (u. v. a. Shelby et al., 1989; Vaske & Shelby, 2008; Kalisch, 2012; Schamel & Job, 2014; Zehrer & Raich, 2016) wurde dem urbanen Raum bislang nur in einigen wenigen Crowding-Studien Beachtung geschenkt (Bryon & Neuts, 2008; Jin & Pearce, 2011; Popp, 2012; 2017; Neuts & Nijkamp, 2012; Neuts et al., 2012; Neuts & Vanneste, 2018). Dies hat auch damit zu tun, dass es schwierig – wenn nicht unmöglich – erscheint, für Städtebesucher zu erkennen, ob es sich bei der angetroffenen „urbanen Crowd“ um Touristen oder weitere raumwirksame Stadtnutzer handelt. Was in anderen touristischen Segmenten, bspw. bei Betrachtung

des Tourismus in Naturräumen zumeist kein Problem darstellt, gestaltet sich im städtischen Raum deutlich komplexer und wird als eine der Schwierigkeiten beim Übertrag der Erkenntnisse aus der Crowdingforschung in einen städtischen Kontext gesehen (Popp, 2012, S. 53). Weitere Besonderheiten im städtischen Raum bestehen in der Multioptionalität der Städte und der Tatsache, dass es auch ein sogenanntes „good crowding“ (Wickham & Kerstetter, 2000, S. 169) geben kann (Popp, 2012, S. 53). Good crowding oder positives Crowding kann als psychologische Interpretation beschrieben werden, die auftritt, wenn Touristen vielen anderen Menschen im Raum begegnen und sie die Vor- und Nachteile zugunsten der Vorteile abwägen (Sun & Budruk, 2017, S. 1260). Das positive Empfinden der Anwesenheit von vielen Menschen ist dahingehend ein interessantes Phänomen, da das Gegenteil, eine Menschenleere, einem insbesondere im urbanen Kontext als befremdlich vorkommen könnte. Eine menschenleere Fußgängerzone an einem Samstagmittag würde aller Voraussicht nach ein unbehagliches Gefühl auslösen, wohingegen ein ähnliches Setting an einem Strand eher kein Unbehagen hervorrufen würde. In lebendigen Innenstädten hingegen kann somit von einem „collective gaze“ (Urry, 2002, S. 150) gesprochen werden, der dafür sorgt, dass dort, wo viele Menschen anzutreffen sind, offenbar „etwas los ist“ und man am „richtigen Platz“ ist (Popp, 2017, S. 361).

Für die Wahrnehmung von Crowding im Kontext des Städtetourismus lassen sich schließlich folgende Kernpunkte festhalten:

- Persönliche, situative und soziale Variablen beeinflussen die Wahrnehmung von Crowding.
- Menschenansammlungen im städtischen Raum müssen nicht als negativ angesehen werden bzw. die negative Konnotation von Crowding muss im urbanen Kontext infrage gestellt werden (Neuts & Nijkamp, 2012, S. 2148).
- Der Grat zwischen der Wahrnehmung von positivem und negativem Crowding ist schmal (Popp, 2012, S. 63).
- Durch entsprechende Anpassungsstrategien wie bspw. eine zeitliche und räumliche Verschiebung des Aufenthaltes, lassen sich die negativen Begleitumstände abmildern (Popp, 2012).
- Das Destinationsmanagement kann durch Maßnahmen Einfluss auf situative Variablen und mögliche Anpassungsstrategien nehmen (bspw. durch Besucherlenkung).

3 Methodik

3.1 Der Untersuchungsraum Hamburg

Die Stadt Hamburg zeichnet sich nicht zuletzt mit der Elbphilharmonie als neues cultural landmark als eine beliebte Touristenmetropole aus, die insbesondere in den letzten zehn Jahren ein deutlich überdurchschnittliches Wachstum vorweist⁴ und die im Jahr, 2017 mit 13,8 Mio. amtlich erfassten Übernachtungen in Beherbergungsbetrieben ab zehn Betten nach Berlin und München die Stadt mit der bundesweit dritthöchsten Übernachtungszahl war (Statistisches Bundesamt, 2018). Zusätzlich zu den in der Statistik erfassten Übernachtungen finden jährlich über 7 Mio. Übernachtungen bei Verwandten und Bekannten, bei Privatvermietern und auf Campingplätzen statt.⁵ Neben dem Übernachtungstourismus ist Hamburg ein beliebtes Tagesreiseziel. Auf eine Übernachtung entfallen nach oben genannten Angaben ca. vier inländische Tagesreisen und an einem Durchschnittstag bevölkern ca. 230.000 Tagestouristen die Stadt (Maschke, 2014, S. 2). Der Tagestourismus trägt darüber hinaus zu 51 % des touristischen Gesamtkonsums im Jahr 2015 bei (Becker et al., 2019, S. 6) und ist damit nach den Kriterien Besuchervolumen und touristischer Konsum das bedeutendste Segment im Hamburger Städtetourismus.

Trotz der hohen touristischen Bedeutung zeigen Studien zur Tourismusakzeptanz, dass sich 94 % der Hamburger nicht vom Tourismus gestört fühlen. Nur in den touristisch stark frequentierten Stadtteilen kommt es hingegen bereits zu ersten Anzeichen von antitouristischen Stimmungen. So fühlen sich 16 % der Hamburger Einwohner in den Stadtteilen St. Pauli, Hamburg Altstadt und Neustadt, St. Georg, Hafencity und Sternschanze persönlich durch Touristen in Hamburg gestört bzw. beim Besuch von Veranstaltungen oder der Nutzung von anderen Angeboten durch die Touristen beeinträchtigt (Lorkowski, 2017, S. 7). Störfaktoren sind insbesondere die Überfüllung von Innenstadt und Restaurants, der Verkehr und Lärm. Gleichwohl ist in Hamburg die derzeitige Entwicklung der Tourismusakzeptanz nicht als ein akutes Problem anzusehen (Lorkowski, 2017; Beyer et al., 2017; Wybraniec, 2018). Die Quartiere mit einem hohen Besucherdruck scheinen weniger problematisch wahrgenommen zu werden als bspw. in

⁴ Zugewinn an amtlich erfassten Übernachtungen in Beherbergungsbetrieben im Zeitraum von 2007 bis 2017 in Höhe von +87% (Bundesgebiet: +27%) (Eigene Berechnung auf Basis Statistisches Bundesamt, 2008; 2018).

⁵ Bezugsjahr 2014; Camping: Touristik- und Dauercamping, Reisemobilisten (HHT & DWIF, 2015, S. 8).

anderen Städten und sowohl aus Experten- als auch aus Einwohnersicht ist die Verteilung des Übernachtungsangebotes kein bzw. ein geringes Problem (Beyer et al., 2017, S. 34). Ein akuter Handlungsbedarf – insbesondere im Bereich der Sharing-Economy und den damit einhergehenden Problemen (Stors & Kagermeier, 2017) – ist derzeit nicht erkennbar. Gleichwohl sollte sich frühzeitig auf mögliche zukünftige Entwicklungen eingestellt und vor allem das teilweise problematische und konfliktträchtige Verhalten von Besuchern im Rahmen von Großveranstaltungen (Schlagermove, Harley Days) und auch im Kiez um die Reeperbahn beobachtet werden (Beyer et al., 2017, S. 34). Über das Empfinden der Touristen liegen in Bezug auf die Wahrnehmung des Tourismus, dessen Bewertung und zu den raumzeitlichen Bewegungsmustern jedoch keine Daten vor.

3.2 Erhebungsdesign

Um die vorliegenden Fragestellungen zu beantworten, wurden in zwei Erhebungswellen Tagestouristen bei ihrem Tagesausflug nach Hamburg getrackt und mithilfe eines Fragebogens über ihre Wahrnehmung von Crowding befragt. Im Herbst 2017 wurden auf Basis einer willkürlichen Auswahl mithilfe eines nachfolgenden Screenings privatreisende Tagestouristen⁶ im Sinne der Definition der Welttourismusorganisation (UNWTO) (UNSD & UNWTO, 2010, S. 10) an touristisch relevanten Orten in Hamburg angesprochen (u. a. Elbphilharmonie). Die Stichprobe berücksichtigt nur den Incoming-Tagestourismus sowie den sekundären Tagesausflugsverkehr, der durch Tagesausflüge vom Urlaubsort aus nach Hamburg entsteht. Der Binnentagestourismus der Hamburger Einwohner ist nicht in der Stichprobe enthalten. Den so identifizierten Tagestouristen wurden GPS-Tracker (QStarz BT-Q1000XT) ausgehändigt, deren Signalsetzung auf fünf Sekunden eingestellt wurde, um einen guten Mittelweg zwischen Gehgeschwindigkeit, Positionsbestimmung und Datenmenge zu erhalten (Chatel-Messer, 2013, S. 88). Gleichzeitig wurde ein Fragebogen verteilt, dessen Daten mithilfe einer einheitlicher ID anonymisiert mit dem GPS-Track verknüpft wurden. Fragebogen und GPS-Tracker konnten mit einem vorfrankierten Rückumschlag im Nachgang des Tagesausflugs an den Autor verschickt werden. Für die elf Erhebungstage standen insgesamt 40 GPS-Tracker zur Verfügung, die an Samstagen sowie an Sonn- und Feiertagen an die Touristen ausgehändigt wurden. In der zweiten

⁶ Geschäftsreisende Tagesgäste wurden angesichts deren knappen Zeitbudgets und aufgrund des Besuchs von Geschäftspartnern vermutlich stark eingeschränkten Bewegungsradius bewusst außen vorgelassen.

Erhebungswelle, im Herbst 2018, wurden ergänzend dazu, Tagestouristen auf dem Weg nach Hamburg auf ihrer Fahrt im Regionalexpress zwischen Heide und Hamburg-Altona willkürlich im Zug angesprochen, da sich die Ansprache im Stadtraum aufgrund der Wetterverhältnisse und des oft knappen Zeitbudgets als schwierig darstellte. In Summe ergaben sich somit 163 befragte Tagestouristen, von denen 126 ein GPS-Track vorweisen konnten. Die GPS-Tracks wurden ausgelesen, mit der entsprechenden ID des Befragten versehen und zunächst in das Programm TibcoSpotfire eingelesen. Neben einer visuellen Plausibilitätsprüfung erfolgte die Bereinigung der Stichprobe in Anlehnung an Schuessler & Axhausen (2008) sowie an Beeco et al. (2013). GPS-Punkte mit in Bezug auf Hamburg widersprüchlichen Höhen- sowie Längen- und Breitenangaben als auch unrealistische Geschwindigkeitsangaben wurden entnommen. Letzten Endes wurden nur die Trackpoints berücksichtigt, die innerhalb der amtlichen Gemeindegrenzen der Stadt Hamburg lagen. In der Summe ergaben sich von den 126 GPS-Tracks 96.412 Punkte innerhalb der Stadtgrenzen Hamburgs, die analysiert werden konnten. Mittels einer einheitlichen ID wurden die SPSS-Daten mit den GPS-Geokoordinaten verknüpft und sowohl in TibcoSpotfire als auch in ArcGis angefiltert und analysiert (u. a. Weber & Bauder, 2013, S. 104 f). Der Vorteil liegt dabei in der Darstellung der Trackpoints nach verschiedenen Merkmalsausprägungen (bspw. Alter, Crowdingbetroffenheit, Aktivitäten usw.).

3.3 Methodische Limitationen

Die nachfolgenden Ergebnisse weisen einige Limitation auf, die bei der Interpretation beachtet werden müssen. Zunächst ist zu nennen, dass die vorliegende Stichprobe nicht repräsentativ für die Grundgesamtheit der Incoming-Tagestouristen ist, sodass die Übertragung der Ergebnisse auf die Gesamtheit aller Tagestouristen, die nach Hamburg reisen, nicht ohne weiteres möglich ist. Vielmehr handelt es sich im vorliegenden Falle um eine Convenience-Stichprobe. Zwar erfolgte die Stichprobenziehung durch eine willkürliche Ansprache mit darauf folgendem Screening, durch die Untersuchungsanlage der Befragung (u. a. im Zug) ist zumindest hinsichtlich der Herkunft der Tagesausflügler eine Schiefe zugunsten von Schleswig-Holstein in den Daten enthalten.⁷ Des Weiteren ist durch die Anlage des Feldzugangs im Zug zu berücksichtigen, dass der Bahnhof Altona, als ein wesentlicher Zugang zur Stadt, in den Hotspots zu relativieren ist,

⁷ Dennoch ist Schleswig-Holstein der Hauptquellmarkt für private und geschäftliche Tagesreisen nach Hamburg (41 %) (Maschke, 2014, S. 5).

da er sowohl auf der Hin- als auch auf der Rückreise in den GPS-Daten auftritt. Ein ähnliches Problem ergibt sich bei GPS-Trackingstudien mit Touristen, die den GPS-Tracker an einem bestimmten Ort zurückgeben müssen und dadurch vermehrt Rundwege entstehen. Des Weiteren ist zu berücksichtigen, dass nicht alle Reisenden ihren gesamten Tagesausflug über getrackt wurden. Dies hat mehrere Gründe: Neben der Tatsache, dass Touristen während ihres Tagesausflugs angesprochen wurden und damit der Ausflug in Teilen bereits vorüber war, sorgen GPS-Signalausfälle sowie die Datenbereinigung dafür, dass in den einzelnen Tracks Lücken vorhanden sind. Sicherlich ist zu guter Letzt nicht auszuschließen, dass sich das aktionsräumliche Verhalten in den Sommermonaten anders gestaltet und bspw. die Stadtstrände entlang der Elbe oder die Außenalster vermehrt frequentiert werden.

4 Präsentation und Diskussion der Ergebnisse

4.1 Charakteristik der Stichprobe

Zunächst erfolgt eine kurze Beschreibung der Stichprobe der Tagestouristen. Von den insgesamt 163 Tagesausflüglern sind 61 % weiblich und 39 % männlich. Das Durchschnittsalter beträgt 40,5 Jahre, bei einer relativen Gleichverteilung der Altersklassen (jünger als 26 Jahre: 22 %; 26 bis 35: 22 %; 35 bis 45: 18 %; 46 bis 55: 19 %; älter als 55: 20 %). Schleswig-Holstein ist der Hauptquellmarkt (60 %), gefolgt von Niedersachsen und Nordrhein-Westfalen (jeweils 13 %) sowie privaten Tagestouristen aus dem restlichen Bundesgebiet und dem angrenzenden Ausland (14 %). Knapp zwei Drittel (61 %) gaben an, 1 bis 3 Tagesausflüge pro Jahr nach Hamburg zu unternehmen, der Rest der Tagesausflügler unternimmt 4 und mehr Tagesausflüge pro Jahr in die Hansestadt. In Bezug auf die Aktivitäten stellte sich der Restaurantbesuch (70 %) als sehr wichtige bzw. wichtige Aktivität beim Tagesausflug nach Hamburg heraus, gefolgt von spazieren gehen (44 %), Shopping (39 %) und Sightseeing (37 %). Spezielle Aktivitäten wie der Besuch von Sportveranstaltungen (7 %), Kinobesuch (6 %) oder Radfahren (3 %) standen hingegen nicht so stark im Fokus der Tagesausflügler.

4.2 Touristische Aktionsräume in Hamburg

4.2.1 Visuelle Trackanalyse

Neben einer visuellen Interpretation der erhobenen GPS-Trackpoints erfolgt in den nachfolgenden Abschnitten eine Berechnung statistisch signifikanter Hotspots im Hamburger Tagestourismus. Ziel ist die Identifikation der tagestouristischen Aktionsräume von Besuchern in Hamburg.

Eine rein visuell-deskriptive Analyse der GPS-Trackpoints (Abb. 3) zeigt neben der deutlichen Dominanz von Trackpoints im Bezirk Hamburg-Mitte vier Hotspots des Hamburger Tagestourismus:

- der Bereich um den Hauptbahnhof, entlang der Spitaler- und Mönckebergstraße bis hin zum Jungfernstieg,
- eine „Ameisenstraße“ entlang der Elbe von den Landungsbrücken über den Baumwall/Elbphilharmonie hin zur Speicherstadt/HafenCity
- das Areal um die Reeperbahn in St. Pauli sowie
- den Bahnhof Altona.

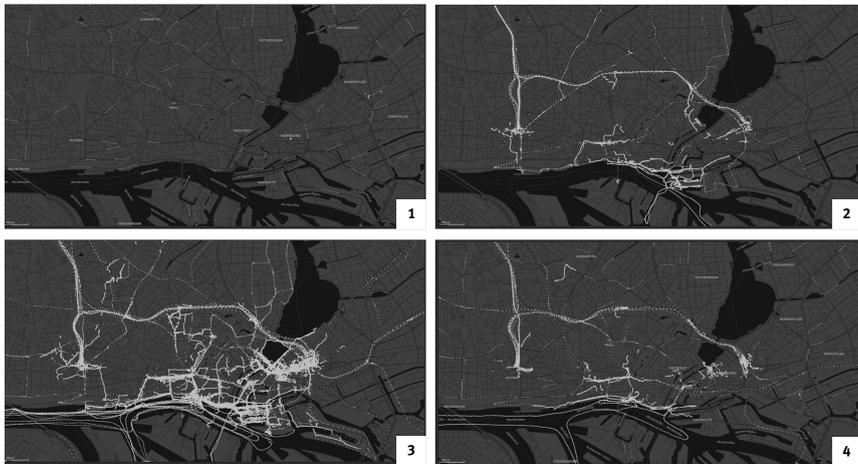


Abb. 3: GPS-Trackpoints von Hamburger Tagesausflüglern nach Tageszeiten. 1: 0:00 bis 05:59 Uhr, n=126 Trackpoints; 2: 06:00 bis 11:59, n=309 Trackpoints; 3: 12:00 bis 17:59 Uhr, n=66.068 Trackpoints; 4: 18:00 bis 23:59 Uhr, n=909 Trackpoints (Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung. Kartengrundlage: TibcoSpotfire)

Gut zu erkennen sind ebenfalls die Routen der Hafensrundfahrten sowie die Straßenbahnlinien zwischen dem Bahnhof Altona und dem Hauptbahnhof sowie vereinzelt aufgesuchte Stadträume außerhalb des Zentrums (so zum Beispiel das

Volksparkstadion im Nordwesten der Stadt). Bei der Aufteilung nach Tageszeiten zeigt sich eine zeiträumliche Ballung des Tagestourismus. Während in den Morgen- und Abendstunden kaum Trackpoints vorhanden waren, waren Tagestouristen vor allem im Zeitraum zwischen 12:00 und 18:00 Uhr in Hamburg anzutreffen.

4.2.2 Tagestouristischer Raumzeitkonsum

Zur Objektivierung der Daten wird ein Netz mit einer Zellgröße von 100 x 100 m über die Stadt gelegt und über eine Join-Funktion die ermittelten GPS-Trackpoints in den Netzpolygenen gezählt. Durch die fünfsekündliche Aufzeichnung des GPS-Trackers ist die Anzahl der Punkte je Hektar gleichzusetzen mit der verbrachten Zeit in einer Zelle (Bauder & Freytag, 2015, S. 688). Das Ergebnis ist daher der tagestouristische Zeitkonsum in der Stadt je Hektar (Abb. 4). Die Zelle mit dem höchsten Zeitkonsum befindet sich in St. Pauli. Auch hier zeigen sich nochmal deutlicher die bereits in der visuellen Analyse ermittelten Ballungsräume. Gleichsam lassen sich so auch die „tagestouristischen Nicht-Orte“ oder „Not Spots“ (Shoval & Isaacson, 2010, S. 160) des Hamburger Tagestourismus ermitteln. Zumindest in der vorliegenden Stichprobe dient der Hauptbahnhof als physische



Abb. 4: Touristischer Raum-Zeitkonsum von Tagesausflüglern im Zentrum von Hamburg. $n=126$ Tracks. Netzweite: 100 x 100 m. Klassengrenzen: Natürliche Unterbrechungen. (Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung. Kartengrundlage: ALKIS Hamburg, ArcGis und OpenStreetMap)

Barriere im Raum, da der Stadtteil St. Georg nordöstlich vom Bahnhof nahezu keine touristische Aktivität aufweist. Ähnlich auffallend ist, dass die Außenalster wenig frequentiert ist und die Kieze Schanzen- und Karolinenviertel im Vergleich zur Innenstadt deutlich weniger touristische Aktivität aufweisen. Die sich so gut wie frei von touristischer Aktivität auszeichnenden Kieze in Altona und Ottensen, aber auch die Außenbezirke Hamburgs sind – bis auf wenige Ausnahmen – nicht besucht worden.

Zusammenfassend lässt sich in Bezug auf die tagestouristischen Aktionsräume festhalten, dass eine durch das Verlassen der sogenannten „tourist bubble“ (Judd, 1999) veränderte Raumeignung im Städtetourismus (Kagermeier, 2015, S. 211f) nicht stattfindet. Das Eindringen der Touristen in „new tourism areas“ (Maitland & Newman, 2004) wie bspw. in die Hamburger Wohnviertel im Sinne eines „new urban tourism“ (Füller & Michel, 2014, S. 1305 f.) lässt sich zumindest für den Hamburger Tagestourismus nicht beobachten.⁸ So kommt es in der Stadt demnach nicht zu einem „bottom-up“ getriebenen Touristifizierungsprozess (Freitag & Bauder, 2018) durch Tagestouristen, sondern vielmehr zu einem überproportionalen touristischen Raum- und Zeitkonsum im innerstädtischen Central Business District (CBD) und damit dem klassisch-touristischen Zentrum. Die Folge ist ein Zentrum-Peripherie-Gefälle des Hamburger Tagestourismus, welches sich an der verzerrten Darstellung des touristischen Raum-Zeit-Konsums mittels Chronomap (Pohl, 2010) deutlich ablesen lässt (Abb. 5, rechts). Bei dieser Darstellung wird die Topologie der Hamburger Stadtteile aufrechterhalten, die Topographie hingegen verworfen und die jeweiligen Stadtteilpolygone werden proportional zur verbrachten Zeit je Stadtteil ausgewiesen.

4.2.3 Hotspots des Hamburger Tagestourismus

Bei der Analyse von Trackpoints stellt sich die Frage, ob die Punkte zufällig im Raum verteilt sind oder einem bestimmten Muster folgen und die gefundenen Punkthäufungen statistisch signifikant sind. In Ergänzung zur oben durchgeführten visuellen Trackanalyse kommt zur Ermittlung statistisch signifikanter Hotspots des Hamburger Tagestourismus daher eine Getis-Ord G_i^* Statistik zum Einsatz, wie sie im Spatial Statistic Tool von ArcGis „Optimierte Hot-Spot-Analyse“

⁸ Dies mag sich bei Vorhandensein einer Unterkunft, als einem entscheidenden Einflussfaktor des aktionsräumlichen Verhaltens, für den hamburgischen Übernachtungstourismus sicherlich anders gestalten und könnte ebenfalls mithilfe von GPS-Tracking, bspw. anhand von Übernachtungstouristen in über Plattformen gebuchten Privatwohnungen, untersucht werden.

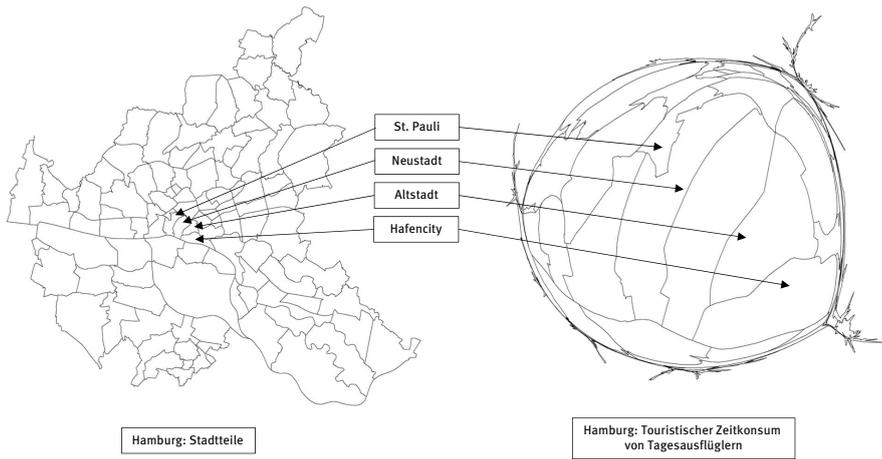


Abb. 5: Chronomap: Touristischer Raum-Zeitkonsum von Tagesausflüglern in Hamburg. $n=126$ GPS-Tracks. Analyse: Flächenkartogramm nach Gastner & Newman („Cartogram“). (Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung. Darstellung nach Pohl, 2010, S. 168. Kartengrundlage: ALKIS Hamburg)

integriert ist. Das Tool berechnet „statistisch signifikante räumliche Cluster mit hohen Werten (Hot-Spots) und mit niedrigen Werten (Cold-Spots)“ (ESRI, 2018, o. S.). Dabei wird eine Nullhypothese (alle Werte sind räumlich voneinander unabhängig) aufgestellt und für jedes Feature (GPS-Trackpoint) eine neue Ausgabe-Feature-Class mit einem p-Wert (Wahrscheinlichkeit), z-Wert (Standardabweichung) und Gi_Bin-Wert (Konfidenzniveau) kalkuliert (ESRI, 2018, o. S.). Im vorliegenden Beispiel kommt die Analysemethode „snap nearby incidents to create weighted points“ zum Tragen, die für den Einsatz bei vielen lagegleichen Punkten geeignet ist, um signifikante Aussagen über das räumliche Muster zu treffen (ESRI, 2018, o.S.). Dabei wird eine Fangentfernung berechnet und zum Aggregieren nahe gelegene GPS-Trackpoints verwendet. Jedem so aggregierten neuen gewichteten Punkt wird eine Anzahl zugewiesen, welche die Anzahl der zusammen gefangenen GPS-Trackpoints widerspiegelt. Im Anschluss erfolgt für eine bessere Darstellung und Lesbarkeit der Ergebnisse eine Interpolation der Ergebnisse anhand der Gi_Bin-Werte. Dazu kommt das Werkzeug „IDW (Inverse Distance Weighted)“ in der ArcGis-Toolbox „Geostatistical Analyst“ zum Einsatz. Das Ergebnis zeigt die statistisch signifikanten Hotspots anhand der GPS-Trackpoints der Tagestouristen in Hamburg unterschieden nach Konfidenzniveau als Rasteransicht. Die dunkelroten Bereiche in Abb. 6 mit einem Gi_Bin-Wert größer 2,624 zeigen demnach die tagestouristischen Hotspots mit einem 99 %-igen Konfidenzniveau.

Bei der Interpretation der Ergebnisse zeigt sich, dass sich einige Hotspots dadurch ergeben, dass sich ein einzelner Tagestourist lange an einem Ort auf-



Abb. 6: Statistisch signifikante Hotspots des Tagestourismus in Hamburg. $n=126$ GPS-Tracks. (Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung. Kartengrundlage: ALKIS Hamburg, ArcGis und OpenStreetMap)

gehalten hat. So bspw. ein Hotspot in Altona-Nord oder auch der Hotspot an der Fischauktionshalle direkt an der Elbe. Die anderen auf der Karte visualisierten signifikanten Hotspots werden hingegen durch viele einzelne Tagestouristen herbeigeführt. Zu nennen sind hier von West nach Ost:

- die Areale um die beiden S-Bahnstationen Sternschanze und St. Pauli,
- das Elbufer entlang den Landungsbrücken,
- die Speicherstadt und
- das Areal vom Jungfernstieg über die Altstadt und Mönckebergstraße bis hin zum Hauptbahnhof.

Nachdem die tagestouristischen Aktionsräume und Hotspots bestimmt sind, wird nachfolgend analysiert, wo im Stadtraum Menschen verstärkt wahrgenommen werden.

4.3 Wahrnehmung von Crowding

Nachfolgend werden die empirischen Befunde über die Wahrnehmung der Tagestouristen in Bezug auf das Empfinden anderer Stadtnutzer dargelegt. Die Wahrnehmung von Crowding wurde dabei mit drei Verfahren gemessen. Zum einen wurde in Anlehnung an Shelby et al. (1989) eine 9er-Likert-Skala verwendet, um auch feine Unterschiede in der Wahrnehmung des städtischen Crowdings zu messen. Hinzu wurden die Tagesausflügler konkret nach Orten im Stadtraum

befragt, die ihrer Meinung nach zu viele Menschen aufwies. Schließlich wurde auf Basis der von Popp (2012) herausgearbeiteten Aspekte des positiven und negativen urbanen Crowdings die touristische Einschätzung mithilfe von Statements auf einer 5er-Likert-Skala gemessen.

Bei einem Mittelwert von 4.56 (SD=2.26, n=163) auf der 9er-Crowdingskala hatte mehr als jeder fünfte Tagesausflügler (Low-2-Box: 22 %) den Eindruck, dass die Stadt ganz und gar nicht überfüllt war. Im Vergleich zu Studien in Naturräumen ist dieser Wert sehr hoch,⁹ jedoch im urbanen Umfeld erwartungsgemäß. 8 % der Tagesausflügler hingegen gaben an, dass sie die Stadt am Tag ihres Tagesausflugs als extrem überfüllt angesehen haben (Top-2-Box). Bei Betrachtung unterschiedlicher Variablen hinsichtlich der Wahrnehmung von Crowding¹⁰ zeigt die Varianzanalyse nur eine signifikant höhere Wahrnehmung von Crowding an Samstagen (M=4.74, SD=2.22, F=4.72, p=.03). Das anhand der 9er-Skala abgefragte Crowdingempfinden korreliert darüber hinaus einzig signifikant mit dem Willkommenheitsgefühl als Tourist in Hamburg ($\rho=.243$, $p=.002$, n=160). Je höher die Wahrnehmung von Crowding in der Stadt, desto höher ist das Gefühl von Unwillkommenheit als Hamburger Tourist und vice versa. 55 % der Tagesausflügler gaben an, am Tag ihres Ausflugs an Orten gewesen zu sein, bei denen ihrer Meinung nach zu viele Menschen waren. Die genannten Orte auf die offene Fragestellung zeigen eine räumliche Konzentration um die Bereiche des Hamburger Hauptbahnhofs, über die Mönckebergstraße, den Rathausmarkt hin zum Jungfernstieg als auch – neben mehreren Einzelnennungen – die Reeperbahn, die Landungsbrücken und das Areal um die Elbphilharmonie auf (Abb. 9 in Abschnitt 4.4).

Das Polaritätsprofil in Abbildung 7 zeigt, wie alle Tagesausflügler (blaue Linie) verschiedene Aspekte des positiven und negativen Crowdings in Hamburg wahrgenommen haben und welche Anpassungsstrategien sie nutzten. Darüber hinaus wurden die Tagesgäste gefiltert, die eine erhöhte Wahrnehmung von Crowding aufwiesen (rote Linie). Es handelt sich dabei um Personen, die auf der 9er-Skala eine Crowdingwahrnehmung von 7 und mehr ankreuzten und angaben, am Tag des Tagesausflugs an Orten mit aus ihrer Sicht zu vielen Menschen gewesen zu sein (=vom Crowding Betroffene). Dies trifft auf 22 % der Tagesausflügler zu.

Zunächst fällt bei Betrachtung aller Tagesgäste auf, dass die Aspekte des positiven Crowdings im Vergleich zu den negativen Begleiterscheinungen deutlich überwiegen. Die höchsten Zustimmungswerte werden bei der Freude, unter-

⁹ So bspw. bei der Wahrnehmung von Crowding auf der Hamburger Hallig: M=1.87, SD=1.61, n=509 (Kalisch, 2012, S. 74).

¹⁰ Aktivitäten, Reiseerfahrung, verbrachte Zeit in Hamburg, Geschlecht, Gruppengröße

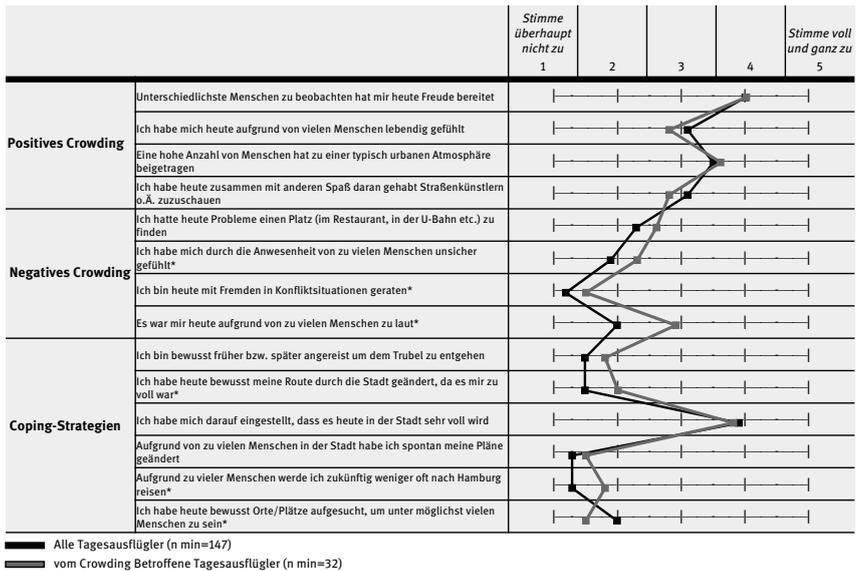


Abb. 7: Wahrnehmung von Crowding und Coping-Strategien von Hamburger Tagesausflüglern. Fragestellung: Wenn Sie an Ihren heutigen Tagesausflug denken, wie sehr können Sie den folgenden Aussagen zustimmen? Sie können Ihre Antworten auf einer Skala von 1=„stimme überhaupt nicht zu“ bis 5=„stimme voll und ganz zu“ abstimmen.)

* mindestens signifikant auf dem 5 %-Level ($p \leq .05$). Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung.

schiedlichste Menschen zu beobachten gemacht ($M=4.03$; $SD=1.09$) sowie dass viele Menschen zu einer typisch urbanen Atmosphäre beigetragen haben ($M=3.49$; $SD=1.33$). Die negativen Aspekte des Crowdings spielen fast keine Rolle im Hamburger Tagestourismus. So ist lediglich das Platzproblem mit einem leicht erhöhten Mittelwert von 2.26 ($SD=1.39$) als zu beobachtender Störfaktor zu identifizieren. Bei Betrachtung der Werte der vom Crowding betroffenen Tagestouristen werden zwei Punkte deutlich: Zum einen die in Summe erwartungsgemäß leicht niedrigeren Werte bei den positiven und entsprechend höheren Werte bei den negativen Aspekten, aber auch die Tatsache, dass die positive Wahrnehmung von Crowding selbst in dieser Gruppe (deutlich) überwiegt. Anders ausgedrückt: Einerseits nehmen sie die Stadt als überfüllt wahr, andererseits trägt die Anzahl vieler Menschen aber zu einer typisch urbanen Atmosphäre bei, bei der es auch Spaß macht, andere Menschen zu beobachten. Ähnlich verhält es sich bei den Unterschieden der beiden Gruppen hinsichtlich der Gesamtzufriedenheit mit dem Aufenthalt und dem Willkommenheitsgefühl als Tourist in der Stadt. Zwar sind die Werte der vom Crowding Betroffenen signifikant schlechter, gleichwohl kann auch in diesem Falle nicht davon gesprochen werden, dass diese Gruppe den Aufenthalt negativ bewertet oder sich gar als Tourist in Hamburg nicht willkommen fühlt (Tab. 2).

Tab. 2: Unterschiede in der Gesamtzufriedenheit und im Willkommenheitsgefühl als Tourist bei Hamburger Tagesausflüglern. Fragestellung Zufriedenheit: Wie bewerten Sie alles in allem Ihren Aufenthalt heute in Hamburg? 1=sehr gut bis 5=mangelhaft. Fragestellung Willkommenheitsgefühl: Wie bewerten Sie alles in allem Ihren Aufenthalt heute in Hamburg? 1=sehr willkommen bis 5=unwillkommen. Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung

Variable	Anova				
	n	M	SD	F	p
Zufriedenheit mit Aufenthalt					
vom Crowding Betroffene	35	1,89	0,80	3,97	0,05
nicht vom Crowding Betroffene	125	1,62	0,68		
Gesamt	160	1,68	0,71		
Willkommenheitsgefühl als Tourist in Hamburg					
vom Crowding Betroffene	35	2,00	0,94	5,17	0,02
nicht vom Crowding Betroffene	128	1,67	0,70		
Gesamt	163	1,74	0,77		

Hinsichtlich der Anpassungsstrategien zeichnet sich ein eindeutiges Bild einer Rationalisierungsstrategie für den Fall des Hamburger Tagestourismus ab. Demnach spielt die kognitive Strategie der Rationalisierung und die Vergegenwärtigung der Möglichkeit einer überfüllten Stadt im Vorfeld des Tagesausfluges die größte Rolle (65 % stimmen eher bzw. voll und ganz zu). Verhaltensorientierte Anpassungsstrategien, wie bspw. eine zeitliche oder räumliche Verschiebung des Aufenthaltes, haben sowohl im Gesamtsample als auch bei der Gruppe der Crowding Betroffenen eine untergeordnete Bedeutung inne. Die in Anlehnung an Namberger (2015) entwickelten und in Abstimmung mit der Praxis in Hamburg validierten und abgeänderten Items zur Wahrnehmung von tourismusbezogenen Phänomenen im Hamburger Stadttraum, zeigen wenige und insbesondere kaum handlungsauslösende – im Sinne einer Veränderung des Aktionsraumes – Störfaktoren auf. Lediglich bei zwei Phänomenen zeigt sich eine hohe Betroffenheit: betrunkene Touristen und Menschenmassen in Einkaufsstraßen (jeweils über 50 % Wahrnehmung und Störung) (Abb. 8). Während im ersten Fall etwas mehr als ein Drittel der Tagesausflügler versuchen, dem Phänomen aus dem Weg zu gehen, werden die Menschenmassen in Einkaufsstraßen störend in Kauf genommen. So ist es zum einen das Verhalten der Menschen, welches als störend empfunden wird (Betrunkene, Fußballfans) und zum anderen die physische Enge. Die Befunde decken sich weitestgehend mit Ergebnissen aus München (Namberger, 2015; Kagermeier & Erdmenger, 2019), obwohl hier Touristen und Bewohner zusammen betrachtet und ausgewertet wurden.

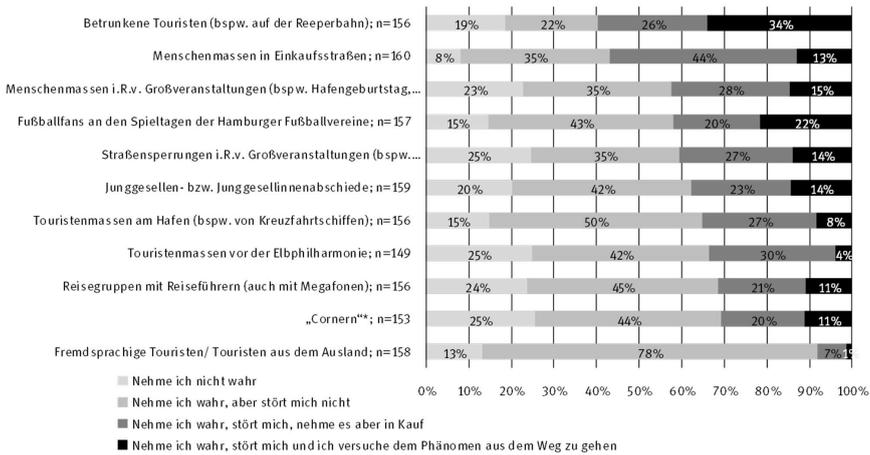


Abb. 8: Wahrnehmung touristischer Phänomene in Hamburg von Tagesausflüglern. Fragestellung: Folgende Phänomene treten in Hamburg innerhalb der Stadt auf. Nehmen Sie diese Phänomene grundsätzlich wahr? Falls ja, inwiefern stören Sie sich daran und inwieweit meiden Sie solche Orte, falls Sie sich daran stören? * (gemeinsames Beisammensein und Trinken) vor Kiosken/Eckkneipen an Sommerabenden. Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung

4.4 Synthese: Touristische Aktionsräume und Crowding

In der Zusammenschau ermittelter Aktionsräume und Crowdingwahrnehmung lassen sich nun die Areale in Hamburg identifizieren, die als besonders anfällig für eine Verminderung der psychischen Tragfähigkeit angesehen werden können. Werden nach oben beschriebener Methodik lediglich die GPS-Trackpoints berücksichtigt, die von vom Crowding betroffenen Tagesausflüglern stammen, so zeigen sich mit wenigen Ausnahmen die identischen Hotspots (Abb. 9). Auch die Crowdingbetroffenen bewegen sich entlang der gleichen Routen durch Hamburg, was angesichts des subjektiven Prozesses der Wahrnehmung von Crowding nicht verwunderlich ist. Dies zeigt erneut auf, dass die Anwesenheit von vielen Menschen im Stadtraum zwar eine notwendige Bedingung für die Wahrnehmung von Crowding ist, die individuelle Wahrnehmung, Interpretation und Anpassungsstrategien jedoch stark subjektiv sind. Bei der Gegenüberstellung der derart ermittelten statistisch signifikanten Hotspots des Hamburger Tagestourismus von Crowding Betroffenen mit den Orten, an denen im Rahmen des Tagesausflugs zu viele Menschen wahrgenommen wurden, fällt die Lagegleichheit ins Auge. Es können somit zwei Kernzonen in Hamburg identifiziert werden, die in Bezug auf die Wahrnehmung von Crowding im Rahmen einer sozialverträglichen Tourismus- und Stadtentwicklung bevorzugt behandelt werden sollten: den Bereich um den Hauptbahnhof über die Spitaler- und Mönckebergstraße, den Rathausplatz

hin zum Jungfernstieg sowie das Areal von den Landungsbrücken hin zur Elbphilharmonie (Abb. 9).

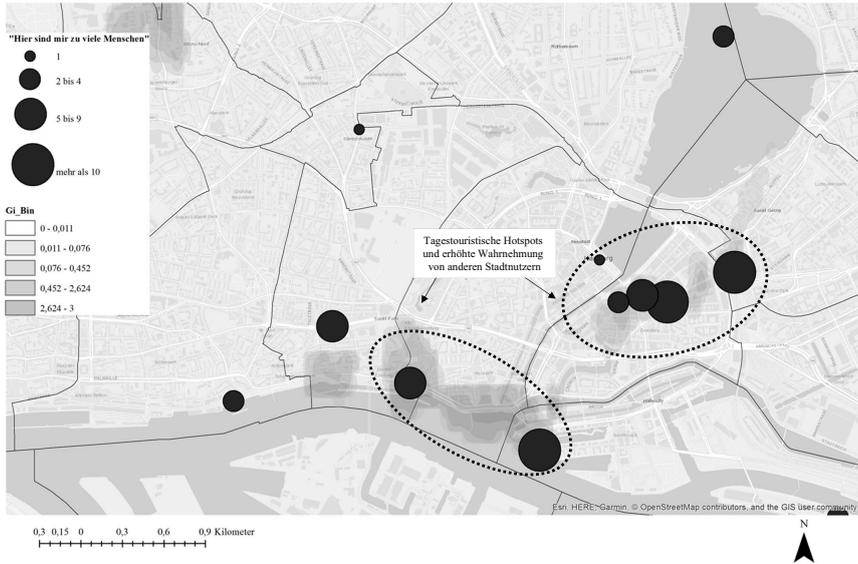


Abb. 9: Synthese von statistisch signifikanten Hotspots des Tagestourismus in Hamburg von Crowdingbetroffenen und räumliche Verteilung der Orte in Hamburg, bei denen alle Tagesausflügler zu viele Menschen wahrgenommen haben (Kartenausschnitt). $n=29$ GPS-Tracks von Crowdingbetroffenen. Räumliche Verteilung: Anzahl der Nennungen. Fragestellung: Sind Sie heute an Orten in Hamburg gewesen, von denen Sie sagen würden: „Hier sind mir zu viele Menschen?“ Falls ja, welche Orte waren das (offene Nennung möglich). $n=117$ Nennungen. Quelle: Eigene Erhebung, Berechnung und Darstellung. Kartengrundlage: ALKIS Hamburg, ArcGis und OpenStreetMap

5 Fazit und Ausblick

Anhand der Ergebnisse konnte gezeigt werden, dass sich der private Tagestourismus in Hamburg auf wenige Hotspots des innerstädtischen Zentrums (CBD) konzentriert. Dies hängt u. a. damit zusammen, dass Tagesausflügler den Hauptaktivitäten Restaurantbesuch, Shopping, spazieren gehen und Sightseeing nachgehen und die zur Bedürfnisbefriedigung des Aufenthalts notwendige touristische Infrastruktur sich im innerstädtischen Zentrum befindet. Nur vereinzelt werden Stadtviertel außerhalb des Zentrums aufgesucht. Viele andere Stadtnutzer werden im Hamburger Städtetourismus seitens der Tagestouristen zwar wahrgenommen, das positive Crowding, allen voran die Freude, unterschiedliche Menschen zu beobachten, dominiert jedoch deutlich. Zu viele Menschen werden

nur von wenigen Tagesausflüglern als störend empfunden, sie haben aber nahezu keinen Einfluss auf das aktionsräumliche Handeln vor Ort. So zeigt sich auch, dass es keine Unterschiede in den Aktionsräumen von Personen gibt, die eine erhöhte Wahrnehmung von Crowding aufweisen. Es konnten jedoch zwei Areale in Hamburg identifiziert werden, in denen es vonseiten des Destinationsmanagements zukünftig gilt, auf eine raumzeitliche Entzerrung und Besucherlenkung im Sinne einer sozialverträglichen Stadt- und Tourismusentwicklung zu setzen.

Um zukünftig den Abgleich von Aktionsräumen und der Wahrnehmung von (positivem) Crowding in Städten besser zu erforschen, bietet sich die Kombination von qualitativen in-situ-Methoden während des touristischen Erlebnisses und GPS-Tracking an. Der Vorteil der Nutzung qualitativer Methodik zeigt sich in einem tiefer gehenden Erkenntnisgewinn durch das emische, von innen geschilderte, Verstehen des Touristenverhaltens (Reif et al., 2017, S. 403). Denkbar wäre auch eine Ermittlung des Stressniveaus mittels der Messung der Hautleitfähigkeit von Touristen in Verbindung mit GPS-Tracking (u. a. Shoval et al., 2018; Schlosser & Zeile, 2018). So könnte in den oben identifizierten Hotspots des Hamburger Tagestourismus in unterschiedlichen Zeiträumen und bei unterschiedlicher Anzahl sowie Zusammensetzung von Menschen (bspw. bei Events), das Stressniveau von Touristen untersucht werden. Videoaufnahmen sowie nachträgliche Gedankenprotokolle oder Befragungen in-situ könnten zusätzlich Aufschluss über die Gründe des über einen Armbandsensor ermittelten Stressniveaus geben.

Literatur

- Ahas, R., Aasa, A., Roose, A., Mark, Ü. & Silm, S. (2008). Evaluating passive mobile positioning data for tourism surveys: An Estonian case study. In *Tourism Management* 29, 3. S. 469-486.
- Batista e Silva, F., Marín Herrera, M. A., Rosina, K., Ribeiro Barranco, R., Freire, S. & Schiavina, M. (2018). Analysing spatiotemporal patterns of tourism in Europe at high-resolution with conventional and big data sources: In *Tourism Management* 68, S. 101-115. DOI: 10.1016/j.tourman.2018.02.020
- Bauder, M. (2012). Erfahrungen aus dem GPS-Tracking individueller Mobilität von Touristen – Konsequenzen für die Weiterentwicklung als neue humangeographische Methode. In Strobl, J., Blaschke, Th. & Griesebner, G. (Hrsg.), *Angewandte Geoinformatik 2012*. Beiträge zum 24. AGIT-Symposium Salzburg. Berlin. S. 420-429.
- Bauder, M. (2018). Dynamiken des Städtetourismus in Deutschland. Wachstumspfade der übernachtungsstärksten Großstädte. In *Standort. Zeitschrift für Angewandte Geographie* 42, 2. S. 105-110. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s00548-018-0535-z>
- Bauder, M. & Freytag, T. (2015). Visitor Mobility in the city and the effects of travel preparation. In *Tourism Geographies* 17, 5, S. 682-700. DOI: 10.1080/14616688.2015.1053971.
- Becker, Chr. (1982). Aktionsräumliches Verhalten von Urlaubern im Mittelgebirge. Trier. (=Materialien zur Fremdenverkehrsgeographie 9).

- Becker, L.-S., Mattes, A. Reif, J. Krüger, M. Eisenstein, B., Zeiner, M., Harrer, B. & Sporer, M. (2018). *Regionales Tourismus-Satellitenkonto Hamburg 2015. Die ökonomische Bedeutung der Tourismuswirtschaft in Hamburg*. Heide. [pdf] Abgerufen von: http://www.imt-fhw.de/fileadmin/Dateien_imt/Unterlagen_Projekte/IMT_Regionales_Tourismus-Satellitenkonto_Hamburg_2019.pdf (Letzter Zugriff: 26.02.2019).
- Beeco, J. A. & Hallo, J. C. (2014). GPS Tracking of Visitor Use: Factors Influencing Visitor Spatial Behavior on a Complex Trail System. In *Journal of Park and Recreation Administration* 32, 2. S. 43–61.
- Beeco, J. A., Hallo, J. C., English, W. R. & Giunetti, G. W. (2013). The importance of spatial nested data in understanding the relationship between visitor use and landscape impacts. In *Applied Geography* 45. S. 147-157. DOI: 10.1016/j.apgeog.2013.09.001
- Beyer, M., Günther, W., Schmücker, D. & Seidel, A. (2017). *Nachhaltigkeitskonzeption Städte-tourismus Hamburg*. Kiel/Berlin.
- Bryon, J. & Neuts, B. (2008). *Crowding and the Tourist Experience in an Urban Environment: A Structural Equation Modeling Approach*. [online] Abgerufen von: http://www.steunpunt-toerisme.be/main/files/nieuwsbrief/oktober_2008/paperNVVS_bart_neuts.pdf (Letzter Zugriff: 30.12.2018).
- Chatel-Messer, A. (2013). *Heritage Interpretation als Element eines nachhaltigen Tourismus im Pilotprojekt Interpretationsraum Kandel, Südschwarzwald - eine Evaluation mittels GPS-Tracking*. Dissertation. Freiburg im Breisgau.
- Debbage, K.G. (1991). Spatial behavior in a bahamian resort. In *Annals of Tourism Research* 18, 2. S. 251-268. DOI: 10.1016/0160-7383(91)90008-Y
- Edwards, D. & Griffin, T. (2013). Understanding tourists' spatial behaviour. GPS tracking as an aid to sustainable destination management. In *Journal of Sustainable Tourism* 21, 4. S. 580-595.
- Edwards, D., Dickson, T., Griffin, T. & Hayllar, B. (2010). Tracking the Urban Visitor: Methods for Examining Tourists' Spatial Behaviour and Visual Representations. In Richards, G. und Munsters, W. (Hrsg.), *Cultural tourism research methods*. S. 104-114.
- Eisenstein, B. (2014). *Grundlagen des Destinationsmanagements*. München.
- Eisenstein, B., Reif, J., Krüger, J., Schmücker, D. & Weis, R. (2019). *Geschäftsreisen*. Konstanz. (im Erscheinen).
- ESRI (Hrsg.) (2018). *Optimierte Hot-Spot-Analyse*. [online] Abgerufen von: <http://desktop.arcgis.com/de/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/optimized-hot-spot-analysis.htm> (Letzter Zugriff: 30.12.2018).
- Eusébio, C., Vieira, A.L. & Lima, S. (2018). Place attachment, host–tourist interactions, and residents' attitudes towards tourism development: The case of Boa Vista Island in Cape Verde. In *Journal of Sustainable Tourism* 26, 6. S. 890-909. DOI: 10.1080/09669582.2018.1425695
- Flognfeldt jr., T. (2005). The tourist route system – models of travelling patterns. In *belgeo* 1-2, S. 35–58. DOI: 10.4000/belgeo.12406.
- Freytag, T. (2010a). Visitor Activities and Inner-City Tourist Mobility: The Case of Heidelberg. In Mazanec, J. A. & Wöber, K.W. (Hrsg.), *Analysing International City Tourism*. Wien. S. 213-226.
- Freytag, T. (2010b). Déjà-vu Tourist practices of repeat visitors in the city of Paris. In *Soc. Geogr.* 5, 1. S. 49-58.
- Freytag, T. & Bauder M. (2018). Bottom-up touristification and urban transformations in Paris. In *Tourism Geographies* 20, 3. S. 443-460 DOI: 10.1080/14616688.2018.1454504
- Freytag, T. & Gomes de Matos, C. (2018). *Eine Reflektion über Grenzen der Touristifizierung. New Urban Tourism in Barcelona. Unvollständige Kurzfassung*. Präsentation im Rahmen der 22.

- Jahrestagung der Deutschen Gesellschaft für Tourismuswissenschaft e.V. am 09.11.2019 an der FH Westküste.
- Füller, H. & Michel, B. (2014). 'Stop Being a Tourist!' New Dynamics of Urban Tourism in Berlin-Kreuzberg. In *International Journal of Urban and Regional Research* 38, 4. S. 1304-1318.
- Girardin, F., Vaccari, A., Gerber, A., Biderman, A. & Ratti, C. (2009). Quantifying urban attractiveness from the distribution and density of digital footprints. In *International Journal of Spatial Data Infrastructures Research* 4, S. 175–200.
- Grube, N. & Novy, J. (2018). Streitgrund Stadttourismus. Über die Ursachen und Folgen der Debatte über Overtourism und Tourismusphobie. In *PLANERIN* 6, 18. S. 5-8.
- Hägerstrand, T. (1970). What about people in regional science? In *Papers in Regional Science* 24. S. 7-24.
- Hamburg Tourismus GmbH (HHT) & dwif-Consulting GmbH (Dwif) (Hrsg.) (2015). *Wirtschaftsfaktor Tourismus Hamburg und die Metropolregion*. [pdf] Abgerufen von: https://static1.hamburg-tourism.de/live_fileadmin/redaktion/Monitoring/HHT_WirtschaftsfaktorTourismus_2014_web.pdf (Letzter Zugriff: 7.5.2017).
- Jin, Q. & Pearce, P. (2011). Tourist Perception of Crowding and Management Approaches at Tourism Sites in Xi'an'. In *Asia Pacific Journal of Tourism Research* 16, 3. S. 325-338. DOI: 10.1080/10941665.2011.572667
- Judd, D. R. (1999). Constructing the tourist bubble. In Judd, D. R. & Fainstein, S. S. (Hrsg.), *The Tourist City*. New Haven/London. S. 35-53.
- Kagermeier, A. (2015). *Tourismusgeographie*. Konstanz/München.
- Kagermeier, A. & Erdmenger, E. (2019). Das Phänomen Overtourism: Erkundungen am Eisberg unterhalb der Wasseroberfläche. In Reif, J. & Eisenstein, B., *Tourismus und Gesellschaft: Kontakte - Konflikte - Konzepte*. o. S. (im Erscheinen).
- Kalisch, D. (2012). *Recreational use of protected areas in Germany: Evaluation visitors' perception of crowding in the Wadden Sea National Park*. Dissertation. Berlin.
- Kellner, L. & Egger, R. (2016). Tracking Tourist Spatial-Temporal Behavior in Urban Places. A Methodological Overview and GPS Case Study. In Inversini, A. & Schegg, R. (Hrsg.), *Information and Communication Technologies in Tourism 2016*. S. 481-494.
- Keul, A. G. & Kühberger, A. (1996). *Die Strasse der Ameisen. Beobachtungen und Interviews zum Salzburger Städtetourismus*. München. (=Tourismuswissenschaftliche Manuskripte 1).
- Koens, K., Postma, A. & Papp, B. (2018). Is Overtourism Overused? Understanding the Impact of Tourism in a City Context. In *Sustainability* 10, 12. S. 1-15. Doi: 10.3390/su10124384
- Lau, G. & McKercher, B. (2006). Understanding tourist movement patterns in a destination: A GIS approach. In *Tourism and Hospitality Research* 7, 1. S. 39-49. DOI: 10.1057/palgrave_thr.6050027
- Leiper, N. (1979). The Framework of Tourism. Towards a Definition of Tourism, Tourist and the Tourism Industry. In *Annals of Tourism Research* 6, 4. S. 390-407.
- Leiper, N. (1990). Tourist attraction systems. In *Annals of Tourism Research* 17, 3. S. 367-384. DOI: 10.1016/0160-7383(90)90004-B.
- Leung, X.Y., Wang, F., Wu, B.; Bai, B.; Stahura, K.A. & Xie, Z. (2012). A Social Network Analysis of Overseas Tourist Movement Patterns in Beijing: the Impact of the Olympic Games. In *International Journal of Tourism Research* 14, 5. S. 469-484. DOI: 10.1002/jtr.876
- Lew, A. & McKercher, B. (2006). Modeling Tourist Movements. In *Annals of Tourism Research* 33, 2. S. 403-423. DOI: 10.1016/j.annals.2005.12.002.

- Lorkowski, A. (2017). *Einwohnerbefragung zur Akzeptanz des Tourismus. Repräsentative Bürgerbefragung 2016*. Präsentation im Rahmen des Treffens der LMO-Marktforscher am 01.06.2017 an der FH Westküste.
- Maitland, R. & Newman, P. (2004). Developing metropolitan tourism on the fringe of central London. In *International Journal of Tourism Research* 6, 5. S. 339-348. DOI: 10.1002/jtr.496
- Martin, B.S. & Uysal, M. (1990). An examination of the relationship between carrying capacity and the tourism lifecycle: Management and policy implications. In *Journal of Environmental Management* 31, 4. S. 327-333. DOI: 10.1016/S0301-4797(05)80061-1
- Maschke, J. (2014). *Sonderauswertung der Grundlagenstudie „Tagesreisen der Deutschen“ für die Stadt und die übrige Metropolregion*. (unveröffentlichtes Dokument per Mail am 22.11.2018)
- Massey, D. (2005). *For Space*. London.
- McCool, S.F. & Lime, D.W. (2001). Tourism Carrying Capacity: Tempting Fantasy or Useful Reality? In *Journal of Sustainable Tourism* 9, 5. S. 372-388. DOI: 10.1080/09669580108667409
- McKercher, B. (2004). The myth of the average tourist. In *Voice of TIC* 4. S. 19-24.
- McKercher, B. & Lau, G. (2008). Movement Patterns of Tourists within a Destination. In *Tourism Geographies* 10, 3. S. 355-374. DOI: 10.1080/14616680802236352
- McKercher, B. & Lau, G. (2009). Methodological Considerations when mapping tourist movements in a destination. In *Tourism Analysis* 14, 4. S. 443-455. DOI: 10.3727/108354209X12596287114138
- McKinsey & Company & World Travel & Tourism Council (WTTC) (Hrsg.) (2017). *Coping With Success: Managing Overcrowding in Tourism Destinations* 2017. o.O.
- Muler Gonzalez, V., Coromina, L. & Galí, N. (2018). Overtourism: residents' perceptions of tourism impact as an indicator of resident social carrying capacity - case study of a Spanish heritage town. In *Tourism Review* 73, 3. S. 277-296. DOI: <https://doi.org/10.1108/TR-08-2017-0138>
- Namberger, Ph. (2015). *Touristische Übernutzung Münchens: Wie viel Tourismus verträgt die bayerische Landeshauptstadt?* Vortrag auf dem Deutschem Kongress für Geographie, Berlin, 1. bis 6. Oktober 2015.
- Neuts, B. & Nijkamp, P. (2012). Tourist Crowding Perception and acceptability in cities. An Applied Modelling Study on Bruges. In *Annals of Tourism Research* 33, 4. S. 2133-2153. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.annals.2012.07.016>
- Neuts, B. & Vanneste, D. (2018). Contextual Effects on Crowding Perception: An Analysis of Antwerp and Amsterdam. In *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie* 109, 3. S. 402-419. DOI:10.1111/tesg.12284.
- Neuts, B., Nijkamp, P. & van Leeuwen, E. (2012). Crowding Externalities from Tourist Use of Urban Space. In *Tourism Economics* 18, 3. S. 649-670. DOI: 10.5367/te.2012.0130
- Oppermann, M. (1995). A Model of Travel Itineraries. In *Journal of Travel Research* 33, 4. S. 57-61.
- Osterhage, F. & Wiegandt, C.-C. (2014). Wohnstandorte und Aktionsräume: Leben zwischen Quartier und Region. In Danielzyk, R., Lentz, S. & Wiegandt, C.-C. (Hrsg.), *Suchst du noch oder wohnst du schon? Wohnen in polyzentrischen Stadtregionen*. Berlin. S. 91-120.
- Pappalepore, I. & Smith, A. (2016). The Co-creation of urban tourism experiences. In Russo, A. & Richards, G. (Hrsg.), *Reinventing the local in tourism. Producing, consuming and negotiating place*. Buffalo. S. 87-100. (=Aspects of tourism 73).
- Pearce, P. (2011) *Tourist behaviour and the contemporary world*. Bristol.

- Peeters, P., Gössling, S., Klijs, J., Milano, C., Novelli, M., Dijkmans, C. ... & Postma, A. (2018). *Research for TRAN Committee - Overtourism: impact and possible policy responses*. Brüssel. [pdf] Abgerufen von: [http://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document.html?reference=IPOL_STU\(2018\)629184](http://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document.html?reference=IPOL_STU(2018)629184). (Letzter Zugriff: 27.02.2019).
- Pohl, Th. (2010). Chronomaps als Repräsentations- und Kommunikationsmittel der raum-zeitlichen Strukturierung. In Läßle, D., Mückenberger, U. & Ofenbrügge, J. (Hrsg.), *Zeiten und Räume der Stadt: Theorie und Praxis*. Opladen. S. 159-181.
- Popp, M. (2012). Positive and Negative Urban Tourist Crowding: Florence, Italy. In *Tourism Geographies* 14, 1. S. 50-72. DOI: 10.1080/14616688.2011.597421.
- Popp, M. (2017). When walking is no longer possible. Investigating crowding and coping practices in urban tourism using commented walks. In Hall, C. M., Ram, Y. & Shoval, N. (Hrsg.), *The Routledge international handbook of walking*. Abingdon, Oxon/New York S. 360-368.
- Postma, A. & Schmücker, D. (2017). Understanding and overcoming negative impacts of tourism in city destinations. Conceptual model and strategic framework. In *Journal of Tourism Futures* 3, 2. S. 144-156. DOI: 10.1108/JTF-04-2017-0022.
- Reif, J. (2019). Die Nutzung von Mobilfunkdaten in der Tourismusforschung – Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. In Groß, S., Peters, J., Roth, R., Schmude, J. & Zehrer, A. (Hrsg.), *Wandel im Tourismus. Internationalität, Demografie und Digitalisierung*. S. 31-50.
- Reif, J., Hallerbach, B. & May C. (2017): Qualitative Leitfadenterviews als Ergänzung oder Alternative zu quantitativen Vor-Ort-Gästebefragungen – Ergebnisse des „Smart Focus“ aus der Cittaslow-Stadt Deidesheim. In Eisenstein, B. (Hrsg.), *Marktforschung für Destinationen. Grundlagen - Instrumente – Praxisbeispiele*. Berlin. S. 403-415.
- Roseman, C.C. (1971). Migration as a spatial and temporal process. In *Annals of the Association of American Geographers* 61, 3), S. 589-598. DOI: 10.1111/j.1467-8306.1971.tb00809.x
- Schamel, J. (2017). *Raumzeitliches Verhalten bei der Ausübung landschaftsbezogener Erholungsaktivitäten*. Dissertation. Würzburg.
- Schamel, J. & Job, H. (2014). Crowding in Germany's national parks: The case of the low mountain range Saxon Switzerland National Park. In *eco.mont: Journal on Protected Mountain Areas Research* 5, 1. S. 27-34. DOI: 10.1553/eco.mont-5-1s27
- Scheiner, J. (1998). Aktionsraumforschung auf phänomenologischer und handlungstheoretischer Grundlage. In *Geographische Zeitschrift* 86, 1. S. 50-66.
- Scheiner, J. (2000). *Eine Stadt, zwei Alltagswelten? Ein Beitrag zur Aktionsraumforschung und Wahrnehmungsgeographie im vereinten Berlin*. Berlin. (=Abhandlungen - Anthropogeographie 62).
- Schlosser, F. & Zeile, P. (2018). Angsträume und Stressempfinden im urbanen Kontext. In Schrenk, M., Popovich, V., Zeile, P., Elisei, P., Beyer, C & Navratil, G. (Hrsg.) (2018). *REAL CORP 2018*. Proceedings/Tagungsband. Wien. S. 75-85.
- Schmude, J. & Namberger, Ph. (2015). *Tourismusgeographie*. Darmstadt.
- Schüssler, N. & Axhausen, K.W. (2008). Identifying trips and activities and their characteristics from GPS raw data without further information. In *Arbeitsberichte Verkehrs- und Raumplanung* 502. DOI: 10.3929/ETHZ-A-005589980
- Shelby, B., Vaske, J. J. & Heberlein, T.A. (1989). Comparative analysis of crowding in multiple locations: Results from fifteen years of research. In *Leisure Sciences* 11, 4. S. 269-291. DOI: 10.1080/01490408909512227
- Shoval, N. (2002). Spatial activity of tourists in cities: What are the underlying factors? In Wöber, K. W. (Hrsg.); *City Tourism 2002*. Wien und New York. S. 18-33.

- Shoval, N. & Ahas, R. (2016). The use of tracking technologies in tourism research: the first decade. In *Tourism Geographies* 18, 5. S. 587-606.
- Shoval, N. & Isaacson, M. (2010). *Tourist Mobility and Advanced Tracking Technologies*. New York/London.
- Shoval, N., McKercher, B., Ng, E. & Birenboim, A. (2011). Hotel location and tourist activity in cities. In *Annals of tourism research* 38, 4. S. 1594-1612.
- Shoval, N., Schvimer, Y. & Tamir, M. (2018). Tracking technologies and urban analysis: Adding the emotional dimension. In *Cities* 72. S. 34-42. DOI: 10.1016/j.cities.2017.08.005
- Statistisches Bundesamt (Hrsg.) (2008). *Tourismus in Zahlen 2007*. Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt (Hrsg.) (2018). *Tourismus in Zahlen 2017*. Wiesbaden.
- Steinbach, J. (2003). *Tourismus. Einführung in das räumlich-zeitliche System*. München.
- Stokols, D. (1972). On the distinction between density and crowding: Some implications for future research. In *Psychological Review* 79, 3. S. 275-277. DOI: 10.1037/h0032706
- Stors, N. & Kagermeier, A. (2017). The sharing economy and its role in metropolitan tourism. In *Gravari-Barbas, M. & Guinand, S.* (Hrsg.) (2017). *Tourism and Gentrification in Contemporary Metropolises: International Perspectives*. Milton. S. 181-206.
- Sun, Y.-Y. & Budruk, M. (2017). The moderating effect of nationality on crowding perception, its antecedents, and coping behaviours: A study of an urban heritage site in Taiwan. In *Current Issues in Tourism* 20, 12. S. 1246-1264. DOI: 10.1080/13683500.2015.1089845
- United Nations Department of Economic and Social Affairs, Statistics Division (UNSD) and United Nations World Tourism Organization (UNWTO) (Hrsg.) (2010). *International Recommendations for Tourism Statistics 2008*. New York.
- Urry, J. (2002). *The Tourist Gaze. Second Edition*. London.
- Vaske, J. J. & Shelby, B. (2008). Crowding as a Descriptive Indicator and an Evaluative Standard: Results from 30 Years of Research. In *Leisure Sciences* 30. S. 111-126. DOI: 10.1080/01490400701881341
- Vester, H.-G. (1993). Crowding. In Hahn, H. & Kagelmann, H. J. (Hrsg.); *Tourismuspsychologie und Tourismussoziologie. Ein Handbuch zur Tourismuswissenschaft*. München. S. 125-126.
- Watson, G. L. & Kopachevsky, J. P. (1996). Tourist Carrying Capacity: A Critical Look at the Discursive Dimension. In *Progress in Tourism and Hospitality Research* 2. S. 169-179.
- Weber, H.-J. L. & Bauder, M. (2013). Neue Methoden der Mobilitätsanalyse. Die Verbindung von GPS-Tracking mit quantitativen und qualitativen Methoden im Kontext des Tourismus. In *Raumforschung und Raumordnung* 71, 2. S. 99-113.
- Wickham, T. & Kerstetter, D. (2000). The relationship between place attachment and crowding in an event setting. In *Event Management* 6, 3. S. 167-174.
- Wöhler, K. (2001). Tourismusmarketing. In Tschulin, D.K. & Helmig, B. (Hrsg.), *Branchenspezifisches Marketing: Grundlagen - Besonderheiten - Gemeinsamkeiten*. Wiesbaden. S. 187-202.
- Wybraniec, J. (2018). „Tourist go home!“ - Entwicklung und Analyse von Regulierungsansätzen zur Vermeidung von Overtourism am Beispiel der Hansestadt Hamburg. Masterarbeit. Eberswalde.
- Xiao-Ting, H. & Bi-Hu, W. (2012). Intra-attraction Tourist Spatial-Temporal Behaviour Patterns. In *Tourism Geographies* 14, 4. S. 625-645. DOI: 10.1080/14616688.2012.647322
- Zehrer, A. & Raich, F. (2016). The impact of perceived crowding on customer satisfaction. In *Journal of Hospitality and Tourism Management* 29. S. 88-98. DOI: 10.1016/j.jhtm.2016.06.007

Autoreninformationen

Dipl.- Geogr. Julian Reif

Institut für Management und Tourismus (IMT), Fachhochschule Westküste, Fritz-Thiedemann-Ring 20, D-25746 Heide, reif@fh-westkueste.de

Julian Reif, Dipl.-Geogr., studierte an den Universitäten Bonn und Fribourg Geographie mit den Nebenfächern Soziologie und Ethnologie. Seit 2012 ist er wissenschaftlicher Mitarbeiter und Projektleiter im Institut für Management und Tourismus (IMT) der FH Westküste und Referent der Institutsleitung. Von 2012 bis 2015 war er an der FH Westküste zudem Dozent u. a. für Destinationsmanagement, Tourismusmarktforschung und Methodenlehre. Zuvor war er von 2009 bis 2011 als Travel Consultant bei der moveo Studienreisen GmbH tätig. Seine Forschungsinteressen sind touristische Nachfragetrends, Städtetourismus, Auswirkungen des Tourismus und aktionsräumliches Verhalten. Zurzeit promoviert er in der Arbeitsgruppe Stadt- und Regionalforschung bei Prof. Dr. Claus-Christian Wiegandt im Geographischen Institut der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn über Aktionsräume von Touristen in Städten.

5.2.3 Diskussion

Die Studie kann die bereits von anderen Autoren hervorgehobenen Vorteile einer Kombination mehrerer Methoden bestätigen. Spezifische Daten zum Reiseverhalten oder der Einstellung, bspw. hier der Wahrnehmung anderer Stadtnutzer durch Tagestouristen (erhoben durch Fragebogen) können mit raumzeitlichen Daten (erhoben durch GPS-Tracker) gewinnbringend verknüpft werden. Das angewendete *aktive* GPS-Tracking erlaubt es, in hoher raumzeitlicher Auflösung, touristische Aktionsräume in der Destination zu erfassen und beliebig mit Inhalten zu kombinieren (siehe hierzu auch den dritten Artikel). Den Mehrwert, den Tracking-Technologien auf inhaltlicher Ebene zur Overtourism-Diskussion beitragen können, haben zwischenzeitlich auch andere Autoren erkannt (Padrón-Ávila & Hernández-Martín, 2020). Auch die Praxis nimmt den Tracking-Ansatz auf, nicht zuletzt forciert durch die Covid-19-Pandemie (Kapitel 6.1). Wenn auch mit anderen Methoden (Mobilfunkdaten und Videoüberwachung), trackt bspw. die Stadt Venedig die Besucher um einen Beitrag zur nachhaltigen Stadtentwicklung und zur Vermeidung von negativen Crowding-Erscheinungen zu leisten (Chang, 2021).

Dass die Methodenkombination auch über die speziell tourismusgeographische Forschung hinausgeht und an aktuelle Konzepte der Soziologie bspw. der Lebensstilforschung anschlussfähig ist, zeigen Hannappel und Jakobs (2019) mit ihrer Studie in Koblenz auf. Sie nutzen dabei einen Mixed-Methods-Ansatz aus einer Smartphone App, die studentische Hotspots identifiziert, und kombinieren diese Raumdaten mit Angaben zu den individuellen studentischen Lebensstilen. Qualitative Beobachtungen der Hotspots erlauben ein weitergehendes Verständnis der besuchten Orte und erleichtern die Interpretation. Die Autoren weisen so soziokulturell homogene Orte nach, die als milieuspezifische Treffpunkte dienen.

In diesem zweiten Artikel als auch bei der soziologischen Betrachtungsweise der Koblenz-Studie zeigt sich – insbesondere im Vergleich zum ersten Artikel – der Wert von Small Data-Studien. Im Vergleich zu Big Data erlauben Small Data studies, ein spezifisch auf die Fragestellung zugeschnittenes, tiefergehendes Verständnis des aktionsräumlichen Verhaltens. Details über Menschen, ihre Einstellungen, Wünsche und ihr Reiseverhalten lassen sich demnach detailliert erheben, analysieren und interpretieren (Bauder, 2019). Die Frage, ob es sich hierbei um touristische Bewegungsmuster handelt, stellt sich nicht, da dies in der Anlage der Studie, bspw. bei der Ansprache von Probanden mittels Screener-Frage geklärt werden kann. Gleichwohl ist dies mit einem erhöhten Kostenaufwand (Zeit, Equipment, Personal) verbunden und wird wohl in Zukunft in erster Linie in akademischen Studien Berücksichtigung finden und weniger in der Praxis eine Anwendung erfahren. Dies hat u. a. – wie auch in dem hier vorgestellten Artikel – mit der oftmals nicht gegebenen Möglichkeit der Generalisierbarkeit der Ergebnisse auf eine Grundgesamtheit zu tun. Dieser Wunsch nach Repräsentativität der Ergebnisse wird aufgrund eines immer härter werdenden Wettbewerbs der Destinationen und des damit verbundenen Legitimationsdrucks der Destinationen (Eisenstein, 2014, S. 132) oft in der Praxis gefordert, weshalb quantitativ-repräsentativ angelegte Studien oftmals den Vorrang in der Praxis haben bzw. qualitative Studien, oder auch Studien mit kleinen Fallzahlen, nicht den Stellenwert inne haben, wie dies in anderen Branchen der Fall ist (Hallerbach & Biehl, 2012; Reif et al., 2017). Abseits von akademischen Studien wird daher in der Tourismuspraxis wohl zukünftig ein anders Verfahren an Bedeutung gewinnen. Stichprobenbasiertes, aktives GPS-Tracking (**Abb. 15**) erlaubt durch die Anlage von *Geofences*, also Polygone um ein bestimmtes Gebiet (Reiseziel, Point of Interest etc.), Gäste mittels Push-Nachricht zu befragen, um so im unmittelbaren Erleb-

nis, Informationen vom Touristen zu erhalten. Die Befragten sind Panelisten, die ihr Mobilitätsverhalten freiwillig tracken lassen. Eine bevölkerungsrepräsentative Hochrechnung ist so möglich. Ein derartiges Tool ist bereits im Einsatz (Munkes & Moser, 2020).

5.3 Meso-Ebene: Aktives GPS-Tracking und Biosensing

5.3.1 Einführung

Der dritte Artikel „Understanding tourist’s emotions in time and space: Combining GPS-Tracking and biosensing to detect Spatial Points of Emotion“ beschäftigt sich – ebenfalls auf der Meso-Ebene – mit der Messung von Emotionen beim Erlebnis in der Destination. Methodisch kommt dabei ein mixed-methods-Ansatz zum Einsatz, der mit einem Wristband gemessene psychophysiologische Daten zur Hautleitfähigkeit, Hauttemperatur und Herzrate georeferenziert. Videos und ex-post-Interviews werden komplementär eingesetzt, um die Daten zu validieren.

In der Raumforschung werden verstärkt neue Methoden eingesetzt, die in anderen Disziplinen wie bspw. der Medizin oder der Psychologie, bereits etabliert sind. Der Trend zur Überwachung der eigenen Körperfunktionen mit neuen technischen Hilfsmitteln, sogenannten „Wearables“, macht Personen im alltäglichen Leben zu „agents for data collection“ (Steenbruggen et al., 2015, S. 338) (Kapitel 3.3.2). Diese Emotions- und Körperfunktionsdaten können mit Geokoordinaten angereichert werden, um neue Erkenntnisse über das raumzeitliche Verhalten von Touristen zu gewinnen und die damit in Zusammenhang stehenden Erlebnisse vor Ort auf emotionaler Ebene zu messen. Einer dieser Indikatoren ist die elektrische Leitfähigkeit der Haut, auch als elektrodermale Aktivität (EDA) oder Hautleitfähigkeit bezeichnet (Boucsein, 1988). Die Leitfähigkeit der Haut wird durch das sympathische Nervensystem reguliert. Emotionale Erregung führt zu einer vermehrten Schweißproduktion, was sich in einer erhöhten Hautleitfähigkeit widerspiegelt. Ein Prinzip, welches vom Polygraphen (Lügendetektor) bekannt ist: Eine Lüge erzeugt (unbewusst) Stress und führt zu einer Zunahme der Fähigkeit der Haut, den Strom zu leiten. Dieser Effekt kann als Ausschlag von körperlicher Erregung gemessen werden. Werden diese Körperfunktionen nun – übertragen auf die tourismusgeographische Forschung – kartiert, wird von emotional cartography (Nold, 2009) oder biomapping (Nold, 2018) gesprochen. Shoval (2018) spricht dabei von „Sensing Tourists“. Diese Verknüpfung von räumlichen Echtzeitinformationen kann als eine neue Dimension der Raumforschung angesehen werden, da Touristen nicht nur geographisch, sondern auch auf emotionaler Ebene getrackt werden können (Shoval, 2018). Bis auf wenige in dem folgenden Artikel diskutierten Ausnahmen finden solche Ansätze in der Tourismusforschung bislang kaum Berücksichtigung. Aus den bisherigen Forschungsarbeiten in dem Bereich geht jedoch nicht hervor, wie *positive* Emotionen anhand von geolokalisierter Biosensorik interpretiert werden können und ob die bislang in der Forschung eingesetzten Erhebungsmethoden und Analysetechniken ausreichend sind, um valide und verlässlich Indikatoren in einer realen Situation (im Gegensatz zum Labor) zu identifizieren. Der hier präsentierte dritte Artikel hat daher zum Ziel, einen neuen methodischen und analytischen Ansatz vorzustellen, der es erlaubt, Punkte im Raum zu identifizieren, die positive bzw. negative emotionale Erregung auslösen (Spatial Points of Emotions). Konkret werden drei Forschungsfragen beantwortet:

- (1) Wie lassen sich Spatial Points of Emotion konzeptionell fassen und messen?
- (2) Was sind die Grenzen der Messung von Spatial Points of Emotion?
- (3) Welche Erkenntnisse kann der hier beschriebene Mixed-Methods-Ansatz zur Weiterentwicklung von Biosensing-Methoden beitragen?

Zur Beantwortung der Forschungsfragen, wurden Tracks und Emotionsindikatoren von acht Probandinnen in Büsum mit Hilfe eines GPS-Trackers und einem Wristband gemessen. Zusätzlich wurden die Probandinnen mit einer mobilen Eye-Tracking-Brille ausgestattet, die Audio- sowie Blickfeldaufnahmen der Probandinnen einfangen. Retrospektive Leitfadengespräche

über die Wahrnehmung vor Ort wurden komplementär zur bestehenden Methodenkombination eingesetzt, um die erhobenen Daten abzusichern.

5.3.2 Publikation

Reif, J. und Schmücker, D. (*in publ.*). **Understanding tourist's emotions in time and space: Combining GPS-Tracking and biosensing to detect Spatial Points of Emotion.** Journal of Spatial and Organizational Dynamics.

UNDERSTANDING TOURISTS' EMOTIONS IN TIME AND SPACE: COMBINING GPS TRACKING AND BIOSENSING TO DETECT SPATIAL POINTS OF EMOTION

Abstract: The main contribution of the study is to provide a new methodological and analytical approach in conceptualising and measuring spatial points of emotion (SPoE). It contributes to the further development of mobile methods in applied tourism geography. A mixed-methods design, including georeferenced biosensing data and contextual information, such as video data and ex-post interviews, was used to examine positive SPoE. A conceptual framework was developed for measuring SPoE. The results showed that georeferenced biosensing indicators can be used to identify SPoE in a tourism setting. Using a data-driven and episode-driven approach, visitors' points of relaxation at the beach can be identified. However, there are some limitations to the method, as the interpretation of biosensing signals in a real-world situation needs further clarification. Validly identifying positive valences should be a focus in future tourism research.

Keywords: GPS tracking, biosensing, spatio-temporal behaviour, emotion, tourism experience, mixed-methods

JEL classification code: Z30, Z32, Z39

1 INTRODUCTION

Emotions fundamentally shape the tourist experience (Aho, 2001; Bastiaansen et al., 2019; Kim & Fesenmaier, 2015; Tussyadiah, 2014). Recently, smart wristbands with improved measurement methods and automated data transmission have made these instruments increasingly suitable for measuring tourists' emotions outside a laboratory. Researchers from geography (Shoval, Schvimer, & Tamir, 2017), tourism (Scuttari, 2019), and spatial planning (Zeile, Resch, Loidl, Petutschnig, & Dörrzapf, 2016) are beginning to exploit these new possibilities to analyse the spatio-temporal behaviour of tourists and their destination experiences. They aim to better understand the interplay between the body and the environment (Shoval & Birenboim, 2019). In this context, people serve as sensors (Goodchild, 2007) as their body functions (e.g. skin conductance) can be read as indicators of emotional arousal. By georeferencing those body functions, new insights into the spatio-temporal behaviour of tourists can be gained on an objective level. Emotional maps of tourist destinations created this way (e.g. Shoval et al., 2017) can provide insights for the design of visitor experiences, for example. These approaches have so far not been widely adopted in tourism research.

Biosensing methods, understood as methods which capture the unaltered somatic responses to external stimuli, are considered to have great potential for tourism research (Bastiaansen, Oosterholt, Mitas, Han, & Lub, 2020; Li, Scott, & Walters, 2015) and for exploring the tourist experience holistically with innovative methods. Shoval and Birenboim (2019) recently called for a paradigm shift, making use of new digital tools and sensors with a high spatial resolution to understand tourists' on-site experiences. However, research seems to be dominated by studies focusing on human stress and negative responses to the natural and built environment (Pykett et al., 2020). However, happiness and positive emotions are common during the main phases of the tourist experience (Carneiro & Eusébio, 2019; Filep & Deery, 2010; Mitas, Yarnal, Adams, & Ram, 2012; Nawijn, 2010). Hence, further research is needed to better understand if and how positive emotions can be identified from biosensing data. At the same time, there is still a need for research to check whether the data collected with current mobile methods and the data analysis conducted are valid and reliable.

Taking a mixed-methods approach, this paper contributes to the understanding of the interplay between the body and the environment in a tourism context. It improves the use of mobile methods in tourism geography research by using georeferenced biosensing data to advance the understanding of the tourism experience in real-world situations. A mixed-methods research design, combining GPS tracking, biosensing, eye-tracking video, and ex-post interviews, is used to detect spatial points of emotion (SPoE). Like points of interest (POI), which are usually defined based on their status (sights), their function (gastronomy), or visitor interest, SPoE are defined as points in space that trigger positive or negative emotional arousal in tourists. This paper focused on positive SPoE, which are defined as points that have a positive valence.

2 LITERATURE REVIEW

2.1 Emotions and the tourism experience

Defining emotions is a difficult task (Scherer, 2005). A large body of literature from different research disciplines investigates emotions. Especially in human geography, the interaction between human senses and space is not a new topic. Researchers investigate in the study of "sense of place experiences" (Tuan, 2001), a "sensuous geography" (Rodaway, 1994) or an "emotional geography" (Davidson, Bondi, & Smith, 2017). One of the earliest attempts to capture perceptions of urban spaces is the work of Lynch (1960), who used cognitive maps to determine the spatial perception of cities. According to his results, sensory perception plays a major role in image formation.

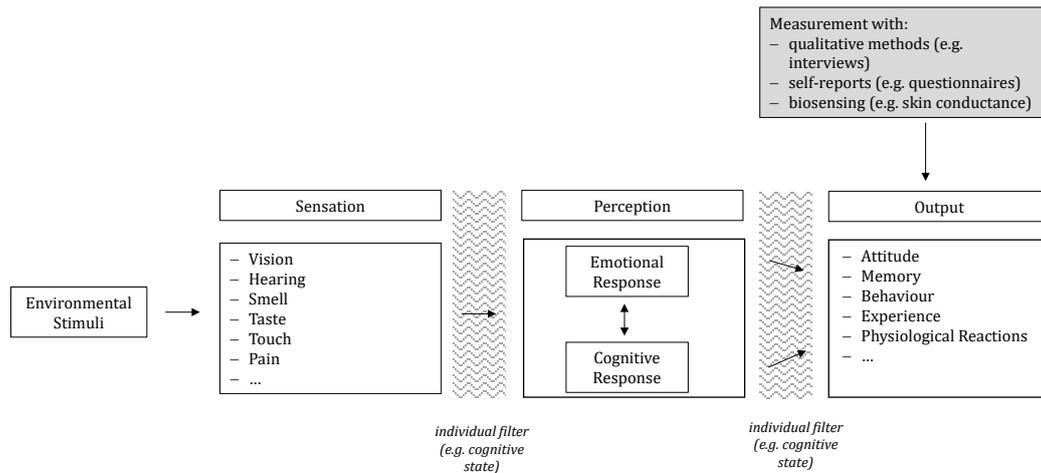
In tourism, which “involves *corporeal* movement” (Urry, 2002, p. 152), the whole body experiences the destination. Human senses are therefore important for the experience and perception of the world (Agapito, Mendes, & Valle, 2013). In addition to the tourist gaze, other scapes must be added to get a holistic idea of the emotional on-site experience. These include sensescapes such as smellscapes (Xiao, Tait, & Kang, 2020), soundscapes, tastescapes, and geographies of touch (Urry, 2002). These strong connections between space, emotions, and the human being can lead to the development of a deep relationship with destinations (Yuksel, Yuksel, & Bilim, 2010) or can even end up in “topophilia” (Tuan, 1961). These few examples from the past show that the study of emotions in tourism is of great importance. The memorable or extraordinary experiences that are becoming increasingly important in the context of an experience economy (Pine & Gilmore, 2011) or a society of singularities (Reckwitz, 2018) and the associated need to create new attractions and positive experiences, make it more important today than ever before to investigate in the emotions of tourists.

From a theoretical point of view, two different approaches are predominant in tourist studies to conceptualise emotions: categorical (or basic emotion) approaches and dimensional approaches (Kim & Fesenmaier, 2015; Li et al., 2015). While the categorical approach tries to conceptualise basic emotions (e.g. joy, love, fear) as distinct categories, the dimensional approach locates emotions in a two-dimensional valence–arousal space, where arousal indicates the emotional intensity (Walters & Li, 2017) and valence indicates the pleasure experienced. The most prominent example is the circumplex model of affect, also known as the pleasure–arousal–dominance model of emotion (Russell, 1980) (Figure 2). The model was applied in tourism research (Bigné, Andreu, & Gnoth, 2005; Chebat & Michon, 2003; Yuksel, 2007) and in studies applying mobile methods (Matsuda et al., 2018; Paül i Agustí, Rutllant, & Lasala Fortea, 2019), and it was shown to be a fruitful framework for categorising emotions based on biosensing (Osborne & Jones, 2017).

Tourist experiences were considered to be individual, socially constructed events (Larsen, 2007) shaped by cognitions and emotions (Kim & Fesenmaier, 2015). Emotions, as the affective component, can be considered the core component of tourist experiences (Bastiaansen et al., 2019). Furthermore, generating tourist experiences can be interpreted as a process (Figure 1): Tourists perceive different environmental stimuli, which, considering several individual filters, induce emotional and cognitive reactions and subsequently influence their attitudes, memories, and behaviour (Kim & Fesenmaier, 2017). In the literature there is largely consensus that

- (1) emotions “consist of shortlived responses to situations that are seen as personally relevant” (Bastiaansen, Straatman, Mitas, Stekelenburg, & Jansen, 2020, p. 2);
- (2) emotional responses consist of three different elements: (1) subjective experiences, (2) expressive components and (3) physiological arousal (Kleinginna & Kleinginna, 1981); and
- (3) physiological arousal comes with subliminal reactions such as facial expressions and electrodermal activities (Li, Walters, & Scott, 2017). The latter can be measured with biosensing methods.

Figure 1: The role of emotions in generating tourist experiences.



Source: Own Elaboration based on Bastiaansen et al. (2019), Kim and Fesenmaier (2017) and Krishna (2012).

2.2 Measuring emotions using georeferenced biosensing data

Besides traditional measurements of tourists' emotions based on self-reports (e.g. Nawijn, Isaac, Gridnevskiy, & van Liempt, 2015), which have their limitations (Scuttari & Pechlaner, 2017), attempts were recently made to use research approaches such as mobile biosensing to detect tourist emotions. However, self-reported measurements remain the most widely used method to detect tourist emotions (Li et al., 2015), usually using Likert scales (Hosany & Gilbert, 2010). In contrast to traditional data collection methods, four major advantages of using mobile psychophysiological measures (e.g. skin conductance, facial electromyography, heart rate, eye tracking) to detect human emotions (Birenboim, Dijst, Scheepers, Poelman, & Helbich, 2019) can be identified:

- (1) Biosensing data are more objective than self-reports, which could include socially desirable responses.
- (2) The temporal resolution is more precise, allowing researchers to analyse data on a second-by-second basis or even shorter timespans.
- (3) Wearable devices reduce the burden on the participants.
- (4) Applications could be used in real-life situations, "to capture the 'unadulterated' emotional response [...] during the experience" (Prayag, 2020, p. 80).

However, biosensing methods cannot be regarded as a substitute for self-reports (Caruelle, Gustafsson, Shams, & Lervik-Olsen, 2019). In a direct comparison between subjective (mental maps) and objective (heart rate variation) measures, Paül i Agustí et al. (2019) concluded that none of the approaches alone can capture the complexity of spatial perception.

From a tourism geography perspective, emotions can be seen as spatio-temporal variables; they are "an affective phenomenon which is associated with a specific time and space and this opens the doors to its study as a mappable spatial variable" (Paül i Agustí et al., 2019, p. 2). Biosensing data can also be enhanced with geoinformation, allowing location-based emotions to be analysed and providing a new level of understanding of the spatio-temporal behaviour of tourists and their interactions with the environment. However, only a few researchers have made use of these new possibilities, especially in tourism research. One of the earliest attempts to measure real-time emotions with skin conductance was the explorative approach by Kim and Fesenmaier (2015). They investigate the electrodermal activity of two female tourists during different activities in Philadelphia and combine these results with

retrospective interviews to facilitate data interpretation. However, they do not georeference their data. Georeferencing physiological data was the focus in the studies of Shoval et al. (2017); they combined four methodological approaches to reveal the interplay between emotions and the city of Jerusalem. These are the most complex and, in terms of the number of cases ($n=68$), the largest studies to date in which real-time emotions were recorded with the aid of biosensing in urban areas. They used locational data, real-time surveying techniques via smartphones, skin conductance and traditional surveying techniques. They conclude that religious sites and areas with security risks seem to be the most emotionally evocative areas.

2.3 Understanding biosensing data

Following Osborne and Jones (2017), the term *biosensing data* is used as an umbrella term for different somatic responses to external stimuli, such as electrodermal activity, blood volume pulse and electroencephalograms. Because the research interest is the identification of SPoE in real-world situations, the measurement of biosensing data is restricted through wearable devices. This study focuses on skin conductance, skin temperature and heart rate.

- Skin conductance: The electric conductivity of the skin, known as electrodermal activity (EDA) or skin conductance (SC), measured in microsiemens (μS), is regulated by the sympathetic nervous system. When stimulated by emotional arousal, sweat glands produce sweat, which is reflected in increased skin conductivity (Dawson, Schell, & Filion, 2017). Skin conductance is divided into two elements: (1) the tonic skin conductance *level* (SCL) reflects the skin conductivity over a specific period of time and (2) the phasic skin conductive *response* (SCR) represents event-related responses in skin conductivity (Stadler, Jepson, & Wood, 2018). Tonic skin conductance can be interpreted as a fixed baseline (e.g. skin conductance when beginning the measurement without the presence of any stimuli), but also as a moving baseline reflecting slow changes over time, independent from ad hoc stimuli. Variations can be direct results of environmental influences; however, non-event deflections are also common in the data (Birenboim et al., 2019). Depending on individual-personal conditions, SCL usually has a value between 2 and 20 microsiemens (Dawson et al., 2017).
- Heart rate and heart rate variability: While the heart rate (HR) is the number of heart beats per minute, the heart rate variability (HRV) is the variation in the beat-to-beat time (Ernst, 2014). While HR can be derived from summing up beat-to-beat latencies over a given time, HRV is the variation between the beat-to-beat latencies in a given period. It is usually computed based on the time between heart beats (inter-beat interval, IBI, which is either the time between two R-spikes in the QRS complex, RR, or the time between two R spikes, but filtered for normal values, NN) (Appelhans & Luecken, 2006).

To understand the measurement of emotions based on biosensing, it has to be differentiated between two types of data streams:

(a) *Static data* represent a measurement *at* a given *time* and *point in space*, such as the skin conductance in μS . Static data can be represented by a simple vector of all measurements at a given time, in this case, SC, skin temperature (ST) and HR.

$$\bar{S}_t = (SC, ST, HR)$$

(b) *Dynamic data* represent a measurement *over* a given *spatial-temporal period*, such as the drop in ST in $^{\circ}C$. Dynamic data need a time window with a defined start (t_0) and end (t_1) to represent changes in the biosensing data, resulting in a function representing the data dynamic over time. This function could be a simple difference between the vectors in t_0 and t_1 , but also a moving average of data between t_0 and t_1 or a regression-based trend line for all the data between t_0 and t_1 .

$$\overline{D}_t = f(\overline{S}_{t0}; \overline{S}_{t1})$$

This study employs both, the dynamic and the static approach to measure emotions.

To relate the above-presented measures to the theoretical background of generating tourist experiences, it is helpful to integrate them into the above-mentioned circumplex model of affect (Hogertz, 2010; Osborne & Jones, 2017). The aim here is to use the biosensing data as indicators of valence and arousal. A finding that is generally accepted in the literature is that rising SC can be interpreted as a rising level of arousal, whereas decreasing SC indicates lower arousal levels (Hogertz, 2010). Furthermore, there is consensus that when SC increases and shortly afterward ST decreases (cold sweat), a negative experience has occurred (Da Silva, Zeile, Aguiar, Papastefanou, & Bergner, 2014; Kreibig, 2010; Osborne, 2019). The stress indicator developed by Bergner, Zeile, Papastefanou, and Rech (2011) goes in the same direction: Falling ST together with rising SC is interpreted as stress. The interplay between SC and ST can thus be read as an indicator of a negative valence. With reference to older studies (Calderon & Thompson, 2004; Harris, 2001), Osborne and Jones (2017) also give an indication of the emotional meaning of combining two dynamic indicators: “Where EDA response indicates arousal, a small rise in skin temperature (flushing) suggests a positive emotional response, whereas a small drop in temperature (cold sweat) can indicate a negative response” (Osborne & Jones, 2017, p. 162). However, this indication is rather weakly based on empirical data and not very detailed. Paül i Agustí et al. (2019) used another approach, measuring arousal by HRV and obtaining the valence using mental maps from the participants.

In a comprehensive bibliometric review, Kreibig (2010) gives an overview of the interplay between different psychophysiological measures and the response to different emotional experiences. She provides a systematic overview of emotion recognition based on physiological signals. 22 emotional states or combinations thereof are discussed and related to four areas of physiological signals: (1) cardiovascular (including HR, HRV and finger temperature), (2) electrodermal (including SC response, nonspecific SC response rate and SCL), (3) respiratory and (4) autonomic nervous system activation components. The responses of indicators of the emotional states are presented below (Table 1).

Table 1: The relationship between emotions and physiological features (extract).

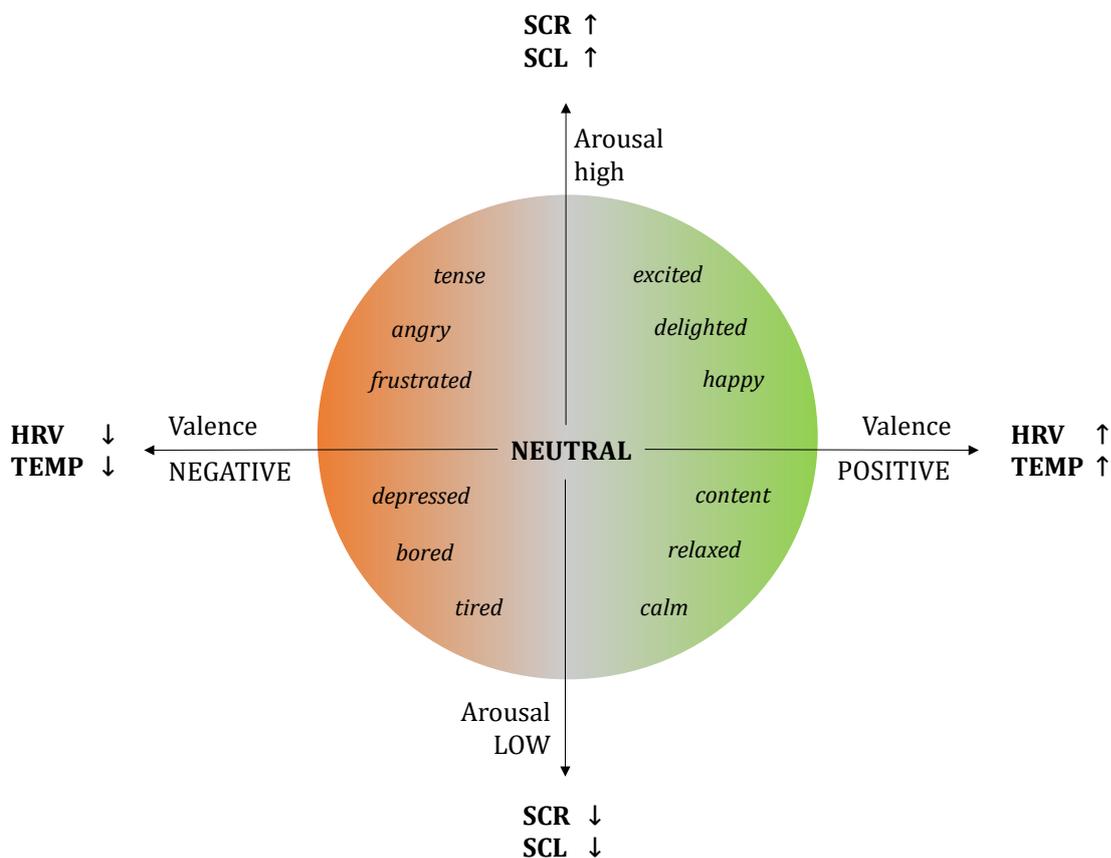
	HR	HRV	FT	SCR	nSRR	SCL
Anger	↑	↓	↓	↑	↑	↑
Anxiety	↑	↓	(↓)	↑	↑	↑
Disgust, contamination	↑--	↑	↓↑	↑	↑	↑
Disgust, mutation	↓	--	↓↑	↑	↑	↑
Embarrassment	↑	(↓)				(↑)
Fear	↑	↓	↓	↑	↑	↑
Fear imminent threat	↓	(--)		↑		↓
Sadness, crying	↑	--	↓		↑	↑
Sadness, non-crying	↓	↓	↓		↓	↓
Sadness, anticipatory	↑	(↓)	↓↑		↑	↑
Sadness, acute	↓	↑--	↓	↓	↑--	↓
Affection	↓					(↑)
Amusement	↑↓	↑	(--)	↑	↑	↑
Contentment	↓	↓↑		(--)		↓
Happiness	↑	↓	↑		↑	↑--
Joy	↑	(↑)			↑	--
Antic. Pleasure, visual	↓	(↑)	(↑)	↑		↑

Antic. Pleasure, imagery	↑		↑	
Pride	↑↓	(--)		↑
Relief	↑--		↓	(↓)
Surprise	↑		↓↑	(↑)
Suspense	(↓)			(↑)

Source: Extract from Kreibig (2010), transposed. Note: HR=heart rate; HRV=heart rate variability; FT=finger temperature; SCR=skin conductance response; nSRR=nonspecific skin conductance response rate; SCL=skin conductance level. (↑) increase; (↓) decrease; (↓↑) increase and decrease; (--) no change in activation from baseline.

It is evident that EDA related indicators do not seem to differentiate very well. All positive emotions usually involve an *increase* in EDA values (except contentment and relief) and an *increase* in HRV and FT (except happiness). On the contrary, negative emotions usually coincide with a *decrease* in HRV and FT (except disgust and acute sadness). It is noteworthy that identical observations of the data can lead to different interpretations of the emotional meaning. As a preliminary conclusion, there are relatively weak signals for identifying arousal and valence from the physiological data available. Figure 2 shows the result: An increase in phasic or tonic SC (SCR/SCL) indicates a high level of arousal, while an increase in HRV or ST indicates positive valence. The validity and reliability of these indicators could be disputed. Hence, the indicators in Figure 2 might be simplified and may not fully reflect the complexity of measuring the whole range of the valence–arousal continuum.

Figure 2: Selected physiological indicators of emotional arousal and valence.



As the valence (e.g. positive or negative) and the present emotion (e.g. tense or excited) are not reflected unambiguously in the biosensing data, other sources must be considered to assess these (Figner & Murphy, 2011; Osborne, 2019). In other words, “biosensing can capture the *what* but not the *why*” (Osborne & Jones, 2017, p. 160). A key takeaway from this is that using additional data sources and combined qualitative methods is fundamentally important for an in-depth understanding of the valence of the tourist emotions measured using biosensing.

3 RESEARCH FRAMEWORK

3.1 Research questions

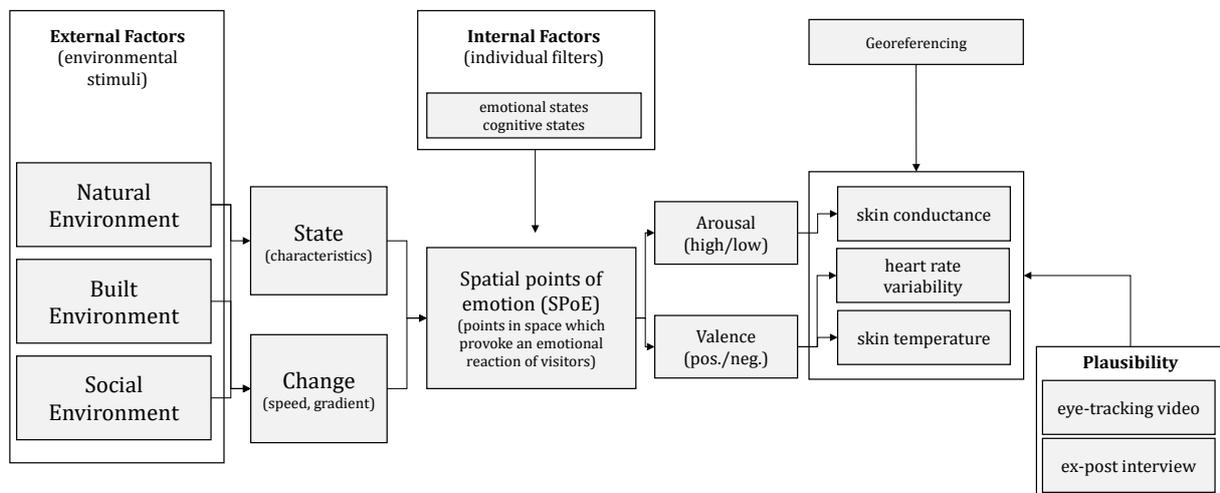
Currently, it is not clear from the literature (a) which data dynamics in the valence–arousal model represents positive emotions, (b) whether mobile measurements in real-world situations are valid and reliable indicators of data dynamics and (c) whether the combination of existing measurement methods is sufficient to capture tourists’ emotions in a real-world situation. Against this background, there are three main research questions:

- (1) How can SPoE be measured in a conceptual framework?
- (2) What are the limitations of measuring SPoE?
- (3) What findings can the mixed-methods approach described here contribute to the further development of biosensing methods?

3.2 Conceptual framework for measuring spatial points of emotion

The conceptual framework puts the SPoE construct in the centre. On the structure side (left side), it shows that SPoE depend on external factors (primary factors) such as the natural environment (e.g. sea), the built environment (e.g. tourist infrastructure) and social circumstances (e.g. crowding). A distinction can be made between static factors (state), such as the emotional state in a certain environment (e.g. at the sea), and dynamic factors (change), such as the transition between two environments (e.g. the transition between two zones). The focus here is on static factors. On the measurement side (right side) SPoE are operationalised and relate biosensing data to the valence–arousal model. Tourist arousal is measured using SC, while valence is measured by the interplay between HRV and ST. Eye-tracking video and ex-post interviews are used to validate the results (Figure 3).

Figure 3: Conceptual framework for measuring spatial points of emotion.



Source: Own Elaboration

3.3 Study design and data collection

To detect tourist emotions in a real-world situation, a mixed-methods design was used, combining GPS tracking, biosensing, eye-tracking video and ex-post interviews in a tourist setting. The sample consists of eight female participants who were recruited via an announcement from an academic environment (convenience sample). A small number of test participants is common in psychophysiological studies, given the high effort involved (Bastiaansen, Straatman, et al., 2020). Participants were almost the same age and with the same cultural background. This was necessary to keep the influence of personal aspects on the measured biosensing data as low as possible. However, results cannot be generalised and are therefore not representative of the tourist experience. Data collection took place in June 2019 with excellent weather conditions (barely cloudy and a maximum temperature of 22.1°C). A pre-test was conducted to check the functionality of the sensors. Participants were equipped with a GPS tracker (QStarz BT-Q1000XT), a biosensing wristband (Empatica E4) and mobile eye-tracking glasses (Tobii Pro 2).

Participants were asked to go for a walk along a pre-defined itinerary through Büsum, a small seaside resort on the North Sea coast of Germany. After a short introduction, all the devices were switched on simultaneously to ensure that the time stamp of each device could be used for data matching. Starting the route at the train station, participants were instructed to act tourist-like and stroll through the city, buy an ice cream and go to the dyke and waterfront. On their way back, they had to pass the harbour and walk through a small residential area back to the train station. The itinerary is separated into eight spatial zones (Figure 4). The boundaries of the zones follow different built and natural environments provided within the zones. “Station” is the starting and end zone including the railway station, while “Transition Zone” is a zone of transition into the pedestrian area. There are two sectors in the pedestrian zone: one is a calmer (“Shopping Street (calm)”) and the other is a more frequented zone (“Shopping Street (lively)”). The area extending from the passage between two buildings and opening to the dyke and the beach is “Dyke/Beach/Sea”. “Museum harbour/Sea” is an area on the land side of the buildings, but passing along the museum harbour with views of the sea. This is followed by “Fischerkai”, a street along another dyke with a view to a part of the harbour. The last zone (“Residential Area”) mostly includes residential areas used to get back to the railway station. After finishing the tour, each participant was interviewed (semi-structured interviews). The interview focused on their emotions during the

itinerary, their perceptions of the town, any critical incidents during their stroll and where they experienced stress or relaxation.

Figure 4: Stills of the different spatial zones from the eye-tracking videos.



Source: Own Elaboration.

3.4 Data processing and analytical perspectives

As there are no standardised and generally accepted research standards (Paül i Agustí et al., 2019) or even standardised analytical procedures for combining biosensing data with GPS tracking and other contextual data, the following approach is proposed. Data processing involves the following basic steps, resulting in a tidy data file with georeferenced (z-)values of SC, HR, ST and video codings, where each observation (23,375 seconds) forms a row:

- (1) Extracting the raw data from the three devices (GPS tracker, Empatica E4 and eye-tracking glasses).
- (2) Matching biosensing data (SC, ST, HR) and geodata. As GPS trackers usually need some connectivity time, an external trigger after a short time (handclap in front of the test person's eyes) was set, which then was used as a matching reference. After converting all data from Unix time to Coordinated Universal Time, the biosensing data had to be aggregated by calculating the arithmetic mean, as geodata were sampled every second (10 Hz) and the E4 recorded biosensing data four times per second (4 Hz).
- (3) Following Shoval, Schvimer, and Tamir (2018), z-scores for all the biosensing data were compiled to better compare the participants' measurements.
- (4) Using an inductive approach, video files were coded by content analysis (Mayring, 2010). Besides personal criteria (e.g. personal disruptive factors, speed of movement), possible irritations (e.g. groups of people, passing cars) and codes that describe the orientation in space (e.g. looking around) were generated out of the material. Altogether, the video material had a total of 3,421 codings.
- (5) Calculating HRV. HRV can be derived from IBI/RR/NN values using either time-domain or frequency-domain calculations. Time-domain calculations can use a succession of RR intervals and compute (a) the root mean square of successive differences or (b) their standard deviations. The Empatica E4 wristband produces an IBI dataset to produce HRV values in the time domain or in the frequency domain, using specialised software such as Kubios HRV or employing own algorithms. However, the IBI data are the only data produced by the Empatica system that are not sampled. Therefore, in this case, it would have been problematic to match the resulting HRV values to the data format (one line per second). Instead, the already available HR data was used and a moving standard deviation score for every second was calculated. The calculation was done along the lines of moving averages, but the empirical standard deviation was computed

instead of the mean value only. A window of nine seconds was used so that not too much information was lost in the beginning and at the end of each sequence.

- (6) The last step to get the working data is matching the z-scores of biosensing, geodata and HRV with the video codings. Each video code is binary coded (0-1) and, using a syntax script, attached to the existing data file compiled in step (2).

Following the literature review and the conceptual framework, rising values of HRV and ST are interpreted as positive valence indicators. On the contrary, decreasing values of HRV and ST serve as a negative valence proxy. Following a similar approach to that used to identify stressful situations (Bergner et al., 2011) HRV and ST are analysed on a five-second basis and two ternary variables, HRV_TERN and TEMP_TERN, with the values -1 (decrease), 0 (constant) and +1 (increase) were created. Finally, a new binary variable VALENCE was created with 0 = no positive indicator and 1 = positive valence indicator. Since this procedure did not provide any new and statistically significant findings, only HRV was considered as a positive valence indicator in the analysis below.

In line with previous research (Osborne & Jones, 2017; Winz & Söderström, 2020), using both quantitative and qualitative perspectives to examine biosensing data proved to be a fruitful approach. Therefore, a data-driven approach, searching for remarkable patterns in the data, and an episode-driven approach, where video files were coded to identify sequences that would indicate changes in emotional state was used (Table 2). Using a static data approach, a Tourist Arousal Map was created (section 4.2) and the eight spatial zones are used to obtain the psychophysiological differences in the different zones (section 4.3). Using the video codings, the differences in emotional state during different spatio-temporal settings were analysed.

Table 2: Analytical perspectives.

Analytical Step	Perspective	Data Approach	Biosensing Indicators			Contextual Information		
			(Change in) SC	(Change in) ST	HR/HRV	GPS location data	Video	Ex-post interview
Tourist Arousal Map	Data-driven	Static	X			X		X
Spatial Analysis	Data-driven	Static	X	X	X	X		X
Spatio-temporal Analysis	Episode-driven	Dynamic	X	X	X	X	X	X

Source: Own Elaboration.

4 RESULTS

4.1 Characteristics of the sample

The eight female participants had an average age of 21.9 years ($SD=2.20$). Six out of the eight participants had already visited the destination before, and an average stroll lasted about 49 minutes. Table 3 shows the means of each participant, showing that the mean EDA of all participants is $2.30 \mu S$ and never exceeds the maximum mean of $3.50 \mu S$, the average ST (TEMP) is $30.49 ^\circ C$ and the mean HR is 101.57 Hz.

Table 3: Means of skin conductance, skin temperature and heart rate of each participant.

Subject	Observations (seconds)	EDA		TEMP		HR	
		Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD
#1	3,265	0.83	0.51	29.75	1.25	100.47	10.51
#2	2,568	2.52	0.73	29.17	0.53	104.84	15.12
#3	4,683	2.73	1.08	31.14	1.33	97.88	10.47
#4	1,747	3.31	1.11	32.64	0.34	89.30	6.94
#5	3,684	3.26	1.24	29.93	0.92	97.38	8.17
#6	2,463	1.85	0.31	32.22	0.71	110.70	13.85

#7	2,143	1.02	0.91	30.17	1.15	105.07	12.66
#8	2,822	2.62	0.41	29.54	0.65	108.40	15.11
All	23,375	2.30	1.23	30.49	1.47	101.57	13.14

Source: Own Elaboration.

The three biosensing indicators are only weakly correlated and correlations are erratic and non-systematic between subjects, with the highest correlations appearing between EDA and ST, while correlations with HR never exceed .5 (All subjects (z-scores): n (obs.) = 23,375; SCL-TEMP $r = +.235$, $p < .001$; SCL-HR $r = +.153$, $p < .001$; TEMP-HR $r = +.137$, $p < .001$). Therefore, there is no reason to believe that the three indicators measure the same or similar conditions, but rather three different dimensions, which is in line with findings from the literature (Kreibig, 2010).

4.2 Tourist Arousal Map

To get a first impression of the emotionally evocative areas during the stroll, a Tourist Arousal Map was plotted (Figure 5). As SC can be read as a proxy for arousal, static data of the z-standardised EDA scores of each participant were used. Based on a hexagon grid with a size of 200 square metres, the average EDA z-score was calculated for all participants crossing the respective polygon. Similar to other studies (Shoval et al., 2017), the map shows where in space people have high or low arousal. The areas during the stroll can be separated from each other relatively clearly. Areas with lower arousal can be found at the sea and harbour (zones: “Dyke/Beach/Sea” and “Museum harbour/Sea”). Areas with higher arousal can be observed on the way back in the residential areas and at the station. However, in the other zones, both high and low arousal hexagons can be identified from the EDAs values.

Figure 5: Tourist Arousal Map of Büsum.



Source: Own Elaboration. Note: Classification—Natural Jenks

What this plot cannot show is whether areas with low arousal signals positive (e.g. relief) or negative valence (e.g. boredom). However, the subjects' statements in the interviews support the idea that there was a form of relaxation in the waterfront areas. Seeing water elicited some kind of relief, as participants #6 and #8 noted for the zone “Dyke/Beach/Sea” (GEO5):

#6: *“I definitely slowed down when I was standing by the sea. I really love that. And then taking a breath, taking in this North Sea air or this wind in general, and then moving on. But that was somehow a small, beautiful moment of peace that I had then”.*

#8: *“When you come down the shopping street and then just walk towards the water, then you already see it and think like this: Yes! And then I went up there and thought it was something nice. Then I sat on a bench, ate my ice cream, looked out at the water”.*

On the contrary, areas of high emotional arousal, especially in the “Residential Area”, can be interpreted in two ways. Subjects had to walk a predefined path that was marked on a map. On the way back along the dyke and through the residential area, several participants reported that they got lost and thus felt stressed.

#1: *“I was walking somewhere in the back where it says ‘wedding’-something and then I was at a crossroads and a woman came and helped me because I thought I was in the wrong place and didn't know where to go”.*

However, another possible explanation for the increase in SC in this area is that the walk was coming to an end and the subjects had to overcome a slight uphill slope (dyke), which was reflected in exertion and sweating that consequently increased SC.

4.3 Spatial analysis

To obtain statistically significant differences in biosensing indicators besides the areas of high and low arousal, geostatistical analysis was applied. The eight different geozones were used for this purpose. Table 4 shows the descriptives of the main biosensing indicators for the different spatial zones. The data reveal that in the waterfront areas (GEO5 and GEO6), EDaZ values are the lowest and HRV is among the highest, indicating areas where the subjects experienced some form of relaxation or contentment. Non-parametric ANOVA tests revealed that the level of the four biosensing proxies differed significantly (EDaZ: *Welch’s F(7) 1772.505, p < .001*; TEMPz: *Welch’s F(7) 1398.238, p < .001*; HRz: *Welch’s F(7) 513.959, p < .001*; HRV: *Welch’s F(7) 207.778, p < .001*). Additionally, post-hoc Scheffé tests were calculated to examine the differences between each of the zones. The results showed statistically significant differences between almost all zones in terms of all four indicator variables. However, between the two waterfront zones GEO5 and GEO6, the results were not significant.

Table 4: Descriptives for biosensing indicators by geozone.

Spatial Zone	Code	Observations (seconds)	EDaZ (Mean)	TEMPz (Mean)	HRz (Mean)	HRV (Mean)
Station	GEO 1	1,942	0.265	0.796	-0.130	0.527
TransitionZone	GEO 2	2,143	-0.288	0.705	0.477	0.440
Shoppingstreet (calm)	GEO 3	828	-0.302	0.474	0.503	0.234
Shoppingstreet (lively)	GEO 4	4,212	-0.042	0.170	-0.253	0.464
Dyke/Beach/Sea	GEO 5	3,238	-0.933	-0.594	-0.415	0.579
Museum harbour/Sea	GEO 6	1,824	-0.333	-0.610	-0.472	0.557
Fischerkai	GEO 7	3,092	-0.037	-0.697	0.209	0.416
Residential Area	GEO 8	6,031	0.706	0.161	0.240	0.397
All zones		23,375	0.000	0.000	0.000	0.458

Source: Own Elaboration.

4.4 Spatio-temporal episodes

In a last analytical step, episodes or walking segments during the participants' stroll that allowed a positive or negative emotional reaction to be expected according to the initial results from the Tourist Arousal Map, the spatial analysis and the ex-post interviews were classified. Using the video codings, the focus here was on events where participants saw the sea ("Watching the sea") or had problems finding the way ("Wayfinding").

Table 5 shows that observations where participants watched the sea had lower EDAz, TEMPz and HRz values, but higher HRV values than observations where this was not the case. Non-parametric tests (Mann-Whitney-U) were calculated to show differences in the biosensing indicators between observations with and without watching the sea codings (EDAz: $U = 5486617.500$, $Z = -31.866$, $p < .001$; TEMPz: $U = 8721627.500$, $Z = -17.222$, $p < .001$; HRz: $U = 90001111.000$, $Z = -15.957$, $p < .001$; HRV: $U = 10112228.50$, $Z = -10.794$, $p < .001$). The findings were in line with the results above: Watching the sea and walking along the seaside bring relief and contentment.

On the contrary, statistical results from the wayfinding episode do not support the idea that people experience stress in trying to find the right way back (EDAz: $U = 29305324.50$, $Z = -19.465$, $p < .001$; TEMPz: $U = 31346141.50$, $Z = -14.065$, $p < .001$; HRz: $U = 30056388.00$, $Z = -17.478$, $p < .001$; HRV: $U = 33835389.50$, $Z = -7.184$, $p < .001$). Therefore, high values at the end of the tour are probably caused by other reasons (e.g. sweating, exhaustion).

Table 5: Descriptives for spatio-temporal episodes.

Watching the sea	Observations (seconds)	EDAz		TEMPz		HRz		HRV	
		<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>	<i>M</i>	<i>SD</i>
True (1)	1,126	-0.931	0.730	-0.453	0.479	-0.402	0.849	0.589	0.459
False (0)	22,249	0.047	0.989	0.023	1.014	0.020	1.003	0.452	0.419
Wayfinding									
True (1)	3,733	-0.331	1.114	-0.234	1.014	-0.237	0.928	0.483	0.405
False (0)	19,642	0.063	0.964	0.045	0.989	0.045	1.007	0.454	0.425

Source: Own Elaboration.

5 DISCUSSION

Although psychophysiological measurements are already frequently used in laboratory settings (Li, Walters, Packer, & Scott, 2018), those methods have so far only been used sparsely in real-world situations (Shoval et al., 2018). There are various reasons for this:

- (1) First, sufficient quality ambulatory assessment of biosensing data in real-world situations has only recently become possible, since the development of high-end wearables used for medical reasons.
- (2) The quality of the biosensing data is reduced when people move, as movement can cause errors in the physiological data.
- (3) The need to capture contextual information to adequately interpret biosensing data complicates the research design (Birenboim et al., 2019).

These challenges were also evident in this study. Great care was taken to ensure that the wristband fit closely on each participant's wrist; nonetheless, it is possible that motion affected the data. Furthermore, data evaluation and interpretation for tourism purposes (i.e. positive valence) are associated with significant uncertainties. These result from possible measurement errors of the apparatus in a real-world situation and from the fact that the valence of the measured deflections in biosensing data cannot be

assigned unambiguously. Referring again to the quote from Osborne and Jones (2017, p. 162)—“biosensing can capture the *what* but not the *why*”—even understanding the “what” seems to be a challenging task. This study identifies the main challenge and a major drawback of biosensing methods: Signals can be measured reliably, but not validly. Since the algorithm for identifying positive valence from the interaction of HRV and ST did not produce significant results (section 3.4), future research should focus on these “data dynamics” to facilitate the interpretation of biosensing data.

Although the biosensing wristband used in this study is designed for use outside an experimental laboratory setting, the criticism of the method (Jones & Osborne, 2020) is supported. An application of this method in a real-world situation is regarded as critical. People’s physical fitness and the weather conditions demonstrate this: People who climb up a dyke can sweat, as in this study here. In this case, the ability of the skin to conduct electricity increases significantly without an emotional event behind it (Osborne, 2019). Additionally, standing at the waterfront, exposed to the wind which cools the skin, can lead to a reduction in sweat production and the corresponding values in the psychophysical data. Furthermore, the use of ST in a real-world setting as opposed to finger temperature in a laboratory setting seems to be another crucial point to discuss in future research.

Possible solutions to overcome the drawbacks identified here could lie in data calibration of each participant before starting data measurement in order to get a baseline. Different impulses such as videos and music can be used. The use of mobile eye-tracking equipment proved to be very invasive. Furthermore, not all potential emotional stimuli in the urban context can be captured by the eye-tracking equipment, especially when stimuli are not in the visual field of the tourist. Smaller, high-resolution cameras or, even better, 360° cameras should be considered for future research in this field. In the case of eye-tracking, the potential of eye movements should be used. In this study here, this was not pursued further, as not all eye movements could always be tracked due to the increased sunlight. As a further method of validating the biosensing data, subjective statements on the emotional state of the participants could be used. In addition to subjective queries about emotional state in the context of push messages via smartphones, participants could use the point of interest button on the GPS tracker to mark particularly relaxing or exciting moments in the data.

6 CONCLUSION

This work contributes to the further development of mobile methods in applied tourism geography by exploring the interplay between the body and the environment using a new methodological and analytical approach. A mixed-methods design, including georeferenced biosensing data and contextual information such as video data and ex-post interviews, was used to examine positive SPoE.

This study found that data from biosensors in combination with location sensors can be used to identify SPoE in a tourism setting. Furthermore, combining these data sources with qualitative data (videos and interviews) can add context to content to enable a better understanding of what the biosensing signals mean. Using this setup, points of relaxation at the beach can be identified. However, the results also show that there are significant limitations to this setup. First, the interpretation of biosensing signals needs further clarification and validity testing. This is true specifically when it comes to validly identifying positive valences, but also when it comes to assessing the reliability of measurements in a real-world setting. Second, the study did not actually use tourists as subjects, but rather a small ad hoc sample of humans moving in a real-world tourism setting. Using real tourists as subjects and employing larger sample sizes could help to further clarify the questions arising from this setup. Third, a conceptual framework for measuring SPoE was provided and an explorative approach to measure them was used. To support this approach, data were analysed from two angles: data-driven (where can structures in the data and corresponding real situations be identified?) and episode-driven (where can structures be expected in the data if the search is limited to predefined episodes or locations?). Using binary-coded video codings and connecting them to the biosensing data is a promising approach to work with in the

future. The recommendation for future research is to focus more on this episode-driven approach, build hypotheses about potential SPoE (e.g. relaxation or stress) and test the data against the hypotheses.

Many new digital methods are still in their infancy and several problems with application occur. Nonetheless, the many studies on the use of Big Data in tourism, the diverse discussions on digital tracking and visitor management solutions during the Covid-19 pandemic and the use of mobile biosensing methods in space and time discussed here illustrate that tourism geography is on the verge of digitalised and data-driven science. Further research is necessary, especially to exploit the potential of the new technical possibilities.

7 REFERENCES

References

- Agapito, D., Mendes, J., & Valle, P. (2013). Exploring the conceptualization of the sensory dimension of tourist experiences. *Journal of Destination Marketing & Management*, 2(2), 62–73. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2013.03.001>
- Aho, S. K. (2001). Towards a general theory of touristic experiences: Modelling experience process in tourism. *Tourism Review*, 56(3/4), 33–37. <https://doi.org/10.1108/eb058368>
- Appelhans, B. M., & Luecken, L. J. (2006). Heart Rate Variability as an Index of Regulated Emotional Responding. *Review of General Psychology*, 10(3), 229–240. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.10.3.229>
- Bastiaansen, M., Lub, X. D., Mitas, O., Jung, T. H., Ascensão, M. P., Han, D.-I., . . . Strijbosch, W. (2019). Emotions as core building blocks of an experience. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(2), 651–668. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-11-2017-0761>
- Bastiaansen, M., Oosterholt, M., Mitas, O., Han, D., & Lub, X. (2020). An Emotional Roller Coaster: Electrophysiological Evidence of Emotional Engagement during a Roller-Coaster Ride with Virtual Reality Add-On. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 109634802094443. <https://doi.org/10.1177/1096348020944436>
- Bastiaansen, M., Straatman, S., Mitas, O., Stekelenburg, J., & Jansen, S. (2020). Emotion Measurement in Tourism Destination Marketing: A Comparative Electroencephalographic and Behavioral Study. *Journal of Travel Research*, 1-12. <https://doi.org/10.1177/0047287520981149>
- Bergner, B., Zeile, P. [Peter.], Papastefanou, G. [Georgios.], & Rech, W. (2011). Emotionales Barriere-GIS als neues Instrument zur Identifikation und Optimierung stadträumlicher Barrieren. In J. Strobl (Ed.), *Angewandte Geoinformatik 2011: Beiträge zum 23. AGIT-Symposium Salzburg* (pp. 430–439). Berlin: Wichmann.
- Bigné, J. E., Andreu, L., & Gnoth, J. (2005). The theme park experience: An analysis of pleasure, arousal and satisfaction. *Tourism Management*, 26(6), 833–844. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2004.05.006>
- Birenboim, A., Dijst, M., Scheepers, F. E., Poelman, M. P., & Helbich, M. (2019). Wearables and Location Tracking Technologies for Mental-State Sensing in Outdoor Environments. *The Professional Geographer*, 71(3), 449–461. <https://doi.org/10.1080/00330124.2018.1547978>
- Calderon, K. S., & Thompson, W. W. (2004). Biofeedback Relaxation Training: A Rediscovered Mind-Body Tool. *American Journal of Health Studies*, 19(4), 185–194.

- Carneiro, M. J., & Eusébio, C. (2019). Factors influencing the impact of tourism on happiness. *Anatolia*, 30(4), 475–496. <https://doi.org/10.1080/13032917.2019.1632909>
- Caruelle, D., Gustafsson, A., Shams, P., & Lervik-Olsen, L. (2019). The use of electrodermal activity (EDA) measurement to understand consumer emotions – A literature review and a call for action. *Journal of Business Research*, 104, 146–160. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.06.041>
- Chebat, J.-C., & Michon, R. (2003). Impact of ambient odors on mall shoppers' emotions, cognition, and spending. *Journal of Business Research*, 56(7), 529–539. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(01\)00247-8](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(01)00247-8)
- Da Silva, A. N. R., Zeile, P. [Peter], Aguiar, F., Papastefanou, G. [Georgios], & Bergner, B. (2014). Smart Sensing and Barrier Free Planning: Project Outcomes and Recent Developments. In N. N. Pinto, J. A. Tenedório, A. P. Antunes, & J. R. Cladera (Eds.), *Technologies for urban and spatial planning: Virtual cities and territories* (pp. 93–112). Hershey, Pennsylvania (701 E. Chocolate Avenue, Hershey, Pa., 17033, USA): IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-4349-9.ch005>
- Davidson, J., Bondi, L., & Smith, M. (Eds.) (2017). *Emotional geographies*. London, New York: Routledge Taylor & Francis Group.
- Dawson, M. E., Schell, A. M., & Fillion, D. L. (2017). The Electrodermal System. In G. G. Berntson, J. T. Cacioppo, & L. G. Tassinary (Eds.), *Handbook of psychophysiology* (pp. 217–243). Cambridge: Cambridge University Press.
- Ernst, G. (2014). *Heart Rate Variability*. London, s.l.: Springer London. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4471-4309-3> <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4309-3>
- Figner, B., & Murphy, R. O. (2011). Using Skin Conductance in Judgement and Decision Making Research. In M. Schulte-Mecklenbeck, A. Kühberger, & R. Ranyard (Eds.), *Society for judgment and decision making. A handbook of process tracing methods for decision research: A critical review and user's guide* (pp. 163–184). New York, NY: Psychology Pr.
- Filep, S., & Deery, M. (2010). Towards a Picture of Tourists' Happiness. *Tourism Analysis*, 15(4), 399–410. <https://doi.org/10.3727/108354210X12864727453061>
- Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: the world of volunteered geography. *GeoJournal*, 69(4), 211–221. <https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y>
- Harris, C. R. (2001). Cardiovascular responses of embarrassment and effects of emotional suppression in a social setting. *Journal of Personality and Social Psychology*, 81(5), 886–897. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.81.5.886>
- Hogertz, C. (2010). Emotions of the urban pedestrian: sensory mapping. In D. Sauter, C. Hogertz, M. Tight, R. Thomas, & D. Zaidel (Eds.), *PQN Final Report – Part B4: Documentation – Measuring Walking* (pp. 31–52). Zürich.
- Hosany, S., & Gilbert, D. (2010). Measuring Tourists' Emotional Experiences toward Hedonic Holiday Destinations. *Journal of Travel Research*, 49(4), 513–526. <https://doi.org/10.1177/0047287509349267>
- Jones, P., & Osborne, T. (2020). Measuring the body. In P. Jones (Ed.), *Routledge series on digital spaces. Bodies, technologies and methods* (pp. 31–58). Abingdon, Oxon, New York, NY: Routledge.

- Kim, J., & Fesenmaier, D. R. (2015). Measuring Emotions in Real Time. *Journal of Travel Research*, 54(4), 419–429. <https://doi.org/10.1177/0047287514550100>
- Kim, J., & Fesenmaier, D. R. (2017). Measuring Human Senses and the Touristic Experience: Methods and Applications. In Z. Xiang & D. R. Fesenmaier (Eds.), *Analytics in Smart Tourism Design* (pp. 47–63). Cham: Springer International Publishing.
- Kleinginna, P. R., & Kleinginna, A. M. (1981). A Categorized List of Emotion Definitions, with Suggestions for a Consensual Definition. *Motivation and Emotion*, 5(4), 345–379.
- Kreibig, S. D. (2010). Autonomic nervous system activity in emotion: A review. *Biological Psychology*, 84(3), 394–421. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2010.03.010>
- Krishna, A. (2012). An integrative review of sensory marketing: Engaging the senses to affect perception, judgment and behavior. *Journal of Consumer Psychology*, 22(3), 332–351. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2011.08.003>
- Larsen, S. (2007). Aspects of a Psychology of the Tourist Experience. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism*, 7(1), 7–18. <https://doi.org/10.1080/15022250701226014>
- Li, S., Scott, N., & Walters, G. [Gabby] (2015). Current and potential methods for measuring emotion in tourism experiences: a review. *Current Issues in Tourism*, 18(9), 805–827. <https://doi.org/10.1080/13683500.2014.975679>
- Li, S., Walters, G. [Gabby], Packer, J., & Scott, N. (2018). Using skin conductance and facial electromyography to measure emotional responses to tourism advertising. *Current Issues in Tourism*, 21(15), 1761–1783. <https://doi.org/10.1080/13683500.2016.1223023>
- Li, S., Walters, G. [Gabby], & Scott, N. (2017). Measurement of Visitors' Emotion. In N. Scott, G. Jun, & J. Ma (Eds.), *CABI series in tourism management research: Vol. 5. Visitor experience design* (pp. 125–135). Wallingford Oxfordshire, Boston MA: CABI.
- Lynch, K. (1960). *The image of the city*. Publication of the Joint Center for Urban Studies. Cambridge, Mass.: MIT PRESS.
- Matsuda, Y., Fedotov, D., Takahashi, Y., Arakawa, Y., Yasumoto, K., & Minker, W. (2018). Emotour: Estimating Emotion and Satisfaction of Users Based on Behavioral Cues and Audiovisual Data. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(11). <https://doi.org/10.3390/s18113978>
- Mayring, P. (2010). *Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken*. s.l.: Beltz Verlagsgruppe.
- Mitas, O., Yarnal, C., Adams, R., & Ram, N. (2012). Taking a “Peak” at Leisure Travelers' Positive Emotions. *Leisure Sciences*, 34(2), 115–135. <https://doi.org/10.1080/01490400.2012.652503>
- Nawijn, J. (2010). The holiday happiness curve: a preliminary investigation into mood during a holiday abroad. *International Journal of Tourism Research*, 12(3), 281–290. <https://doi.org/10.1002/jtr.756>
- Nawijn, J., Isaac, R. K., Gridnevskiy, K., & van Liempt, A. (2015). Holocaust concentration camp memorial sites: an exploratory study into expected emotional response. *Current Issues in Tourism*, 175–190. <https://doi.org/10.1080/13683500.2015.1058343>
- Osborne, T. (2019). Biosensing: A Critical Reflection on Doing Memory Research Through the Body. In D. Drozdowski & C. Birdsall (Eds.), *Doing Memory Research* (Vol. 53, pp. 63–85). Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1411-7_4
- Osborne, T., & Jones, P. I. (2017). Biosensing and geography: A mixed methods approach. *Applied Geography*, 87, 160–169. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.08.006>

- Paül i Agustí, D., Rutllant, J., & Lasala Fortea, J. (2019). Differences in the perception of urban space via mental maps and Heart Rate Variation (HRV). *Applied Geography*, *112*(102084). <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.102084>
- Pine, B. J., & Gilmore, J. H. (2011). *The experience economy* (Updated ed.). Boston Mass.: Harvard Business Review Press.
- Prayag, G. (2020). The role of measurement of emotion in tourism experiences. In S. K. Dixit (Ed.), *Routledge international handbooks. The Routledge handbook of tourism experience management and marketing* (pp. 77–87). Abingdon, Oxon, New York, NY: Routledge, Taylor & Francis Group.
- Pykett, J., Chrisinger, B. W., Kyriakou, K., Osborne, T., Resch, B., Stathi, A., & Whittaker, A. C. (2020). Urban Emotion Sensing Beyond 'Affective Capture': Advancing Critical Interdisciplinary Methods. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. Advance online publication. <https://doi.org/10.3390/ijerph17239003>
- Reckwitz, A. (2018). *Die Gesellschaft der Singularitäten: Zum Strukturwandel der Moderne* (6. Auflage). Berlin: Suhrkamp.
- Rodaway, P. (1994). *Sensuous geographies: Body, sense, and place*. London, New York: Routledge.
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, *39*(6), 1161–1178. <https://doi.org/10.1037/h0077714>
- Scherer, K. R. (2005). What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, *44*(4), 695–729. <https://doi.org/10.1177/0539018405058216>
- Scuttari, A. (2019). *Cycling and Motorcycling Tourism*. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-17697-6>
- Scuttari, A., & Pechlaner, H. (2017). Emotions in Tourism: From Consumer Behavior to Destination Management. In D. R. Fesenmaier & Z. Xiang (Eds.), *Design Science in Tourism* (pp. 41–53). Cham: Springer International Publishing.
- Shoval, N., & Birenboim, A. (2019). Customization and augmentation of experiences through mobile technologies: A paradigm shift in the analysis of destination competitiveness. *Tourism Economics*, *25*(5), 661–669. <https://doi.org/10.1177/1354816618806428>
- Shoval, N., Schvimer, Y., & Tamir, M. (2017). Real-Time Measurement of Tourists' Objective and Subjective Emotions in Time and Space. *Journal of Travel Research*, *57*(1), 3–16. <https://doi.org/10.1177/0047287517691155>
- Shoval, N., Schvimer, Y., & Tamir, M. (2018). Tracking technologies and urban analysis: Adding the emotional dimension. *Cities*, *72*, 34–42. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2017.08.005>
- Stadler, R., Jepson, A. S., & Wood, E. H. (2018). Electrodermal activity measurement within a qualitative methodology. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *30*(11), 3363–3385. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-11-2017-0781>
- Staudt, K., Grushetskaya, Y., Rangelov, G., Domanska, M., & Pinkwart, N. (2018). Heart rate, electrodermal activity and skin conductance as new sources for Learning Analytics. In D. Schiffner (Ed.), *Proceedings of DeLFI Workshops 2018 co-located with 16th e-Learning Conference of the German Computer Society (DeLFI 2018) Frankfurt, Germany, September 10, 2018* (o. S.). Retrieved from http://ceur-ws.org/Vol-2250/WS_LA_paper3.pdf
- Tuan, Y.-F. (1961). Topophilia: or, Sudden Encounter with the Landscape. *Landscape*. (11), 29–32.

- Tuan, Y.-F. (2001). *Space and Place: The perspective of experience*. Minneapolis, Minn.: Univ. of Minnesota Press.
- Tussyadiah, I. P. (2014). Toward a Theoretical Foundation for Experience Design in Tourism. *Journal of Travel Research*, 53(5), 543–564. <https://doi.org/10.1177/0047287513513172>
- Urry, J. (2002). *The tourist gaze* (2nd ed.). *Theory, culture & society*. London, Thousand Oaks Calif.: Sage Publications.
- Walters, G. [Gabrielle], & Li, S. (2017). The Role and influence of emotions on tourist behaviour. In S. K. Dixit (Ed.), *The Routledge Handbook of Consumer Behaviour in Hospitality and Tourism* (pp. 46–54). Florence: Taylor and Francis.
- Winz, M., & Söderström, O. (2020). How environments get to the skin: biosensory ethnography as a method for investigating the relation between psychosis and the city. *BioSocieties*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1057/s41292-020-00183-8>
- Xiao, J., Tait, M., & Kang, J. (2020). Understanding smellscapes: Sense-making of smell-triggered emotions in place. *Emotion, Space and Society*, 37, 100710. <https://doi.org/10.1016/j.emospa.2020.100710>
- Yuksel, A. (2007). Tourist shopping habitat: Effects on emotions, shopping value and behaviours. *Tourism Management*, 28(1), 58–69. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2005.07.017>
- Yuksel, A., Yuksel, F., & Bilim, Y. (2010). Destination attachment: Effects on customer satisfaction and cognitive, affective and conative loyalty. *Tourism Management*, 31(2), 274–284. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2009.03.007>
- Zeile, P. [Peter], Resch, B., Loidl, M., Petutschnig, A., & Dörrzapf, L. (2016). Urban Emotions and Cycling Experience – enriching traffic planning for cyclists with human sensor data. *GI Forum*, 4(1), 204–216. https://doi.org/10.1553/giscience2016_01_s204

5.3.3 Diskussion

Bei der im dritten Artikel angewandten Forschungsmethode handelt es sich um eine digitale Weiterentwicklung bereits bestehender und in der geographischen, soziologischen oder ethnologischen Forschung seit längerer Zeit zum Einsatz kommender Forschungsmethoden aus dem Kanon sogenannter *mobile methods* (Büscher et al., 2011). Darunter fallen in erster Linie qualitative Methoden im Sinne von *walking interviews* (Jones et al., 2008) wie *go-alongs* (Kusenbach, 2003), *parcours commentés* (Thibaud, 2001) bzw. in der deutschsprachigen Forschung, kommentierte *Parcours* (Kazig & Popp, 2011). Ziel dieser Forschungsmethoden ist es u. a. das unmittelbare Erleben von Probanden *in situ* zu erfassen und die sinnliche Erfahrung der Umwelt besser zu verstehen, wie es im Rahmen eines *atmospheric turns* (Volgger & Pfister, 2020) für die Produktgestaltung und das Marketing von Destinationen immer relevanter wird. Der Vorteil der Biosensing-Methode liegt darin, dass nicht (nur) die verbalen Äußerungen der Probanden im Mittelpunkt stehen, sondern die objektiven, unterbewussten und ungefilterten Körperreaktionen verwendet werden können. Kombiniert mit Videodaten und Erzählungen gewinnt der Ansatz an weiterer Stärke und berücksichtigt die „rich personal narratives of each participant to gain a deep understanding of the body-subject.“ (Osborne, 2019, S. 69). Es ist an dieser Stelle nochmal zu betonen, dass dies nicht nur eine akademisch-methodologische Diskussion ist. So können bspw. emotionale Karten von Tourismusorten Erkenntnisse für die Gestaltung von Gästelerlebnissen bieten. Die bisher eher an funktionalen Aspekten ausgerichtete Customer Journey kann so durch eine emotionale Komponente ergänzt werden. Besucherlenkung kann somit zusätzlich auf Basis der Customer Experience erfolgen. In der Stadt- und Raumforschung ist die Arbeit mit psychophysiologischen Daten bereits etabliert.⁴⁰ Hier liegt der Fokus auf der (vergleichsweise einfacheren) Identifikation von Stress im Stadtraum um auf dieser Weise planungsrelevante Informationen zu erhalten, den Stadtraum entsprechend der Nutzer zu gestalten und auszurichten.

Ähnlich wie im ersten Artikel (Kapitel 5.1.2), zeigt sich im Ergebnis, dass der vielversprechenden und bisweilen euphorisch beschriebenen digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume (noch) Grenzen gesetzt sind. Zumindest darf aufgrund der noch vorhandenen methodischen Schwächen dieser Methodenkombination im Einsatz abseits von Laboruntersuchungen, die Frage gestellt werden, ob dies wirklich als ein Paradigmenwechsel (Shoval & Birenboim, 2019) angesehen werden kann. Insbesondere vor dem Hintergrund, dass die Interpretation der von dem Wristband gemessenen Körperfunktionen Forscher vor große Herausforderungen stellt, ist die Kritik an dem Einsatz solcher Wristbands in komplexen und unkontrollierten Umgebungen wie sie Jones und Osborne (2020, S. 47) formulieren, durchaus gerechtfertigt.

Gleichwohl gibt es einige Ansätze, um die Methode weiterzuentwickeln. Um sie in komplexen Umgebungen wie bspw. einer Stadt zu verbessern, wird dem verstärkten Einsatz der Videointerpretation zukünftig eine große Bedeutung beigemessen, wie sie im dritten Artikel zum Einsatz kam. Die Möglichkeiten, die sich durch die Verknüpfung von über inhaltsanalytische Verfahren generierte Videocodes, mit den Geokoordinaten und den Daten der Biosensorik ergeben, erlauben eine gewinnbringende Kombination aus den jeweiligen Stärken qualitativer Sozialforschung und statistischer Analyse- und Testverfahren und sollten – wie im Artikel beschrieben – zukünftig an Bedeutung gewinnen, um die Daten auf ihre Validität hin zu überprüfen. Ähnlich wie bereits im zweiten Artikel methodisch umgesetzt (siehe Kapitel 5.2.2), ist die Verwendung von Geostatistiken ein vielversprechender Ansatz, um Spatial Points of Emotion auf der Basis von Biosensorikdaten zu identifizieren. Spatial Statistic Tools (wie bspw. Hotspotanalysen) können signifikante Bereiche von Stress und Entspannung aufdecken (Hijazi et al., 2016;

⁴⁰ vgl. hierzu die verschiedenen Publikationen der Forschergruppe „Urban Emotions“ (<http://urban-emotions.com>).

Kyriakou & Resch, 2019). Leider machen bspw. Hijazi et al. (2016) nicht deutlich, wie Stressmomente oder Entspannungsmomente definiert werden, da sie die Details der verwendeten Methode nicht veröffentlichen. Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung der Methodenkombination stellt der verstärkte Einsatz der Eye-Tracking-Technologie dar. Aufgrund der starken Sonneneinstrahlung der in der Studie genutzten Eye-Tracking Brille, konnten die Blickfeldbewegungen nicht genutzt werden, da sie mitunter nicht aufgezeichnet wurden. Bei der Nutzung einer verbesserten Technik gibt es jedoch die Möglichkeit, mit Hilfe von gaze-plots oder anderer etablierter Analysetechniken des Eye-Trackings (Le et al., 2020), besser zu verstehen, worauf die Probanden tatsächlich ihr Augenmerk gelegt haben und mögliche Ausschläge in den Daten zu erklären.

Abschließend sei darauf hingewiesen, dass die im dritten Artikel angewandte Forschungsmethode sich in eine Vielzahl von aktuellen Forschungsansätzen aus dem Umfeld der tourismusgeographischen Forschung einreicht, die allesamt versuchen, mit Hilfe unterschiedlicher Applikationen, Körperfunktionen zu vermessen und auf dieser Grundlage neue Erkenntnisse über das Verhalten von Mensch im Raum zu erlangen (Anguera-Torrell et al., 2021; Benita et al., 2020; Birenboim, Ben-Nun Bloom et al., 2021; Millar et al., 2021; Persiani et al., 2021; Scuttari, 2021; Yung et al., 2021).

6 Diskussion

6.1 Einfluss von Covid-19 auf die Messung touristischer Aktionsräume

Die Covid-19-Pandemie hat bislang für weitreichende gesellschaftliche Veränderungen gesorgt⁴¹ und hatte dabei auch starke Auswirkungen auf das Mobilitätsverhalten der Menschen. Beherbergungsverbote, Reisebeschränkungen und Lockdowns haben dafür gesorgt, dass nicht nur touristische Reisen deutlich weniger unternommen wurden, sondern auch die Mobilität vom Wohnort für die Versorgungswege und Wege zur Arbeit deutlich abgenommen haben. Diese Änderungen sind u. a. mit Hilfe von Google Mobility für einige Städte wie bspw. Hamburg im Detail dokumentierbar, wenn auch die dahinterstehende Methode intransparent bleibt (**Abb. 27**). Auch für Deutschland insgesamt lassen sich auf Basis von passiven Mobilfunkdaten (Kapitel 3.2.1 und Kapitel 5.1) Aussagen zur Mobilitätsveränderung tätigen (Bohnensteffen et al., 2021).

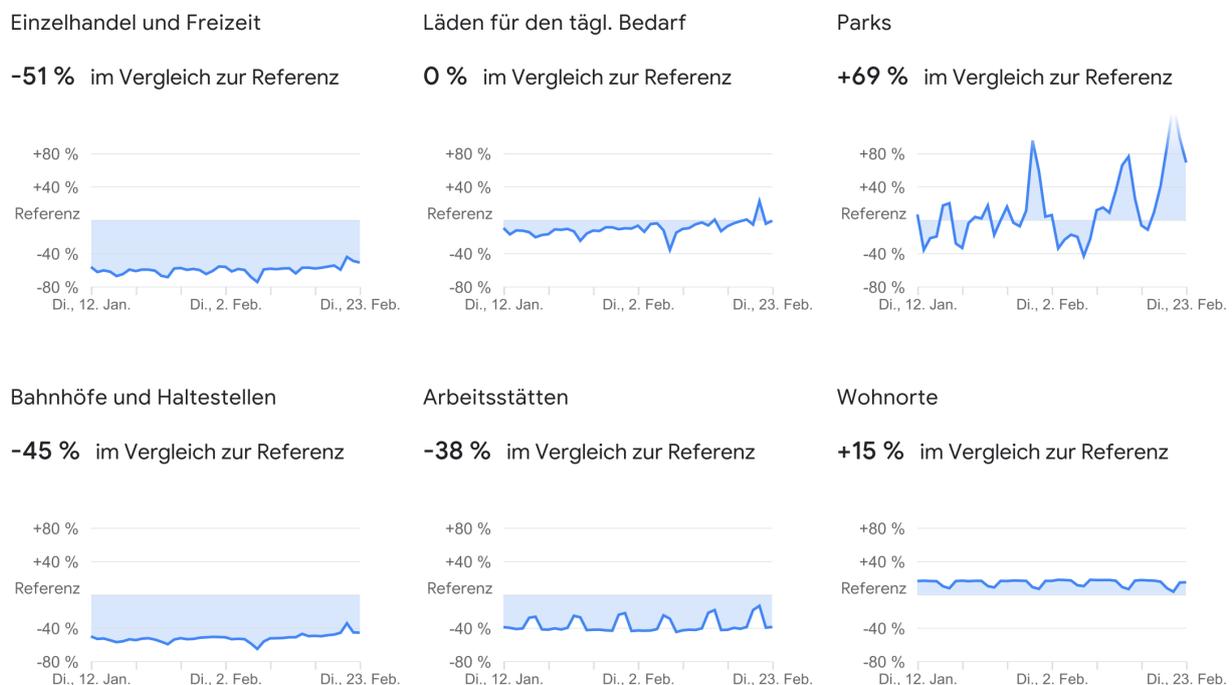


Abb. 27: Veränderung der Mobilität während der Covid-19-Pandemie in Hamburg.

Quelle: Google (2021). Anmerkung: Zeitraum: 12.01.2021 – 23.02.2021. Referenzwert=Medianwert für den entsprechenden Wochentag im Zeitraum vom 3. Januar bis zum 6. Februar 2020.

In vielen Bereichen diente die Pandemie als ein Katalysator für die Digitalisierung. So auch im touristischen Destinationsmanagement bzw. spezifischer – im Besuchermanagement – und gab der Entwicklung der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume nochmal einen

⁴¹ Für einen ersten Überblick über die Veränderungen der Pandemie aus geographischer Sicht sei auf den Sammelband „The Geography of the COVID-19 Pandemic“ in der Tijdschrift voor economische en sociale geografie verwiesen (Aalbers et al., 2020). Eisenstein et al. (2021) geben einen Überblick über die Auswirkungen im Tourismus in Deutschland.

neuen Schub (Kapitel 1.1). Zwar ist das Besuchermanagement und die lokale Lenkung von Besuchern nichts neues, allerdings sensibilisierte die Covid-19-Pandemie für die Wichtigkeit der Vermeidung von Overcrowding sowie die Wahrung von *Social Distancing* und eine gezielte Lenkung von Besuchern ist dabei hilfreich (Schmücker & Reif, 2021b). Dass die Tourismusbranche die Notwendigkeit für digitale Besucherlenkung bzw. digitales Besuchermanagement erkannt hat, gleichzeitig jedoch die Umsetzung in vielen Destinationen noch gar nicht begonnen bzw. erst in den Anfängen begriffen ist, zeigt ein im Jahr 2021 veröffentlichter Handlungsleitfaden für Destinationen (Deutscher Tourismusverband e.V [DTV], 2021). Immerhin sagen 19% von 319 befragten Destinationen in Deutschland, dass sie Sensoren oder andere Hilfsmittel nutzen, um Gästeströme und Besucherfrequenzen zu messen. Dieser Anteil lag 2019 noch bei 15% (BTE Tourismus- und Regionalberatung, 2021).

Besucherlenkungsmaßnahmen lassen sich in Anlehnung an Schmücker und Reif (2021b) nach vier verschiedenen Kriterien klassifizieren: (1) zeitlich, (2) räumlich (3) funktional und (4) medial (**Abb. 28**). Während in der Vergangenheit oftmals eine statische, an einzelnen Hotspots ausgerichtete, informierende bzw. inhibitorisch analoge Information im Sinne einer lokalen Besucherlenkung stattfand (bspw. in Form von aufgestellten Sperr- und Verbotsschildern auf einem Wanderweg in einem Naturpark), hat die Corona-Pandemie dazu beigetragen, dass der Weg in Richtung eines prognostischen, destinations-übergreifenden, digitalen Systems mit Alternativengenerierung weiter gegangen wurde. Vielerorts erfolgte ein damit verbundener infrastruktureller Ausbau (**Abb. 29**).⁴² Recht kurzfristig sind Systeme entstanden, die mit Hilfe von lokaler Sensorik (Mikro-Ebene) Frequenzdaten zum Besucheraufkommen zur Verfügung stellen. So gelten insbesondere die Orte an Nord- und Ostsee (St. Peter-Ording, die Orte in der Lübecker Bucht, Büsum) aber auch das Land Bayern als Vorreiter einer Entwicklung im Rahmen einer Etablierung eines digitalen Besuchermanagementsystems (Kapitel 3.4).

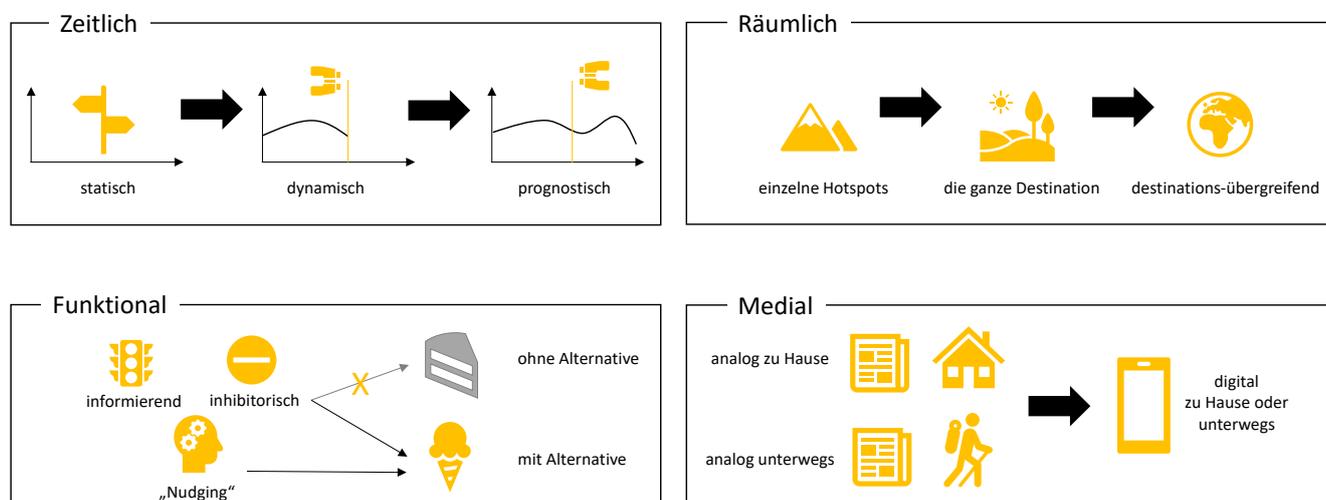


Abb. 28: Systematik von Besucherlenkungsmaßnahmen.

Quelle: Schmücker und Reif (2021b).

⁴² Mit Blick auf die Nachhaltigkeit dieses infrastrukturellen Ausbaus muss berücksichtigt werden, dass die Sensorik bisweilen in ökologisch sensiblen Bereichen (Dünen) installiert und mitunter auch in Beton eingegossen wurde. Hier gilt es über die Corona-Pandemie hinaus Lösungen zu finden, die weniger Eingriffe in die Natur erfordern. Plug and Play-Systeme, die mit Sonnenenergie betrieben werden können, sind hier erste Ansätze, die in die richtige Richtung gehen.



Abb. 29: Verbaute Sensorik in Scharbeutz (Mikro-Ebene).

Quelle: Lübecker Bucht (2021).

Gleichwohl sind die hier entstandenen Ansätze bislang Insellösungen, die es gilt, im Sinne eines touristischen Recommender-Systems ganzheitlich zu denken. Das Forschungsvorhaben „AIR: AI-basierter Recommender für nachhaltigen Tourismus“ im Förderprogramm „KI-Leuchttürme“ des Bundesumweltministeriums setzt hier an.⁴³ Das Projekt hat zum Ziel „Gestaltungsmöglichkeiten für innovative Lösungen für ein zukunftsorientiertes Besuchermanagement mittels KI-Technologie anwendungsorientiert zu erforschen.“ (Projektverbund AIR, 2021, S. 1). Konkret ist der Ansatz eines derart konzipierten Recommendersystems, (potenziellen) Touristen sowie Einwohnern, möglichst vor der Reise, die Information über die mögliche Besucherauslastung an den zu besuchenden Orten auszuspielen und – im Falle einer erhöhten Auslastung – einen alternativen Vorschlag anzubieten (*Nudging*, **Abb. 28**). Neben der Auslastungsinformation über das eigentlich gewünschte Reiseziel und der Alternativ-Destination, soll eine Routeninformation mitgeliefert werden, die möglichst mit einem nachhaltigen Verkehrsmittel bewältigt werden kann. Bei diesem Prozess lassen sich jedoch zwei zentrale Engpässe identifizieren, die u. a. dafür sorgen, dass solche Systeme noch nicht in der Praxis implementiert sind. Zum einen die Datenverfügbarkeit über Besucherfrequenzen an einem Ort und zum anderen die Wege, über die die Informationen an die Gäste ausgespielt werden sollen. Insbesondere für den ersten Engpass, wurden mit den durch die Covid-19-Pandemie aufgestellten Sensoriken ein erster Schritt in die richtige Richtung getan. Gleichwohl ist es hier zum einen nötig, diese auf der Mikro-Ebene erhobenen Daten mit Daten aus der Makro-Ebene zu verknüpfen um nicht nur zu wissen, *wie viele* Menschen an einem Ort sind, sondern auch *woher* diese kommen bzw. *wohin* diese gehen (inter-regionale Aktionsräume bzw. Quell-Zielgebietsbeziehungen). Hierfür eignen sich wiederum passive Mobilfunkdaten, die diese Aussage erlauben, auch unabhängig davon, ob es sich um Touristen handelt oder nicht (Verknüpfung von Makro- und Mikro-Ebene). Des Weiteren ist es – insbesondere für die Prognostik der Besucherauslastung – notwendig, Daten über einen längeren, idealerweise nicht durch die Corona-Pandemie-geprägten Zeitraum, von mindestens einem Jahr zur Identifikation der saisonalen Schwankungen vorliegen

⁴³ Der Autor ist im Rahmen seiner Tätigkeit am Deutschen Institut für Tourismusforschung Teil des Projektverbundes und zusammen mit Kolleginnen und Kollegen verantwortlich für das Arbeitspaket „Frequenzmessung (Datengenerierung & Sensorik)“. Das Projekt befindet sich zurzeit in der Antragsbewilligung mit avisierten Projektstart im Januar 2022 (Laufzeit: 36 Monate).

zu haben. Diese Daten müssen mit Umfeldinformationen wie Wetterdaten, Ferien- und Feiertage sowie Events angereichert werden, um eine zukünftige Auslastung auf Basis der Vergangenheit zu modellieren. Für den zweiten Engpass, der Auspielung der Daten an den zu informierenden Gast, besteht nicht nur die Herausforderung, in welcher Form (analog, digital) und wo (Beschilderung, Smartphone-App, Website, Autobahn etc.) diese ausgespielt werden sollen, sondern auch, ob sich Menschen überhaupt vor Abreise informieren und lenken lassen. Hier zeigt sich – in Abhängigkeit der Entfernung zur Destination⁴⁴ – dass sich Urlauber leichter lenken lassen als dies bei der eher lenkungsresistenten lokalen Bevölkerung der Fall ist (Arnberger, 2013). Befragungsergebnisse von Tagesausflüglern in Bayern geben Hinweise darauf, dass sich der Großteil der Ausflügler vor Abreise informiert und zwar über das Wetter sowie über Eintrittspreise und Öffnungszeiten (Bayerisches Zentrum für Tourismus, 2021b). Über das Informationsverhalten von Gästen über die Auslastung von Reisezielen liegen bislang noch keine Forschungsergebnisse vor. Während 44% der Tagesausflügler Lenkungsmaßnahmen wie die im Rahmen der Corona-Pandemie gewohnten Zugangsbeschränkungen zu touristischen Attraktionen bzw. die Einführung von Besucherobergrenzen akzeptieren würden, finden monetäre Beschränkungen wie erhöhte Parkgebühren oder gar die Einführung von Eintrittspreisen für stark besuchte Orte/Städte weniger Akzeptanz unter den bayerischen Tagesausflüglern (Bayerisches Zentrum für Tourismus, 2021b). Schlussendlich hat die Corona-Pandemie dafür gesorgt, dass Destinationen einen weiteren Schritt hin zu einer *Smart Destination* (Kapitel 3.3.3) unternommen haben (Eisenstein et al., 2021).

6.2 Ausgewählte ethische Aspekte

Fragen des Touristen-Trackings sind auch immer ethische Fragen bzw. Fragen des Datenschutzes und dürfen nicht losgelöst voneinander diskutiert werden. Daher sollen an dieser Stelle des Rahmenwerkes ausgewählte ethische Aspekte kurz umrissen werden.⁴⁵ Die Thematisierung von ethischen Aspekten ist insofern unerlässlich als dass man sich als Bewohner westlich geprägter Industrienationen in der heutigen Zeit einem „Tracking“ kaum noch entziehen kann. Verdeutlicht wird dies anhand des treffend formulierten Passus aus dem „White Paper Tracking“ des „Forums Privatheit und selbstbestimmtes Leben in der digitalen Welt“: „In modernen Gesellschaften ist es unter dem aktuellen Stand der Dinge quasi unmöglich, einem mehr oder minder umfänglichen Tracking des eigenen Verhaltens zu entkommen. Die intensive Nutzung von Smartphones, internetfähiger Unterhaltungselektronik, Wearables oder anderen Geräten aus dem Internet der Dinge oder klassischen Desktop-Computern, ergänzt durch weitere Überwachungstechnologien etwa im öffentlichen Raum, am Arbeitsplatz oder in Supermärkten, kombiniert durch die ausgesprochene Kreativität bei der Entwicklung neuer, invasiver und kaum auffindbarer Tracking-Methoden, lassen die Frage aufkommen, inwiefern ein ausreichender Schutz von Privatheit und informationeller Selbstbestimmung überhaupt noch gewährleistet werden kann.“ (Ammicht Quinn et al., 2018, S. 9). Das Problem, welches sich durch ein derart beschriebenes omnipräsentes Tracking von Personen ergibt, ist der Verlust von Privatheit und Anonymität (Ammicht Quinn et al., 2018). Dies ist insofern problematisch, als dass die verschiedenen sozialen Kontexte von Personen (Familie, Arbeit, Freude, etc.), in denen Informationen normalerweise getrennt und nach gewissen Normen zirkulieren (Prinzip der kontextuellen Integrität) (Nissenbaum, 2010), durch Tracking – insbesondere durch das Nachverfolgen von

⁴⁴ Vgl. die Ausführungen zum Zusammenhang der Destinationswahrnehmung auf Seiten der touristischen Nachfrage in Abhängigkeit zur Distanz in Kapitel 2.2.

⁴⁵ Andere Publikationen widmen sich den datenschutzrechtlichen Aspekten eines Touristen-Trackings jedoch deutlich ausführlicher Hardy (2020); Shoval und Isaacson (2010).

Personen im Internet – erodieren und kollabieren können (context collapse) (Davis & Jurgen-son, 2014). Dies „widerspricht dem Grundrecht auf informationelle Selbstbestimmung, das die freie Entscheidung darüber schützt, welche Informationen aus unterschiedlichen sozialen Kon-texten zusammengeführt werden [sollen]“ (Ammicht Quinn et al., 2018, S. 9). Anders ausge-drückt: Man ist nicht mehr anonym im Internet oder auf Reisen unterwegs und hat keine Kon-trolle darüber, welche Informationen von mir in welchem Rahmen weitergegeben oder genutzt werden. Und dies gilt schlussendlich auch für touristische Aktionsräume, bei denen ebenso ein Recht auf Privatheit und Anonymität für die außer-alltäglichen Aktivitäten im Reiseziel gilt. Zwar hat insbesondere die im Jahr 2016 in Kraft getretene Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) (Europäisches Parlament und Rat, 2016) dafür gesorgt, dass die Rechte des Einzelnen und das Recht auf seine persönlichen Daten gestärkt wurden, die Verordnung erhält jedoch „keine spezifischen Regelungen zum Tracking und der damit einhergehenden Möglichkeit, Pro-filing zu betreiben.“ (Ammicht Quinn et al., 2018, S. 23). Gleichwohl stellt sie ein wichtiges Mit-tel dar, personenbezogene Daten zu schützen. DMOs, die wissen möchten, wie viele Gäste sie haben oder wie sich die Gäste vor Ort bewegen, stellt dies hingegen vor große Herausforderun-gen.

An dem in Deutschland geführten Diskurs über die Rolle des Datenschutzes sowie die ethischen Bedenken bei der Nutzung von Tracking-Apps während der Corona-Pandemie (Schmidhuber & Stöger, 2021)⁴⁶ zeigt sich nicht nur die aktuelle Bedeutung des Themas, sondern gleichzeitig auch das Dilemma: Darf der Datenschutz zur Pandemiebekämpfung im Sinne eines Trackings von Personen gelockert werden? Horster und Horster (2020, S. 35) stellen daher bei der Dis-kussion über den Nutzen und die Möglichkeiten der im Rahmen der Corona-Pandemie aufkom-menden Möglichkeiten eines digitalen Besuchermanagements (Kapitel 6.1) die zentrale Frage: „Dürfen wir alles, was möglich ist, auch machen?“ Bei einem Übertrag auf eine digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume sollte vielmehr die wesentlich schwieriger zu beant-wortende Frage gestellt werden: „Sollten wir alles, was erlaubt ist, auch machen?“ Insbeson-dere bei Big Data-Analysen argumentiert Hardy (2020, S. 174), dass Forscher sich dieser ethi-schen Umstände bewusst werden müssen und einen de-teleologischen Ansatz wählen sollten, bei dem nicht der Zweck die Mittel heiligt. Auch die Arbeit mit user generated content ist nicht ohne weiteres möglich, ohne den Datenschutz zu berücksichtigen. So stellt sich bspw. die Frage, ob die Unternehmensrichtlinien von Social-Media Plattformen Datenscraping zulassen. Für die praktische Arbeit insbesondere mit Social-Media-Daten eignen sich Leitfäden, die anhand rechtlicher Aspekte Entscheidungshilfen bieten (Hardy, 2020, S. 77; Townsend & Wallace, 2016). Eine weitere Möglichkeit, Big Data als „troubling manifestation of Big Brother“ (Boyd & Crawford, 2012, S. 664) zu begegnen, ist die Forderung, den Zugang zu Daten, der i. d. R. durch private Unternehmen reguliert wird, zu öffnen, und damit die Transparenz für die Forschung im Speziellen aber auch für die Gesellschaft im Allgemeinen zu erhöhen und somit Big Data für soziale Zwecke zu nutzen (Poom et al., 2020). Die im Rahmen einer digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume eingesetzten Datenquellen und Methoden sollten daher bewusst und unter Einhaltung der jeweils gelten Datenschutzbestimmungen sowie ethischen Grundsät-zen eingesetzt werden. In Bezug auf die hier vorliegende Arbeit wurden im Rahmen des ersten Artikels die entsprechenden Datenanonymisierungsverfahren der Unternehmen mit der BfDI abgestimmt. In Bezug auf die beiden empirischen Arbeiten (Kapitel 5.2; 5.3) wurden alle Pro-banden darüber in Kenntnis gesetzt und gaben ihr Einverständnis, dass alle erhobenen Daten anonymisiert und nur für wissenschaftliche Zwecke analysiert und ohne Möglichkeit des Rück-schluss auf einzelne Personen publiziert werden.

⁴⁶ Hier darf nicht „Tracing“ im Sinne der Rückverfolgung, bspw. im Rahmen der Bluetooth-Nachverfolgung der Corona Warn-App und „Tracking“ im Sinne eines Verfolgens gegangener Wege verwechselt werden.

Eine weitere Frage, die sich bspw. bei aktivem GPS-Tracking (Kapitel 3.3.1; 5.2; 5.3) stellt, ist, ob das bewusste Tracking das raumzeitliche Verhalten von Personen beeinflussen kann.⁴⁷ Zwar wird im Rahmen von empirischen Studien darauf verwiesen, dass nur ein geringer Prozentsatz durch das Mitführen einer Tracking-Applikation andere Wege zurückgelegt hat (Bauder, 2011, S. 18), allerdings ist dies in der Form von einer direkten Frageformulierung⁴⁸ wohl nicht zu quantifizieren. Der als Hawthorne-Effekt beschriebene Umstand, dass Personen ihr Verhalten ändern, wenn sie beobachtet werden (Shoval et al., 2017), kann daher bei Tracking-Studien nicht quantifiziert werden. Er kann entsprechend zu Lasten einer internen Datenvalidität gehen. Die Tourismusforschung steht hier vor einem Dilemma: Der Effekt kann nur umgangen werden, in dem – bspw. im Rahmen eines Experiments – unbewusst getrackt wird – was wiederum der Datenschutz zurecht nicht zulässt.

6.3 Ausgewählte Beobachtungen aus der Tourismuspraxis

Die vielfältigen Implikationen, die sich für die Tourismuspraxis ergeben, sollen an dieser Stelle nur kurz anhand zweier Beobachtungen diskutiert werden: (1) Die rasante technische Entwicklung und die damit einhergehende fehlende Standardisierung und (2) die Identifikation einer Kommunikationslücke zwischen Anbietern von Tracking Solutions und der Tourismuspraxis.

Im Rahmen verschiedener Projekte erfolgen wichtige Bemühungen, die Tourismusbranche fit für die Digitalisierung zu machen und gut durchdachte digitale Angebote und Services für den Gast zu entwickeln, die den Besuchern einen möglichst übergangslosen Aufenthalt (Seamless Travel) (Schmücker et al., 2020, S. 23) ermöglichen. Insbesondere die Entwicklung von Graph-bezogenen Datenbanken (Knowledge-Graphs), in denen einzelne Daten in einem Netzwerk miteinander verbunden sind und nicht nebeneinander ohne Beziehung in geschlossenen Datenbanken gehalten werden, sind wegweisende Initiativen, um neues Wissen zu generieren, neue Entwicklungen wie Künstliche Intelligenz und Chatbots für den Tourismus zu nutzen (Linked Open Data) und ein einheitliches Vorgehen im Deutschlandtourismus zu gewährleisten (Horsster et al., 2020). Auch auf Landesebene werden im Rahmen von Referenzprojekten wie bspw. der BayernCloud im Tourismus⁴⁹ erste wichtige Schritte in Richtung der Entwicklung einer Referenzarchitektur für eine offene digitale Dateninfrastruktur unternommen – gleichzeitig bestehen aber trotz vieler Chancen noch vielfältige Herausforderungen, die es zu bewältigen gilt (G. Sommer, 2018). Die Initiativen der Öffnung von proprietären Daten der DMO stehen daher noch am Anfang (Schmücker et al., 2021). Neben dem Versuch der Standardisierung auf Daten-seite ist auch noch keine Standardisierung hinsichtlich von Produktlösungen zu erkennen. Die Entwicklung hin zum Smart Tourism und der Ausprägung von Smart Destinations (Kapitel 3.4.3) sorgen dafür, dass – trotz aller „Smartness“ – es zu einer Angebotsvielfalt von technischen Lösungen zur Generierung von Daten und zur Datenhaltung gibt. Getrieben und verstärkt durch die Corona-Situation sowie der stetigen Weiterentwicklung der Informations- und Kommunikationstechnologie und damit einhergehend, der für die Messung touristischer Aktionsräume von verschiedenen Unternehmen für Wissenschaft und Praxis bereitgestellten digitalen Tools, Apps und Möglichkeiten der Bereitstellung von VGI, führen dazu, dass es eine schier unüberblickbare Landschaft der digitalen Möglichkeiten zum Tracking gibt. Aus Praxissicht ist man weit davon entfernt, einen einheitlichen Standard zu haben. Entsprechend werden Stimmen

⁴⁷ Selbiges gilt prinzipiell auch für das emotionale Erleben in der Destination (Kapitel 5.3) und somit ist dies nicht nur eine ethische Frage, sondern auch eine hinsichtlich der Reaktivität von Personen eine methodische Diskussion.

⁴⁸ „Meinen Sie, dass Sie ohne das Gerät andere Wege zurückgelegt und andere Orte besucht hätten?“ Bauder (2011, S. 18)

⁴⁹ <https://bayerncloud.digital/tourismus/>

laut, die von einem „Wildwuchs bei Routeninformationen und GPS-Tracks“ sprechen (Leetz, 2021). Am Ende werden sich in diesem Prozess die Lösungen am Markt durchsetzen, die die Anforderungen der Praxis hinsichtlich Datenqualität, Nachhaltigkeit im Sinne der zeitlichen Persistenz von Daten, Datenschutz und Preis am besten erfüllen können.

Der zweite Punkt, der im Rahmen der Beobachtungen aus der Tourismuspraxis vorgetragen wird, thematisiert einen *communication gap* zwischen den Anbietern von digitalen Lösungen zur Ermittlung des raumzeitlichen Verhaltens und der Tourismusbranche. Dies liegt in erster Linie an dem Umstand, dass die technischen Anbieter noch nicht die spezifischen Bedürfnisse der Tourismusbranche inkl. der finanziellen Möglichkeiten der von der öffentlichen Hand finanzierten Unternehmen kennen. Dies ist mitunter auch ein Grund, weshalb bspw. Anwender von Mobile Location Tracking Services (Mobilfunkdaten, Passives GPS-Tracking, Kreditkartentransaktionen etc.) zwar auf einen großen „Datenschatz“ zurückgreifen können, diesen aber noch nicht auf die Markterfordernisse im Sinne eines marktfähigen Standardproduktes zuschneiden konnten, welches zudem auch bezahlbar ist. Viele Unternehmen versuchen daher einen „Fuß in die Tür“ zu bekommen, um im Rahmen von Referenzprojekten, diesem Standardprojekt einen Schritt näherzukommen. Bisher sind die Algorithmen und damit der Aufwand und die dahinterstehenden Kosten je Kunde, individuell und somit meist noch nicht rentabel. Auf der Seite der Kunden sehen sich die Technologiebetreiber mit einer Klientel konfrontiert, die nicht nur die zumeist technische Sprache der Anbieter schwer oder falsch versteht, sondern auch – teilweise mit halben Stellen in der Marktforschung eines Unternehmens – mit noch vielfältigen anderen Themenbereichen wie der Betreuung einer neuen Tourismusstrategie o. Ä. beauftragt sind und nicht die Zeit finden, sich in die komplexen Fragestellungen einzuarbeiten. Demnach muss eine Übersetzung stattfinden. Diese Mittlerrolle können im Rahmen eines Wissenstransfers Hochschulen einnehmen, zukünftig – nach der Etablierung von Definitionen und Analysestandards von Seiten der Wissenschaft – wird diese Aufgabe wohl den auf den Tourismus spezialisierten Consultingunternehmen zufallen. Dabei wird dann nicht nur die Übersetzungsleistung eine Rolle spielen, sondern auch die Interpretationsunterstützung sowie die Entwicklung von Key Performance Indicators (KPI), die für ein strategisches Monitoring einer erfolgreich geführten Destination notwendig sind.

7 Fazit und Ausblick

Auch wenn die vorliegende Arbeit sich nicht im klassischen Sinne einer kritischen Geographie, wie bspw. kritisch-feministische Forschungen zu Geographischen Informationssystemen (Leszczynski & Elwood, 2015) oder Critical Data Studies (Iliadis & Russo, 2016) versteht, findet doch – ähnlich der von Bork-Hüffer et al. (2021a) angesprochenen Doppelbewegung – eine technisch-methodische sowie inhaltliche Neuentwicklung bzw. Weiterentwicklung bestehender Methoden zum Touristen Tracking statt, die wiederum gleichzeitig auch deutlich kritisch hinterfragt wird. Die vorliegende Arbeit leistet somit einen Beitrag zur Weiterentwicklung digitaler Methoden zur Messung des aktionsräumlichen Verhaltens von Touristen. Im Rahmen der drei Artikel wurden neue Datenquellen auf ihre Nutzbarkeit für die Tourismusforschung und -praxis untersucht (Artikel 1), bereits etablierte Methoden zur Messung raumzeitlicher Bewegungsmuster hinsichtlich eines inhaltlichen Erkenntnisgewinns angewandt und weiterentwickelt (Artikel 2) und ein gänzlich neuer methodischer und analytischer Ansatz zur Ermittlung raumzeitlicher Emotionspunkte entwickelt und vorgestellt (Artikel 3). In jedem Artikel wurden Daten ausgewertet bzw. empirisch ermittelt, die in der Destination mit Hilfe von unterschiedlichen Erhebungsmethoden erfasst wurden. Es handelt sich also um reale, von Personen gegangene Wege bzw. erzeugte Location Events, die zur Beantwortung der spezifischen Fragestellungen der Artikel herangezogen wurden, was ein weiteres, die drei Artikel verbindendes Element darstellt. Die Möglichkeiten und Grenzen, die sich durch den voranschreitenden digital turn der Geographie im Rahmen der Messung touristischer Aktionsräume ergeben, werden aufgezeigt und eine digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume zeigt sich dabei im Kern anhand dieser drei Aspekte:

- (1) Big Data am Beispiel von passiven Mobilfunkdaten können einen wichtigen Beitrag leisten, das raumzeitliche Verhalten von Personen zu untersuchen. Vor allem durch die zeitliche und räumliche Granularität, die große räumliche Abdeckung und die große Stichprobe ergeben sich insbesondere Möglichkeiten bei der Ermittlung von Quell- und Zielgebietsbeziehungen. Gleichwohl ergeben sich noch vielfältige Probleme bei der Anwendung und der Nutzung der Daten in Forschung und Praxis. Auch der Zugang zu Daten, datenschutzrechtliche Aspekte sowie die geringen Möglichkeiten der Generierung von Kontextinformationen bleiben Kritikpunkte. Das größte Manko der Nutzung von Big Data in der Tourismusgeographie bleibt jedoch die Überprüfung der Validität der Daten. Es bleibt bei vielen Daten, die gemessen werden, die Frage, was eigentlich genau gemessen wird. Handelt es sich um touristische Bewegungsmuster oder um eine andere Form von Mobilität. Hier ist weitere Forschung im Sinne eines Validitäts-Assessment angezeigt.
- (2) Die Stärke von aktivem GPS-Tracking liegt in der methodischen Kombinationsmöglichkeit sowie den vielfältigen Ansatzpunkten auf der Inhaltsebene Aussagen über das raumzeitliche Verhalten von Personen zu tätigen. Derart angelegte Small Data Studies haben den Vorteil, dass sie genau auf die Forschungsfragen zugeschnitten werden können. Insbesondere bieten sie gegenüber Big Data-Datenquellen den Vorteil, dass sie in der Lage sind, *touristische* Aktionsräume zu messen. Der Nachteil zeigt sich in einem erhöhten Kostenaufwand bei der Erhebung sowie der nicht gegebenen Möglichkeit, repräsentative Aussagen zu tätigen.
- (3) Die Nutzung von Methoden aus Nachbardisziplinen und der Blick über den tourismusgeographischen Tellerrand, der sich durch die Anwendung bspw. psychophysiologischer Messmethoden ergibt, zeigt ein weiteres großes Potenzial für das Verständnis des

raumzeitlichen Verhaltens von Personen auf. Zukünftig lassen sich wohl nur auf Basis interdisziplinärer Ansätze das komplexe raumzeitliche Verhalten von Personen verstehen und nachzeichnen.

Es hat sich dabei gezeigt, dass insbesondere im Falle des ersten und des dritten Artikels sowohl bei passiven Mobilfunkdaten als auch bei der Interpretation von Körpersignalen von Touristen während des aktionsräumlichen Verhaltens noch weiterer Forschungsbedarf besteht. So können in Anlehnung an den „Gartner Hype Cycle For Emerging Technologies“ (Blosch & Fenn, 2018) die in der vorliegenden Arbeit diskutierten digitalen Datenquellen in einen „Hype Cycle der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume“ eingeordnet werden. Der Link von neuen Forschungsmethoden und den damit aufkommenden Optimismus und Herausforderungen zu den von Gartner identifizierten fünf Zyklusphasen wurde bereits von Hardy (2020, S. 172) thematisiert, jedoch verpasste sie den Gedanken weiter zu führen und die verschiedenen Möglichkeiten zum digitalen Tracking touristischer Aktionsräume in den Zyklus einzuordnen. Diese Lücke soll an dieser Stelle geschlossen werden. Im Folgenden werden daher die Datenquellen in der jeweiligen Phase des Zyklus eingeordnet. Die Abbildung gibt demnach einen graphischen Überblick des Reifegrades bzw. der Akzeptanz von Seiten der Forschung und Praxis digitaler Datenquellen und Methoden zur Messung touristischer Aktionsräume. Die fünf Phasen des Zyklus (Blosch & Fenn, 2018; Hardy, 2020) werden nun am Beispiel des Aufkommens einer fiktiven neuen Datenquelle zur Messung touristischer Aktionsräume beschrieben. In **Abb. 30** werden ausgewählte, in der Dissertation angesprochene digitale Datenquellen in den Zyklus auf Basis der in der Arbeit vorliegenden Erkenntnisse eingeordnet.

- **Innovation Trigger:** Die erste Phase des Zyklus beginnt, wenn der (Fach)Öffentlichkeit eine neue Datenquelle zur Messung touristischer Aktionsräume vorgestellt wird und das Interesse an der technologischen Innovation wird geweckt. Es handelt sich hierbei meist um den ersten Typ einer solchen Art von Datenquelle mit nur wenigen oder keinen Alternativen.
- **Peak of inflated Expectations:** In dieser Phase übersteigen die Erwartungen an diese Innovation die tatsächlichen Möglichkeiten. Erste Forscher nutzen die Datenquelle in Pilotstudien und erproben diese auf ihre Nutzbarkeit.
- **Trough of Dissillusionment:** In dieser Phase wächst die Ungeduld auf Ergebnisse. Die ursprüngliche Begeisterung schwindet und Erwartungen können nicht erfüllt werden. Dies kann an Problemen der Erfüllung wissenschaftlicher Gütekriterien (Reliabilität, Validität), Probleme mit der Leistung, Problemen mit dem Datenschutz oder einer generell geringen Akzeptanz seitens Forschung und Praxis liegen. Ernüchterung macht sich breit.
- **Slope of Enlightenment:** Forscher überwinden die anfänglichen Hürden und machen Fortschritte hinsichtlich definitorischer Standards sowie der Standardisierung von Analysemethoden. Erste erfolgreiche Projekte zusammen mit der Tourismuspraxis werden durchgeführt, die zufriedenstellend Forschungsfragen beantworten können. Das Verständnis, was die Datenquelle messen kann und was nicht, wächst. Es wird deutlich, wo diese sinnvoll eingesetzt werden kann.
- **Plateau of Productivity:** Es beginnt ein steiler Anstieg der Akzeptanz der Datenquelle in Forschung und Praxis und die Marktdurchdringung beginnt.

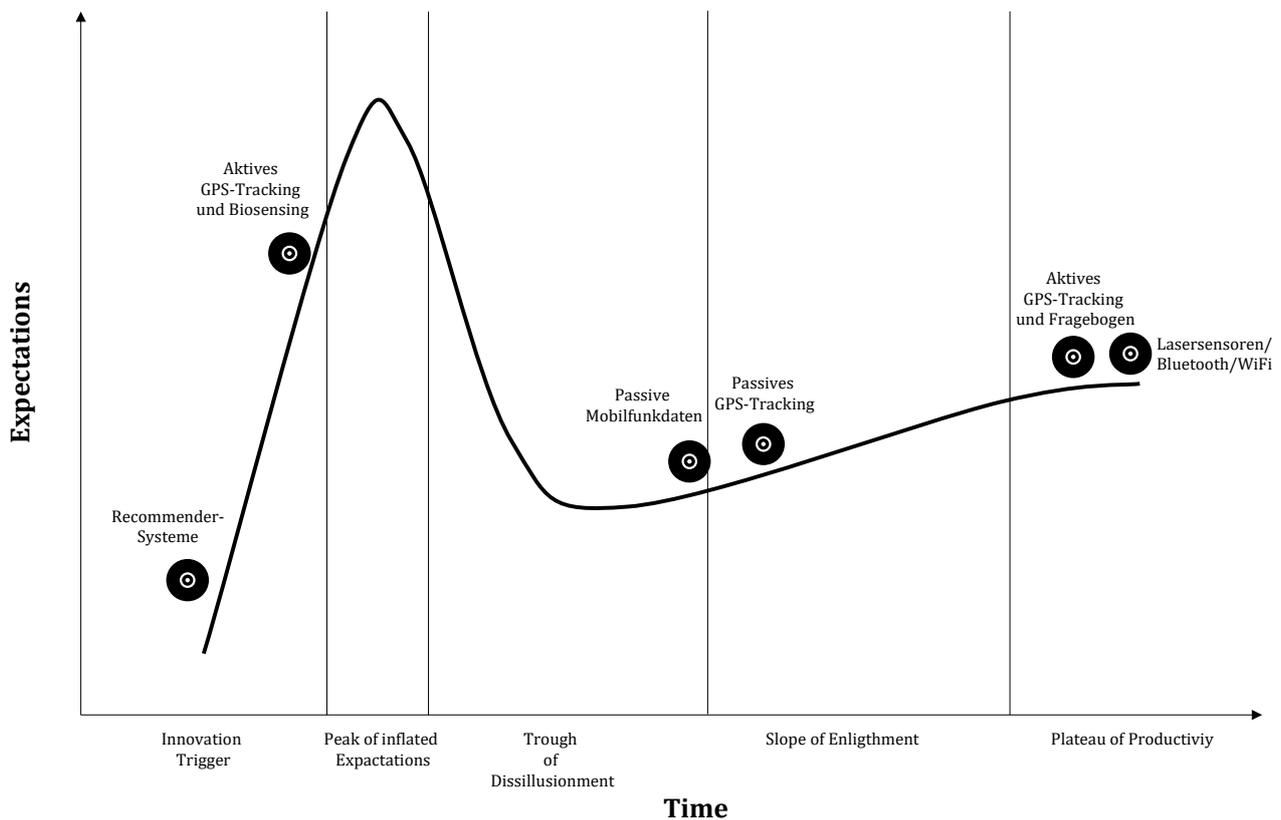


Abb. 30: Hype Cycle der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume

Quelle: Eigene Darstellung auf Basis von Blosch und Fenn (2018).

Hinsichtlich der Nutzung von Big Data lassen sich folgende Punkte resümieren. Bei vielen Big Data Anwendungen und Möglichkeiten in der Tourismusbranche verhält es sich konträr zu klassischen Erhebungen der touristischen Marktforschung. Während bei klassischer Marktforschung Fragestellungen im Vordergrund standen, die mit einer entsprechenden Methodenwahl und empirischen Erhebungen beantwortet werden konnten, handelt es sich bei Big Data um das Phänomen, dass Daten von einer großen Anzahl von Personen vorliegen und aus diesen Daten heraus überlegt wird, welche Fragestellungen sich damit beantworten lassen (Miller & Goodchild, 2015). Dies ist bisweilen auch das Problem, das sich offenbart, wenn Anbieter von Mobile Location Services versuchen, ein für die Tourismusbranche standardisiertes Produkt zu etablieren (Kapitel 6.3). Hier kann eine auf räumliche Phänomene angewandte *Geographic Data Science* (Singleton & Arribas-Bel, 2021) helfen, neo-positivistische Ansätze zu überwinden in dem eine datengetriebene Tourismusgeographie entwickelt wird, die theoriebasierte Hypothesen aufstellt, jedoch zu deren Überprüfung Big Data Quellen herangezogen werden können (Bauder, 2019). Für eine digitale Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume kann ein derart verstandenes Forschungsparadigma jedoch nur funktionieren, wenn die von Schmücker und Reif (2021a) angesprochenen Problembereiche gelöst werden. Wenn sich Big Data anhand der drei Vs (Volume, Variety, Velocity) erklären lassen (Kapitel 1.1), zeigen sich hingegen die Problembereiche anhand folgender drei Vs: (1) Validität, (2) Verfügbarkeit (3) Verknüpfung. Sind die Daten valide Indikatoren touristischer Aktivität? Sind Daten (zu einem entsprechenden Preis) verfügbar? Können Datenquellen, die ähnliches beschreiben miteinander verknüpft werden? (Schmücker & Reif, 2021a). Es sei abschließend an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass – zumindest nach Kenntnis des Autors – die Fragestellungen der Praxis im eigentlichen Sinne („Wo laufen die Touristen in unserer Stadt?“) mit den bisherigen Big Data-Lösungen noch nicht

zufriedenstellend beantwortet werden konnten. Daher wird nochmal für den Einsatz von *tai-lormade* Studien plädiert, bspw. im Sinne eines aktives GPS-Trackings, die dann zwar nicht repräsentativ für eine entsprechende Grundgesamtheit der Touristen einer Stadt sein kann, gleichwohl jedoch tiefe Einblicke in das Gästeverständnis vor Ort liefern kann. Big Data Analysen können dabei nicht als ein Allheilmittel angesehen werden, das alle Forschungsfragen beantworten kann. Zudem müssen sie in einem Referenzrahmen von bereits bestehenden Daten und Wissen genutzt werden. Big Data kann daher nicht für sich alleine stehen (Schmücker & Reif, 2021a). Zu einer ähnlichen Einschätzung gelangt Zhang (2018) in dem er folgende Beobachtung dokumentiert: „At tourism industry conferences in China, big data companies demonstrate ever expanding technical abilities to monitor and manage the real-time visitor use at tourist attractions, and local government tourism administrators like to show off their cell-phone screens with displays of these real-time monitoring tools for tourist sites under their governance. In turn, these officials are paying less attention to traditional data collection methods and models of tourist flows. Big data techniques have clearly brought opportunities and benefits for tourism research and industrial operations. However, does a cell phone display equal the big data? [...]“ (Zhang, 2018, S. 899).

Der Ausblick erfolgt in Form einer knapp umrissenen Forschungsagenda und einer Einschätzung der zukünftigen Entwicklung im Bereich der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume. Die Agenda erfolgt als Aufruf an die wachsende wissenschaftliche Community in dem Bereich des Tourist-Trackings und des digitalen Besuchermanagements. Eine zukünftige *tourist-tracking research agenda* sieht wie folgt aus:

1. Validität, Validität, Validität! Was ist mit Personen, die – im Falle von passiven Mobilfunkdaten – ein privates Smartphone und ein Diensthandy besitzen? Oder beim Einsatz von Bluetooth- und WiFi-Trackern: Wie verhält es sich mit der Messung von verschiedenen Endgeräten einer Person (Smartphone, iPad, Smartwatch)? Handelt es sich um Signale von Touristen oder Einheimischen? Im Falle von Touristen, um welche Art? Zukünftige Forschung muss ein Validitäts-Assessment betreiben und diese Fragen beantworten. Es sollte vermehrt im Fokus stehen, ob die im Rahmen von Big Data gewonnenen Daten das messen, was gemessen werden soll. Die vorliegenden Daten sollten mit Hilfe von externen Referenzdaten auf ihre externe Validität hin geprüft und bewertet werden.
2. Vernetzt die Daten! Es kann nur eine Gesamtschau von Daten geben und nicht eine Datenquelle wird alles erfassen können. Je nach Betrachtungsbiet wird es zukünftig darauf ankommen, divergierende Messmethoden einzusetzen, um ein holistisches Bild der touristischen Aktionsräume zu erhalten. Die Kombination verschiedener Datenquellen wie bspw. GPS-Signale von Smartphones, WiFi-Zählgeräte oder auch Messdaten von Kassensystemen der Freizeiteinrichtungen von Destinationen wird in Zukunft eine gewichtige Rolle spielen. Insbesondere bei Big Data, die versprechen einen selben Sachverhalt zu messen, sollten zukünftig die Daten so gegenübergestellt werden, dass neue Erkenntnisse hinsichtlich des zu beschreibenden Sachverhaltes erlangt werden. So könnten bspw. passive GPS-Daten und passive Mobilfunkdaten gegenübergestellt und so kreuzvalidiert werden. Die Forschung steht hier noch am Anfang.
3. Trial and Error! Ganz im Sinne der Forschungsagenda von Bauder (2019) muss auch weiterhin eine Beschäftigung mit den verschiedenen neuen Möglichkeiten der digitalen Neu-Vermessung touristischer Aktionsräume erfolgen. Potenziale können hier bspw. in den Daten von Kreditkartenanbietern gesehen werden, die versprechen, einen raumzeitlichen tourismusinduzierten Umsatz in Destinationen zu quantifizieren. Nur über den Umgang mit den neuen Datenquellen können diese verstanden und in einem Referenzrahmen eingeordnet werden.

4. Arbeitet interdisziplinär! Forschung unter dem Tellerrand der Tourismusgeographie sollte auch zukünftig eine Ausnahme bleiben und weiter durch Ansätze der Psychologie, der Medizin, der Informatik und Data Science ergänzt werden, um neue Erkenntnisse für fachspezifische Fragestellungen zu generieren. Gerade im Forschungsfeld der Ausstattung des Menschen mit Sensorik und das damit einhergehende bessere Verständnis der Mensch-Umwelt-Interaktion erscheint hier besonders aufschlussreich zu sein. Forschungsfragen wie das subjektive Empfinden von Gästen, bspw. in Bezug auf das raumzeitliche Risiko- oder Sicherheitsempfinden während der Corona-Pandemie oder auch das generelle Wohlbefinden von Touristen während einer Reise stehen hier zukünftig als zentrale Forschungsfragen im Mittelunkt.
5. Nutzt die Möglichkeiten künstlicher Intelligenz! Insbesondere die Methode des maschinellen Lernens sowie weitere Methoden und Ansätze aus der Data Science können helfen, neue Analysemethoden zu etablieren, die Zusammenhänge erklären und Prognosen für touristisches Verhalten und somit auch für touristische Aktionsräume zu generieren.
6. Nutzt die zweifache digitale Transformation von Corona! Corona hat hinsichtlich der Generierung und Nutzung von Datenquellen der Mikro-Ebene zu einer „zweifachen digitalen Transformation“ (Schmücker & Reif, 2021c) in den Destinationen geführt, die es für Forschung und Praxis zu nutzen gilt. Zum einen hat die transformatorische Kraft der Covid-19-Pandemie die verstärkte Generierung von Frequenzdaten hervorgerufen und gleichzeitig ergibt sich durch die Nutzung der Daten das Potenzial einer Transformation des Destinationsmanagements über die Pandemie hinaus. Die Forschung zu den Kombinationsmöglichkeiten von Daten aus der Makro- mit Daten aus der Mikro-Ebene stehen noch am Anfang. Fragestellungen ergeben sich aber auch hinsichtlich der Lenkungsmöglichkeiten von Touristen auf dem Weg und in der Destination sowie der Vernetzungs- und Integrationsmöglichkeiten der derzeit neu geschaffenen Monitoringsysteme in einer smarten Destinationsumgebung.
7. Arbeitet nachhaltig! Hierunter soll verstanden werden, dass zum einen offen gearbeitet werden soll und somit die bspw. im Rahmen der Corona-Pandemie generierten Daten zur Besucherfrequenzen an verschiedenen Orten und zu verschiedenen Zeiträumen für weitere Forschung zur Verfügung gestellt wird. Die generierten Daten sollten in offene Datenhubs integriert werden. Gleichzeitig müssen weiterhin vermehrte Anstrengungen in der Entwicklung von Datenstandards unternommen werden, die den Austausch als auch die Kombination von Daten vereinfachen. Zum anderen soll sozial nachhaltig zur Messung von aktionsräumlichen Verhalten von Touristen geforscht werden. Ethische Grundsätze des wissenschaftlichen Arbeitens unter Einhaltung der gültigen Datenschutzregeln sowie unter Verwendung von Forschungsleitfäden, bspw. bei der Arbeit mit Social-Media Daten, müssen berücksichtigt werden. Auch die Nachhaltigkeit im Sinne der zeitlichen Persistenz verschiedener Datenquellen muss im Auge behalten werden. Vieles, was zurzeit auf dem Markt ist, ist ggf. in Kürze nicht mehr vorhanden.
8. Vergesst das Analoge nicht! Ganz bewusst steht dieser Aspekt am Ende einer Forschungsagenda, die sich im Wesentlichen an der Entwicklung des digitalen Tourist-Tracking orientiert. Bei aller Euphorie darf das Analoge nicht vergessen werden. Insbesondere die Kombination von neuen digitalen Möglichkeiten und klassisch-analogen Forschungsansätzen zeigen sich erkenntnisreich (Kapitel 5.3). Auch wenn im Rahmen der derzeitigen Diskussionen um ein digitales Besuchermanagement post Corona und dem damit zusammenhängenden digitalen Möglichkeiten der Informationsauspielung oder auch Registrierung mittels Smartphones etc. eine Art *digital first*-Strategie von Seiten der DMOs und der Forschung gefahren wird – eine digitale Messung alleine wird wohl nicht ausreichen, um das komplexe touristische Verhalten vor Ort zu erklären.

8 Literaturverzeichnis Rahmenwerk

- Aagesen, H., Levin, A., Ojansuu, S., Redding, A., Muukkonen, P. & Järvi, O. (2020). Using Twitter data to evaluate tourism in Finland – A comparison with official statistics. In Muukkonen (Hrsg.), *Examples and progress in geodata* (S. 3–16).
- Aalbers, M. B., Beerepoot, N. & Gerritsen, M. (2020). Editorial: The Geography of the COVID-19 Pandemic. *Tijdschrift voor economische en sociale geografie*, 111(3), 201–204.
<https://doi.org/10.1111/tesg.12456>
- Ahas, R., Aasa, A., Roose, A., Mark, Ü. & Silm, S. (2008). Evaluating passive mobile positioning data for tourism surveys: An Estonian case study. *Tourism Management*, 29(3), 469–486.
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.05.014>
- Ahas, R., Armoogum, J., Esko, S., Ilves, M., Karus, E., Madre, J.-L., Nurmi, O., Potier, F., Schmücker, D., Sonntag, U. & Tiru, M. (2014). *Feasibility study on the use of mobile positioning data for tourism statistics: Consolidated report*. Publications Office of the European Union.
- Ahlemeier, S. (2021). *Webinar MBM-Tourismusreport am 18.03.2021*. MB-Micromarketing Finest Data & Analytics. MB-Micromarketing Finest Data & Analytics, Düsseldorf.
- Altin, L., Ahas, R., Silm, S. & Saluveer, E. (2021). Megastar concerts in tourism: a study using mobile phone data. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism*, 1–20.
<https://doi.org/10.1080/15022250.2021.1936625>
- Ammicht Quinn, R., Baur, A., Bile, T., Bremert, B., Büttner, B., Grigorjew, O., Hagedorff, T., Heesen, J., Krämer, N., Meier, Y., Nebel, M., Neubaum, G., Ochs, C., Roßnagel, A., Simo Fohm, H. & Weiler, S. (2018). *White Paper Tracking. Beschreibung und Bewertung neuer Methoden*. Karlsruhe. Forum Privatheit und selbstbestimmtes Leben in der digitalen Welt.
- Anguera-Torrell, O., León, I. Á., Cappai, A. & Antolín, G. S. (2021). Do ambient scents in hotel guest rooms affect customers' emotions? *European Journal of Tourism Research*, 27.
<https://ejtr.vumk.eu/index.php/about/article/view/2120>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association-LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Arnberger, A. (2013). Besuchermanagement aus internationaler Sicht - Ein Überblick über Forschungen und Anwendungen. In C. Clivaz, R. Rupf & D. Siegrist (Hrsg.), *Schriftenreihe des Instituts für Landschaft und Freiraum: Bd. 10. VISIMAN: Beiträge zu Besuchermonitoring und Besuchermanagement in Parks und naturnahen Erholungsgebieten* (S. 15–26).
- Arnold, S. & Kleine, S. (2017). Neue Wege der Geodatennutzung: Perspektiven der Fernerkundung für die Statistik. *WISTA*(5), 31–36.
- Ash, J., Kitchin, R. & Leszczynski, A. (2018). Digital turn, digital geographies? *Progress in Human Geography*, 42(1), 25–43. <https://doi.org/10.1177/0309132516664800>
- Ash, J., Kitchin, R. & Leszczynski, A. (Hrsg.). (2019). *Digital Geographies*. SAGE.
- Bastiaansen, M., Oosterholt, M., Mitas, O., Han, D. & Lub, X. (2020). An Emotional Roller Coaster: Electrophysiological Evidence of Emotional Engagement during a Roller-Coaster Ride with Virtual Reality Add-On. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 109634802094443. <https://doi.org/10.1177/1096348020944436>
- Bates, J. (2021). Big data and data analytics. In A. Elliott (Hrsg.), *The Routledge Social Science Handbook of AI* (S. 281–294). Routledge.

- Bauder, M. (2011). *GPS-Erfassung und GIS-Analyse individueller Personenmobilität* [Masterarbeit]. Albert-Ludwigs-Universität Freiburg im Breisgau, Freiburg.
- Bauder, M. (2012). Erfahrungen aus dem GPS-Tracking individueller Mobilität von Touristen: Konsequenzen für die Weiterentwicklung als neue humangeographische Methode. In J. Strobl, T. Blaschke & G. Griesebner (Hrsg.), *Angewandte Geoinformatik 2012: Beiträge zum 24. AGIT-Symposium Salzburg* (S. 420–429). Wichmann.
- Bauder, M. (2014). *Der Einsatz von Geoinformationstechnologie zur Analyse touristischer Mobilität* [Dissertation], Freiburg im Breisgau.
- Bauder, M. (2016). Thinking about measuring Augé's non-places with Big Data. *Big Data & Society*, 3(2), 1-5. <https://doi.org/10.1177/2053951716665130>
- Bauder, M. (2019). Engage! A research agenda for Big Data in tourism geography. In D. K. Müller (Hrsg.), *Elgar research agendas. A research agenda for tourism geographies* (S. 149–157). Edward Elgar Publishing.
- Bauder, M. (2020). Transforming tourist urban spaces by CCTV – an empirical study in Montpellier. *Tourism Geographies*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/14616688.2020.1786155>
- Bauder, M. & Freytag, T. (2015). Visitor mobility in the city and the effects of travel preparation. *Tourism Geographies*, 17(5), 682–700. <https://doi.org/10.1080/14616688.2015.1053971>
- Bauder, M., Freytag, T., Gérardot & Maie. (2014). *Exploring tourist mobility in Paris. A combined visitor survey and GPS tracking study*. <http://www.espacestemp.net/en/articles/analyser-les-mobilites-touristiques-a-paris-en-combinant-enquete-visiteurs-et-gps/?output=pdf>*
Zuletzt geprüft am [18.01.2017].
- Bauder, M. & Hologa, R. (2020). Neue Datenquellen des Web 2.0: Crowdsourcing und Crowdharvesting. In H. Gebhardt, R. Glaser, U. Radtke, P. Reuber & A. Vött (Hrsg.), *Geographie: Physische Geographie und Humangeographie* (3. Aufl., S. 197–201). Springer-Verlag GmbH.
- Bayerisches Zentrum für Tourismus. (2021a). *Bedeutung und Maßnahmen von Besucherlenkung in bayerischen Kommunen: Studie des Bayerischen Zentrums für Tourismus e.V.*
- Bayerisches Zentrum für Tourismus. (2021b). *Tagesausflugsverhalten der bayerischen Bevölkerung: Studie des Bayerischen Zentrums für Tourismus.*
- Becker, C. (1982a). *Aktionsräumliches Verhalten von Urlaubern im Mittelgebirge. Materialien zur Fremdenverkehrsgeographie: Bd. 9.*
- Becker, C. (1982b). Die Raumwirksamkeit unterschiedlicher Fremdenverkehrsformen. *Vermessung, Photogrammetrie, Kulturtechnik*, 80(5), 146–153. <https://doi.org/10.5169/seals-231161>
- Becker, C. (1992). Aktionsräumliches Verhalten von Urlaubern und Ausflüglern: Erhebungsmethodik und Zielsetzungen. In C. Becker (Hrsg.), *Materialien zur Fremdenverkehrsgeographie: Bd. 25. Erhebungsmethoden und ihre Umsetzung in Tourismus und Freizeit* (S. 83–128).
- Becker, C., Jätzold, R. & Weichert, K.-H. (Hrsg.). (1979). *Materialien zur Fremdenverkehrsgeographie: Bd. 3. Freizeitverhalten in verschiedenen Raumkategorien.*
- Beeco, J. A. & Hallo, J. C. (2014). GPS Tracking of Visitor Use: Factors Influencing Visitor Spatial Behavior on a Complex Trail System. *Journal of Park and Recreation Administration*, 32(2), 43–61.
- Belina, B. (2010). Sicherheit durch Technik? Zur Videoüberwachung öffentlicher Räume. In L. Hatzelhoffer, M. Lobeck, W. Müller & C.-C. Wiegandt (Hrsg.), *Schriften des Arbeitskreises Stadtzukünfte der Deutschen Gesellschaft für Geographie: Bd. 8. E-Government und Stadtentwicklung* (S. 115–127). LIT-Verl.

- Benita, F., Bansal, G., Virupaksha, D., Scandola, F. & Tunçer, B. (2020). Body responses towards a morning walk in a tropical city. *Landscape Research*, 45(8), 966–983.
<https://doi.org/10.1080/01426397.2020.1808956>
- Bieger, T. & Beritelli, P. (2013). *Management von Destinationen* (8. Aufl.). *Lehr- und Handbücher zu Tourismus, Verkehr und Freizeit*. Oldenbourg.
<https://doi.org/10.1524/9783486721188>
- Birenboim, A., Anton-Clavé, S., Russo, A. P. & Shoval, N. (2013). Temporal Activity Patterns of Theme Park Visitors. *Tourism Geographies*, 15(4), 601–619.
<https://doi.org/10.1080/14616688.2012.762540>
- Birenboim, A., Anton-Clavé, S., Russo, A. P. & Shoval, N. (2021). Structure Versus Agency: Which Best Explains Tourist Activity in a Destination? In M. Ferrante, O. Fritz & Ö. Öner (Hrsg.), *Regional Science Perspectives on Tourism and Hospitality* (S. 355–373). Springer International Publishing.
- Birenboim, A., Ben-Nun Bloom, P., Levit, H. & Omer, I. (2021). The Study of Walking, Walkability and Wellbeing in Immersive Virtual Environments. *International journal of environmental research and public health*, 18(2). <https://doi.org/10.3390/ijerph18020364>
- Birenboim, A., Dijst, M., Scheepers, F. E., Poelman, M. P. & Helbich, M. (2019). Wearables and Location Tracking Technologies for Mental-State Sensing in Outdoor Environments. *The Professional Geographer*, 71(3), 449–461.
<https://doi.org/10.1080/00330124.2018.1547978>
- Birenboim, A., Reinau, Krisitan, Hegner, Shoval, N. & Harder, H. (2015). High-Resolution Measurement and Analysis of Visitor Experiences in Time and Space: The Case of Aalborg Zoo in Denmark. *The Professional Geographer*, 67(4), 620–629.
- Blosch, M. & Fenn, J. (2018). *Understanding Gartner's Hype Cycles*. Gartner.
<https://www.gartner.com/en/documents/3887767/understanding-gartner-s-hype-cycles>* Zuletzt geprüft am [25.08.2021].
- Bödeker, B. (2003). *Städtetourismus in Regensburg: Images, Motive und Verhaltensweisen von Altstadttouristen* [Dissertation], Bayreuth.
- Boden, D. & Molotch, H. L. (1994). The compulsion of proximity. In R. Friedland & D. Boden (Hrsg.), *NowHere: space, time and modernity* (S. 257–286). Univ. of California Press.
- Bohnensteffen, S., Mühlhan, J. & Saidani, Y. (2021). Mobilität während der Corona-Pandemie. *WISTA*(3), 89–105.
- Bokelmann, B. & Lessmann, S. (2019). Spurious patterns in Google Trends data - An analysis of the effects on tourism demand forecasting in Germany. *Tourism Management*, 75, 1–12.
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2019.04.015>
- Bork-Hüffer, T., Füller, H. & Straube, T. (2021a). Einleitung: Digitale Geographien als forschende Praxis. In T. Bork-Hüffer, H. Füller & T. Straube (Hrsg.), *Handbuch Digitale Geographien: Welt - Wissen - Werkzeuge* (S. 9–24). UTB; Verlag Ferdinand Schöningh.
- Bork-Hüffer, T., Füller, H. & Straube, T. (Hrsg.). (2021b). *Handbuch Digitale Geographien: Welt - Wissen - Werkzeuge*. UTB; Verlag Ferdinand Schöningh.
- Bosio, B., Nadegger, M., Schegg, R. & Fux, M. (2021). Big Data in alpinen Tourismusdestinationen - Nutzung, Gründe und Barrieren. In S. Brandl, W. Berg, M. Herntrei, G. C. Steckenbauer & S. Lachmann-Falkner (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 25. Tourismus und ländlicher Raum: Innovative Strategien und Instrumente für die Zukunftsgestaltung* (S. 315–328). Erich Schmidt Verlag.

- Boucsein, W. (1988). *Elektrodermale Aktivität: Grundlagen, Methoden und Anwendungen*. Springer.
- Boyd, D. & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data. *Information, Communication & Society*, 15(5), 662–679.
- 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>
- BTE Tourismus- und Regionalberatung (2021). *DMO DigitalMonitor 2021: Stand der Digitalisierung in deutschen Destinationen*. https://www.bte-tourismus.de/wp-content/uploads/2021/06/DMO-Digital-Monitor-2021_4.pdf* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen. (2021). *Funkanlagen und elektromagnetische Felder (EMF)*. <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Vportal/TK/Funktechnik/EMF/start.html>
- Büscher, M., Urry, J. & Witchger, K. (Hrsg.). (2011). *Mobile Methods*. Routledge.
- Butler, R. W. (2011). Tourism geographies or geographies of tourism: where the bloody hell are we? In J. Wilson (Hrsg.), *The Routledge Handbook of Tourism Geographies* (S. 26–34). Routledge.
- Byambasuren, O., Sanders, S., Beller, E. & Glasziou, P. (2018). Prescribable mHealth apps identified from an overview of systematic reviews. *NPJ digital medicine*, 1, 12. <https://doi.org/10.1038/s41746-018-0021-9>
- Caldeira, A. M. & Kastenholz, E. (2019). Spatiotemporal tourist behaviour in urban destinations: a framework of analysis. *Tourism Geographies*, 16(2), 1–29. <https://doi.org/10.1080/14616688.2019.1611909>
- Campbell, C. (1967). An approach to research in recreational geography. *B.C. Occasional Papers*, 7, 85–90.
- Chang, R. (2021). *Venice Is Tackling Overtourism by Tracking Visitors' Every Move*. <https://www.travelandleisure.com/travel-news/venice-overtourism-tracking-behavior>* Zuletzt geprüft am [07.06.2021].
- Chen, J., Becken, S. & Stantic, B. (2021). Using Weibo to track global mobility of Chinese visitors. *Annals of Tourism Research*, 89, 103078. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.103078>
- Chua, A., Servillo, L., Marcheggiani, E. & Moere, A. V. (2016). Mapping Cilento: Using geotagged social media data to characterize tourist flows in southern Italy. *Tourism Management*, 57, 295–310. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.06.013>
- Cresswell, T. (2013). *Geographic Thought: A critical introduction. Critical introductions to geography*. Wiley-Blackwell.
- Dambeck, H. (2020). *Corona-Lockdown: Deutsche sind immer mehr unterwegs*. <https://www.spiegel.de/panorama/corona-lockdown-deutsche-sind-immer-mehr-unterwegs-a-c8a6b940-600d-47c5-bf40-2ce4c26b9a7a>* Zuletzt geprüft am [26.02.2021].
- Dangschat, J., Droth, W., Friedrichs, J. & Kiehl, K. (1982). *Aktionsräume von Stadtbewohnern: Eine empirische Untersuchung in der Region Hamburg. Beiträge zur sozialwissenschaftlichen Forschung: Bd. 36*. VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Dann, G. (2018). Why, Oh Why, Oh Why, Do People Travel Abroad? In N. K. Prebensen, J. S. Chen & M. Uysal (Hrsg.), *Creating experience value in tourism* (S. 44–56). CABI.
- Davis, J. L. & Jurgenson, N. (2014). Context collapse: theorizing context collusions and collisions. *Information, Communication & Society*, 17(4), 476–485. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2014.888458>

- Debbage, K. G. (1991). Spatial behavior in a bahamian resort. *Annals of Tourism Research*, 18(2), 251–268. [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(91\)90008-Y](https://doi.org/10.1016/0160-7383(91)90008-Y)
- Dejbakhsh, S., Arrowsmith, C. & Jackson, M. (2011). Cultural Influence on Spatial Behaviour. *Tourism Geographies*, 13(1), 91–111. <https://doi.org/10.1080/14616688.2010.516396>
- Delafontaine, M., Versichele, M., Neutens, T. & van de Weghe, N. (2012). Analysing spatiotemporal sequences in Bluetooth tracking data. *Applied Geography*, 34, 659–668. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.04.003>
- Demunter, C. (2017). *Tourism statistics: Early adopters of big data?* Luxembourg. <https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/8234206/KS-TC-17-004-EN-N.pdf/a691f7db-d0c8-4832-ae01-4c3e38067c54> <https://doi.org/10.2785/762729>* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Deutscher Tourismusverband e.V. (2021). *Besucherlenkung in touristischen Destinationen: Handlungsleitfaden*.
- Dialog Consult & VATM (2020). 22. TK-Marktanalyse Deutschland 2020: Ergebnisse einer Befragung der Mitgliedsunternehmen im Verband der Anbieter von Telekommunikations- und Mehrwertdiensten e. V. im dritten Quartal 2020. https://www.vatm.de/wp-content/uploads/2020/10/VATM_TK-Marktstudie-2020_061020_a.pdf* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Dietvorst, A. G. J. (1995). Tourist behaviour and the importance of time-space analysis. In G. J. Ashworth & A. G. J. Dietvorst (Hrsg.), *Tourism and spatial transformations* (S. 163–181). CAB International.
- Dinis, G., Breda, Z., Costa, C. & Pacheco, O. (2019). Google Trends in tourism and hospitality research: a systematic literature review. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 10(4), 747–763. <https://doi.org/10.1108/JHTT-08-2018-0086>
- dwif e.V. & dwif-Consulting GmbH. (2016). *Wirtschaftsfaktor Tourismus für die Gemeinde Büsum*. dwif e.V. & dwif-Consulting GmbH.
- Edwards, D., Dickson, Tracey, Griffin, T. & Hayllar, B. (2010). Tracking the Urban Visitor: Methods for Examining Tourists' Spatial Behaviour and Visual Representations. In G. Richards & W. Munsters (Hrsg.), *Cultural tourism research methods* (S. 104–114). CABI.
- Eisenstein, B. (in publ.). „The Rise of Destination Brands“: Destinationsmarken als Antwort auf den intensivierten Wettbewerb der Reiseziele. In B. Eisenstein & K. Scherhag (Hrsg.), *Destinationsimages und Destinationsmarken - Bedeutung und Anforderungen in Theorie und Praxis*. ESV.
- Eisenstein, B. (2014). *Grundlagen des Destinationsmanagements* (2. Aufl.). De Gruyter.
- Eisenstein, B. (2021a). Destinationen. In A. Schulz, B. Eisenstein, M. A. Gardini, T. Kirstges & W. Berg (Hrsg.), *Grundlagen des Tourismus* (3. Aufl., S. 369–424). De Gruyter Oldenbourg.
- Eisenstein, B. (2021b). Einführung. In A. Schulz, B. Eisenstein, M. A. Gardini, T. Kirstges & W. Berg (Hrsg.), *Grundlagen des Tourismus* (3. Aufl., S. 1–72). De Gruyter Oldenbourg.
- Eisenstein, B., Köchling, A., Reif, J., Schmücker, D. & Seeler, S. (2021). Tourismus in Zeiten der Corona-Pandemie. Ein Virus erschüttert das System Tourismus. In B. Eisenstein, J. Kampen, R. Weis, J. Reif & C. Eilzer (Hrsg.), *Tourismusatlas Deutschland* (S. 14–22). UVK. <https://doi.org/10.24053/9783739880426-1>
- Eisenstein, B., Reif, J., Schmücker, D., Krüger, M. & Weis, R. (2019). *Geschäftsreisen: Merkmale, Anlässe, Effekte*. UVK.
- Eisenstein, B. & Schmücker, D. (2021). Overtourism?! Zur Tourismusakzeptanz der Bevölkerung in Deutschland. In S. Brandl, W. Berg, M. Herntrei, G. C. Steckenbauer & S. Lachmann-

- Falkner (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 25. Tourismus und ländlicher Raum: Innovative Strategien und Instrumente für die Zukunftsgestaltung* (S. 33–49). Erich Schmidt Verlag.
- Europäisches Parlament und Rat. (2016). *Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung)*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679>* Zuletzt geprüft am [26.07.2021].
- Felgenhauer, T. & Gäbler, K. (Hrsg.). (2019a). *Geographies of digital culture*. Routledge.
- Felgenhauer, T. & Gäbler, K. (2019b). Geographies of digital culture: An introduction. In T. Felgenhauer & K. Gäbler (Hrsg.), *Geographies of digital culture* (S. 1–17). Routledge.
- Ferreira, D. & Vale, M. (2020). Geography in the big data age: an overview of the historical resonance of current debates. *Geographical Review*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/00167428.2020.1832424>
- Fischer, E. (o. J.). *Locals & Tourists*. <https://labs.mapbox.com/labs/twitter-gnip/locals/#5/38.000/-95.000>* Zuletzt geprüft am [19.07.2021].
- Flagestad, A. & Hope, C. A. (2001). Strategic success in winter sports destinations: a sustainable value creation perspective. *Tourism Management*, 22(5), 445–461. [https://doi.org/10.1016/S0261-5177\(01\)00010-3](https://doi.org/10.1016/S0261-5177(01)00010-3)
- Flognfeldt, T. (1999). Traveler Geographic Origin and Market Segmentation: The Multi Trips Destination Case. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 8(1), 111–124. https://doi.org/10.1300/J073v08n01_07
- Foltin, C. & Horster, E. (2020). Smart Destinations – die Vernetzung von analoger und digitaler Welt am Beispiel des Kreuzfahrttourismus. In J. Reif & B. Eisenstein (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 24. Tourismus und Gesellschaft: Kontakte – Konflikte – Konzepte* (S. 197–216). Erich Schmidt Verlag.
- Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V. (2021). *Erste ausgewählte Ergebnisse der 51. Reiseanalyse*. Kiel. Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.
- Freytag, T. (2010a). Déjà-vu Tourist practices of repeat visitors in the city of Paris. *Social Geography*, 5(1), 49–58. <https://doi.org/10.5194/sg-5-49-2010>
- Freytag, T. (2010b). Visitor Activities and Inner-City Tourist Mobility: The Case of Heidelberg. In J. A. Mazanec & K. W. Wöber (Hrsg.), *Analysing International City Tourism* (S. 213–226). Springer.
- Friedrichs, J. (1983). *Stadtanalyse: Soziale und räumliche Organisation der Gesellschaft* (3. Aufl.). *WV-Studium: Bd. 104*. Westdt. Verl.
- Frisch, T., Sommer, C., Stoltenberg, L. & Stors, N. (Hrsg.). (2019). *Tourism and Everyday Life in the Contemporary City*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429507168>
- Giddens, A. (1997). *Die Konstitution der Gesellschaft: Grundzüge einer Theorie der Strukturierung* (3. Aufl.). *Theorie und Gesellschaft: Bd. 1*. Campus-Verl.
- Girardin, F., Calabrese, F., Fiore, F. D., Ratti, C. & Blat, J. (2008). Digital Footprinting: Uncovering Tourists with User-Generated Content. *IEEE Pervasive Computing*, 7(4), 36–43. <https://doi.org/10.1109/MPRV.2008.71>
- Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal*, 69(4), 211–221. <https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y>
- Google. (2021). *Mobilitätsbericht zur Coronakrise: Deutschland: Veränderte Mobilitätstrends*. https://www.gstatic.com/covid19/mobility/2021-02-23_DE_Mobility_Report_de.pdf

- Gössling, S., Scott, D. & Hall, C. M. (2021). 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>
- Graham, M. & Shelton, T. (2013). Geography and the future of big data, big data and the future of geography. *Dialogues in Human Geography*, 3(3), 255–261. <https://doi.org/10.1177/2043820613513121>
- Grassini, L. & Dugheri, G. (2021). Mobile phone data and tourism statistics: a broken promise? *National Accounting Review*, 3(1), 50–68. <https://doi.org/10.3934/NAR.2021002>
- Greenberg Raanan, M. & Shoval, N. (2014). Mental maps compared to actual spatial behavior using GPS data: A new method for investigating segregation in cities. *Cities*, 36, 28–40. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2013.09.003>
- Gretzel, U., Sigala, M., Xiang, Z. & Koo, C. (2015). Smart tourism: foundations and developments. *Electronic Markets*, 25(3), 179–188. <https://doi.org/10.1007/s12525-015-0196-8>
- Grinberger, A. Y., Shoval, N. & McKercher, B. (2014). Typologies of tourists' time-space consumption: A new approach using GPS data and GIS tools. *Tourism Geographies*, 16(1), 105–123. <https://doi.org/10.1080/14616688.2013.869249>
- Groß, S. (2008). Erhebung zum touristischen Mobilitätsverhalten im Zielgebiet. In W. Freyer, M. Naumann, A. Schuler & G. Ahlert (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 8. Standortfaktor Tourismus und Wissenschaft: Herausforderungen und Chancen für Destinationen* (S. 205–217). Schmidt.
- Groß, S., Menzel, A. & Spangenberg, T. (2013). GPS-Tracking im Tourismus - Innovation für die (touristische) Marktforschung. *Verkehrszeichen*, 4, 18–23.
- Groß, S. & Spangenberg, T. (2017). GPS-Tracking im (Sport-)Tourismus - Monitoring der touristischen Mobilität in Destinationen. In R. Roth & J. Schwark (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 19. Wirtschaftsfaktor Sporttourismus: Ressourcenmanagement, Produkt- und Destinationsentwicklung* (S. 193–205). Erich Schmidt Verlag.
- Großmann, M. & Rochlitz, M. (1993). Mobilität (räumliche). In H. Hahn & H. J. Kagelmann (Hrsg.), *Quintessenz Tourismuswissenschaft. Tourismuspsychologie und Tourismussoziologie: Ein Handbuch zur Tourismuswissenschaft* (S. 180–183). Quintessenz.
- Gu, Q., Zhang, H., Huang, S., Zheng, F. & Chen, C. (2021). Tourists' spatiotemporal behaviors in an emerging wine region: A time-geography perspective. *Journal of Destination Marketing & Management*, 19, 100513. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2020.100513>
- Gunter, U. & Önder, I. (2016). Forecasting city arrivals with Google Analytics. *Annals of Tourism Research*, 61, 199–212. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2016.10.007>
- Gursoy, D. & Nunkoo, R. (Hrsg.). (2019). *Routledge handbooks. The Routledge handbook of tourism impacts: Theoretical and applied perspectives*. Routledge Taylor & Francis Group.
- Hägerstrand, T. (1970). What about people in regional science? *Papers in Regional Science*, 24(1), 7–24. <https://doi.org/10.1111/j.1435-5597.1970.tb01464.x>
- Hall, C. M. (2005). Reconsidering the Geography of Tourism and Contemporary Mobility. *Geographical Research*, 43(2), 125–139. <https://doi.org/10.1111/j.1745-5871.2005.00308.x>
- Hall, C. M. (2013). Framing tourism geography: Notes from the underground. *Annals of Tourism Research*, 43, 601–623. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2013.06.007>
- Hall, C. M. (2019). Tourism/geography/mobilities are dead, long live tourism/geography/mobilities: or, returning to yet another turn - the inexorable search for relevant research agendas in tourism geographies. In D. K. Müller (Hrsg.), *Elgar research agendas. A research agenda for tourism geographies* (S. 23–32). Edward Elgar Publishing.

- Hallerbach, B. & Biehl, E. (2012). Vom Erbsenzählen zum Insight. Klassische Gästebefragung contra offene Befragungsformen - Neue Impulse für Gästebefragungen in touristischen Destinationen. In A. Zehrer & A. Grabmüller (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 15. Tourismus 2020+ interdisziplinär: Herausforderungen für Wirtschaft, Umwelt und Gesellschaft* (S. 271–282). Erich Schmidt Verlag.
- Hannappel, M. & Jakobs, P. (2019). Digitale Aktionsraumforschung. Neue Methoden zur Analyse von Bewegungsprofilen im städtischen Raum. *Raumforschung und Raumordnung*, 77(3), 241–255. <https://doi.org/10.2478/rara-2019-0027>
- Hardy, A. (2020). *Tracking tourists: Movement and mobility*. Goodfellow Publishers.
- Hardy, A. & Aryal, J. (2020). Using innovations to understand tourist mobility in national parks. *Journal of Sustainable Tourism*, 28(2), 263–283. <https://doi.org/10.1080/09669582.2019.1670186>
- Hardy, A., Hyslop, S., Booth, K., Robards, B., Aryal, J., Gretzel, U. & Eccleston, R. (2017). Tracking tourists' travel with smartphone-based GPS technology: A methodological discussion. *Information Technology & Tourism*, 17(3), 255–274. <https://doi.org/10.1007/s40558-017-0086-3>
- Harvey, D. (2011). *The condition of postmodernity: An enquiry into the origins of cultural change*. Blackwell.
- Hawelka, B., Sitko, I., Beinat, E., Sobolevsky, S., Kazakopoulos, P. & Ratti, C. (2014). Geo-located Twitter as proxy for global mobility patterns. *Cartography and geographic information science*, 41(3), 260–271. <https://doi.org/10.1080/15230406.2014.890072>
- Heikinheimo, V., Di Minin, E., Tenkanen, H., Hausmann, A., Erkkonen, J. & Toivonen, T. (2017). User-Generated Geographic Information for Visitor Monitoring in a National Park: A Comparison of Social Media Data and Visitor Survey. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(3), 85. <https://doi.org/10.3390/ijgi6030085>
- Heinritz, G. & Popp, H. (1978). *Reichweiten von Freizeiteinrichtungen und aktionsräumliche Aspekte des Besucherverhaltens. Mitteilungen der Geographischen Gesellschaft in München: Bd. 63*.
- Heinze, G. W. & Kill, H. H. (1997). *Freizeit und Mobilität: Neue Lösungen im Freizeitverkehr*. Akademie für Raumforschung und Landesplanung.
- Hesse, M. (2010). Aktionsraum. In C. Fritsche, E. Lingg & C. Reutlinger (Hrsg.), *Sozialraumforschung und Sozialraumarbeit: Bd. 7. Raumwissenschaftliche Basics: Eine Einführung für Pädagoginnen und Pädagogen* (1. Aufl., S. 25–33). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Heydenreich, S. (2000). *Aktionsräume in dispersen Stadtregionen: Ein akteursbezogener Ansatz zur Analyse von Suburbanisierungsprozessen am Beispiel der Stadtregion Leipzig. Münchener geographische Hefte: Bd. 81*. LIS.
- Hijazi, I. H., Koenig, R., Schneider, S., Li, X., Bielik, M., Schmit, G. N. J. & Donath, D. (2016). Geostatistical Analysis for the Study of Relationships between the Emotional Responses of Urban Walkers to Urban Spaces. *International Journal of E-Planning Research*, 5(1), 1–19. <https://doi.org/10.4018/IJEPR.2016010101>
- Hogertz, C. (2010). Emotions of the urban pedestrian: sensory mapping. In D. Sauter, C. Hogertz, M. Tight, R. Thomas & D. Zaidel (Hrsg.), *PQN Final Report – Part B4: Documentation – Measuring Walking* (S. 31–52). WALK21.
- Hopfinger, H. (2004). Die Geographie der Freizeit und des Tourismus Versuch einer Standortbestimmung. In C. Becker, H. Hopfinger & A. Steinecke (Hrsg.), *Geographie der Freizeit und des Tourismus: Bilanz und Ausblick* (S. 1–24). Oldenbourg.

- Höpken, W., Eberle, T., Fuchs, M. & Lexhagen, M. (2019). Google Trends data for analysing tourists' online search behaviour and improving demand forecasting: the case of Åre, Sweden. *Information Technology & Tourism*, 21(1), 45–62. <https://doi.org/10.1007/s40558-018-0129-4>
- Horster, E., Honig, K., Bauhuber, F. & Kärle, E. (2020). *Open Data im Deutschlandtourismus: Ein Wegweiser zur digitalen Destination*. https://open-data-germany.org/wp-content/uploads/2020/07/2020_DZT_OpenData_Handbuch_WEB.pdf* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Horster, E. & Horster, D. (2020). Digitale Ethik: Zu viel. Nicht nachvollziehbar. In Deutscher Tourismusverband e. V. (Hrsg.), *Tourismus Digital: Leitfaden für Destinationen* (S. 34–35).
- Horton, F. E. & Reynolds, D. R. (1971). Effects of Urban Spatial Structure on Individual Behavior. *Economic Geography*, 47(1), 36. <https://doi.org/10.2307/143224>
- Huber, D. (2007). *Senioren im Raum: Eine aktionsräumliche Analyse des Seniorentourismus am Beispiel der Dreikaiserbäder* [Diplomarbeit]. Humboldt-Universität zu Berlin.
- Hystreet. (2021). *Bild: Hystreet-Sensor PeCo LC*. Hystreet. <https://hystreet.com/packs/media/sections/assets/laser-d2c508a80bb2dd96f884d7e1fe414215.jpg>* Zuletzt geprüft am [07.08.2021].
- Iliadis, A. & Russo, F. (2016). Critical data studies: An introduction. *Big Data & Society*, 3(2), 205395171667423. <https://doi.org/10.1177/2053951716674238>
- Izquierdo Valverde, M., Prado Mascuñano, J. & Velasco Gimeno, M. (2016). *Same-day visitors crossing borders: a big data approach using traffic control cameras: Vortrag im Rahmen der 14th Global Forum on Tourism Statistics*, Venedig.
- Jones, P., Bunce, G., Evans, J., Gibbs, H. & Ricketts Hein, J. (2008). Exploring Space and Place With Walking Interview. *Journal of Research Practice*, 4(2), 1–9. <http://jrp.icaap.org/index.php/jrp/article/view/150/161>
- Jones, P. & Osborne, T. (2020). Measuring the body. In P. Jones (Hrsg.), *Routledge series on digital spaces. Bodies, technologies and methods* (S. 31–58). Routledge.
- Kádár, B. (2013). Differences in the spatial patterns of urban tourism in Vienna and Prague. *Urbani izziv*, 24(2), 96–111. <https://doi.org/10.5379/urbani-izziv-en-2013-24-02-002>
- Kádár, B. (2014). Measuring tourist activities in cities using geotagged photography. *Tourism Geographies*, 16(1), 88–104. <https://doi.org/10.1080/14616688.2013.868029>
- Kagermeier, A. (2020). *Tourismus in Wirtschaft, Gesellschaft, Raum und Umwelt: Einführung* (2. Aufl.). *UTB Tourismus, Geowissenschaften*. UVK Verlag.
- Kazig, R. & Popp, M. (2011). Unterwegs in fremden Umgebungen. *Raumforschung und Raumordnung*, 69(1), 3–15. <https://doi.org/10.1007/s13147-010-0075-x>
- Kellner, L. & Egger, R. (2016). Tracking Tourist Spatial-Temporal Behavior in Urban Places, A Methodological Overview and GPS Case Study. In A. Inversini & R. Schegg (Hrsg.), *Information and Communication Technologies in Tourism 2016* (S. 481–494). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28231-2_35
- Keul, A. G. & Kühberger, A. (1996). *Die Strasse der Ameisen: Beobachtungen und Interviews zum Salzburger Städtetourismus. Tourismuswissenschaftliche Manuskripte: Bd. 1*. Profil-Verl.
- Kisilevich, S., Krstajic, M., Keim, D., Andrienko, N. & Andrienko, G. (2010). Event-Based Analysis of People's Activities and Behavior Using Flickr and Panoramio Geotagged Photo Collections. In E. Banissi (Hrsg.), *14th International Conference Information Visualisation 2010* (S. 289–296). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IV.2010.94>
- Kitchin, R. (2013). Big data and human geography. *Dialogues in Human Geography*, 3(3), 262–267. <https://doi.org/10.1177/2043820613513388>

- Kitchin, R. (2014a). Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data & Society*, 1(1), 205395171452848. <https://doi.org/10.1177/2053951714528481>
- Kitchin, R. (2014b). *The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructures and Their Consequences*. Sage Publications.
- Kitchin, R. & McArdle, G. (2016). What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. *Big Data & Society*, 3(1), 205395171663113. <https://doi.org/10.1177/2053951716631130>
- Klingbeil, D. (1978). *Aktionsräume im Verdichtungsraum: Zeitpotentiale und ihre räumliche Nutzung*. Zugl.: München, Diss., 1976. *Münchener geographische Hefte: Bd. 41*. Lassleben.
- Krüger, M. & Schmudde, R. (2017). Monatershebung im Tourismus. In B. Eisenstein (Hrsg.), *Marktforschung für Destinationen: Grundlagen - Instrumente - Praxisbeispiele* (S. 71–88). Erich Schmidt Verlag.
- Kühl, J. & Wörmer, S. (2012). Aktionsräume in polyzentrischen Stadtregionen – Ein Abbild räumlicher Entgrenzung? In A. Growe, K. Heider, C. Lamker, S. Paßlick & T. Terfrüchte (Hrsg.), *Arbeitsberichte der ARL 3. Polyzentrale Stadtregionen – Die Region als planerischer Handlungsraum: 14. Junges Forum der ARL 22. bis 24. Juni 2011 in Dortmund* (S. 217–228).
- Kusenbach, M. (2003). Street phenomenology: The go-along as ethnographic research tool. *Ethnography*, 4(3), 455–485.
- Kyriakou, K. & Resch, B. (2019). Spatial Analysis of Moments of Stress Derived from Wearable Sensor Data. *Advances in Cartography and GIScience of the ICA*, 2, 1–8. <https://doi.org/10.5194/ica-adv-2-9-2019>
- Landvogt, M. (2017). Technologische Treiber der Digitalisierung und ihre Auswirkungen auf die Digitalisierung im Tourismus. In M. Landvogt, A. A. Brysch & M. A. Gardini (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Band 20. Tourismus - E-Tourismus - M-Tourismus: Herausforderungen und Trends der Digitalisierung im Tourismus* (S. 13–34). Erich Schmidt Verlag.
- Lanzendorf, M. (2000). *Freizeitmobilität: Unterwegs in Sachen sozial-ökologischer Mobilitätsforschung* [Dissertation]. Universität Trier.
- Lash, S. & Urry, J. (2002). *Economies of signs and space. Theory, culture & society*. SAGE.
- Lau, G. & McKercher, B. (2006). Understanding Tourist Movement Patterns in a Destination: A GIS Approach. *Tourism and Hospitality Research*, 7(1), 39–49. <https://doi.org/10.1057/palgrave.thr.6050027>
- Le, D., Hadinejad, A., Moyle, B., Ma, J. & Scott, N. (2020). A Review of Eye-Tracking Methods in Tourism Research. In M. Rainoldi & M. Jooss (Hrsg.), *Eye Tracking in Tourism* (13–27). Springer International Publishing.
- Leetz, C. (2021). <https://www.tn-deutschland.com/rheinland-pfalz-barcamp-wildwuchs-bei-routeninformationen-und-gps-tracks/>. https://www.tn-deutschland.com/rheinland-pfalz-barcamp-wildwuchs-bei-routeninformationen-und-gps-tracks/* Zuletzt geprüft am [11.06.2021].
- Leiper, N. (1979). The framework of tourism: Towards a Definition of Tourism, Tourist, and the Tourist Industry. *Annals of Tourism Research*, 6(4), 390–407. [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(79\)90003-3](https://doi.org/10.1016/0160-7383(79)90003-3)
- Leiper, N. (1990). Tourist attraction systems. *Annals of Tourism Research*, 17(3), 367–384. [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(90\)90004-B](https://doi.org/10.1016/0160-7383(90)90004-B)
- Leszczynski, A. & Elwood, S. (2015). Feminist geographies of new spatial media. *The Canadian Geographer*, 59(1), 12–28. <https://doi.org/10.1111/cag.12093>

- Leung, X. Y., Wang, F., Wu, B., Bai, B., Stahura, K. A. & Xie, Z. (2012). A Social Network Analysis of Overseas Tourist Movement Patterns in Beijing: the Impact of the Olympic Games. *International Journal of Tourism Research*, 14(5), 469–484. <https://doi.org/10.1002/jtr.876>
- Lew, A. & McKercher, B. (2006). Modeling Tourist Movements. *Annals of Tourism Research*, 33(2), 403–423. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2005.12.002>
- Li, J., Xu, L., Tang, L., Wang, S. & Li, L. (2018). Big data in tourism research: A literature review. *Tourism Management*, 68, 301–323. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.03.009>
- Limtanakool, N., Dijst, M. & Schwanen, T. (2006). The influence of socioeconomic characteristics, land use and travel time considerations on mode choice for medium- and longer-distance trips. *Journal of Transport Geography*, 14(5), 327–341. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2005.06.004>
- Lohmann, M. & Beer, H. (2013). Fundamentals of tourism: what makes a person a potential tourist and a region a potential tourism destination? *The Poznań University of Economics Review*, 13(4), 83–97.
- Lohmann, M., Yarar, N., Sonntag, U. & Schmücker, D. (2020). *Reiseanalyse Trendstudie 2030: Urlaubsnachfrage im Quellmarkt Deutschland* (31. Aufl.). Reiseanalyse. FUR Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.
- London First & EY. (2019). *Tourist Information. Mapping the local value of international visitors*. https://www.londonfirst.co.uk/sites/default/files/documents/2019-05/TouristInformation_0.pdf* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J. & Rhind, D. W. (2008). *Geographical information systems and science*. Wiley.
- Löw, M. (2017). *Raumsoziologie* (9. Aufl.). *Suhrkamp-Taschenbuch Wissenschaft: Bd. 1506*. Suhrkamp.
- Lübecker Bucht. (2021). *Bild*: https://www.luebecker-bucht-ostsee.de/assets/images/3/20200903_090638-f6efd116.webp. Lübecker Bucht. https://www.luebecker-bucht-ostsee.de/assets/images/3/20200903_090638-f6efd116.webp* Zuletzt geprüft am [20.08.2021].
- Lue, C.-C., Crompton, J. L. & Fesenmaier, D. R. (1993). Conceptualization of multi-destination pleasure trips. *Annals of Tourism Research*, 20(2), 289–301. [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(93\)90056-9](https://doi.org/10.1016/0160-7383(93)90056-9)
- Matsuda, Y., Fedotov, D., Takahashi, Y., Arakawa, Y., Yasumoto, K. & Minker, W. (2018). Emo-Tour: Estimating Emotion and Satisfaction of Users Based on Behavioral Cues and Audio-visual Data. *Sensors*, 18(11). <https://doi.org/10.3390/s18113978>
- Mattisek, A. & Sakdapolrak, P. (2016). Gesellschaft und Umwelt. In T. Freytag, H. Gebhardt, U. Gerhard & D. Wastl-Walter (Hrsg.), *Humangeographie kompakt* (1. Aufl., S. 13–37). Springer Spektrum.
- May, C., Reif, J. & Thimm, T. (2018). Editorial oder warum eine sozialkonstruktivistische Perspektive die Tourismuswissenschaft bereichern kann. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 10(1), 1–6. <https://doi.org/10.1515/tw-2018-0001>
- Mayer, M. & Scharfenort, N. (2020). Warum wir Tourismusgeographie brauchen – ein Plädoyer: Ergebnisse einer Podiumsdiskussion auf dem Deutschen Kongress für Geographie 2019 in Kiel. *Rundbrief Geographie*, 285, 21–27.
- McCabe, S. (2005). 'Who is a tourist?': A critical review. *Tourist Studies*, 5(1), 85–106. <https://doi.org/10.1177/1468797605062716>

- McKercher, B., Hardy, A. & Aryal, J. (2019). Using tracking technology to improve marketing: insights from a historic town in Tasmania, Australia. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 36(7), 823–834. <https://doi.org/10.1080/10548408.2019.1580243>
- McKercher, B. & Lau, G. (2008). Movement Patterns of Tourists within a Destination. *Tourism Geographies*, 10(3), 355–374. <https://doi.org/10.1080/14616680802236352>
- McKercher, B. & Lau, G. (2009). Methodological Considerations when Mapping Tourist Movements in a Destination. *Tourism Analysis*, 14(4), 443–455. <https://doi.org/10.3727/108354209X12596287114138>
- McKercher, B., Shoval, N., Park, E. & Kahani, A. (2014). The [Limited] Impact of Weather on Tourist Behavior in an Urban Destination. *Journal of Travel Research*, 54(4), 442–455. <https://doi.org/10.1177/0047287514522880>
- McKercher, B. & Zoltan, J. (2014). Tourist Flows and Spatial Behavior. In A. Lew, C. M. Hall & A. M. Williams (Hrsg.), *The Wiley Blackwell Companion to Tourism* (S. 33–44). John Wiley & Sons, Ltd.
- Melde, K. (2021, 19. Januar). *Auf der Jagd nach dem perfekten Bild: Herausforderung Instagram: Vortrag im Rahmen der digitalen Fachkonferenz Nachhaltigen Tourismus in Deutschland gestalten. Nutzungsdruck in Zielgebieten und erfolgreiche Besucherlenkung. Ökologischer Tourismus in Europa (Ö.T.E.) e.V. - Ökologischer Tourismus in Europa (Ö.T.E.) e.V. -* https://www.oete.de/images/dokumente/projekt_foerderung/OETE_2021_01_Fachkonferenz_Melde.pdf
- Millar, G. C., Mitas, O., Boode, W., Hoeke, L., Kruijf, J. de, Petrasova, A. & Mitasova, H. (2021). Space-time analytics of human physiology for urban planning. *Computers, Environment and Urban Systems*, 85, 101554. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101554>
- Miller, H. J. & Goodchild, M. F. (2015). Data-driven geography. *GeoJournal*, 80(4), 449–461. <https://doi.org/10.1007/s10708-014-9602-6>
- Mings, R. C. & Mchugh, K. E. (1992). The Spatial Configuration of Travel to Yellowstone National Park. *Journal of Travel Research*, 30(4), 38–46. <https://doi.org/10.1177/004728759203000406>
- Möhring, M., Keller, B., Schmidt, R. & Dacko, S. (2021). Google Popular Times: towards a better understanding of tourist customer patronage behavior. *Tourism Review*, 76(3), 533–569. <https://doi.org/10.1108/TR-10-2018-0152>
- Mukhina, K. D., Rakitin, S. V. & Visheratin, A. A. (2017). Detection of tourists attraction points using Instagram profiles. *Procedia Computer Science*, 108, 2378–2382. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.131>
- Müller, D. K. (2019). Tourism geographies: a bibliometric review. In D. K. Müller (Hrsg.), *Elgar research agendas. A research agenda for tourism geographies* (S. 7–22). Edward Elgar Publishing.
- Mundt, J. W. (2013). *Tourismus*. Oldenbourg.
- Munkes, J. & Moser, S. (2020). Klasse statt Masse: Bewegungsdaten in der Marktforschung sinnvoll nutzen. *Planung und Analyse*(2), 2–4.
- Neuhetzki, T. (2021). *Netzausbau bei 1&1: Das ist der Plan für LTE & 5G - und Bestandskunden*. <https://www.inside-digital.de/ratgeber/netzausbau-bei-1und1-lte-5g-mobilfunk-zeitplan-bestandskunden>* Zuletzt geprüft am [06.09.2021].
- Newman, L. H. (2020). *Apple Pushes Back Against Ad Tracking in Safari and iOS 14: At WWDC, the company detailed a litany of privacy-friendly improvements to its software*.

- <https://www.wired.com/story/apple-ios-14-safari-privacy-ad-tracking/>* Zuletzt geprüft am [29.07.2021].
- Nilbe, K., Ahas, R. & Silm, S. (2014). Evaluating the Travel Distances of Events Visitors and Regular Visitors Using Mobile Positioning Data: The Case of Estonia. *Journal of Urban Technology*, 21(2), 91–107. <https://doi.org/10.1080/10630732.2014.888218>
- Nissenbaum, H. F. (2010). *Privacy in context: Technology, policy, and the integrity of social life*. Stanford Law Books.
- Nold, C. (Hrsg.). (2009). *Emotional cartography: Technologies of the self*.
- Nold, C. (2018). Bio Mapping: How can we use emotion to articulate cities? *Livingmaps Review*(4), 1–16.
- Norman, P., Pickering, C. M. & Castley, G. (2019). What can volunteered geographic information tell us about the different ways mountain bikers, runners and walkers use urban reserves? *Landscape and Urban Planning*, 185, 180–190. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2019.02.015>
- Önder, I., Koerbitz, W. & Hubmann-Haidvogel, A. (2016). Tracing Tourists by Their Digital Footprints. *Journal of Travel Research*, 55(5), 566–573. <https://doi.org/10.1177/0047287514563985>
- Oosterlinck, D., Benoit, D. F., Baecke, P. & van de Weghe, N. (2017). Bluetooth tracking of humans in an indoor environment: An application to shopping mall visits. *Applied Geography*, 78, 55–65. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.11.005>
- Oppermann, M. (1995). A Model of Travel Itineraries. *Journal of Travel Research*, 33(4), 57–61.
- Osborne, T. (2019). Biosensing: A Critical Reflection on Doing Memory Research Through the Body. In D. Drozdowski & C. Birdsall (Hrsg.), *Doing Memory Research* (S. 63–85). Springer Singapore.
- Osborne, T. & Jones, P. I. (2017). Biosensing and geography: A mixed methods approach. *Applied Geography*, 87, 160–169. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.08.006>
- Osterhage, F. & Wiegandt, C.-C. (2014). Wohnstandorte und Aktionsräume: Leben zwischen Quartier und Region. In R. Danielzyk, S. Lentz & C.-C. Wiegandt (Hrsg.), *Schriften des Arbeitskreises Stadtzukünfte der Deutschen Gesellschaft für Geographie: Bd. 12. Suchst du noch oder wohnst du schon? Wohnen in polyzentrischen Stadtregionen* (S. 91–120). LIT.
- Padrón-Ávila, H. & Hernández-Martín, R. (2020). Tourist Tracking Techniques as a Tool to Understand and Manage Tourism Flows. In H. Séraphin, T. Gladkikh & T. V. Thanh (Hrsg.), *Overtourism: Causes, implications and solutions* (89–105). SPRINGER NATURE.
- Padrón-Ávila, H. & Hernández-Martín, R. (2021). How can researchers track tourists? A bibliometric content analysis of tourist tracking techniques. *European Journal of Tourism Research*, 26, 2601, 1–30.
- Paül i Agustí, D. (2020). Mapping tourist hot spots in African cities based on Instagram images. *International Journal of Tourism Research*, 22(5), 617–626. <https://doi.org/10.1002/jtr.2360>
- Paül i Agustí, D., Rutllant, J. & Lasala Fortea, J. (2019). Differences in the perception of urban space via mental maps and Heart Rate Variation (HRV). *Applied Geography*, 112(102084). <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.102084>
- Pearce, D. (1995). *Tourism today: A geographical analysis*. Longman Scientific & Technical.
- Persiani, S. G. L., Kobas, B., Koth, S. C. & Auer, T. (2021). Biometric Data as Real-Time Measure of Physiological Reactions to Environmental Stimuli in the Built Environment. *Energies*, 14(1), 232. <https://doi.org/10.3390/en14010232>

- Pettersson, R. & Zillinger, M. (2011). Time and Space in Event Behaviour: Tracking Visitors by GPS. *Tourism Geographies*, 13(1), 1–20. <https://doi.org/10.1080/14616688.2010.529932>
- Pohl, T. (2009). *Entgrenzte Stadt: Räumliche Fragmentierung und zeitliche Flexibilisierung in der Spätmoderne*. Transcript.
- Pohl, T. (2010). Chronomaps als Repräsentations- und Kommunikationsmittel der raum-zeitlichen Strukturierung. In D. Läßle, U. Mückenberger & J. Oßenbrügge (Hrsg.), *Zeiten und Räume der Stadt: Theorie und Praxis* (S. 159–181). Verlag Barbara Budrich.
- Poom, A., Järv, O., Zook, M. & Toivonen, T. (2020). COVID-19 is spatial: Ensuring that mobile Big Data is used for social good. *Big Data & Society*, 7(2), 205395172095208. <https://doi.org/10.1177/2053951720952088>
- Pott, A. (2007). *Orte des Tourismus: Eine raum- und gesellschaftstheoretische Untersuchung*. Transcript. <https://doi.org/10.14361/9783839407639>
- Projektverbund AIR. (2021). *AIR AI-basierter Recommender für nachhaltigen Tourismus: Vorhabenbeschreibung zum Forschungsvorhaben in der Förderlinie 2 im Förderprogramm „KI-Leuchttürme“*. Unveröffentlichtes Antragsdokument.
- Raun, J., Ahas, R. & Tiru, M. (2016). Measuring tourism destinations using mobile tracking data. *Tourism Management*, 57, 202–212. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.06.006>
- Raun, J., Shoal, N. & Tiru, M. (2020). Gateways for intra-national tourism flows: measured using two types of tracking technologies. *International Journal of Tourism Cities*, 6(2), 261–278. <https://doi.org/10.1108/IJTC-08-2019-0123>
- Reckwitz, A. (2018). *Die Gesellschaft der Singularitäten: Zum Strukturwandel der Moderne*. Suhrkamp.
- Reif, J. (2019a). Die Nutzung von Mobilfunkdaten in der Tourismusforschung – Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. In S. Groß, J. E. Peters, R. Roth, J. Schmude & A. Zehrer (Hrsg.), *Schriften zu Tourismus und Freizeit: Bd. 23. Wandel im Tourismus: Internationalität, Demografie und Digitalisierung* (S. 31–50). Erich Schmidt Verlag.
- Reif, J. (2019b). Touristische Aktionsräume und die Wahrnehmung von Crowding. Das Beispiel Tagestourismus in Hamburg. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 11(2), 257–287. <https://doi.org/10.1515/tw-2019-0015>
- Reif, J., Harms, T. & Eisenstein, B. (2019). Tourist-Sein oder nicht Tourist-Sein? *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 11(3), 381–402. <https://doi.org/10.1515/tw-2019-0022>
- Reif, J., May, C. & Hallerbach, B. (2017). Qualitative Leitfadeninterviews als Ergänzung oder Alternative zu quantitativen Vor-Ort-Gästabefragungen – Ergebnisse des „Smart Focus“ aus der Cittaslow-Stadt Deidesheim. In B. Eisenstein (Hrsg.), *Marktforschung für Destinationen: Grundlagen - Instrumente - Praxisbeispiele* (S. 403–416). Erich Schmidt Verlag.
- Reif, J. & Schmücker, D. (2021a). *Analyse von passiven GPS-Location-Events für ausgewählte Tourismusdestinationen in Schleswig-Holstein (GEOSH): Bislang unveröffentlichte Projektergebnisse*. Deutsches Institut für Tourismusforschung (DITF), Heide.
- Reif, J. & Schmücker, D. (2021b). Big Data im Tourismus: Neue Datenquellen, neue Perspektiven, neue Probleme. In B. Eisenstein, J. Kampen, R. Weis, J. Reif & C. Eilzer (Hrsg.), *Tourismatlas Deutschland* (S. 146–147). UVK.
- Robb, D. (2017). *Building the Global Heatmap*. <https://medium.com/strava-engineering/the-global-heatmap-now-6x-hotter-23fc01d301de>* Zuletzt geprüft am [06.08.2021].
- Robert Koch Institute & Humboldt University of Berlin. (2021). *Covid-19 Mobility Project*. Robert Koch Institute & Humboldt University of Berlin* Zuletzt geprüft am [26.02.2021].

- Romero Palop, J. d. D., Murillo Arias, J., Bodas-Sagi, D. J. & Valero Lapaz, H. (2019). Determining the usual environment of cardholders as a key factor to measure the evolution of domestic tourism. *Information Technology & Tourism*, 21(1), 23–43. <https://doi.org/10.1007/s40558-018-0130-y>
- Roseman, C. C. (1971). Migration as a spatial and temporal process. *Annals of the Association of American Geographers*, 61(3), 589–598. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.1971.tb00809.x>
- Salas-Olmedo, M. H., Moya-Gómez, B., García-Palomares, J. C. & Gutiérrez, J. (2018). Tourists' digital footprint in cities: Comparing Big Data sources. *Tourism Management*, 66, 13–25. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.11.001>
- Saluveer, E., Raun, J., Tiru, M., Altin, L., Kroon, J., Snitsarenko, T., Aasa, A. & Silm, S. (2020). Methodological framework for producing national tourism statistics from mobile positioning data. *Annals of Tourism Research*, 81, 102895. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.102895>
- Saretzki, A. (2018). Städtische Raumproduktion durch touristische Praktiken. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 10(1), 7–27. <https://doi.org/10.1515/tw-2018-0002>
- Schamel, J. (2017). *Raumzeitliches Verhalten bei der Ausübung landschaftsbezogener Erholungsaktivitäten* [Dissertation]. Universität Würzburg, Würzburg.
- Scheiner, J. (1998). Aktionsraumforschung auf phänomenologischer und handlungstheoretischer Grundlage. *Geographische Zeitschrift*, 86(1), 50–66.
- Scheiner, J. (1999). *Die Mauer in den Köpfen - und in den Füßen? Wahrnehmungs- und Aktionsraummuster im vereinten Berlin*. *Berlin-Forschung: Bd. 19*.
- Scheiner, J. (2000). *Eine Stadt, zwei Alltagswelten? Ein Beitrag zur Aktionsraumforschung und Wahrnehmungsgeographie im vereinten Berlin*. *Abhandlungen - Anthropogeographie: Bd. 62*. Reimer.
- Schlosser, F. & Zeile, P. (2018). Angsträume und Stressempfinden im urbanen Kontext. In M. Schrenk, V. V. Popovich, P. Zeile, P. Elisei, C. Beyer & G. Navratil (Hrsg.), *Expanding Cities – Diminishing Space: Proceedings of the 23rd International Conference on Urban Planning, Regional Development and Information Society* (S. 75–85). CORP - Competence Center of Urban and Regional Planning.
- Schmidhuber, M. & Stöger, K. (2021). Personenbezogene Gesundheitsdaten in einer Pandemie – ethische und rechtliche Aspekte. *Wiener medizinische Wochenschrift*, 171(1-2), 9–15. <https://doi.org/10.1007/s10354-020-00785-8>
- Schmidt, J. (2020). *Besucherstromlenkung in Echtzeit*. https://www.neusta-ds.de/blog/destination-one/besucherstromlenkung-in-echtzeit/* Zuletzt geprüft am [18.07.2021].
- Schmücker, D. (2021). Smart Destination in den Großschutzgebieten NRW: Gutachten. <https://www.touristiker-nrw.de/wp-content/uploads/2021/06/20210628-Gutachten-Smart-Destination-final.pdf>* Zuletzt geprüft am [01.08.2021].
- Schmücker, D., Horster, E. & Kreilkamp, E. (2020). *Digitalisierung - Chance oder Risiko für nachhaltigen Tourismus? Eine Studie im Auftrag des Umweltbundesamtes (UBA) zu den Auswirkungen von Digitalisierung und Big-Data-Analyse auf eine nachhaltige Entwicklung des Tourismus und dessen Umweltwirkung*. *Schriftenreihe des Instituts für Management und Tourismus (IMT): Bd. 16*. Peter Lang.
- Schmücker, D., Horster, E. & Reif, J. (2021). Open Data im Tourismus: Offene Daten für alle? Eine Standortbestimmung. In B. Eisenstein, J. Kampen, R. Weis, J. Reif & C. Eilzer (Hrsg.), *Tourismusatlas Deutschland* (S. 148–149). UVK.

- Schmücker, D. & Reif, J. (2021a). The Big Data Illusion. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 13(2), 157-166. <https://doi.org/10.1515/tw-2021-0013>
- Schmücker, D. & Reif, J. (2021b). Zeitgemäße Besucherlenkung im Tourismus: Systematik und Anforderungen. *Neusta Tourism Report*, 20.
- Schmücker, D. & Reif, J. (2021c). *Die zweifache digitale Transformation: Ausgewählte Datenquellen für ein digitales Besuchermanagement: Abstract für eine Vortragspräsentation zur DGT-Jahrestagung 2021 mit dem Thema „Tourismus und Transformation – Perspektiven einer Erlebnisökonomie im Blickwinkel von Krisen und Resilienz“*. Europapark Rust.
- Schwesig, R. (1985). Die räumliche Struktur von Ausserhausaktivitäten von Bewohnern der Region Hamburg - eine Anwendung der aktionsräumlichen Dispersionsanalyse. *Geographische Zeitschrift*, 73(4), 206-221.
- Scuderi, R. & Dalle Nogare, C. (2018). Mapping tourist consumption behaviour from destination card data: What do sequences of activities reveal? *International Journal of Tourism Research*, 20(5), 554-565. <https://doi.org/10.1002/jtr.2205>
- Scuttari, A. (2021). Tourism experiences in motion. Mobile, visual and psychophysiological methods to capture tourists “on the move”. *Tourism Management Perspectives*, 38, 100825. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2021.100825>
- See, L., Mooney, P., Foody, G., Bastin, L., Comber, A., Estima, J., Fritz, S., Kerle, N., Jiang, B., Laakso, M., Liu, H.-Y., Milčinski, G., Nikšič, M., Painho, M., Pódör, A., Olteanu-Raimond, A.-M. & Rutzinger, M. (2016). Crowdsourcing, Citizen Science or Volunteered Geographic Information? The Current State of Crowdsourced Geographic Information. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5(5), 55. <https://doi.org/10.3390/ijgi5050055>
- Seeler, S., Lück, M. & Schänzel, H. (2021). Paradoxes and actualities of off-the-beaten-track tourists. *Journal of Hospitality and Tourism Management*. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2021.06.004>
- Shoval, N. (2002). Spatial Activity of Tourists in Cities: What Are the Underlying Factors? In K. W. Wöber (Hrsg.), *Springer economics. City tourism 2002: Proceedings of European Cities Tourism's international conference in Vienna, Austria, 2002* (S. 18-33). New York; Springer.
- Shoval, N. (2011). Time Geography and Tourism. In J. Wilson (Hrsg.), *The Routledge Handbook of Tourism Geographies* (S. 174-180). Routledge.
- Shoval, N. (2018). Sensing tourists: geoinformatics and the future of tourism geography research. *Tourism Geographies*, 20(5), 910-912. <https://doi.org/10.1080/14616688.2018.1437768>
- Shoval, N. & Ahas, R. (2016). The use of tracking technologies in tourism research: The first decade. *Tourism Geographies*, 18(5), 587-606. <https://doi.org/10.1080/14616688.2016.1214977>
- Shoval, N. & Ahas, R. (2018). The Potential of Tracking Technologies, Smartphones and Sensors For Tourism Management and Planning of Destinations. In C. Cooper, S. Volo, W. C. Gartner & N. Scott (Hrsg.), *The Sage handbook of tourism management. Applications of theories and concepts to tourism* (S. 433-442). SAGE.
- Shoval, N. & Birenboim, A. (2019). Customization and augmentation of experiences through mobile technologies: A paradigm shift in the analysis of destination competitiveness. *Tourism Economics*, 25(5), 661-669. <https://doi.org/10.1177/1354816618806428>
- Shoval, N. & Isaacson, M. (2010). *Tourist Mobility and Advanced Tracking Technologies*. Routledge.

- Shoval, N., Kahani, A., Cantis, S. de & Ferrante, M. (2020). Impact of incentives on tourist activity in space-time. *Annals of Tourism Research*, 80, 102846. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.102846>
- Shoval, N., McKercher, B., Ng, E. & Birenboim, A. (2011). Hotel location and tourist activity in cities. *Annals of Tourism Research*, 38(4), 1594–1612. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2011.02.007>
- Shoval, N., Schvimer, Y. & Tamir, M. (2017). Real-Time Measurement of Tourists' Objective and Subjective Emotions in Time and Space. *Journal of Travel Research*, 57(1), 3–16. <https://doi.org/10.1177/0047287517691155>
- Shoval, N., Schvimer, Y. & Tamir, M. (2018). Tracking technologies and urban analysis: Adding the emotional dimension. *Cities*, 72, 34–42. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2017.08.005>
- Sigala, M., Rahimi, R. & Thelwall, M. (Hrsg.). (2019). *Big Data and Innovation in Tourism, Travel, and Hospitality*. Springer.
- Silm, S., Ahas, R. & Mooses, V. (2018). Are younger age groups less segregated? Measuring ethnic segregation in activity spaces using mobile phone data. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 44(11), 1797–1817. <https://doi.org/10.1080/1369183X.2017.1400425>
- Singleton, A. & Arribas-Bel, D. (2021). Geographic Data Science. *Geographical Analysis*, 53(1), 61–75. <https://doi.org/10.1111/gean.12194>
- Sloan, L., Morgan, J., Housley, W., Williams, M., Edwards, A., Burnap, P. & Rana, O. (2013). Knowing the Tweeters: Deriving Sociologically Relevant Demographics from Twitter. *Sociological Research online*, 18(3), 74–84.
- Sommer, C. (2018). Stadttourismus neu denken: Worauf es bei der Arbeit an einem stadtvträglichen Tourismus ankommt. *Forum Wohnen und Stadtentwicklung*(2), 75–77.
- Sommer, G. (2018). *Herausforderungen und Chancen einer offenen digitalen Dateninfrastruktur im Tourismus: Ergebnisse des ersten Think Tanks zu Open Data im Tourismus und aktuelle Entwicklungen*. <https://bayerncloud.digital/tourismus/wp-content/uploads/sites/2/2019/04/190108-White-Paper-Open-Data-im-Tourismus-DE-Final.pdf>
- Sonntag, U. (2020). *Erste ausgewählte Ergebnisse der 50. Reiseanalyse zur ITB 2020*. Kiel. Forschungsgemeinschaft Urlaub und Reisen e.V.
- Steenbruggen, J., Tranos, E. & Nijkamp, P. (2015). Data from mobile phone operators: A tool for smarter cities? *Telecommunications Policy*, 39(3-4), 335–346. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2014.04.001>
- Stefanidis, A., Crooks, A. & Radzikowski, J. (2013). Harvesting ambient geospatial information from social media feeds. *GeoJournal*, 78(2), 319–338. <https://doi.org/10.1007/s10708-011-9438-2>
- Steinbach, J. (1980). *Theoretische und methodische Grundlagen für ein Modell des sozialbestimmten räumlichen Verhaltens. Wiener Beiträge zur Regionalwissenschaft: Bd. 3*.
- Steinbach, J. (1989). *Das räumlich-zeitliche System des Fremdenverkehrs in Österreich. Arbeiten aus dem Fachgebiet Geographie der Katholischen Universität Eichstätt: Bd. 4*. Geobuch.
- Steinbach, J. (2003). *Tourismus: Einführung in das räumlich-zeitliche System. Lehr- und Handbücher zu Tourismus, Verkehr und Freizeit*. Oldenbourg.
- Steinecke, A. & Herntrei, M. (2017). *Destinationsmanagement* (Nr. 3972). UVK.
- Strava. (2021). *Die globale Heatmap*. <https://www.strava.com/heatmap>* Zuletzt geprüft am [06.08.2021].

- Strüver, A. (2021). Verkörperung. In T. Bork-Hüffer, H. Füller & T. Straube (Hrsg.), *Handbuch Digitale Geographien: Welt - Wissen - Werkzeuge* (S. 27–37). UTB; Verlag Ferdinand Schöningh.
- Sun, Y. & Bakillah, M. (2013). Analysis of tourist activity based on the tracking data collected by flickr. *gis.Science*(3), 87–92.
- Tenkanen, H., Di Minin, E., Heikinheimo, V., Hausmann, A., Herbst, M., Kajala, L. & Toivonen, T. (2017). Instagram, Flickr, or Twitter: Assessing the usability of social media data for visitor monitoring in protected areas. *Scientific reports*, 7(1), 17615. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-18007-4>
- Thibaud, J.-P. (2001). La méthode des parcours commentés. In M. Grosjean (Hrsg.), *Collection Eupalinos Série Architecture et urbanisme. L' espace urbain en méthodes* (S. 79–99). Éd. Parenthèses.
- Thimm, T. & Seepold, R. (2016). Past, present and future of tourist tracking. *Journal of Tourism Futures*, 2(1), 43–55. <https://doi.org/10.1108/JTF-10-2015-0045>
- Tourismus-Zentrale St. Peter-Ording. (2021). *Besucheraufkommen in St. Peter-Ording Bad*. Tourismus-Zentrale St. Peter-Ording. [https://willkommen.st-peter-ording.de/de/st-peter-ording/wlan/search/All/peoplecount:\[1%20TO%203\]/view:map,half/Lat:54.3105019/Lng:8.6029216/*](https://willkommen.st-peter-ording.de/de/st-peter-ording/wlan/search/All/peoplecount:[1%20TO%203]/view:map,half/Lat:54.3105019/Lng:8.6029216/*) Zuletzt geprüft am [01.06.2021].
- Townsend, L. & Wallace, C. (2016). *Social Media Research: A Guide to Ethics*. Aberdeen. University of Aberdeen. <https://www.bolton.ac.uk/assets/Uploads/Social-media-ethics-study-Aberdeen-2018.pdf>
- United Nations Department of Economic and Social Affairs & Statistics Division (UNSD) und United Nations World Tourism Organization. (2010). *International Recommendations for Tourism Statistics 2008*. New York.
- Urry, J. (2011). Time and space in Giddens' social theory. In C. G. A. Bryant (Hrsg.), *Routledge revivals. Giddens' theory of structuration: A critical appreciation* (S. 160–175). Routledge.
- Versichele, M., Neutens, T., Delafontaine, M. & van de Weghe, N. (2012). The use of Bluetooth for analysing spatiotemporal dynamics of human movement at mass events: A case study of the Ghent Festivities. *Applied Geography*, 32(2), 208–220. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2011.05.011>
- Versichele, M., Neutens, T., Goudeseune, S., van Bossche, F. & van de Weghe, N. (2012). Mobile mapping of sporting event spectators using bluetooth sensors: Tour of flanders 2011. *Sensors*, 12(10), 14196–14213. <https://doi.org/10.3390/s121014196>
- Volgger, M. & Pfister, D. (Hrsg.). (2020). *Advances in culture, tourism and hospitality research. Atmospheric turn in culture and tourism: Place, design and process impacts on customer behaviour, marketing and branding*. Emerald Publishing.
- Vosen, S. & Schmidt, T. (2011). Forecasting private consumption: survey-based indicators vs. Google trends. *Journal of Forecasting*, 30(6), 565–578. <https://doi.org/10.1002/for.1213>
- Vu, H. Q., Li, G., Law, R. & Ye, B. H. (2015). Exploring the travel behaviors of inbound tourists to Hong Kong using geotagged photos. *Tourism Management*, 46, 222–232. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.07.003>
- Weaver, A. (2021). Tourism, big data, and a crisis of analysis. *Annals of Tourism Research*, 88, 103158. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103158>
- Weber, H.-J. L. & Bauder, M. (2013). Neue Methoden der Mobilitätsanalyse: Die Verbindung von GPS-Tracking mit quantitativen und qualitativen Methoden im Kontext des Tourismus.

- Raumforschung und Raumordnung*, 71(2), 99–113. <https://doi.org/10.1007/s13147-013-0218-y>
- Weber, N. & Hitscherich, K. (2017). Nutzung von Schwarmdaten aus dem Mobilfunknetz für Fragestellungen des öffentlichen Nahverkehrs. In Institut für Verkehrswesen der Universität Kassel (Hrsg.), *Schriftenreihe Verkehr: Bd. 28. Nahverkehrs - Tage 2017. Digital und Disruptiv – Neue Daten und Methoden für einen kundengerechten ÖPNV* (S. 179–191). Kassel University Press.
- Werlen, B. (1997a). *Gesellschaft, Handlung und Raum: Grundlagen handlungstheoretischer Sozialgeographie* (3., überarb. Aufl.). Steiner.
- Werlen, B. (1997b). *Sozialgeographie alltäglicher Regionalisierungen.: Band 2: Globalisierung, Region und Regionalisierung. Erdkundliches Wissen: Bd. 119*. Franz Steiner Verlag.
- Werlen, B. (1998). Landschaft, Raum und Gesellschaft. Entstehungs- und Entwicklungsgeschichte wissenschaftlicher Sozialgeographie. In P. Sedlacek & B. Werlen (Hrsg.), *Texte zur handlungstheoretischen Geographie* (S. 7–34).
- Werlen, B. (1999). *Zur Ontologie von Gesellschaft und Raum: Sozialgeographie alltäglicher Regionalisierungen Band 1* (2. Aufl.). *Erdkundliches Wissen:.* Steiner.
- Werlen, B. (2008). *Sozialgeographie: Eine Einführung. UTB Geographie, Sozialwissenschaften: Bd. 1911*. UTB.
- Winsky, N. & Zimmermann, G. (2020). Insta-Research zum #westweg im Schwarzwald – wie digital repräsentierte Wandererfahrungen auf Instagram mittels quantitativer und qualitativer Methoden untersucht werden können. *Zeitschrift für Tourismuswissenschaft*, 12(3), 317–342. <https://doi.org/10.1515/tw-2020-0022>
- Wöhler, K. (1997). *Marktorientiertes Tourismusmanagement: Leitbild, Nachfrage- und Konkurrenzanalyse*. Springer.
- Wöhler, K., Pott, A. & Denzer, V. (2015). Formen und Konstruktionsweisen von Tourismusräumen. In A. Pott, K. Wöhler & V. Denzer (Hrsg.), *Kultur- und Medientheorie. Tourismusräume: Zur soziokulturellen Konstruktion eines globalen Phänomens* (S. 11–19). Transcript.
- Wörmer, S. (2016). *Berufliche Mobilität im Alltag: Praktiken und Formen alltäglicher Lebensführung. Schriften des Arbeitskreises Stadtzukünfte der Deutschen Gesellschaft für Geographie: Band 17*. LIT.
- Xiao-Ting, H. & Bi-Hu, W. (2012). Intra-attraction Tourist Spatial-Temporal Behaviour Patterns. *Tourism Geographies*, 14(4), 625–645. <https://doi.org/10.1080/14616688.2012.647322>
- Yallop, A. & Seraphin, H. (2020). Big data and analytics in tourism and hospitality: opportunities and risks. *Journal of Tourism Futures*, 6(3), 257–262. <https://doi.org/10.1108/JTF-10-2019-0108>
- Yamamoto, M., Sato, M. & Kamitani, T. (2021). Examining Spatial Movement Patterns of Travelers: Cases in Tourist Destinations. In F. P. García Márquez & B. Lev (Hrsg.), *Internet of Things: Cases and Studies* (S. 251–273). Springer.
- Yun, H. J. & Park, M. H. (2015). Time–Space Movement of Festival Visitors in Rural Areas Using a Smart Phone Application. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 20(11), 1246–1265. <https://doi.org/10.1080/10941665.2014.976581>
- Yung, R., Khoo-Lattimore, C. & Potter, L. E. (2021). VR the world: Experimenting with emotion and presence for tourism marketing. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 46, 160–171. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2020.11.009>

- Zaragozí, B., Trilles, S. & Gutiérrez, A. (2021). Passive Mobile Data for Studying Seasonal Tourism Mobilities: An Application in a Mediterranean Coastal Destination. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(2), 98. <https://doi.org/10.3390/ijgi10020098>
- Zeile, P., Höffken, S. & Papastefanou, G. (2009). Mapping people? – The measurement of physiological data in city areas and the potential benefit for urban planning. In M. Schrenk, V. V. Popovič, D. Engelke & P. Elisei (Hrsg.), *REAL CORP 2009: cities 3.0 - smart, sustainable, integrative* (S. 341–352). CORP Competence Center of Urban and Regional Planning.
- Zeile, P., Resch, B., Loidl, M., Petutschnig, A. & Dörrzapf, L. (2016). Urban Emotions and Cycling Experience – enriching traffic planning for cyclists with human sensor data. *GI Forum*, 4(1), 204–216. https://doi.org/10.1553/giscience2016_01_s204
- Zhang, J. (2018). Big data and tourism geographies – an emerging paradigm for future study? *Tourism Geographies*, 20(5), 899–904. <https://doi.org/10.1080/14616688.2018.1519719>
- Zillinger, M. (2007). Tourist Routes: A Time-Geographical Approach on German Car-Tourists in Sweden. *Tourism Geographies*, 9(1), 64–83. <https://doi.org/10.1080/14616680601092915>
- Zoltan, J. & McKercher, B. (2015). Analysing intra-destination movements and activity participation of tourists through destination card consumption. *Tourism Geographies*, 17(1), 19–35. <https://doi.org/10.1080/14616688.2014.927523>