

Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt - Agenten-basierte Modellierung am Beispiel der Stadt Stuttgart

**Dissertation zur Erlangung des Doktorgrades der
Wirtschaftswissenschaften (Dr. oec.)**

Fakultät Wirtschafts- und Sozialwissenschaften

Universität Hohenheim

Institut für Volkswirtschaftslehre

Lehrstuhl für Innovationsökonomik (520i)

vorgelegt von
Florian Stratz

aus Freiburg im Breisgau

2025

Datum der mündlichen Prüfung: 03.11.2025

Erstgutachter: Prof. Dr. Andreas Pyka

Zweitgutachter: Prof. Dr. Stephan Seiter

Vorsitzender der Prüfungskommission: Prof. Dr. Siegmund Otto

Dekan: Prof. Dr. Jörg Schiller

Kurzzusammenfassung

Urbane Mobilitätssysteme stehen weltweit unter Veränderungsdruck. Insbesondere der Trend der stetig zunehmenden Urbanisierung, die daraus folgenden Überlastungen der Verkehrssysteme sowie die verkehrsbedingte Klima- und Umweltbelastung in Städten führen dazu, dass die sich über das 20. Jahrhundert hinweg etablierte automobilen Mobilität im urbanen Raum an ihre Grenzen stößt. Hinzu kommen technologische Entwicklungen im Zuge der Digitalisierung, wodurch neue technologische Möglichkeiten auf der Angebotsseite von Mobilitätsmärkten entstehen, wie beispielsweise Shared-Mobility-Angebote, die das vorherrschende Paradigma des privaten Autobesitzes in Frage stellen. Durch die Technologieinnovation des vollautomatisierten Fahrens kommt nun ein potenzieller Technologiesprung hinzu, dem eine transformative Rolle auf dem Mobilitätsmarkt zugeschrieben wird, da selbstfahrende Mobilitätsdienste durch das Ersetzen des menschlichen Fahrers wesentlich günstiger und zu jeder Tageszeit angeboten werden könnten. Die vorliegende Dissertation beschäftigt sich damit, inwiefern diese potenziell transformative Rolle selbstfahrender Mobilitätsdienste für den urbanen Mobilitätsmarkt einerseits generell untersucht und andererseits konkret bewertet werden kann. Es ist das zentrale Ziel dieser Arbeit, einen Beitrag zur wissenschaftlichen Diskussion darüber zu leisten, inwiefern eine mögliche Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste modelliert werden kann und wie resultierende Auswirkungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt eingeschätzt werden können.

Zur Herleitung der Untersuchungsmethodik der agenten-basierten Modellierung wird die Innovationsökonomik und die Theorie der Neo-Schumpeterianischen Innovationsforschung zu Grunde gelegt, da sich hierin Ansätze finden lassen, potenzielle Ausbreitungsdynamiken und Marktauswirkungen von Technologieinnovationen zu analysieren. Darauf aufbauend werden die konventionellen Methoden der Verkehrswissenschaften auf ihre Anwendbarkeit zur Untersuchung der Ausbreitung und Auswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten hin untersucht. Mit Hilfe von umfassenden Verkehrsmodellen, die auf empirischen Mobilitätsnachfragemodellierungen basieren, kann beispielsweise ein bestehendes Mobilitätsverhalten einer bestimmten Bevölkerung präzise abgebildet und für kurze Zeiträume prognostiziert werden. Möchte man jedoch, wie im Rahmen dieser Arbeit, eine Betrachtung des Mobilitätsmarkts über größere, zukünftige Zeiträume durchführen und potenzielle Veränderungen durch das Aufkommen von selbstfahrenden Fahrdiensten ableiten, so stoßen

die konventionellen Methoden der Verkehrsnachfragemodellierung an ihre Grenzen. Dies liegt insbesondere daran, dass es keine Datengrundlage zu menschlichem Entscheidungsverhalten bezüglich Transportmittelwahlentscheidungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten geben kann, so lange auf dem tatsächlichen Markt diese Technologie selbst noch nicht verfügbar ist. Die Innovation des automatisierten Fahrens beschreibt zudem eine derartige Veränderung der Angebotsseite auf dem Mobilitätsmarkt, so dass bestehende Verhaltensmuster auf der Nachfrageseite potenziell grundlegend verändert werden. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit der Ansatz der konventionellen Mobilitätsnachfragemodellierung zwar als Grundlage zur regionsspezifischen Modellerweiterung für den Mobilitätsmarkt der Region Stuttgart verwendet, jedoch wird darüber hinaus ein agenten-basiertes Modell entwickelt, welches auf einer abstrakteren Ebene mögliche Auswirkungen der Innovation auf den urbanen Mobilitätsmarkt abbildet.

In Verbindung mit der Neo-Schumpeterianischen Denkschule wird im Rahmen der sozial- und wirtschaftswissenschaftlichen Innovationsforschung zur Modellierung von komplexen, sozialen Systemen in den letzten Jahrzehnten vermehrt auf die Methodik der agenten-basierten Modellierung gesetzt. Für die Auswahl der Methodik der agenten-basierten Modellierung im Rahmen dieser Arbeit spricht zudem die Charakteristik des Untersuchungsgegenstandes des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System, dessen Dynamiken von heterogenen, individuellen, sich beeinflussenden Einzelentscheidungen von Verkehrsteilnehmern ergeben.

Der Modellentwicklungsprozess im Rahmen der Arbeit ist in zwei Teile gegliedert. Zuerst wird ein generisches, agenten-basiertes Diffusionsmodell für automatisierte Mobilitätsdienste auf einem abstrakten Mobilitätsmarkt entwickelt, welches systematische Zusammenhänge vereinfacht abbildet. In einem zweiten Schritt wird dieses generische Modell deskriptiv erweitert, indem das bestehende, empirisch kalibrierte Mobilitätsnachfragemodell für die Stadt Stuttgart *mobiTopp* angebunden wird. Diese Modellerweiterung spiegelt einen zentralen Kern der Arbeit wider, indem die innovationökonomische Perspektive des generischen agenten-basierten Modells mit der verkehrswissenschaftlichen Perspektive für einen konkreten urbanen Mobilitätsmarkt verknüpft wird.

Durch die Anwendung des entwickelten Modells werden potenzielle Zielkonflikte und Rückkopplungseffekte aufgezeigt, die bei einem Markthochlauf selbstfahrender Mobilitätsdienste in der Stadt Stuttgart entstehen. Zudem werden über verschiedene Simulationsexperimente regulatorische Handlungsfelder analysiert, die die Auswirkungen der Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste beeinflussen.

Summary

Urban mobility systems are under pressure to change worldwide. In particular, the trend of steadily increasing urbanization, the resulting congestion of transport systems and the traffic-related climate and environmental pollution in cities mean that the automotive mobility established over the 20th century is reaching its capacity limits in urban areas. In addition, technological developments regarding digitalization are creating new technological opportunities on the supply side of mobility markets, such as shared mobility services, which are challenging the prevailing paradigm of private car ownership. The technological innovation of fully automated driving vehicles is now adding a potential technological leap that is expected to play a transformative role in the mobility market, as self-driving mobility services could be offered much more cheaply and at any time of day by replacing the human driver. This dissertation deals with the extent to which this potentially transformative role of self-driving mobility services for the urban mobility market can be examined in general and evaluated in concrete terms. The aim of this thesis is to contribute to the scientific discussion on the extent to which a possible market expansion of autonomously driving mobility services can be modeled and how the resulting effects on the urban mobility market can be assessed.

Innovation economics and the theory of Neo-Schumpeterian innovation research are used to derive the research methodology of agent-based modeling, as these provide approaches for analyzing the potential diffusion dynamics and market effects of technological innovations. Building on this, the conventional methods of transportation science are examined regarding their applicability for investigating the diffusion and effects of self-driving mobility services. With the help of comprehensive transport models based on empirical mobility demand modeling, for example, the existing mobility behavior of a specific population can be precisely predicted for short periods of time. However, if, as in the context of this work, one wishes to examine the mobility market over longer periods and derive potential market changes due to the emergence of self-driving services, conventional methods of transport demand modeling reach their limits. This is particularly due to the fact that there can be no data basis on human decision-making behavior with regard to transport mode choice decisions of self-driving mobility services as long as this technology itself is not yet available on the actual market. The innovation of automated driving also describes such a decisive change on the supply side of the mobility market that existing behavioral patterns on the demand side are potentially fundamentally changed. Nevertheless, the approach of conventional mobility demand

modeling is used as a basis for the region-specific model description for the mobility market of the Stuttgart region in this thesis. In addition, an agent-based model is developed as a key approach of this thesis, which depicts possible effects of the innovation on the urban mobility market on a more abstract level.

In connection with Neo-Schumpeterian economics, the methodology of agent-based modeling has been increasingly used in social and economic innovation research to model complex social systems in recent decades. The selection of the agent-based modeling methodology in the context of this work is also based on the characteristics of the urban mobility market under investigation as a complex system whose dynamics result from heterogeneous, individual, influencing individual decisions of road users.

The model development process within the framework of the thesis is divided into two parts. First, a generic, agent-based diffusion model for automated mobility services on an abstract mobility market is developed, which depicts systematic relationships in a simplified way. In a second step, this generic model is descriptively extended by connecting the existing, empirically calibrated mobility demand model for the city of Stuttgart called *mobiTopp*. This model extension reflects a central core of the work by linking the innovation economics perspective of the generic agent-based model with the transportation science perspective for a specific urban mobility market.

By applying the developed model, potential trade-offs and feedback effects that arise during a market ramp-up of self-driving mobility services in the city of Stuttgart are identified. In addition, various simulation experiments are used to analyze regulatory fields of action that influence the effects of the market expansion of automated mobility services.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	viii
Tabellenverzeichnis	ix
Abkürzungsverzeichnis	x
1. Einleitung	11
1.1. <i>Transformation des Automobils</i>	<i>11</i>
1.2. <i>Zielsetzung und Vorgehen der Arbeit</i>	<i>15</i>
1.3. <i>Gang der Forschung</i>	<i>17</i>
2. Paradigmenwechsel auf dem urbanen Mobilitätsmarkt	20
2.1. <i>Wandel der Rahmenbedingungen urbaner Mobilität</i>	<i>21</i>
2.2. <i>Automatisiertes Fahren und das Paradigma des privaten Autobesitzes</i>	<i>30</i>
2.3. <i>Urbaner Mobilitätsmarkt als komplexes System</i>	<i>35</i>
3. Innovationsökonomik und Verkehrswissenschaften als theoretischer Hintergrund	43
3.1. <i>Innovationsökonomischer Hintergrund</i>	<i>43</i>
3.2. <i>Klassische Mobilitätsnachfragemodellierung</i>	<i>48</i>
3.2.1. <i>Bestehende Ansätze der Mobilitätsnachfragemodellierung</i>	<i>49</i>
3.2.2. <i>Status Quo der Modellierung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste</i>	<i>55</i>
3.3. <i>Agenten-basierte Modellierung ökonomischer Fragestellungen</i>	<i>62</i>
4. ABM zur Simulation der Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste	69
4.1. <i>Modellkonzeption und Vorgehensweise</i>	<i>69</i>
4.2. <i>Agenten-basiertes Modell eines urbanen Mobilitätsmarktes</i>	<i>75</i>
4.2.1. <i>Programmablauf und Modellierung der Transportmittelwahl</i>	<i>76</i>
4.2.2. <i>Modellierung der Innovationsausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste</i>	<i>81</i>
4.2.3. <i>Modellverhalten und erste Simulationsexperimente</i>	<i>88</i>
4.3. <i>Modellerweiterung: Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart</i>	<i>94</i>
4.3.1. <i>mobiTopp – ein Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart</i>	<i>95</i>
4.3.2. <i>Zusammenführung des mobiTopp Stuttgart Modells mit dem ABM-Ansatz</i>	<i>102</i>
4.3.3. <i>Modellverhalten und Validierung</i>	<i>113</i>
4.4. <i>Diskussion der Modellentwicklung</i>	<i>119</i>

5. Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste in der Stadt Stuttgart.....	125
5.1. <i>Generelle Dynamiken der Marktausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste.....</i>	<i>126</i>
5.2. <i>Szenarien der Marktausbreitung.....</i>	<i>130</i>
5.2.1. Szenario des freien Marktes.....	131
5.2.2. Szenario der Regulierung des aMaaS-Markteintritts durch die Stadt.....	140
5.3. <i>Diskussion der Ergebnisse.....</i>	<i>147</i>
6. Diskussion und Ausblick.....	153
Literaturverzeichnis.....	160
Anhang I. – Bestehende Verkehrsnachfragemodelle.....	168
Anhang II. - Destination Choice Modell von mobiTopp.....	168
Anhang III. – Statistischer Versuchsplan zur Analyse von Input-Output Beziehungen in mobiTopp.....	169

Abbildungsverzeichnis

<i>Abbildung 1 - Anzahl an E-Scooter in ausgewählten Städten Europas nach Anbietern im Jahr 2019</i>	23
<i>Abbildung 2 - Entwicklung ländlicher und urbaner Bevölkerung weltweit</i>	24
<i>Abbildung 3 - Entwicklung spezifischer Emissionen im Pkw-Bereich in Deutschland zwischen 1995 und 2019</i>	26
<i>Abbildung 4 - Weltweiter Kfz-Bestand bis 2015 [Anzahl der Kraftfahrzeuge in 1.000]</i>	30
<i>Abbildung 5 - Entwicklung des Modal Splits der Region Stuttgart zwischen 1995 und 2010</i>	32
<i>Abbildung 6 - Die fünf Level des automatisierten Fahrens</i>	33
<i>Abbildung 7 - Kombination von geteilter und vollautomatisierter Mobilität</i>	34
<i>Abbildung 8 - Beispiele von Unsicherheiten, die sich im Bezug zur Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste für den urbanen Mobilitätsmarkt ergeben</i>	40
<i>Abbildung 9 - Wissenschaftstheoretische Einbettung der vorliegenden Arbeit</i>	47
<i>Abbildung 10 - Ablauf der Verkehrsnachfragemodellierung nach dem Vier-Stufen-Modell</i>	50
<i>Abbildung 11 - Nutzenfunktion des Mode-Choice-Modells von mobiTopp</i>	53
<i>Abbildung 12 - Begriffsabgrenzung "in-silicio"</i>	64
<i>Abbildung 13 - Anwendung der drei Modellierungsansätze KISS, TAPAS & KIDS bei der Modellentwicklung</i>	71
<i>Abbildung 14 - Einführung und Hintergrund der agenten-basierten Programmierumgebung NetLogo</i>	73
<i>Abbildung 15 - Graphical User Interface (GUI) von NetLogo am Beispiel eines Infektionsmodells</i>	74
<i>Abbildung 16 - Programmablauf des Grundmodells</i>	77
<i>Abbildung 17 - Umsetzung der Reisezeit-Memory-Liste in NetLogo</i>	81
<i>Abbildung 18 - Muster der Diffusion von Innovationen - Marktanteil einer Innovation [in %] über den Zeitverlauf</i>	83
<i>Abbildung 19 - Programmablauf des Grundmodells inkl. Innovationsausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste</i>	86
<i>Abbildung 20 - aMaaS-Betreibermodell</i>	87
<i>Abbildung 21 - Interaktionsebenen der Agenten mit Ihrer Umwelt</i>	88
<i>Abbildung 22 - NetLogo-Visualisierung: Auswirkungen unterschiedlicher Adopter-Gruppen auf die Diffusionsdynamik</i>	90
<i>Abbildung 23 - Ausbreitungsdynamik von aMaaS in Abhängigkeit von unterschiedlichen, gleichbleibenden aMaaS-Flottengrößen</i>	92
<i>Abbildung 24 - Historie und Überblick des Mobilitätsnachfragemodells mobiTopp</i>	95
<i>Abbildung 25 - Abdeckung des Vier-Stufen-Modells der Verkehrsnachfragemodellierung durch mobiTopp</i>	96
<i>Abbildung 26 - Modularer Aufbau von mobiTopp - Zweiteilung in Long-term und Short-term Modell</i>	98
<i>Abbildung 27 - Modal Split der Region Stuttgart [in %]- mobiTopp Simulation vs. Erhebungsdaten</i>	100
<i>Abbildung 28 - Modellgrenzen des mobiTopp-Stuttgart-Modells</i>	101

<i>Abbildung 29 - Schematische Darstellung der Analyse des Modellverhaltens von mobiTopp</i>	104
<i>Abbildung 30 - Graphisch dargestellte Input-Output Beziehungen zwischen den ausgewählten Einflussgrößen und dem Modal Split von mobiTopp aus ETAS ASCMO</i>	106
<i>Abbildung 31 - Übertragung des Modellverhaltens von mobiTopp in das ABM in NetLogo</i>	107
<i>Abbildung 32 - Nutzenfunktionen zur Beschreibung der Transportmittelwahlentscheidungen der Bewohner der Stadt Zürich</i>	110
<i>Abbildung 33 - Programmablauf des ABM zur Modellierung der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdiensten auf den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart</i>	111
<i>Abbildung 34 - Exemplarische Darstellung des Graphical User Interface (GUI) eines Simulationslaufs der Modellerweiterung des Grundmodells mit der Verkehrsnachfrage auf Basis des mobiTopp Stuttgart Modells und Hörl et al. (2019)</i>	112
<i>Abbildung 35 - Liste aller Modellparameter des erweiterten ABMs und exemplarische Kalibrierung für das Basis-Szenario</i>	115
<i>Abbildung 36 - Parameterstudien: Einfluss zentraler Parameter auf den Anteil von aMaaS am Modal Split der Stadt Stuttgart</i>	116
<i>Abbildung 37 - S-kurvenförmige Marktausbreitung von aMaaS in Abhängigkeit zur Flottengröße als Ergebnis verschiedener Simulationsexperimente innerhalb des kalibrierten ABM</i>	126
<i>Abbildung 38 - Auswirkungen der WoM-Range auf die Ausbreitungsdynamik von aMaaS</i>	128
<i>Abbildung 39 - Auswirkungen des Ausbaus der aMaaS-Flotte im Rahmen des Betreibermodells um ein aMaaS-Fahrzeug pro Woche</i>	129
<i>Abbildung 40 - Segmentierung der Agentengruppen und exemplarischer, segmentspezifischer Modal Split im NetLogo-Modell</i>	135
<i>Abbildung 41 - Ergebnis im Szenario des freien Marktes: Innovationsausbreitung von aMaaS und Auswirkungen auf den Modal Split der Stadt Stuttgart</i>	135
<i>Abbildung 42 - Einfluss des aMaaS-Betreiberkonzepts auf die entstehende Straßenbelastung</i>	137
<i>Abbildung 43 - Analyse des Betreibermodells</i>	138
<i>Abbildung 44 - Marktausbreitung und Straßenbelastung der Stadt Stuttgart bei verschiedenen aMaaS-Fahrzeugkapazitäten</i>	143
<i>Abbildung 45 - Ergebnis im Szenario Regulierung des aMaaS-Markteintritts: Innovationsausbreitung von aMaaS und Auswirkungen auf den Modal Split der Stadt Stuttgart</i>	146

Tabellenverzeichnis

<i>Tabelle 1 - Geplanter Einführungszeitraum des Verbots der Neuzulassung von Pkw mit Verbrennungsmotoren in ausgewählten Ländern</i>	27
<i>Tabelle 2 - Unterschiedliche Bezeichnungen agenten-basierter Modellierung</i>	64
<i>Tabelle 3 - Einflussparameter des Transportmittelwahlmodells in mobiTopp</i>	105
<i>Tabelle 4 - Zentrale Parametrisierung des Szenarios des freien Marktes</i>	133
<i>Tabelle 5 - Zentrale Parametrisierung des Szenarios der Regulierung durch die Stadt</i>	145

Abkürzungsverzeichnis

<i>ABM</i>	<i>Agenten-Basierte Modellierung</i>
<i>aMaaS</i>	<i>automatisierte Mobility-as-a-Service</i>
BMVI	<i>Bundesministerium für Verkehr und Digitale Infrastruktur</i>
DCM.....	<i>Discrete-Choice Modelle, Discrete-Choice Modelle</i>
<i>DoE</i>	<i>Design of Experiments</i>
<i>ebd</i>	<i>ebenda</i>
MIV	<i>Motorisierter Individualverkehr</i>
<i>OECD</i>	<i>Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung</i>
ÖPNV	<i>Öffentlicher Personennahverkehr</i>
PBefG	<i>Personenbeförderungsgesetz</i>
Pkw.....	<i>Personenkraftwagen</i>
StVG.....	<i>Straßenverkehrsgesetzes</i>
<i>TM</i>	<i>Transportmittel, Transportmittel</i>

1. Einleitung

1.1. Transformation des Automobils

Im Jahr 1886 erfand Carl Benz das Automobil, wodurch die Art und Weise, wie Menschen sich im Alltag fortbewegen, fundamental verändert werden sollte. In den vergangenen 135 Jahren schritt der Siegeszug automobiler Mobilität weltweit voran. Das Automobil durchlief dabei unzählige inkrementelle Entwicklungsschritte und definierte die Strukturen menschlicher Siedlungen, Städte und ganzer Landschaften. Mit Blick auf heutige Stadtstrukturen, die vielerorts geprägt sind von mehrspurigen Stadtautobahnen, öffentlichen Abstellflächen für Personenkraftwagen (Pkw), Tunneln und Straßenbrücken, wird deutlich, welchen Einfluss eine einzelne Innovation auf dem Mobilitätsmarkt auf die grundlegenden Formen menschlichen Zusammenlebens haben kann.

Heute steht der Mobilitätsmarkt vor einem weiteren Technologiesprung. Denn die zahlreichen schrittweisen Weiterentwicklungen des Automobils führten dazu, dass es heute grundsätzlich technisch möglich ist, dass ein Pkw ohne menschlichen Fahrer, vollautomatisiert auf vorgegebenen Strecken fährt (Beiker, 2015, S. 199). Dafür notwendig sind das Zusammenspiel unzähliger Sensoren zur Umfelderkennung, eine enorme Rechenleistung der Bordcomputer, die Verwertung von gesammelten Informationen des Fahrzeugs und die fahrtechnische Umsetzung errechneter Fahrstrategien in Echtzeit unter Einhaltung höchster Sicherheitsanforderungen. Die Beherrschung dieser technischen Fähigkeiten und Komplexitäten stellt für sich betrachtet einen Meilenstein technologischer Innovationskraft dar (Beiker, 2015). Neben der technologischen Bedeutung ist herauszustellen, dass das selbstfahrende Automobil Möglichkeiten für grundlegende sozio-ökonomische Veränderungsprozesse auf dem Mobilitätsmarkt bereitstellt. Automatisiert fahrende Fahrzeuge ließen sich beispielsweise rund um die Uhr zur Erbringung von Mobilitätsdiensten einsetzen. Zudem ließe sich durch den Wegfall der Fahrerkosten ein Taxidienst anbieten, der zu wesentlich geringeren Endkundenpreisen jederzeit verfügbar und digital buchbar ist (Bischoff & Maciejewski, 2016; S. Hörl, F. Becker, T. Dubernet, K.W. Axhausen, 2019; Fagnant & Kockelman, 2015). Erste Testfelder und Reallabore solcher selbstfahrenden Fahrdienste werden bereits seit mehreren Jahren von verschiedenen Unternehmen der IT-Branche und der Automobilindustrie betrieben. In einem Vorort der Stadt Phoenix (Arizona, USA) ist beispielsweise ein fahrerloser Taxidienst des Unternehmens Waymo Inc. seit Herbst 2020 für die generelle Öffentlichkeit nutzbar (Waymo, 2022). Die

vollautomatisierten Fahrzeuge des Unternehmens sind jeweils noch mit Sicherheitsfahrern besetzt, jedoch wird der Betrieb eines solchen selbstfahrenden Mobilitätsdienstes, von der digitalen Buchung des Fahrzeugs durch den Kunden bis hin zur Umsetzung der tatsächlichen Fahrt, bereits konkret getestet. Hierbei geht es primär um die technische und rechtliche Umsetzung eines solchen Dienstes. Welche Kundenakzeptanz ein solcher selbstfahrender Fahrdienst in einem tatsächlichen Betrieb, unter realen Marktbedingungen und im Wettbewerb zu bestehenden Mobilitätsoptionen wie dem privaten Pkw, dem Fahrrad oder dem öffentlichen Personennahverkehr (ÖPNV), erreichen wird, lässt sich über solche Reallabore kaum einschätzen (Beiker, 2016, S. 99). Die massiven, weltweiten Entwicklungs- und Investitionsaktivitäten der Automobilindustrie und der Technologiebranche im Bereich selbstfahrender Mobilitätsdienstleistungen deuten jedoch darauf hin, dass der Markt für Mobilitätsdienste mit selbstfahrenden Taxis und Shuttleservices bedient werden wird, sobald die rechtlichen Voraussetzungen im jeweiligen Land und der jeweiligen Stadt erfüllt sind (ebd.). Es zeigt sich daher generell ein großes industrieseitiges Forschungsinteresse an Untersuchungen zur Ausbreitungsgeschwindigkeit und zu Marktpotentialen selbstfahrender Mobilitätsdienste (Lang et al. 2016). Eine breite Marktakzeptanz automatisiert fahrender Mobilitätsdienste hätte potenziell zur Folge, dass sich das Automobil als Mobilitätslösung im Besitz seiner Nutzer hin zu einem geteilten Fahrzeug entwickeln könnte. Damit wäre das Automobil als heute dominante Mobilitätslösung durch seine technologischen Weiterentwicklungen in seiner Nutzungsform komplett neu definiert und transformiert. Die Unsicherheiten und offenen Fragestellungen bezüglich zukünftiger Geschäftsmodelle der Automobilindustrie, der Marktpotenziale selbstfahrender Fahrdienste sowie neuer Anbieter- und Marktstrukturen sind daher häufig untersuchte Themenfelder, die Stand jetzt noch nicht abschließend analysiert sind.

Für die Untersuchung der Marktauswirkungen und des möglichen Marktpotenzials automatisiert fahrender Mobilitätsdienste ist der Fokus auf eine spezifische Region hilfreich, um zuerst Zusammenhänge und Effekte im Kleinen festzustellen und diese dann auf einen größeren Markt zu skalieren (Agriesti et al, 2020). Es ist in diesem Zusammenhang zu vermuten, dass selbstfahrende Mobilitätsdienste zuerst auf urbanen Mobilitätsmärkten entstehen und angeboten werden, sobald sie rechtlich zugelassen sind. Diese Aussage lässt sich aufgrund der hohen Marktattraktivität des urbanen Mobilitätsmarkts für Anbieter treffen. Je höher die Bevölkerungsdichte ist, desto mehr Mobilitätsnachfrage kann auf einem Gebiet potenziell bedient werden (Ambs und Pipahl, 2020). Dass die ländlichen Gebiete kaum relevant

sind für private Anbieter von Mobilitätslösungen zeigt sich unter anderem an den Subventionierungsbedarfen des öffentlichen Verkehrs im ländlichen Raum (Almlöf, Nybacka, Pernestål, 2020). Dieser kann in peripheren Gebieten kaum wirtschaftlich betrieben werden, da es zum einen weniger Personen zu transportieren gibt und zum anderen die Dichte der Pkws, die als Alternative zum ÖPNV genutzt werden können, generell höher ist als in urbanen Gebieten, was wiederum als Folge des mangelhaften Angebotes gesehen werden kann (Fraedrich et al., 2018).

Urbane Mobilitätsmärkte wurden in den letzten Jahren zudem mehr und mehr zum Treiber von Innovationen des Mobilitätssystems. Diese Aussage lässt sich untermauern durch die zahlreichen neuen, geteilten Verkehrsmittel, die im Rahmen der Digitalisierung und Vernetzungsmöglichkeiten entstanden sind. Digital buchbare Fahrradverleihsysteme (Bikesharing), Mietfahrzeuge (Carsharing) oder Leihsysteme für e-Tretroller (E-Scootersharing) sind bekannte Beispiele aus der urbanen Praxis, die zeigen, dass der urbane Mobilitätsmarkt als Spielwiese neuer Angebotsformen genutzt wird (Machado, Salles, Berssaneti, Quintanilha, 2018). Auch wenn sich das Automobil als dominante Lösung auf den urbanen Mobilitätsmärkten entwickelter Länder weltweit durchgesetzt hat, bestehen speziell urbane Mobilitätssysteme somit aus mehreren alternativen Angebotsformen. Dieser nachfragestarke und dynamische urbane Mobilitätsmarkt stellt somit einen wahrscheinlichen ersten Raum der Anwendung selbstfahrender Mobilitätsdienstleistungen dar, sobald diese technisch und rechtlich angeboten werden kann. Silberg Dubner, Mayor, Lakshman, Anderson, Sukanuma (2017) führen diese Hypothese in ihrem Bericht „Islands of autonomy - How autonomous vehicles will emerge in cities around the world“ näher aus, in dem sie urbane Gebiete und große Städte als zentrale, erste Anwendungsgebiete für automatisiert fahrende Mobilitätsdienste beschreiben.

Durch das vielfältige Angebot auf dem urbanen Mobilitätsmarkt wird eine Einschätzung zukünftiger Marktzustände und der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf bestehende Mobilitätskonzepte deutlich erschwert. Hinzu kommen generelle Rahmenbedingungen, infrastrukturelle Grenzen und regulative Eingriffe von Stadtverwaltungen, die einen Einfluss auf das urbane Marktgeschehen haben. Es entstehen damit verschiedenste Abhängigkeiten, Wirkzusammenhänge und Interessenskonflikte bei der Einführung selbstfahrender Mobilitätsdienste, die es zu verstehen und zu analysieren gilt, bevor die Technologie vollumfassend einsatzbereit ist (Assmann, 2020). Aus städtischer und gesellschaftlicher Perspektive stellt sich beispielsweise die Frage, auf Basis welcher

Rahmenbedingungen und Spielregeln der urbane Mobilitätsmarkt für neue, straßenbasierte Mobilitätsdienste offen sein soll. Technologisch müssen auf infrastruktureller Seite der Stadt gegebenenfalls schon heute Maßnahmen umgesetzt und Investitionen getätigt werden, damit selbstfahrende Mobilität eine Realität wird. Hierbei ist insbesondere auf die mögliche Notwendigkeit von Kommunikationstechnologie zwischen den selbstfahrenden Fahrzeugen und der Straßeninfrastruktur hinzuweisen. Bevor diese Investitionsentscheidungen seitens der Stadt getroffen und öffentliche Gelder investiert werden, sollte gründlich untersucht werden, wie und ob ein selbstfahrender Mobilitätsdienst überhaupt den verkehrspolitischen Zielen der Stadtpolitik dienlich ist.

Es wird somit deutlich, dass der Forschungsbedarf zum Thema zum einen industrieseitig besteht, um zu verstehen, welche Geschäftsmodelle in Zukunft auf dem urbanen Mobilitätsmarkt tragfähig und erfolgreich sein können und wie ein selbstfahrender Fahrdienst gestaltet sein müsste, damit dieser eine Marktakzeptanz findet. Zum anderen sind Stadtverwaltungen auf der Suche nach Antworten zu Fragestellungen nach den möglichen Auswirkungen selbstfahrender Automobile, die als Fahrdienste auf den Straßen der Stadt unterwegs sein werden.

Das Problem bei der Abschätzung zukünftiger Marktzustände und bei der Einschätzung von Innovationsausbreitungen ist die fehlende empirische Datengrundlage. Das genannte Beispiel der Stadt Phoenix beschreibt einen nicht repräsentativen Betrieb unter Laborbedingungen, anhand dessen der technische Betrieb der Fahrzeuge erprobt werden soll. Es lassen sich dabei erste Hinweise auf das Sicherheitsempfinden der Testkunden in den selbstfahrenden Fahrzeugen untersuchen, jedoch können daraus keine generellen Ableitungen zu Marktveränderungen des urbanen Mobilitätsmarktes getroffen werden. In ihrer Studie zur Eingrenzung des Forschungsgebietes automatisiert fahrender Fahrzeuge *“The potential impacts of automated cars on urban transport: an exploratory analysis”* fassen May, Shepherd, Pfaffenbichler, Emberger (2018) passend die möglichen Auswirkungen selbstfahrender Mobilität und das genannte Untersuchungsproblem zusammen:

“On the positive side, [vehicle] automation has the potential to increase road capacity, make driving available to more people, and reduce accidents and emissions. On the negative side, it could attract users away from public transport, walking and cycling, substantially increase traffic levels and stimulate urban sprawl. These impacts cannot currently be measured empirically and, by the time that they can, it will be too late to change the implementation model to rectify any resulting problems. Predictive assessments are therefore needed.” (May et al., 2018, S. 1)

Die Motivation der vorliegenden Dissertation basiert somit auf der technologischen Transformation des Automobils hin zu automatisiert fahrenden Mobilitätsdienstleistungen und den offenen Fragestellungen, die daraus entstehen. Die über die letzten 135 Jahre gewachsenen Verhaltensmuster und Marktstrukturen des urbanen Mobilitätsmarktes stehen durch diese Transformation vor einer sich andeutenden, tiefgreifenden Veränderung. Diese Veränderungsprozesse sollen im Rahmen der vorliegenden Arbeit beschrieben und untersucht werden.

1.2. Zielsetzung und Vorgehen der Arbeit

Es ist das zentrale Ziel dieser Arbeit, einen Beitrag zur wissenschaftlichen Diskussion darüber zu leisten, inwiefern eine mögliche Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste abgeschätzt werden kann und wie resultierende Auswirkungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt eingeschätzt werden können. Diese Zielsetzung lässt sich in Verbindung mit der im vorherigen, einleitenden Abschnitt beschriebenen Problemstellung in folgende fünf zentrale Forschungsfragen überführen, für die im Rahmen dieser Dissertation Antworten gefunden werden sollen.

1. Wie lässt sich eine mögliche Marktausbreitung von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten auf dem urbanen Mobilitätsmarkt untersuchen?
2. Was sind mögliche Ausbreitungsdynamiken von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten als Innovation auf dem urbanen Mobilitätsmarkt?
3. Welche Auswirkungen könnte die Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den bestehenden urbanen Mobilitätsmarkt haben?
4. Über welche regulatorischen Maßnahmen könnten die Marktdynamiken der Ausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste als Innovation beeinflusst werden?
5. Wie lassen sich konkrete Aussagen zu Marktauswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste für eine spezifische Stadt ableiten?

Um Antworten auf diese Fragen zu finden, benötigt es Konzepte, um mit Unsicherheiten und Komplexitäten umzugehen. Denn die inhärente Komplexität des urbanen Mobilitätsmarktes sowie die generelle Unsicherheit darüber, wann und in welcher Form Technologieinnovationen, wie automatisiert fahrende Mobilitätsdiensten, verfügbar sein werden und welche Marktakzeptanz diese erreichen könnten, müssen zur Beantwortung der Forschungsfragen mitberücksichtigt werden.

Durch die immer stärkere Vernetzung der gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Systeme, speziell bezogen auf die urbane Mobilität, entsteht zudem ein wachsender Bedarf an neuen, interdisziplinären Ansätzen zur wissenschaftlichen Untersuchung der miteinander verwobenen Fragestellungen aus der Praxis (Assmann, 2020; Schmidt, Jansen, Wehmeyer, Garde, 2013). Das wird zum Beispiel dadurch deutlich, dass der gesellschaftliche Wandel der zunehmenden Urbanisierung zahlreiche direkte und indirekte Auswirkungen auf die Dynamiken und Gegebenheiten von Mobilitätsmärkten erzeugt (s. Abschnitt 2.1). Zudem wird durch das globale Ereignis der Klimaveränderung das Verlangen eines Wandels hin zu einer nachhaltig wirtschaftenden Gesellschaft immer mehr zum generellen Rahmen regulatorischer und nachfrageseitiger Entscheidungen einzelner Akteure, insbesondere auf dem Mobilitätssektor. Naturwissenschaftliche, ingenieurwissenschaftliche und sozialwissenschaftliche Disziplinen bieten beispielsweise einzeln betrachtet zu jedem dieser Themen spezifische Erklärungsansätze und Untersuchungsmethoden. Sind nun jedoch Forschungsfragen miteinander verwoben, so kann es hilfreich sein, auch die wissenschaftlichen Disziplinen und methodischen Ansätze interdisziplinär miteinander zu verbinden. Dieses Denkmuster wird in der vorliegenden Arbeit zu Grunde gelegt, um die genannten Zielsetzungen zu erreichen. Explizit werden dafür die verkehrswissenschaftlichen Ansätze mit den Prinzipien und Methoden der Innovationsökonomik verbunden (s. Kapitel 3). Zentral für den methodischen Ansatz der Arbeit ist dabei, dass es heute keine empirische Evidenz bezüglich zukünftigen menschlichen Entscheidungen auf dem Mobilitätsmarkt und zur Nutzung selbstfahrender Mobilitätsdienste geben kann (May et al., 2018, S. 3).

Disruptive Systemveränderungen, Paradigmenwechsel auf Märkten sowie das Handeln unter Unsicherheit und Risiko – all diese Aspekte des Untersuchungsgegenstandes dieser Arbeit spielen eine zentrale Rolle in der innovationsökonomischen Forschung im Neo-Schumpeterianischen Sinne (Hanusch & Pyka, 2007). Parallel dazu wird derzeit in den verkehrswissenschaftlichen Disziplinen anhand lokaler Verkehrssimulationsmodelle aufgezeigt, welche konkreten, verkehrlichen und infrastrukturellen Auswirkungen automatisiert fahrende Autos auf die Verkehrssysteme haben könnten (Hörl et al., 2019). Auch wenn zukünftiges Mobilitätsverhalten heute empirisch noch nichtmessbar ist, gibt es in den sozial- und verkehrswissenschaftlichen Disziplinen zahlreiche Erhebungsstudien und umfragebasierte Verkehrsmittelwahlmodelle und Akzeptanzstudien zu automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten (Becker & Axhausen, 2017; Meixell & Norbis, 2008). Im Rahmen dieser Arbeit sollen nun die verschiedenen Blickwinkel zusammengeführt und die Stärken der

jeweiligen Ansätze miteinander vereint werden, um die Innovationsausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdiensten im urbanen Raum analysieren und besser verstehen zu können.

Zentrale Schnittmenge der Innovationsökonomik und der Verkehrswissenschaften ist dabei die Mikroperspektive und die Anwendung von so genannten agenten-basierten Modellen (engl. agent-based Models, ABMs). Zur Einschätzung und Prognose der Entwicklung des urbanen Mobilitätsmarkts wird somit im Rahmen dieser Arbeit ein agenten-basiertes Simulationsmodell entwickelt, welches ermöglichen soll, grundsätzliche Dynamiken der Marktausbreitung von automatisiert fahrenden Mobilitätsdienstleistungen zu untersuchen. Die Nutzung von Simulationsmodellen bei der Untersuchung komplexer und unsicherer Fragestellungen in der sozial- und wirtschaftswissenschaftlichen Forschung ist dabei ein wachsendes Feld (Vermeulen & Pyka, 2016). Im Rahmen von Simulationsexperimenten von Computermodellen lassen sich hypothetische Dynamiken ableiten und qualitative Muster erkennen. Insbesondere können nicht-lineare Zusammenhänge in komplexen Systemen oder bei der Innovationsausbreitung über solche Modellexperimente erkannt werden (Müller, 2017). Anhand des gewählten Ansatzes sollen im Rahmen dieser Arbeit kritische Parameter identifiziert werden, die es zur näheren Untersuchung der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienstleistungen als Innovation zukünftig zu beachten gilt. Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte ABM wird zudem mit dem verkehrswissenschaftlichen, empirischen Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* verknüpft (Mallig & Vortisch, 2017). Durch diese Anbindung an die deduktive, empirische Verkehrsforschung, sollen die Aussagen des modellbasierten Ansatzes für die konkrete Region der deutschen Großstadt Stuttgart beschrieben werden. Hierdurch sollen Szenarien für die Stadt zur Ausbreitung der Innovation und zu Auswirkungen auf den bestehenden urbanen Mobilitätsmarkt dargestellt werden. Das entwickelte Modell soll damit nicht nur einen Beitrag zur wissenschaftlichen Diskussion liefern, sondern auch als Entscheidungsinstrument und Werkzeug für Entscheidungsträger der Stadtplanung, der Automobilindustrie oder sonstiger Interessensgruppen in der Praxis dienen.

1.3. Gang der Forschung

Um die Fragestellungen zur zukünftigen Marktdynamik und zur Ausbreitung der automatisiert fahrenden Mobilitätsdienste als Innovation zu beantworten, wird im Rahmen dieser Dissertation zuerst eine geeignete Forschungsmethodik theoretisch hergeleitet und

anschließend konkret angewandt. Dieses Vorgehen zur Beantwortung der Forschungsfragen spiegelt sich in folgender Struktur der vorliegenden Dissertation wider.

So sollen in **Kapitel 2** zunächst die implizierten Untersuchungsgegenstände vorgestellt und eingegrenzt werden. Dabei wird zudem die Motivation dieser Arbeit tiefergehend dargelegt, indem der Wandel des urbanen Mobilitätsmarkts beschrieben wird, der bereits ohne das Aufkommen einer Innovation zu beobachten ist. Es entstehen hierdurch offene Fragestellungen und Unsicherheiten, die es zu beantworten gilt. Die zu untersuchenden selbstfahrenden Pkws als Innovation und die daraus entstehenden selbstfahrenden Mobilitätsdienste werden anschließend gesondert vorgestellt und für den Fortgang der Arbeit definiert. Zentral für den Untersuchungsansatz dieser Arbeit ist die Definition des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System. Auf dieser Zuschreibung von Komplexität basiert der weitere Fortgang der Arbeit und die Auswahl der Forschungsmethodik, weshalb der komplexe Charakter urbaner Mobilitätsmärkte in Abschnitt 2.3 explizit dargestellt wird.

Nachdem damit die Tragweite des Themas vorgestellt wurde, stellt **Kapitel 3** den Auswahlprozess der Forschungsmethodik vor. Hierbei wird aufgezeigt, dass die Perspektiven und Methoden der Neo-Schumpeterianischen Innovationsökonomik einen passenden theoretischen Rahmen zur Beantwortung der Forschungsfragen dieser Arbeit bereitstellen. Des Weiteren wird der Stand der bestehenden verkehrswissenschaftlichen Forschung analysiert, um weitere hilfreiche und disziplinenübergreifende, methodische Ansätze zu identifizieren. Als Konsequenz dieser Analyse und in Verbindung mit dem innovationsökonomischen Bezugsrahmen sowie den Anforderungen des Untersuchungsgegenstands, wird in Abschnitt 3.3 schließlich die Methodik der agenten-basierten Modellierung vorgestellt und deren Verwendung im Rahmen dieser Arbeit begründet.

In **Kapitel 4** wird die theoretisch hergeleitete Forschungsmethodik angewandt, indem ein ABM entwickelt wird, welches die Beantwortung der Forschungsfragen ermöglichen soll. Der Modellentwicklungsprozess ist dabei zweigeteilt. Zuerst wird ein generisches Grundmodell entwickelt, in dem die grundlegenden Zusammenhänge eines urbanen Mobilitätsmarkts sowie der Innovationsdiffusion von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten dargestellt werden sollen. Anschließend wird dieses Grundmodell durch die Anbindung an ein deskriptives Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart erweitert. Dabei wird das angebundene Modell namens *mobiTopp* ausführlich vorgestellt und dessen Auswahl begründet. Zudem wird das Vorgehen der Verknüpfung beider Modelle detailliert dargestellt. Die Verbindung des generischen ABMs mit einem State-of-the-Art-Modell der Verkehrswissenschaften spiegelt

dabei den interdisziplinären Forschungsansatz der Arbeit wider. Mittels einer ersten Analyse des Modellverhaltens werden in Abschnitt 4.3.3 erste kritische Modellparameter untersucht sowie Validierungsaussagen generiert.

Nach Auswahl der Forschungsmethodik und der konkreten Entwicklung eines Simulationsmodells wird in **Kapitel 5** das entwickelte Modell angewandt, um Lehren aus dem Forschungsansatz zu ziehen und Antworten auf die Forschungsfragen der Arbeit zu generieren. Kapitel 5 ist hierbei wiederum zweigeteilt. Zum einen werden in Abschnitt 5.1 generelle Marktdynamiken mit Hilfe von Simulationsexperimenten des Modells abgeleitet und zentrale Einflussparameter identifiziert, die beschreiben, unter welchen Bedingungen selbstfahrende Fahrdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt erfolgreich sein könnten. Zum anderen werden in Abschnitt 5.2 konkrete Szenarien für die Stadt Stuttgart entwickelt. Diese Szenarien behandeln die hypothetische Ausbreitung und mögliche Auswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten auf den bestehenden urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt. Das Szenario des freien Markts (s. Abschnitt 5.2.1) und das Szenario der Regulierung durch die Stadt (s. Abschnitt 5.2.2) beschreiben dabei zwei konkrete Zukunftsbilder urbaner Mobilität und ermöglichen die Ableitung konkreter Handlungsempfehlungen und zukünftiger Forschungsbedarfe.

In **Kapitel 6** werden abschließend das Vorgehen der Arbeit und die gesammelten Ergebnisse zusammengefasst und diskutiert. Zudem wird ein Ausblick gegeben auf zukünftige Forschungsbedarfe und in die Verbindung hergestellt, inwiefern der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz hierbei einen Beitrag leisten kann.

2. Paradigmenwechsel auf dem urbanen Mobilitätsmarkt

Technologischer Fortschritt in Bezug auf die Mobilität hat in der Menschheitsgeschichte immer wieder die Grundlage für enorme gesellschaftliche und ökonomische Veränderungsprozesse gelegt. Die Erfindung des Rades, die Beherrschung der Seefahrt, die Entwicklung Dampfmachine und somit der Eisenbahnen, sowie nicht zuletzt die Entwicklung des Automobils beschreiben Mobilitätsinnovationen, die für sich betrachtet in ihrer jeweiligen Zeit sozio-ökonomische Transformationsprozesse in Gang brachten oder beschleunigten. Ob und inwiefern die technologische Innovation automatisiert fahrende Fahrzeuge historisch in dieser Reihe stehen wird, ist eine der Fragen, mit der sich die Mobilitätsforschung derzeit auseinandersetzt.

Doch wie lässt sich die grundsätzliche Vermutung einer solch historischen Bedeutung für das Thema der automatisierten Mobilität begründen? Hierauf gibt es nicht nur eine Antwort. In diesem Kapitel soll die mögliche Tragweite der Innovation des automatisierten Fahrens verdeutlicht werden und dabei insbesondere auf die Zusammenhänge und Wechselwirkungen zwischen mehreren sozialer, technischer und ökonomischer Phänomene eingegangen werden. Denn bei einem ersten Blick auf potenzielle Veränderungsprozesse, die durch automatisiert fahrende Fahrzeuge angestoßen werden könnten, lässt sich erkennen, dass die Innovation an sich nicht losgelöst von parallellaufenden Entwicklungen und Trends betrachtet werden kann. Im Verlauf des Kapitels soll insbesondere auf die Bedeutung der Urbanisierung, der Digitalisierung und der klimabedingten Veränderungen zu mehr nachhaltigem Wirtschaften eingegangen werden, die für sich betrachtet bereits enorme Veränderungsprozesse speziell in urbanen Räumen erzeugen. Dieser Veränderungsdruck der urbanen Räume wird begleitet von der technologischen Entwicklung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste. Um den aktuellen Stand dieser Entwicklungen zu sortieren und den Ausgangspunkt der vorliegenden Arbeit zu verdeutlichen, sollen im Folgenden die Begrifflichkeiten der *automatisiert fahrenden Mobilitätsdienste* und des *urbanen Mobilitätsmarktes* als zentrale Untersuchungsgegenstände dieser Arbeit geklärt und in Verbindung zu potenziellen Veränderungsprozessen gesetzt werden. Sich wandelnde urbane Rahmenbedingungen (s. Abschnitt 2.1), die zusammenlaufenden Konzepte der so genannten Mobility-as-a-Service und des voll-automatisierten Fahrens (s. Abschnitt 2.2) deuten dabei einen Paradigmenwechsel urbaner Mobilität an, den es zu untersuchen gilt – weg vom Paradigma des motorisierten

Individualverkehrs (MIV), hin zu einer zunehmend geteilten Nutzung eines Transportmittels nach Bedarf (on-demand).

2.1. Wandel der Rahmenbedingungen urbaner Mobilität

Der urbane Mobilitätsmarkt ist im Wandel – auch bereits ohne die Verfügbarkeit selbstfahrender Mobilitätsdienstleistungen. Dies zeigt ein Blick in die Innenstädte der Großstädte und Metropolen dieser Welt. Neue Technologien und Fortbewegungsmittel drängen in die Städte und werden einerseits von den Nutzern getestet, andererseits aber auch von den Stadtverwaltungen erprobt, um verkehrliche Wirkungen neuer Mobilitätskonzepte zu bewerten (Machado et al., 2018). Neue Mobilitätsformen werden durch die Digitalisierung des Alltags der Menschen ermöglicht. Neben der Digitalisierung spielen die Urbanisierung, der Klimawandel sowie die Transformation der Automobilindustrie zentrale, miteinander zusammenhängende Rollen beim Wandel der Rahmenbedingungen urbaner Mobilität (Blanck, Hacker, Heyen, Zimmer, 2017). Bevor im Folgenden auf jeden dieser Aspekte im Einzelnen genauer eingegangen wird, soll vorab geklärt werden, inwiefern der Begriff der *urbanen Mobilität* generell abgegrenzt werden kann.

Der Begriff der urbanen Mobilität wird in der Literatur häufig verwendet, ohne eine nähere Einführung zu geben, was genau damit gemeint ist. Dies mag für viele Untersuchungen ausreichend sein, da eine intuitive Unterscheidung zwischen Stadt und Land allgemein vorausgesetzt werden kann und grundsätzlich über die Bezeichnungen von Stadt- und Landkreisen Orientierung gegeben werden kann - also einer amtlichen Unterscheidung zwischen Stadt und Land für spezielle, regionale Räume.

Sucht man jedoch nach eindeutigen wissenschaftlichen Unterscheidungsmerkmalen und Definitionen lassen sich keine allgemeingültigen Ansätze identifizieren. Die Unterscheidung in urbane und ländliche Regionen ist fließend, und nicht eindeutig anhand allgemeiner, quantitativer Faktoren zu bestimmen. Dies hängt möglicherweise damit zusammen, dass die amtlichen statistischen Erhebungen zur Bevölkerungsverteilung weltweit von Land zu Land unterschiedliche Definitionen vorweisen und verschiedene Lebensräume unterschiedliche Charakteristika von ländlichen und urbanen Räumen aufzeigen. Der UN-Report zur Entwicklung der weltweiten Urbanisierung von 2018 listet die unterschiedlichen, länderspezifischen Definitionen der urbanen Gebiete und Bevölkerungen auf (United Nations 2019, S. 81ff). Beispielsweise wird in China die Bevölkerung eines Gebietes mit einer Bevölkerungsdichte von 1.500 Personen pro km² zur Gruppe der urbanen Bevölkerung gezählt.

In Deutschland hingegen zählen Bewohner von kreisfreien Städten und Kreisen mit einer Bevölkerungsdichte von mindestens 150 Personen pro km² als urbane Bevölkerung (ebd.).

Bezogen auf die generellen Fragestellungen der vorliegenden Arbeit wäre eine einfache Definition von urbanen und ländlichen Räumen aber generell nicht ausreichend. Zur Analyse des Mobilitätsverhaltens und der Mobilitätsbedingungen von urbanen und ländlichen Regionen ist vielmehr eine detailliertere Betrachtung notwendig, wie sie zum Beispiel für die offizielle Verkehrserhebung „Mobilität in Deutschland 2017“ im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur in Deutschland (BMVI) vorgenommen wurde. Dort wird in einer regionalstatistischen Raumtypologie in Stadtregionen und ländliche Regionen unterschieden, die wiederum in Unterkategorien aufgegliedert werden (Nobis und Kuhnimhof, 2019, S. 22). Der Raumtyp und die entsprechenden Lebens-, Wohn- und Arbeitsverhältnisse, sowie Einkaufs-, Freizeit- und Versorgungsangebote sind entscheidende Parameter bei der Ausstattung mit Mobilitätswerkzeugen wie beispielsweise der Anschaffung eines Automobils (ebd.). Im ländlichen Raum ist die Pkw-Dichte entsprechend höher als in Stadtregionen, was sich wiederum im Mobilitätsverhalten der Menschen widerspiegelt (Nobis & Kuhnimhof, 2019). Aufgrund dieser grundsätzlich verschiedenen Rahmenbedingungen zwischen ländlicher und urbaner Mobilität kann ein Übertrag der Analyse urbaner Mobilitätsverhältnisse nicht direkt auf ländliche Räume erfolgen. Schaut man sich nun die Anwendungsfälle neuer Mobilitätskonzepte wie z.B.: Carsharing- oder Bikesharingangebote, sowie die Einführung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste an, die im Rahmen dieser Arbeit analysiert werden sollen, so ist anzunehmen, dass aufgrund der höheren Bevölkerungsdichte und entsprechend hohen Marktpotentialen die Anbieter solcher Innovationen fast ausschließlich in urbanen Räumen auftreten werden, bevor sie in ländlichere Regionen expandieren (Silberg et al., 2017). Aus diesem Grund liegt der Fokus der vorliegenden Arbeit auf der Analyse der Auswirkungen von automatisiert fahrenden Mobilitätsdienstleistungen auf urbane Mobilitätsmärkte.

Die generellen Rahmenbedingungen urbaner Mobilität sind dabei aktuell im Wandel. Im klassischen Alltagsverkehr sind Menschen zu Fuß, mit dem Fahrrad, den Verkehrsmitteln des öffentlichen Verkehrs oder dem Pkw unterwegs (Nobis & Kuhnimhof, 2019). Der Begriff der neuen Mobilitätskonzepte umschließt nun sämtliche Mobilitätslösungen, die aus der *Digitalisierung* des Alltags der Menschen und der damit einhergehenden Vernetzung von Dingen und Personen ermöglicht werden. In der offiziellen Mobilitätserhebung im Auftrag des BMVI wurden unter dem Begriff der neuen Mobilitätskonzepte insbesondere das Carsharing und Bikesharing gelistet (Nobis & Kuhnimhof, 2019, S. 6). Beide Mobilitätskonzepte basieren

darauf, dass Nutzer sich mobil über Endgeräte mit dem jeweiligen Fortbewegungsmittel vernetzen können, um es je nach Bedarf verwenden und abschließen zu können (Machado et al., 2018). Dieses Phänomen lässt sich beim Blick in die Innenstädte, beispielsweise europäischer Großstädte, erkennen. Abbildung 1 zeigt beispielsweise die Anbietervielfalt von sogenannten E-Scooter-Verleihsystemen aus dem Jahr 2019 für ausgewählte europäische Städte. Die Dynamik auf dem noch jungen Markt für das Verleihen von Mikromobilitätslösungen ist hoch, weshalb eine aktuelle Übersicht über E-Scooter-Sharingbetreiber in Städten immer nur eine Bestandsaufnahme darstellt. Das Beispiel des E-Scooter-Sharing-Marktes deutet jedoch an, dass es auf dem urbanen Mobilitätsmarkt durchaus einen großen Raum für Innovationen und einen hohen Bedarf an neuen Mobilitätslösungen gibt, welche die Mobilitätsbedürfnisse der urbanen Bevölkerung befriedigen.

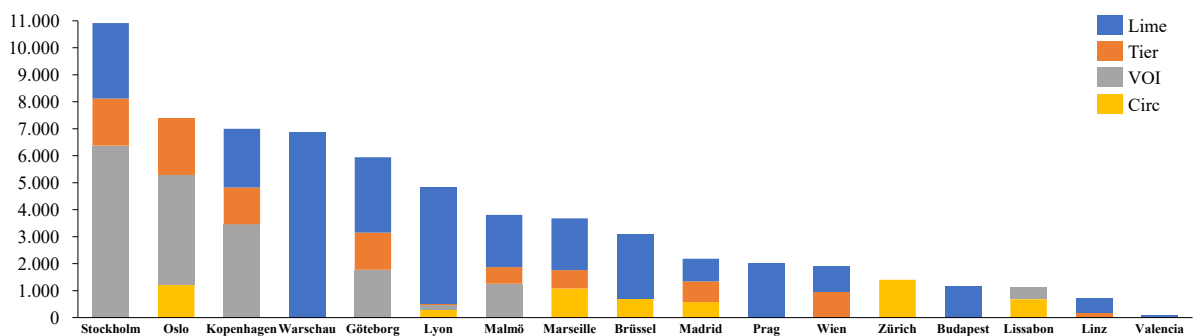


Abbildung 1- Anzahl an E-Scooter in ausgewählten Städten Europas nach Anbietern im Jahr 2019 (Eigene Darstellung, in Anlehnung an Civity, 2019)

Es stellt sich jedoch die Frage, ob diese neuen Konzepte allein aus ihrer technologischen Machbarkeit heraus entstehen, oder ob sie sich auch langfristig als attraktive Alternativen zu bestehenden Transportmitteln (im Folgenden auch als *TM* bezeichnet) durchsetzen werden. Die Expansion von Mobilitätsangeboten im urbanen Bereich - insbesondere E-Scooter-Sharing, Bikesharing, Motorrollersharing oder Carsharing – in immer neue Städte und Anwendungsfelder zeigt eine sich anbahnende Transformation lang bestehender Marktstrukturen (Cassetta, Marra, Pozzi, Antonelli, 2017; Clewlow & Mishra, 2017).

Angebotsseitig entstehen somit durch die Digitalisierung auf dem urbanen Mobilitätsmarkt vielfältige, neue Möglichkeiten, die unabhängig zu den Entwicklungen des autonomen Fahrens laufen. Konventionelle Transportmittel können hierdurch neu genutzt und aufgewertet werden. Im nachfolgenden Abschnitt 2.2. wird auf die Möglichkeiten des Zusammenwirkens zwischen der Digitalisierung von Angebotsformen und der Automatisierung von Fahrleistungen eingegangen. Wichtig festzuhalten ist dabei, dass bereits durch die Digitalisierung von Mobilitätslösungen Innovationen entstehen, die Veränderungen auf dem urbanen

Mobilitätsmarkt erzeugen, da sie den Angebotsraum zur Befriedigung von Mobilitätsbedürfnissen wesentlich erweitern. Somit hat die Digitalisierung einen wesentlichen Einfluss auf die Rahmenbedingungen urbaner Mobilität.

Neben der angebotsseitigen Veränderungsprozesse spielt der Trend fortlaufender *Urbanisierung* bei der Analyse urbaner Mobilitätsmärkte eine entscheidende Rolle. Im Jahr 2008 lebten erstmals in der Geschichte der Menschheit mehr Menschen in urbanen Räumen als auf dem Land. Abbildung 2 zeigt die Entwicklung der weltweiten Aufteilung zwischen Stadt- und Landbevölkerung im Zeitraum von 1960 bis 2020. Es lässt sich deutlich erkennen, dass sich die Urbanisierung in den letzten Jahrzehnten kontinuierlich verstärkt hat. Laut der Bevölkerungsprognose der Vereinten Nationen aus dem Jahr 2018 wird sich dieser Trend fortentwickeln und bis ins Jahr 2050 dazu führen, dass 68% der bis dahin auf knapp zehn Milliarden Menschen angewachsenen Weltbevölkerung in urbanen Räumen wohnen werden (United Nations 2019, S. 9 & S. 11).

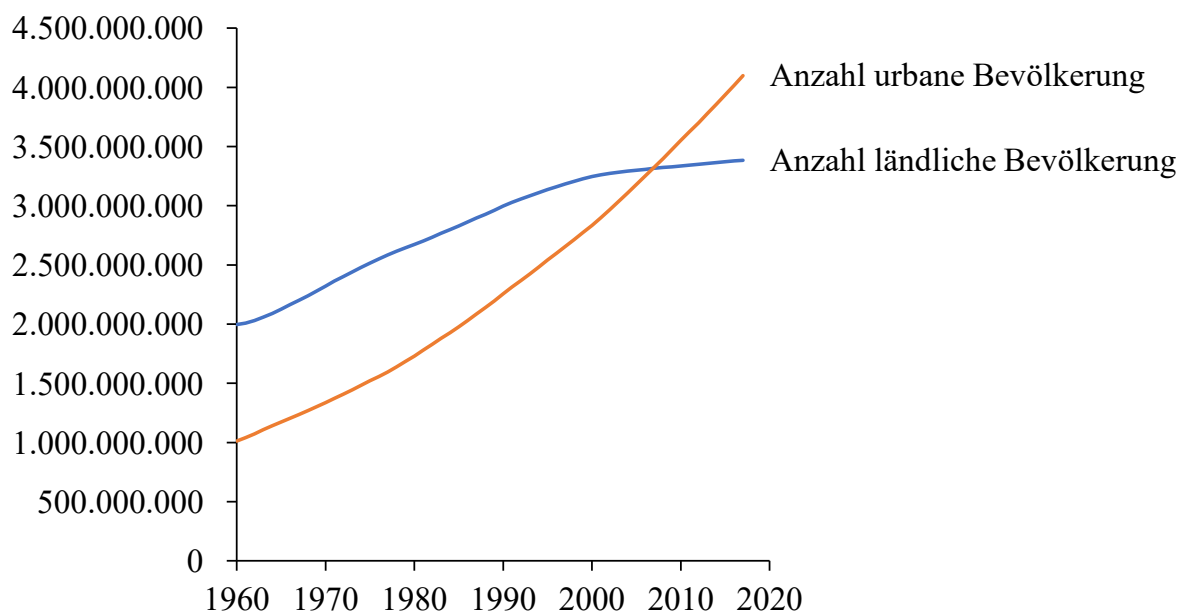


Abbildung 2 - Entwicklung ländlicher und urbaner Bevölkerung weltweit (Eigene Darstellung, in Anlehnung an United Nations, 2019, S. 9)

Auch wenn Vorhersagen derartiger Trendverläufe schwer zu treffen sind, speziell über solche lange Zeiträume, lässt sich die Urbanisierung als rahmengebende Entwicklung urbaner Mobilität nicht ignorieren. Die Veränderungsprozesse, die eine erhöhte Stadtbevölkerung mit sich bringen, erzeugen unweigerlich sozio-ökonomische Auswirkungen, die es zu verstehen und zu berücksichtigen gilt, wenn man eine Analyse urbaner Mobilität betrachten möchte. Mit Blick auf die Mobilität lässt sich schon heute erkennen, dass bei gleichbleibenden

Mobilitätsbedürfnissen der Menschen enorme Herausforderungen durch einen starken Zuwachs an Menschen pro Quadratkilometer städtischer Fläche entstehen. Steigt die Anzahl der Menschen, die auf einer begrenzten geographischen Fläche wohnen und arbeiten, steigt der Nachfragedruck auf die bestehenden Mobilitätssysteme, sofern diese nicht den Entwicklungen entsprechend angepasst werden. Es gilt somit zu klären, ob und wie Innovationen auf dem urbanen Mobilitätsmarkt, z.B. automatisiert fahrende Mobilitätsdienste, helfen können, diesen durch die Urbanisierung induzierten Druck zu lösen. Die Urbanisierung beeinflusst somit die Rahmenbedingung urbaner Mobilität, indem sie die Nachfrageseite der Mobilitätsmärkte deutlich verändert.

Der Anstieg der urbanen Bevölkerung verstärkt zudem die weltweite *Klimaerwärmung* und somit einen weiteren Aspekt, der eine wesentliche Auswirkung auf die Rahmenbedingungen urbaner Mobilität darstellt. Laut dem fünften „Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) Assessment Report“ aus dem Jahr 2014 sind Städte durch ihre hohen Bevölkerungen und ökonomischen Aktivitäten hohe Energieverbraucher und sind damit weltweit für mehr als die Hälfte aller energie-bezogenen CO₂-Emissionen verantwortlich sind (IPCC 2015, S. 112). Gleichzeitig sind urbane Gebiete von den Risiken, die der Klimawandel mit sich bringt, stark betroffen.

“In urban areas, climate change is projected to increase risks for people, assets, economies and ecosystems, including risks from heat stress, storms and extreme precipitation, inland and coastal flooding, landslides, air pollution, drought, water scarcity, sea level rise and storm surges” (IPCC 2015, S.69)

Die Auswirkungen des Klimawandels erzeugen dem Bericht zu Folge insbesondere für urbane Räume Risiken, da diese durch weitläufige Flächenversiegelungen und engmaschige Bebauungen – u.a. bedingt durch verkehrliche Infrastrukturen wie Straßen und Parkplätze – eine fehlende Resilienz z.B. gegenüber Überschwemmungen und Hitzewellen vorweisen. Betrachtet man zudem die stagnierende Entwicklung der CO₂-Einsparungen im Verkehrssektor der letzten 30 Jahre (s. Abbildung 3) wird deutlich, dass die Klimakrise mindestens zweierlei Auswirkungen auf die Rahmenbedingungen urbaner Mobilität erzeugt. Zum einen die Umsetzung resilienter Stadt- und Verkehrsplanung, zum Beispiel durch Öffnung versiegelter Parkflächen durch Parkanlagen, um die negativen Auswirkungen der Klimaveränderungen abzumildern. Zum anderen die notwendige Transformation des Mobilitätssektors hin zu Fortbewegungsmitteln und Antriebsformen, die nicht auf der Verbrennung fossiler Energieträger beruhen, um eine weitere Erderwärmung zu vermeiden. Diese Transformation der Mobilitätsformen im urbanen Raum gilt es auch vor dem

Hintergrund der Überlastung urbane Straßenverkehrssysteme zu untersuchen, da neue Mobilitätsformen hierbei die Rahmenbedingungen verändern und dem Verkehrsinfarkt entgegenwirken können.

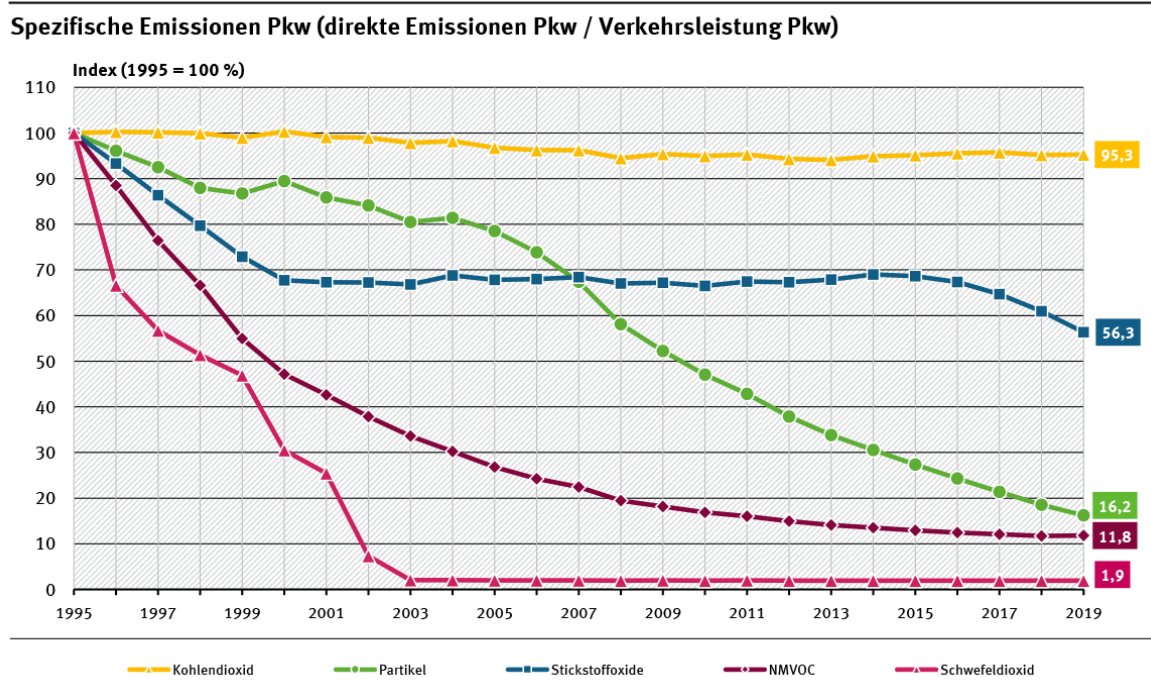


Abbildung 3 - Entwicklung spezifischer Emissionen im Pkw-Bereich in Deutschland zwischen 1995 und 2019 (Umweltbundesamt 2020)

Abbildung 3 zeigt exemplarisch für Deutschland, inwiefern die Pkw-induzierten CO₂-Emissionen seit dem Jahr 1995 gleichbleiben. Der notwendige Trend zur Abkehr von fossilen Energieträgern hat nun einen unmittelbaren Einfluss auf die Angebotsstrukturen von Verkehrssystemen, auch und insbesondere im urbanen Raum. Denn zur Senkung der CO₂-Emissionen im Verkehr kann eine strukturelle Veränderungen des Mobilitätsmarktes angenommen werden. Wie diese angebots- und nachfrageseitigen Mobilitätsveränderungen ausgestaltet sein werden, kann jedoch noch nicht eindeutig formuliert werden. Diese Arbeit soll zur Beantwortung dieser Frage einen Beitrag leisten.

Heute schon absehbar sind politisch-regulative Vorgaben zur Reduktion der CO₂-Emission im Verkehr, wie zum Beispiel Fahrverbote für bestimmte Pkw-Antriebsformen (Berylls, 2022). Neben diesen lokalen, von den einzelnen Kommunen erlassenen Regulierungen wird auch auf übergeordneter politischer Ebene das Angebot bestimmter Mobilitätsformen mehr und mehr reguliert. Dies zeigt sich insbesondere in den angekündigten Verkaufsverbote von Pkws mit Verbrennungsmotoren. So werden beispielsweise in den aufgeführten Ländern aus Tabelle 1 politische Diskussionen über das Verbot von Neuzulassungen von Diesel- und

Benzinfahrzeugen geführt, wodurch sich der zeitliche Rahmen dieser tiefgreifenden Veränderung der Rahmenbedingungen von Mobilitätsmärkten abschätzen lässt.

Tabelle 1 – Geplanter Einführungszeitraum des Verbots der Neuzulassung von Pkw mit Verbrennungsmotoren in ausgewählten Ländern (ACEA, 2021, Eigene Darstellung)

Land	Jahr	Land	Jahr
Dänemark	2030	Kanada	2040
Großbritannien	2035	Niederlande	2030
Frankreich	2040	Norwegen	2025
Indien	2030	Schottland	2032
Irland	2030	Schweden	2030
Island	2030	Slowenien	2030
Israel	2030	Taiwan	2035

Es ist daher abzusehen, dass der Veränderungsdruck im Bereich der Antriebstechnologien im Pkw-Bereich somit weiter zunehmen wird. Das Ziel der Senkung der CO₂-Emissionen im Verkehrssektor wird dabei auf nationaler bzw. supranationaler oder in letzter Konsequenz auf globaler Ebene verfolgt und wirkt sich somit lediglich indirekt auch auf den urbanen Mobilitätsmarkt aus.

Klimaschutzmaßnahmen und -ziele auf überregionaler Ebene werden jedoch flankiert von regulativen Eingriffen einzelner Städte, die neben der Dekarbonisierung auch Probleme mit Luftreinhaltungen, Verkehrssicherheit und überfüllten Straßen lösen müssen. Diese Probleme führen dazu, dass nicht nur die Dekarbonisierung des Verkehrssektors als Argument zur Verkehrstransformation im urbanen Bereich fungiert, sondern dass ein genereller Wunsch städtischer Bevölkerungen zu nachhaltigeren und saubereren Verkehrskonzepten besteht, was sich in Kommunalwahlergebnissen vieler Metropolregionen zum Beispiel in Deutschland zeigt (Holz-Rau, Hayer, Schultewolter, Aerker, Wachter, Klinger, 2021). Das Beispiel der Stadt Paris zeigt, wie sich eine auto-zentrierte Metropole über politische Entscheidungen – basierend auf demokratischen Bürgermeisterwahlen – anhand von konkreten Maßnahmen zur Transformation von Verkehrsinfrastrukturen ein neues Mobilitätsparadigma auferlegt. Hier werden regulative Eingriffe, wie z.B. die Reduktion von 70.000 Straßenparkflächen bis ins Jahr

2022, vorgenommen, wodurch die Wandlung zur autofreien Stadt forciert werden soll (Hill, 2020).

Digitalisierung, Urbanisierung sowie die *Klimaerwärmung* und das damit verbundene Ziel der Dekarbonisierung des Verkehrssektors erzeugen somit großen Transformationsdruck aber auch Transformationsmöglichkeiten für urbane Mobilitätssysteme. Das menschliche Bedürfnis nach Mobilität erzeugt dabei weltweit enorme monetäre Marktpotentiale und eine entsprechende Anziehungswirkung für Unternehmen aus unterschiedlichen Branchen, diese Bedürfnisse mit Mobilitätslösungen zu befriedigen. Allein in Deutschland lag der Gesamtumsatz der Automobilindustrie im Jahr 2019 bei rund 436 Mrd. EUR (Statistisches Bundesamt, 2021). Hinter dieser Zahl verbirgt sich das Bedürfnis von Menschen, mobil zu sein – und das mit Hilfe eines Verkehrsmittels, das ein hohes Maß an Freiheit und Verfügbarkeit bereitstellt, aber auch entsprechende weiche Faktoren wie Status und Designvorstellungen befriedigt. Seit der Erfindung des Automobils vor 135 Jahren etablierte sich dieses Produkt zum *Dominant Design* der Mobilitätsmärkte weltweit und wurde über unzählige inkrementelle Innovationen weiterentwickelt (Todorovic, Simic, Kumar, 2017).

Doch die Automobilindustrie steckt in einem tiefgreifenden Wandel, da sich die vorab beschriebenen regulativen, kundenseitigen und technologischen Anforderungen und Möglichkeiten im Feld der Mobilität stark verändern. Diese Transformation besteht unter anderem auch darin, dass sich Industriezweige und Branchen vielseitig miteinander vernetzen, wie z.B. die IT-Industrie, Chiphersteller, die Elektrobranche und die Automobilindustrie (Gouthier, Nennstiel, 2018). Zudem entstehen durch die Verknüpfung von Produkten und Dienstleistungen neue Geschäftsmodelle, die insbesondere von Automobilherstellern vorangetrieben werden.

„[Es] steht nicht mehr nur die reine Herstellung von Fahrzeugen im Fokus der Automobilindustrie, sondern es erfolgt eine Neuorientierung in Richtung der Entwicklung von Mobilitätskonzepten, die den geänderten Branchen- und Kundenanforderungen gerecht werden. Vor allem Automobilhersteller stehen daher vor der Herausforderung, ihre Geschäftsmodelle, Prozesse und Strukturen auf deren Zukunftsfähigkeit hin zu überprüfen und neu zu definieren.“ (Gouthier, Nennstiel, 2018, S. 569).

Mit den globalen Trends der Digitalisierung, der Urbanisierung und der notwendigen Dekarbonisierung wird sich unter anderem über den Intermediär der sich transformierenden Automobilindustrie der urbane Mobilitätsmarkt deutlich verändern. Hierbei beschreiben die genannten Aspekte Indizien dafür, dass sich ein Zusammenspiel von Technology-Push und Market-Pull Faktoren ergeben wird. Die Technologieinnovation des automatisierten Fahrens

und die damit einhergehende Entwicklung neuer Mobilitätsdienste vereinen all die genannten Aspekte miteinander und sind daher zentral für die Abschätzung zukünftiger Entwicklungen urbaner Mobilitätsmärkte. Die Tragweite des Forschungsthemas kann damit nur angedeutet werden, da sich hinter den genannten Trends und Treibern wiederum zahlreiche, miteinander verbundene Wirkzusammenhänge ergeben. Es sollte jedoch in diesem Kapitel ein genereller Überblick über die übergeordneten und rahmengebenden Veränderungsprozesse urbaner Mobilität gegeben werden.

2.2. Automatisiertes Fahren und das Paradigma des privaten Autobesitzes

Seit der Erfindung des Automobils durch Carl Benz im Jahr 1886 durchlief das Produkt des Automobils eine enorme Anzahl inkrementeller Innovationsschritte. Der Markt für Mobilitätslösungen wurde durch die Verfügbarkeit von Automobilen fundamental beeinflusst. Der Charakter des privaten Pkws wandelte sich über die Zeit vom kaum erschwinglichen Luxusgut hin zum Fortbewegungsmittel für die breite Masse und nahezu alle gesellschaftlichen Schichten. Das eigene Auto bietet Menschen die Freiheit, zu einem hohen Maße selbstbestimmt mobil zu sein – auch über größere Distanzen hinweg. Damit bedient das Automobil bis heute einen enormen weltweiten Markt. Die internationale Organisation der Fahrzeugproduzenten OICA schätzt den weltweiten Fahrzeugbestand für das Jahr 2015 auf 1,282 Milliarden Kraftfahrzeuge (OICA 2015; s. Abbildung 4).

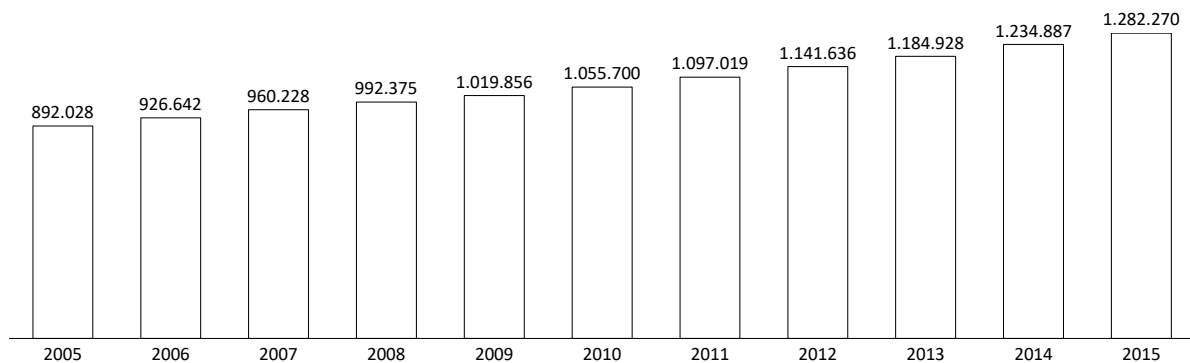


Abbildung 4 – Weltweiter Kfz-Bestand bis 2015 [Anzahl der Kraftfahrzeuge in 1.000] (Eigene Darstellung, in Anlehnung an OICA 2017)

Diese Zahlen verdeutlichen die Erfolgsgeschichte, welche die Technologieinnovation des Automobils in den letzten 135 Jahren durchlaufen hat. Entstanden ist daraus mit der Automobilindustrie ein hochgradig arbeitsteiliger und globaler Wirtschaftszweig. Aus den inkrementellen Weiterentwicklungen entstand eine enorme Produktdifferenzierung – sei es im Rahmen der Antriebstechnologie, des Fahrzeugdesigns oder der Produktionstechnologien. Heute wird die Nachfrage nach automobiler Mobilität über unzählige verschiedene Fahrzeugmodelle und Marken bedient.

Die Industriegeschichte des Automobils bis heute lässt sich mit den Theorien der Industrie- und Innovationsökonomik präzise beschreiben. Nach Schumpeter (1934) können radikale Innovationen komplett neue Industrien generieren oder bestehende radikal transformieren. Das Automobil trat als radikale Innovation auf dem Mobilitätsmarkt auf und ersetzte das bestehende Fortbewegungsmittel der Pferdekutschen. Der diskontinuierliche

Technologiesprung entstand jedoch erst durch die unzähligen, inkrementellen Innovationen des zu Beginn noch recht primitiven, Benzin-betriebenen Automobils (Stephan, 2013).

In diesem Zusammenhang lässt sich der Begriff des technologischen Paradigmas heranziehen, sowie der technologischen Trajektorie, welche zur Beschreibung von innovations- und industrieökonomischen Entwicklungen fundamental sind.

Ein Paradigma beschreibt in der Wissenschaft ein methodisches System, das den Rahmen für Problemdefinitionen und Lösungen setzt (Stephan, 2013). Dieses Eingrenzen von Lösungsräumen lässt sich über den Begriff des technologischen Paradigmas auf die Entwicklungen von Industrien übertragen.

“In broad analogy with the [...] definition of a ‚scientific paradigm‘, we shall define a ‚technological paradigm‘ as ‚model‘ and a ‚pattern‘ of solutions of selected technological problems, based on selected principles derived from natural sciences and on selected material technologies.“ (Dosi 1982, S. 152)

Übertragen auf die Historie der Automobilindustrie wird deutlich, dass in vielen westlichen Gesellschaften der Lösungsraum im Bereich der Mobilität eindeutig auf das Vorhandensein eines privaten Pkws beschränkt ist. Das Paradigma des individuellen Autobesitzes zeigt sich unter anderem in dem vorab genannten weltweiten Fahrzeugbestand. Dass dieses Paradigma auch im Umfeld der urbanen Mobilität vorherrschend ist, zeigt die Übersicht zur Entwicklung des *Modal Splits*¹ der Stadt Stuttgart in Abbildung 5. Dort ist die Veränderung des wegebezogenen *Modal Splits* der Einwohner im Alter ab 10 Jahren an Werktagen der Region Stuttgart dargestellt. Das Transportmittel Pkw-Fahrer hält mit Abstand den größten Anteil des *Modal Splits*, was das vorliegende Paradigma des MIV deutlich widerspiegelt.

¹ Als *Modal Split* wird die Aufgliederung des Verkehrsaufkommens nach den genutzten Verkehrsmitteln bezeichnet. Der *Modal Split* kann auf Basis der Anzahl zurückgelegter Wege, sowie auf Basis der zurückgelegten Kilometerleistungen angegeben werden (Verband der Region Stuttgart, 2010). Im Rahmen dieser Arbeit wird sofern nicht anders deklariert, der Begriff im Sinne des wegebezogenen *Modal Splits* verwendet.

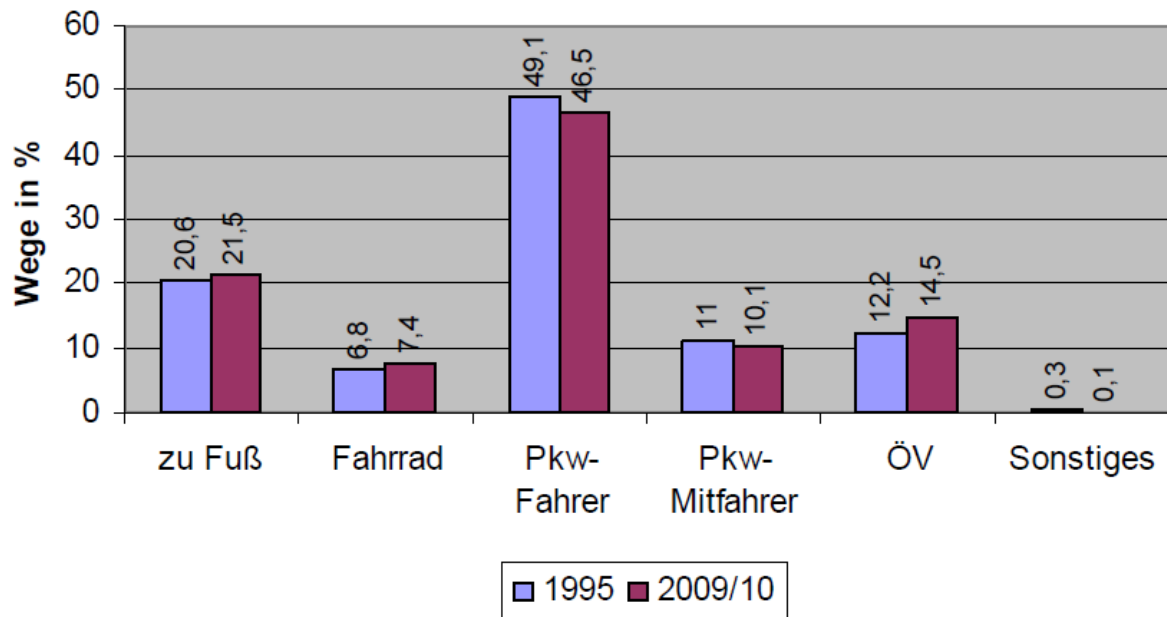


Abbildung 5 - Entwicklung des Modal Splits der Region Stuttgart zwischen 1995 und 2010 (Verband Region Stuttgart, 2010, S. 74)

Der Automobilmarkt selbst ist zudem geprägt von technologischen Paradigmen und Pfadabhängigkeiten. Inwiefern diese Paradigmen durch die sich ändernden Rahmenbedingungen aus Abschnitt 2.1 unter Transformationsdruck geraten, zeigt das technologische Paradigma des Verbrennungsmotors als Antriebsform eines Kraftfahrzeugs. Sämtliche relevanten Innovationsaktivitäten der Automobilhersteller und Zulieferer fanden im Rahmen des technologischen Paradigmas des Verbrennungsmotors statt und erzielten dabei signifikante Effizienzsteigerungen, Erhöhungen von Motorleistungen oder die Minderung von Emissionswerten (Stephan, 2013). Ein Paradigmenwechsel im Bereich der Antriebsform ist durch das Aufkommen der Elektrifizierung absehbar. Im Rahmen dieser Arbeit soll der Fokus jedoch nicht auf dem Entwicklungspfad der Elektrifizierung der Automobilindustrie, sondern auf der möglichen Ablösung des privaten Automobilbesitzes als solches durch die Einführung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste liegen. Denn losgelöst vom technischen Paradigma der Antriebsform beschreibt das Automobil bis heute das *Dominant Design* des Mobilitätsmarktes.

Als *Dominant Design* bezeichnet man eine Kombination von grundsätzlichen Produktkomponenten auf einem bestimmten Markt, die sich als dominierende Lösung für den Mainstream-Markt durchgesetzt hat (Murmans, Frenke, 2006). Dass das private Auto die dominante Lösung auf dem Markt für Mobilitätslösungen ist, auch im urbanen Umfeld, zeigt sich unter anderem in den Anteilen der mit dem Auto zurückgelegten Wege (s. Abbildung 5).

Das *Dominant Design* der Mobilitätslösungen beschreibt somit den Besitz eines privaten Fahrzeugs, das jederzeit als Fortbewegungsmittel genutzt werden kann. Hierdurch entstand auf dem Mobilitätsmarkt das Paradigma des Besitzes eines Privatfahrzeugs. Beim Blick auf die Auto-zentrierten Stadtentwicklungen der 50er und 60er Jahre wird deutlich, dass auch für die urbane Mobilität dieses Paradigma gilt. Der Lösungsraum für Mobilitätssuchende beginnt meist mit der Anschaffung eines Automobils, was der weltweite Fahrzeugbestand (s. Abbildung 4) verdeutlicht.

Nun treten im Rahmen der Digitalisierung neue Möglichkeiten der Nutzungsformen von Fahrzeugen und Transportmitteln auf. Das *Dominant Design* auf dem Mobilitätsmarkt wird herausgefordert durch innovative Produktkombinationen und Aufwertungen bestehender Konkurrenzprodukte wie beispielsweise des ÖPNVs. Neben der Aufwertung von Konkurrenzprodukten durch die Digitalisierung wird durch die technologische Fortentwicklung des *Dominant Designs* die Technologie der Fahrzeugautomatisierung vorangetrieben. Über diese zentrale Technologieentwicklung ist es schon heute möglich, dass Automobile komplett ohne menschlichen Fahrer bestimmte Strecken automatisiert fahren können. Der internationale Verband des Automobilingenieurwesens SAE liefert in seinem Industriestandard SAE J3016 zur Technologiedefinition des automatisierten Fahrens eine weltweit anerkannte Definition in fünf verschiedenen Levels, wie Abbildung 6 zeigt.

SAE level	Name	Execution of Steering and Acceleration/Deceleration	Monitoring of Driving Environment	Fallback Performance of Dynamic Driving Task	System Capability (Driving Modes)
<i>Human driver monitors the driving environment</i>					
0	No Automation	Human driver	Human driver	Human driver	n/a
1	Driver Assistance	Human driver and system	Human driver	Human driver	Some driving modes
2	Partial Automation	System	Human driver	Human driver	Some driving modes
<i>Automated driving system monitors the driving environment</i>					
3	Conditional Automation	System	System	Human driver	Some driving modes
4	High Automation	System	System	System	Some driving modes
5	Full Automation	System	System	System	All driving modes

Abbildung 6 - Die fünf Level des automatisierten Fahrens (Eigene Darstellung, in Anlehnung an SAE, 2019)

Über Technologiestufen der SAE Level 4 und 5 eröffnen sich insbesondere auf dem Mobilitätsmarkt komplett neue Lösungsräume. Bestehende Mobilitätsdienste wie das zum Beispiel Taxidienstleistungen können beispielsweise durch den Wegfall von Fahrerkosten zu radikal günstigeren Preisen angeboten werden, wodurch ein komplett neues Angebot für den Mainstream-Markt entstehen könnte. Das könnte wiederum dazu führen, bestehende Entscheidungsmuster der handelnden Akteure zu durchbrechen.

Hao & Yamamoto (2018) beschreiben in ihrem Beitrag “Shared Autonomous Vehicles: A review considering car sharing and autonomous vehicles” den Zusammenhang zwischen privatem Besitz und der Automatisierung von Pkws und zeigen vier entsprechende zukünftige und bereits bestehende Zustände auf. Abbildung 7 beschreibt die vier entstehenden Zustände und Mobilitätsparadigmen. Durch die Pfeile im Zentrum der Grafik deuten die Autoren Entwicklungspfade an, die heute parallel zueinander laufen. Grundannahme der vorliegenden Arbeit ist, dass sich die Mobilität hin zu einem Paradigma der „(4) Shared Autonomy“ entwickelt, in der geteilte, automatisiert fahrende Fahrdienste angeboten werden.

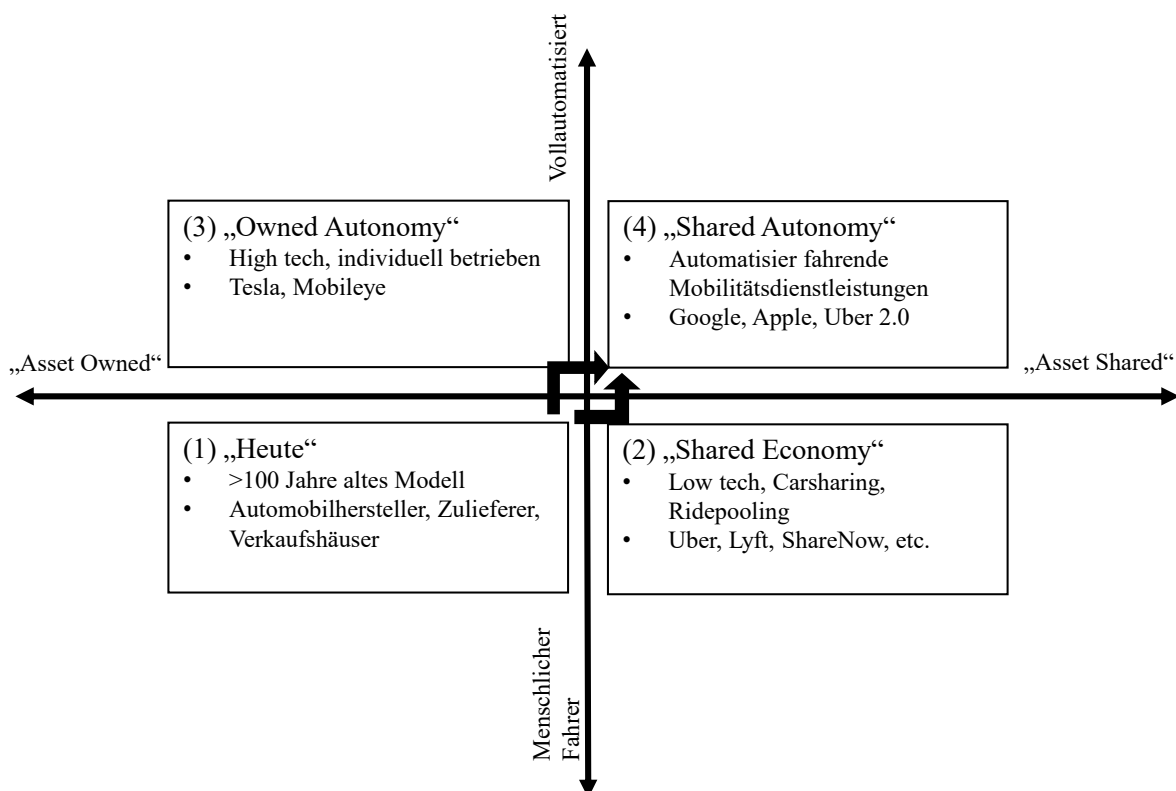


Abbildung 7 - Kombination von geteilter und vollautomatisierter Mobilität (Eigene Darstellung, in Anlehnung an Hao & Yamamoto, 2018, S. 48)

Es stellt sich dabei die Frage, ob durch die technologischen Innovationen im Bereich des automatisierten Fahrens, sowie der digitalen Vernetzung und der daraus ermöglichten

Mobilitätskonzepte auf dem urbanen Mobilitätsmarkt ein solcher Paradigmenwechsel absehbar ist - weg vom privaten Autobesitz hin zum Teilen und Mieten von Fahrzeugen oder zur ausschließlichen Nutzung von Fahrdienstleistungen. Daran anschließend ist zu klären, welche Auswirkungen ein derartiger Paradigmenwechsel für die urbanen Mobilitätsmärkte einerseits und für die bestehende Automobilindustrie andererseits haben könnte. Diese Fragestellungen bilden das Fundament für die vorliegende Arbeit und verdeutlichen die Tragweite des Themas.

2.3. Urbaner Mobilitätsmarkt als komplexes System

Nachdem in den vorhergehenden Abschnitten die Rahmenbedingungen sowie die technologieseitigen Entwicklungen und Paradigmen des urbanen Mobilitätsmarktes umrissen wurden, sollen nun die Charakteristika des Untersuchungsgegenstands des urbanen Mobilitätsmarktes weiter geklärt werden. Denn nur wenn der Forschungsgegenstand ausreichend analysiert und dargestellt ist, kann die Forschungsmethodik, die dieser Arbeit zu Grunde liegt, ausgewählt werden. Die begriffliche Abgrenzung der Urbanität mit Bezug auf den Mobilitätsmarkt wurde in Abschnitt 2.1 dargestellt. Relevanter jedoch ist die inhaltliche Beschreibung des Mobilitätsmarkt-begriffs. Denn der Mobilitätsmarkt an sich beschreibt mehr als das Zusammenfinden von Angebot und Nachfrage von Transportlösungen. Mobilität als Grundbedürfnis menschlichen Wesens kann über die unterschiedlichsten Lösungen und Technologien befriedigt werden. Die verschiedenen Anforderungen an Mobilität der einzelnen Nachfrager sind dabei hochindividuell und situationsabhängig.

Vielfältige Mobilitätszwecke definieren dabei die nachgefragten Distanzen. Wohnort, Arbeitsort, der Ort für Freizeitaktivitäten, der Ort der Schule oder Universität beschreiben typische feste Zielorte von Mobilitätssuchenden (Verband Region Stuttgart, 2011).

Das Vorhandensein bestimmter Mobilitätswerkzeuge definiert den Lösungsraum zur Befriedigung der individuellen Mobilitätsnachfrage. Besitzt jemand ein Auto, ein Fahrrad oder ein Zeitticket für den öffentlichen Personennahverkehr, so hat dies einen direkten Einfluss auf das gewählte Mobilitätsangebot. Ändern sich die vorhandenen Mobilitätswerkzeuge durch das Aufkommen von Fahrzeugsharing-Lösungen, wie in Abschnitt 2.1 beschrieben, so erzeugt dies potenzielle Veränderungen von Mobilitätsverhalten auf dem Markt.

Individualität auf dem Mobilitätsmarkt zeigt sich jedoch nicht nur darin, dass individuelle Zielorte erreicht werden sollen, oder dass individuelle Transportmittel verfügbar sind. Das Mobilitätsverhalten von Menschen hängt von zahlreichen persönlichen weichen und harten Entscheidungsfaktoren ab. Harte Faktoren beschreiben hierbei zum Beispiel monetäre Budgetbeschränkungen, die die Anschaffung und den Betrieb eines privaten Pkws nicht erlauben, der Ausschluss von bestimmten Mobilitätslösungen durch einen fehlenden Führerschein oder körperliche und altersbedingte Einschränkungen. Zu den weichen, kaum quantifizierbaren Faktoren, die Entscheidungen auf dem Mobilitätsmarkt beeinflussen können, gehören zum Beispiel das Image und die soziale Anerkennung die Menschen erfahren, wenn sie ein hochwertiges Auto besitzen, oder im Gegenteil nicht erfahren, wenn sie mit den öffentlichen Transportmitteln verkehren (Hoffmann, Abraham, White, Ball, Skippon, 2017).

Die Identifikation und Quantifizierung von Einflussgrößen, die das Mobilitätsverhalten von Menschen beschreiben, ist ein breites wissenschaftliches Feld und könnte als eine wesentliche Schnittmenge der Sozial-, Wirtschafts- und Verkehrswissenschaften gesehen werden. Zentral im Rahmen dieser Arbeit ist die Erkenntnis, dass sämtliche Entscheidungsfaktoren und ihre Auswirkungen auf tatsächliches menschliches Mobilitätsverhalten vielfältig und hochindividuell sind, womit sie die einfache Analyse von Angebot und Nachfrage von Mobilität zur Einschätzung des zukünftigen Marktgeschehens stark erschweren. Ein klassisches ökonomisches Marktmodell, definiert durch Angebots- und Nachfragefunktionen in Abhängigkeit von Preisen und Mengen, greift zur Beschreibung des Mobilitätsmarktes entsprechend zu kurz.

Nun ist es denkbar, ökonometrische Modelle zu entwickeln und diese anhand empirischer Erhebungsdaten durch Beobachtungen und Befragungen zu kalibrieren, um das Mobilitätsverhalten zu beschreiben und mögliche Marktveränderungen zu quantifizieren. Doch selbst wenn die wichtigsten Entscheidungsparameter menschlichen Mobilitätsverhaltens identifiziert und quantifiziert sind, lässt sich eine Aggregation der hierüber berechneten Einzelentscheidungen auf dem Mobilitätsmarkt nicht heranziehen, um das Marktverhalten realitätsnah abzubilden oder zu analysieren. Dies liegt an der inhärenten Komplexität, die dem urbanen Mobilitätsmarkt zu Grunde liegt. Doch inwiefern kann der urbane Mobilitätsmarkt als ein komplexes System beschrieben werden?

Hierzu ist wichtig zu verstehen, was ein komplexes System ausmacht. Komplexität und die Analyse komplexer Systeme sind prominente Untersuchungsgegenstände in sämtlichen Natur- und Sozialwissenschaften. Aus unterschiedlichen Ansätzen innerhalb der einzelnen

Disziplinen entwickelte sich mit der Komplexitätsforschung ein eigener, disziplinübergreifender Forschungszeitweig. Im Bereich der Komplexitätsforschung existieren mehrere Definitionsansätze für den Begriff der komplexen Systeme. Ladyman, Lambert und Wiesner (2013) analysieren Definitionen von komplexen Systemen aus verschiedenen Forschungsrichtungen und extrahieren zentrale Eigenschaften, die disziplinübergreifend als charakteristisch für komplexe Systeme gelten. Als übergreifende Definition eines komplexen Systems wird folgende Zusammenführung der vorgestellten Definitionen empfohlen:

“We endorse [...] that a system cannot be complex unless there are many components interacting within it, but we argue this condition is not sufficient, and that it is of limited interest in so far as it is left vague what ‘many’ means” (Ladyman et al., 2013, S. 4)

Demnach ist ein System komplex, wenn die Elemente des Systems miteinander interagieren. Betrachtet man den Mobilitätsmarkt als ein System, so ist die Anzahl an Elementen des Systems vielfältig. Einzelne Mobilitätssuchende, Mobilitätsanbieter, sowie Infrastrukturbetreiber lassen sich als zentrale Elemente beschreiben. Die mannigfaltige Interaktion zwischen den einzelnen Elementen der Mobilitätssuchenden lässt sich am Beispiel der Straßennutzung zeigen. So stellt der Straßenverkehr selbst ein dynamisches und komplexes System dar, da der Verkehrsfluss als zentrale Messgröße nicht allein über die Summe aller Straßennutzer beschrieben werden kann. Die reine Anzahl an Autos pro Straßenabschnitt allein ist nicht entscheidend für das Entstehen von Stausituationen. Die Interaktion zwischen den Verkehrsteilnehmern und das individuelle Verhalten der Fahrzeuge, auf welches die umliegenden Fahrzeuge reagieren müssen, ist ein entscheidender Faktor bei der Beschreibung von Verkehrsflussdynamiken (Kagho, Balac, Axhausen, 2020). Interaktion auf dem Mobilitätsmarkt entsteht aber auch im Bereich der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel. Busnutzer interagieren zum Beispiel miteinander, indem ihre einfache Präsenz im Bus dazu führen kann, dass dieser überfüllt ist, was für die Wartenden an der nächsten Haltestelle zur Konsequenz hat, dass die Option Bus für die gewünschte Strecke nicht zur Verfügung steht. Dies sind nur zwei Beispiele, die verdeutlichen sollen, dass die Eigenschaft der Interaktion zwischen Elementen eines Systems für den Mobilitätsmarkt gilt.

Wie Ladyman et al. (2013) beschreiben, ist die Interaktion eine zentrale Bedingung zur Definition komplexer Systeme. Unter anderem aus der Interaktion zwischen Elementen leiten sie sechs weitere Merkmale komplexer Systeme ab.

Demnach sind komplexe Systeme geprägt von *Nicht-Linearitäten*. Eine lineare Denkweise, beispielsweise die Annahme, dass Systemverhalten über die isolierte Summierung der

Verhalten der einzelnen Elemente zu beschreiben ist, ist bei komplexen Systemen nicht zielführend. Zudem sind *Feedback-Strukturen* prägend für komplexe Systeme. Auf dem urbanen Mobilitätsmarkt sind Rückkopplungseffekte und nicht-lineares Systemverhalten inhärent. Weiterhin ist aus den bestehenden Definitionen von komplexen Systemen zu entnehmen, dass das Entstehen einer *spontanen Ordnung* sowie die *fehlende zentrale Kontrolle* oder Steuerung des Systems zentrale Eigenschaften komplexer Systeme sind (Ladyman et al., 2013, S. 6f). Übertragen auf den urbanen Mobilitätsmarkt könnte man behaupten, dass das Beispiel des Straßenverkehrs hier nicht herangezogen werden kann, da dieser über zentrale Verkehrssteuerungssysteme geleitet werden kann. Diese geben jedoch nur Rahmenbedingungen vor, innerhalb derer sich die individuellen Verkehrsteilnehmer verhalten können. Die Entscheidung, auf den ÖPNV umzusteigen, zu Fuß zu gehen oder ein Leihfahrrad zu verwenden, kann nicht zentral gesteuert werden. Es ergibt sich stets eine spontane Ordnung, innerhalb welcher das Verkehrssystem und der *Modal Split* aus Einzelentscheidungen entstehen, die sich gegenseitig bedingen. Dieses Entstehen des *Modal Splits* oder auch das Entstehen eines Staus durch das Zusammenwirken von individuellen Einzelentscheidungen beschreibt zudem ein weiteres Merkmal komplexer Systeme – die *Emergenz*. Wie vorab beschrieben, lassen sich die emergenten Strukturen des Mobilitätssystems nicht auf die Summe der Elementeigenschaften zurückführen. Zudem entstehen zum Beispiel durch die Kombination von Mobilitätsangeboten komplett neue Angebotsstrukturen, wie inter- oder multimodale Mobilitätsapps. Über derartige Interaktionen zwischen Elementen des Mobilitätsmarkts lässt sich der urbane Mobilitätsmarkt als emergentes System beschreiben. Abschließend wird seitens Ladyman et al., (2013) genannt, dass komplexe Systeme häufig eine *hierarchische Struktur* aufweisen. Hiermit ist gemeint, dass komplexe Systeme aus mehreren Sub-Systemen und Interaktionen zwischen verschiedenen Ebenen bestehen. Allein durch die Verfügbarkeit verschiedener Transportmittel, welche wiederum über eigene Anbieter- und Nachfragestrukturen verfügen, ist dieses Kriterium im Falle des urbanen Mobilitätsmarkts ebenfalls gegeben.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der urbane Mobilitätsmarkt wesentliche Merkmale eines komplexen Systems aufweist. Dieses Verständnis ist elementar bei der Auswahl einer geeigneten Forschungsmethodik und bei der Einbettung der Forschungsfragen in ein wissenschaftliches Gesamtgerüst.

Die Analyse der Auswirkungen der Innovation automatisierter Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt bedarf somit einer Methodik, die geeignet ist, komplexe Systeme zu beschreiben. Hinzu kommt, dass der Mobilitätsmarkt an sich als soziales System angesehen werden kann, bestehend aus menschlichen Interaktionen. Auf welchen ökonomischen Theorien diese Betrachtungsweise basiert wird in Abschnitt 3.2 näher vorgestellt, in dem die innovationsökonomische Ausrichtung dieser Arbeit beleuchtet wird. An dieser Stelle soll es grundsätzlich darum gehen, wie der urbane Mobilitätsmarkt als komplexes System wissenschaftlich untersucht werden kann.

Das Kernproblem bei der Beantwortung der Frage nach marktlichen Dynamiken und nach dem potenziellen Erfolg der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienstleistungen auf dem urbanen Mobilitätsmarkt liegt dabei darin, dass es keine historischen oder empirischen Daten zu diesen Fragestellungen gibt. Der Erfolg einer Innovation, der Grad der Adaption und die Auswirkungen auf bestehende Lösungen am Markt lassen sich erst in der Retrospektive beurteilen, analysieren und schlussendlich quantifizieren. Hier kommt neben der Komplexität des Marktsystems insbesondere der Aspekt der Unsicherheit vollumfassend zum Tragen. Es ist heute noch nicht definierbar, in welcher Form und für welche Mobilitätszwecke die Innovation der automatisiert fahrenden Mobilitätsdienste auftreten wird. Wie vorab beschrieben, wird das komplexe System des urbanen Mobilitätsmarktes über seine interagierenden Elemente und seine inhärente Emergenz eine Verwendung für die neue Technologie finden – oder auch nicht.

Abbildung 8 nennt weitere konkrete Beispiele für Unsicherheiten, die sich für den urbanen Mobilitätsmarkt im Zusammenhang mit der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste ergeben.

Rechtliche und technische Unsicherheiten lassen sich dabei durch Beobachtung des politischen Prozesses oder der technischen Forschung, beispielsweise durch Patentanalysen, einschätzen. Größere Unsicherheiten ergeben sich jedoch aus den marktbezogenen Fragestellungen. Wie lassen sich diese Fragestellungen beantworten? Vergleicht man die Beispiele aus Abbildung 8 mit den Forschungsfragen dieser Arbeit aus Abschnitt 1.2, so zeigen diese eine große Überschneidung.

Unsicherheiten mit Bezug zur Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste:

- Beispiele zeitliche Unsicherheiten:
 - *Wann ist Technologie des automatisierten Fahrens marktreif?*
 - *Wann werden selbstfahrende Fahrzeuge auf dem jeweiligen Mobilitätsmarkt rechtlich zugelassen?*
- Beispiele marktbezogener Unsicherheiten:
 - *In welcher Angebotsform werden selbstfahrende Fahrzeuge nachgefragt?*
 - *Wird sich ein automatisiert fahrender Mobilitätsdienst auf dem urbanen Mobilitätsmarkt durchsetzen?*
 - *Unter welchen Voraussetzungen kann sich die Innovation des automatisierten Fahrens auf dem urbanen Mobilitätsmarkt etablieren?*

Abbildung 8 - Beispiele von Unsicherheiten, die sich im Bezug zur Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste für den urbanen Mobilitätsmarkt ergeben (Eigene Darstellung)

Die Forschung im Bereich des automatisierten Fahrens, insbesondere im Bereich der ökonomischen und sozialwissenschaftlichen Disziplinen, wird indes intensiv betrieben. Derartige Erhebungen können jedoch lediglich Hinweise darauf geben, ob und wie die Innovation tatsächlich angenommen werden wird. Die Unsicherheit darüber, wie eine Angebotsform und eine Entscheidungssituation mit automatisiert fahrenden Fahrzeugen tatsächlich aussehen wird ist hierzu noch zu abstrakt. Zudem gibt es signifikante Unterschiede zwischen geplantem und tatsächlichem Handeln von Menschen (Rudloff & Straub, 2021).

In diesem Kontext fassen May et al. (2018) das Kernproblem, zu dessen Lösung die vorliegende Arbeit einen Beitrag leisten soll, nochmals zusammen:

“[Impacts of autonomous vehicles on the performance of urban transport systems] cannot yet be measured empirically and by the time that they can, it will be too late to change the implementation model to rectify any resulting problems.” (May et al., 2018, S. 1)

Sie beschreiben damit auch den Forschungsbedarf dieser Arbeit. Wenn die Innovation auf dem Markt bereits etabliert ist und empirische Analysen möglich sein werden, sind mögliche Auswirkungen und Probleme eventuell bereits entstanden, und schwer umzukehren. Zum Beispiel müssen bereits heute stadtplanerische Eingriffe in die Verkehrsinfrastruktur geleistet werden, wenn eine bestimmte Anwendungsform automatisierter Mobilitätsformen umgesetzt werden soll. Lange Planungszeiträume von Verkehrsinfrastrukturprojekten bedürfen schon heute Handlungsempfehlungen, die mögliche Auswirkungen des automatisierten Fahrens in

urbanen Räumen berücksichtigen. Zudem benötigt es Hinweise und Einschätzungen als Grundlage regulativer Beschränkungen der Stadtverwaltungen, zum Beispiel bezüglich der Limitierung der Flottengrößen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste, um vorab mögliche negative Auswirkungen vermeiden zu können. Darüber hinaus gilt es mögliche wettbewerbliche Zielkonflikte zwischen kommerziellen, selbstfahrenden Mobilitätsdiensten und bestehenden öffentlichen Verkehrsmitteln, im Voraus zu antizipieren. Die Tragweite des Themas umfasst somit zentrale gesellschaftliche, politische und ökonomische Fragestellungen und Unsicherheiten. Eine Analyse der möglichen Entwicklungen des urbanen Mobilitätsmarktes als zentraler Forschungsgegenstand der Arbeit ist somit für mehrere wissenschaftliche Disziplinen von großer Bedeutung.

Nachdem die wesentlichen Merkmale des Untersuchungsgegenstandes dargelegt wurden, lässt sich nun erklären, warum zur Beantwortung der aufgerufenen Forschungsfragen die Methodik der modellbasierten Simulation des urbanen Marktgeschehens für ein spezifisches urbanes Gebiet gewählt wird (s. Kapitel 4 & 5). Anhand dieser Methodik soll über Simulationsexperimente herausgefunden werden, wie sich das komplexe System des urbanen Mobilitätsmarkts unter verschiedenen Voraussetzungen und Gegebenheiten verhält. Die mögliche Transformation des Markts durch einen eventuellen Paradigmenwechsel - weg vom Besitz eines privaten Pkw hin zur technologisch ermöglichten Nutzung selbstfahrender Verkehrsmodi – kann aufgrund der zahlreichen Unsicherheiten nicht im Detail quantitativ prognostiziert werden. Vielmehr bedient sich das gewählte Vorgehen an der wissenschaftlichen Denkform der Abduktion (vgl. Reichertz 2016, S. 129f.). Im Gegensatz zum induktiven und deduktiven Vorgehen zielt die Abduktion darauf ab, einen Erkenntnisgewinn dadurch zu erlangen, über ein bestimmtes Resultat, bspw. einem Simulationsergebnis, auf neue, vorher nicht bekannte, übergeordnete Regeln zu schließen und entsprechend neue Hypothesen zu formulieren (ebd.).

Zur Untersuchung des möglichen Paradigmenwechsels auf dem urbanen Mobilitätsmarkt bedarf es eines solchen abduktiven Vorgehens, da zur Innovation der automatisierten Mobilitätsangebote noch keine empirischen Daten verfügbar sind. Über modellbasierte Simulationsexperimente lässt sich eine entsprechende Hypothesenbildung betreiben, worauf künftige Forschungsarbeiten empirisch oder modellbasiert aufbauen können. Die angewandte Methodik der Modellierung wird vor dem Hintergrund des Mobilitätsmarktes sowie der Ausbreitung von Innovationen im folgenden Kapitel 3 näher beschrieben und theoretisch untermauert. Im nächsten Kapitel werden somit Möglichkeiten und Methodiken im Detail

vorgelegt, die zur Verfügung stehen, um den urbanen Mobilitätsmarkt als komplexes System näher zu analysieren.

3. Innovationsökonomik und Verkehrswissenschaften als theoretischer Hintergrund

Dieses Kapitel beschreibt den theoretischen Rahmen der Arbeit, sowie die Herleitung einer geeigneten Forschungsmethodik zur Beantwortung der zugrunde liegenden Forschungsfragen. Ziel ist es dabei, in Abschnitt 3.1 den wissenschaftstheoretischen Rahmen herzuleiten, der den in Kapitel 2 beschriebenen Charakteristika des Untersuchungsgegenstandes gerecht wird. Nachdem hierbei die Innovationsökonomik als relevante wissenschaftliche Disziplin und die Neo-Schumpeterianischen Innovationstheorie als passende Denkschule identifiziert werden, wird in Abschnitt 3.2 ein Überblick über vorhandene Methoden der Verkehrswissenschaften gegeben. Dies ist insbesondere deshalb notwendig, da Mobilitätssysteme klassischerweise den Forschungsgegenstand der wissenschaftlichen Disziplin der Verkehrswissenschaften darstellen. Die Essenz aus den gesammelten Anforderungen, die der Untersuchungsgegenstand mit sich bringt, sowie der vorhandenen theoretischen Hintergründe und methodischen Ansätze wird in Abschnitt 3.3 zusammengeführt. Hierbei wird die Auswahl der agenten-basierten Modellierung als zentrale Methodik dieser Arbeit begründet sowie konzeptionell eingeführt.

3.1. Innovationsökonomischer Hintergrund

Die Frage stellt sich nun, welche Angebotsformen sich durchsetzen werden und unter welchen Rahmenbedingungen der urbane Mobilitätsmarkt gestellt werden sollte, um die Vorteile jedes Angebots auszuspielen sowie um die gesellschaftlich und wirtschaftlich gewünschte Zielgrößen zu optimieren. Bei diesen Fragestellungen liegt der Blick in die wirtschaftswissenschaftlichen Disziplinen wiederum nahe. Da es sich beim Umbruch des Mobilitätsmarktes um eine Transformation handelt, die zahlreiche komplexe Fragestellungen und Zielkonflikte beinhaltet, reicht eine reine Fokussierung auf die wirtschaftswissenschaftlichen Optimierungsmodelle möglicherweise nicht aus.

Aufgrund der Vielschichtigkeit und Tragweite des Themas bedarf es bei der Untersuchung der Auswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt einer interdisziplinären Sichtweise (s. Kapitel 2). Möchte man verstehen, welche Auswirkungen sich durch die Innovation des automatisierten Fahrens auf den urbanen Mobilitätsmarkt ergeben könnten, so ist es notwendig, relevante Forschungsdisziplinen zu identifizieren, die sich mit den genannten Fragestellungen beschäftigen, sowie deren methodische Ansätze mit einzubeziehen. Neben der Einführung der

verkehrswissenschaftlichen Perspektive und Methoden, ist es mit Bezug auf die dieser Arbeit zugrundeliegenden Forschungsfragen wichtig, den aktuellen Wissensstand im Bereich der Innovationsforschung zu verstehen. Wie wirken sich Innovationen auf bestehende Märkte aus? Unter welchen Voraussetzungen können sie entstehen und sich entfalten? Welche Dynamiken können dabei auf einem bestehenden Markt generell entstehen?

Im Grundsatz gelangt man dabei bei der Disziplin der Volkswirtschaftslehre, deren zentraler wissenschaftlicher Forschungsgegenstand die ökonomische Wohlfahrt darstellt (Pyka, 2007). Dazu gehört auch die Untersuchung der Funktionsweise und der Entwicklung von Märkten (Engelkamp & Sell, 2013). Die Volkswirtschaftslehre entwickelte sich im Verlaufe der letzten zwei Jahrhunderte dabei in unterschiedliche Denkschulen mit jeweils verschiedenen Blickwinkeln und Forschungsmethoden (Hanusch & Pyka, 2007). Hier sind insbesondere die Klassische, die Keynesianische, die Neo-Klassische, sowie die Neo-Schumpeterianische Denkschule zu nennen (ebd.). Gemeinsames Ziel der ökonomischen Disziplinen und Schulen ist es, Instrumente zu entwickeln, die eine Steigerung der gesamtwirtschaftlichen Wohlfahrt ermöglichen (ebd.). Insbesondere über das 20. Jahrhundert hinweg führte die Dominanz der neo-klassischen Denkweise in der Ökonomie, mit der entsprechenden politischen und gesellschaftlichen Umsetzung der abgeleiteten Instrumente und Denkmuster, zu enormen Effizienzgewinnen der weltweiten Wirtschaftssysteme (Ayres, 2017). In einer Welt, in der ressourcenseitige Rahmenbedingungen kaum existieren und in welcher beschränkte Vernetzungsmöglichkeiten zwischen einzelnen Akteuren vorherrschen, ist eine Fokussierung auf klassische, lineare Wirtschaftsmodelle und Methoden nachweislich sehr hilfreich (ebd.). Mit Bezug auf den Wandel der Rahmenbedingungen urbaner Mobilitätsmärkte (s. Abschnitt 2.1) und der vorangegangenen Definition des Mobilitätsmarkts als ein komplexes System (s. Abschnitt 2.3) wird jedoch deutlich, dass die Grundlagen heutiger Wirtschaftssysteme zum Beispiel durch die Digitalisierung und den Klimawandel radikal verändert werden. Vorhandene ökonomische Methoden der neo-klassischen Denkschule stoßen an ihre Grenzen, wenn es darum geht komplexe und damit nicht-lineare, miteinander agierende Systeme zu analysieren (Pyka & Fagiolo, 2005; Müller 2017).

Bei der Suche nach einer geeigneten Methodik aus dem Bereich der ökonomischen Forschung zur Beantwortung der, dieser Arbeit zugrunde liegenden, Forschungsfragen sollte somit der Aspekt der Komplexität des Untersuchungsgegenstandes, sowie der Vielfältigkeit und Dynamik seiner Rahmenbedingungen Rechnung getragen werden. Zudem sollte die Untersuchungsmethodik nicht nur die Beschreibung der Zusammenhänge des bestehenden

urbanen Mobilitätsmarktes ermöglichen, sondern dazu befähigen, Aussagen über zukünftige Marktdynamiken nach dem Aufkommen der Innovation des automatisierten Fahrens abzuleiten. Diese Anforderung an die Forschungsmethodik ist besonders herausfordernd, bedenkt man, dass durch das Auftreten einer bisher unbekanntem Technologie sämtliche Annahmen über bestehende Marktzusammenhänge und individuelle Entscheidungsmuster obsolet werden können.

Die Innovationsökonomik, als eine Teildisziplin der Volkswirtschaftslehre, bietet jedoch Sichtweisen und theoretische Hintergründe, die diesen Anforderungen gerecht werden. Im vorab genannten Umfeld ökonomischer Denkschulen bedient sich die Innovationsökonomik dabei insbesondere der Prinzipien der Neo-Schumpeterianischen Innovationstheorie. Basierend auf der „Theory of Economic Development“ von Joseph A. Schumpeter (1934) beschreibt diese Denkschule das Wirtschaftssystem als ein in sich geschlossenes, endogenes System. Dieser Ansatz steht insbesondere der neo-klassischen Wirtschaftstheorie entgegen, worin Innovationen und technischer Fortschritt als exogen gegebene Größen behandelt werden (Pyka, 1999). In der Neo-Schumpeterianischen Wirtschaftstheorie sind Innovationen, die durch die wirtschaftlichen Akteure endogen im System selbst hervorgerufen werden, die treibende Kraft hinter wirtschaftlichem Wachstum (Hanusch & Pyka, 2007). Das Auftauchen innovativer, technologischer Neuerungen stellt dabei den zentralen Erklärungsansatz für wirtschaftliche Entwicklung dar (ebd.). Nach Hanusch & Pyka (2007) folgt der Neo-Schumpeterianische Ansatz hierbei drei generellen Prinzipien. Zum einen spielen *qualitative Veränderungen*, wie z.B. der Wandel der Rahmenbedingungen aus Abschnitt 2.1, eine zentrale Rolle. Zum anderen liegt dem Ansatz zu Grunde, dass *punktuelle Veränderungen*, z.B. die abrupte Entwicklung einer neuen Technologie wie dem automatisierten Fahren, über lange Zeiträume gefestigte, kontinuierliche Marktdynamiken und Entwicklungen ablösen können. Auch wenn solche Veränderungsprozesse stark auf dem Aspekt der Unsicherheit basieren, beschreibt die Neo-Schumpeterianische Innovationstheorie in einem dritten Prinzip, dass die damit einhergehenden Transformationsprozesse nach bestimmten *Mustern* ablaufen können und somit nicht gänzlich unregelmäßig verlaufen. Speziell durch diese drei Prinzipien und Annahmen bezüglich des Wirtschaftssystems, bietet die Neo-Schumpeterianische Denkschule Lösungsansätze, die den Anforderungen an die Abschätzung zukünftigen Marktgeschehens gerecht werden können. In Ihrem Beitrag: „*Manifesto for Comprehensive Neo-Schumpeterian Economics*“ beschreiben Hanusch & Pyka (2007a) diesen Zusammenhang folgendermaßen:

“The focus on novelties and uncertainty, i. e. the future, is thus the most important distinctive mark of Neo-Schumpeterian economics. By its very nature, innovation, and in particular technological innovation, is the most visible form of novelty. Therefore, it is not very surprising that Neo-Schumpeterian economics today is most appealing in studies of innovation and learning behaviour at the micro-level of an economy, in studies of innovation-driven industry dynamics at the meso-level, and in studies of innovation-determined growth and international competitiveness at the macro-level of the economy” (Hanusch & Pyka, 2007a, S. 13)

Tieferegehende Ansätze und Methoden der Innovationsökonomik zur Erklärung und Analyse von Innovations- und Transformationsprozessen brechen zudem mit Annahmen bestehender, neo-klassischer Wirtschaftstheorien. Insbesondere wird das Aggregationsniveau der wirtschaftlichen Systeme in der innovationsökonomischen Perspektive weit heruntergebrochen, indem disaggregierte Modellierungsmethoden angewendet werden (s. Abschnitt 3.3). Zudem werden die zentralen Annahmen der Neo-Klassik hinterfragt, indem insbesondere das Bild des Menschen als rational handelnder *Homo Oeconomicus* durch realistischere Annahmen der begrenzten oder prozessualen Rationalität (vgl. Simon 1976) und des unvollständigen Wissens der einzelnen handelnden Wirtschaftsakteure ersetzt wird. Heterogenität in Entscheidungen, beschränkte Rationalität im Handeln und Interaktion zwischen individuellen Entscheidern bilden somit zentrale Merkmale bei der Beschreibung und Analyse innovationökonomischer Modelle (Müller, 2017).

Vergleicht man nun die Prinzipien der Neo-Schumpeterianischen Innovationstheorie und einige Annahmen der Innovationsökonomik zur Beschreibung des Wirtschaftssystems mit den Anforderungen und Charakteristika des Untersuchungsgegenstandes urbaner Mobilitätsmärkte und entsprechender Auswirkungen der Innovation des automatisiert fahrender Mobilitätsdienste aus Kapitel 2, so lassen sich klare Überschneidungen feststellen. Abbildung 9 stellt diese grundsätzliche Ableitung zusammenfassend dar.

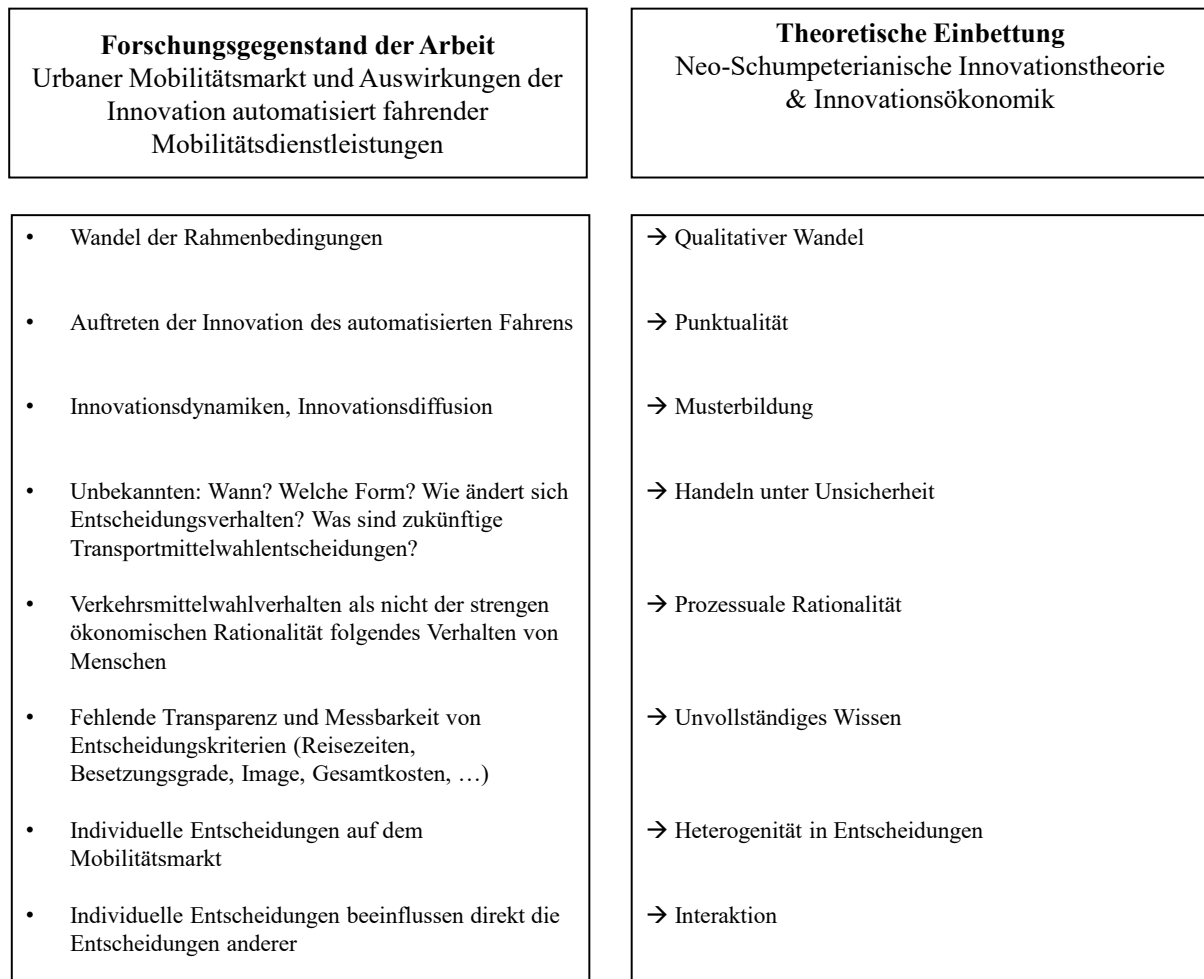


Abbildung 9 - Wissenschaftstheoretische Einbettung der vorliegenden Arbeit (Eigene Darstellung)

Somit stellen die Innovationsökonomik und die Neo-Schumpeterianische Innovationstheorie die passenden theoretischen Annahmen und Denkweisen zur Beantwortung der Forschungsfragen dieser Arbeit bereit. Es gilt jedoch weiterhin zu klären, inwiefern sich dieser theoretische Rahmen in einem entsprechenden methodischen Ansatz anwenden lässt. Da die Untersuchung von Mobilitätssystemen den Kern der verkehrswissenschaftlichen Disziplin darstellt, lohnt hierzu ein Einblick in vorhandene methodische Ansätze aus der Verkehrsforschung.

3.2. Klassische Mobilitätsnachfragemodellierung

In Kapitel 2 dieser Arbeit wird beschrieben, dass eine isolierte Betrachtung einzelner Teilaspekte des Mobilitätsmarkts durch dessen inhärente Komplexität des Systems bei der Analyse zukünftiger Entwicklungen nicht zielführend sein kann. Eine Analyse urbaner Mobilitätsmärkte sollte somit einen interdisziplinären Ansatz verfolgen, um die Komplexität der beteiligten Phänomene und Stellgrößen mit einzuschließen. Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Mobilitätsmarktmodell sollte daher neben der innovationsökonomischen Perspektive, insbesondere auch die Elemente der klassischen Verkehrssimulation, sowie Erkenntnisse aus der sozialwissenschaftlichen Mobilitätsverhaltensforschung berücksichtigen. Die Anzahl an sozial- und verkehrswissenschaftlichen Forschungsarbeiten in Zusammenhang mit Fragestellungen der Akzeptanz, der Ausbreitung und der Auswirkungen neuer Mobilitätsformen, wie zum Beispiel automatisierter Fahrzeuge, speziell im Kontext von Stadt- und Raumplanung wächst stetig an (Becker & Axhausen 2017). Der Stand der aktuellen Forschung und die entsprechenden methodischen Ansätze aus den Verkehrswissenschaften hierzu sollen im Folgenden dargelegt werden.

Eine zentrale Forschungsdisziplin bei der Bewertung und Analyse von Mobilitätsverhalten und -märkten ist ohne Zweifel die Verkehrswissenschaft, welche über die letzten Jahrzehnte Methoden zur detailreichen und hochpräzisen Verkehrsmodellierungen hervorgebracht hat (Transportation Research Board, 2014). Mitte des letzten Jahrhunderts entstand zudem das Verkehrsingenieurwesen aus den Bauingenieurwissenschaften heraus, um Fragestellungen der optimalen Dimensionierungen von Verkehrsinfrastrukturen und entsprechender verkehrlicher und gesellschaftlicher Auswirkungen zu beantworten (Perez, Batac, Vovsha, 2012). Die Zielsetzungen der entwickelten Modellierungsansätze in den Verkehrswissenschaften sind somit stark auf praktische Fragestellungen der Verkehrs- und Infrastrukturplanung ausgelegt. Aufgrund ihrer präzisen Kalibrierung auf den Ist-Zustand mit Hilfe empirischer Verkehrs- und Verhaltensdaten ermöglichen Verkehrsmodelle heute zuverlässige Simulationen kleinerer und kurzfristiger Systemveränderungen, beispielsweise der verkehrlichen Auswirkungen neuer Verkehrsinfrastrukturen oder -leitsysteme (Krajzewicz, Cyganski, Heinrichs, Erdmann, 2016). Diese Modelle können somit der Prognose verkehrlicher Situationen zur Evaluation verschiedener Investitionsentscheidungen und regulativer Handlungsmöglichkeiten dienen, meist mit der Zielsetzung der Effizienzsteigerung und der Verkehrsflussoptimierung bestehender Systeme.

Über die bestehenden Theorien und Methoden der Verkehrsmodellierung lassen sich somit systemische Rückkopplungseffekte auf dem Mobilitätsmarkt identifizieren und quantifizieren, beispielsweise bezogen auf den Verkehrsfluss oder die Auslastungen des öffentlichen Nahverkehrs. Für die Entwicklung eines Modells zur Analyse der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt stellen die Verkehrswissenschaften somit einen logischen Ausgangspunkt dar. In einem ersten Schritt zur Modellentwicklung sollen die methodischen und theoretischen Grundzüge der Mobilitätsnachfragemodellierung dargelegt werden. Anschließend werden bestehende Modellierungsarbeiten aus der Literatur vorgestellt, die auf Basis von Verkehrssimulationen Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienstleistungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt abschätzen.

3.2.1. Bestehende Ansätze der Mobilitätsnachfragemodellierung

Als grundlegende Struktur von Verkehrsmodellen kann die Abbildung von Angebot- und Nachfragesituation herangezogen werden wodurch eine grundsätzliche Gemeinsamkeit zu den Grundlagen von ökonomischen Marktmodellen besteht. Denn zur Bewertung des Zustandes von Verkehrssystemen gilt es stets einzuschätzen, inwiefern die Verkehrsnachfrage die bestehenden, angebotsseitigen Infrastrukturen potenziell überlastet (Berrada, Leurent, 2017). Die Herausforderung bei der Entwicklung von Verkehrsmodellen liegt dabei weniger auf Seiten der Angebotsbeschreibung, sondern vielmehr bei der korrekten Abbildung der komplexen und heterogenen Mobilitätsnachfrage. Dies lässt sich unter anderem daran erkennen, dass in den Verkehrswissenschaften ein großes wissenschaftliches Feld im Bereich der Mobilitätsnachfragemodellierung entstanden ist (englisch *Travel Demand Models*; Transportation Research Board, 2014).

In den 1950er Jahren etablierte sich im Bereich der Nachfragemodellierung von Mobilitätssystemen mit dem *Vier-Stufen-Modell* (engl. *4-Step-Model*, auch *FSM*) ein dominanter Ansatz, der bis heute Verwendung findet (McNally & Rindt, 2007). In der Nachkriegszeit und der Phase des rasanten wirtschaftlichen Wachstums wurden Transportangebote rapide ausgebaut, ohne größere räumliche oder ressourcenbedingte Beschränkungen. Für diese Gegebenheiten diente der vereinfachte, sequenzielle Modellierungsansatz des Vier-Stufen Modells zur zuverlässigen Abbildung der Verkehrsnachfrage und wurde insbesondere für den relationalen Vergleich verschiedener Verkehrsalternativen verwendet (McNally & Rindt, 2007). Das Vier-Stufen-Modell beschreibt

dabei einen Wege-bezogenen (engl. trip-based) Ansatz der Verkehrsnachfragemodellierung, basierend auf den in Abbildung 10 vorgestellten Schritten.

Sequenzieller Ablauf des **Vier-Stufen-Modells** zur Modellierung der Mobilitätsnachfrage:

1. Verkehrserzeugung (trip generation)

- Identifikation der Gesamtanzahl an Wegestrecken, die zurückgelegt werden
- Berücksichtigung von Systemgrößen wie z.B. der Gesamtpopulation, der Bevölkerungszusammensetzung, der Siedlungsdichte, etc. (kann man hier wirklich etc. schreiben?)
- *Individuelle Ebene: Wie oft werden Wege zurückgelegt?*

2. Verkehrsverteilung (trip distribution)

- Räumliche Aufgliederung der prognostizierten Verkehrsströme
- Verteilung der Wege auf Quell-Ziel-Matrizen
- *Individuelle Ebene: Was ist der Zielort des jeweiligen Wegs?*

3. Verkehrsaufteilung bzw. Transportmittelwahlentscheidungen (mode choice)

- Aufgliederung der Verkehrsströme auf die verschiedenen Verkehrsmittel
- Bedarf an sozioökonomischen Verkehrsmittelwahlmodellen
- *Individuelle Ebene: Welches Transportmittel wird für den jeweiligen Weg verwendet?*

4. Verkehrsrumlegung (route choice)

- Umlegung der ersten drei Schritte auf ein bestehendes Routennetz
- Bedarf an Routenwahlmodellen zur Analyse konkreter streckenbezogener Auswirkungen der prognostizierten Verkehrsströme
- *Individuelle Ebene: Welche Strecke wird für den jeweiligen Weg gewählt?*

Abbildung 10 - Ablauf der Verkehrsnachfragemodellierung nach dem Vier-Stufen-Modell (Eigene Darstellung, in Anlehnung an McNally & Rindt, 2007)

In Abschnitt 4.2 wird zur Kalibrierung des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Mobilitätsmarktmodells das Verkehrsnachfragemodell *mobiTopp* verwendet, welches in der Grundstruktur auf diese vierstufige Systematik aufbaut. Jedoch wurde der vierstufige Ansatz in den letzten Jahrzehnten wesentlich weiterentwickelt, da sein rein Wege-basierter Analysehorizont den komplexen Mobilitätsentscheidungen auf dem Mobilitätsmarkt nicht gerecht wird. Er ignoriert beispielsweise, dass zurückgelegte Wege stets die Konsequenzen von Aktivitätsentscheidungen von Menschen sind und somit einen hochindividuellen und interaktiven Charakter besitzen, sowie räumlich und zeitlich beschränkt sein können. Die

Annahme, dass im zweiten Schritt des Vier-Stufen-Modells eine statische Verkehrsverteilung definiert wird, von der die Schritte drei und vier abhängen, ohne dass Rückkopplungsschleifen und sich ändernde Aktivitätsentscheidungen vorhanden sind, stellt eine zentrale Limitierung des Ansatzes dar, wie McNelly & Rindt (2007) folgendermaßen beschreiben:

“In summary, trip-based methods do not reflect (a) the linkages between trips and activities, (b) the temporal constraints and dependencies of activity scheduling, nor (c) the underlying activity behavior that generates the trips. Therefore, there is little policy-sensitivity.” (McNelly & Rindt, 2007, S. 5)

Das Vorgehen wurde daher nach und nach erweitert, insbesondere durch den Fokus auf die Aktivitäten von Menschen als zentrales Element des Entstehens von Verkehrsnachfrage. Der Aktivitäten-basierte Ansatz zur Modellierung der Verkehrsnachfrage, oft als *Activity-based Approach* bezeichnet, ist dabei ursprünglich auf die geographischen Wissenschaften zurückzuführen, die sich mit raumplanerischen Entwicklungen beschäftigen (Bowman, Ben-Akiva, 2001). Hierbei ist es wichtig zu verstehen, wohin, wie oft und zu welchen Zwecken sich Menschen bewegen wollen. Um diese individuellen Entscheidungen realitätsnah abbilden zu können, müssen persönliche, räumliche und zeitliche Beschränkungen der individuellen Entscheidungsträger abgebildet werden. Somit bedarf es für die Aktivitäten-basierte Nachfragemodellierung einer Abbildung individueller und heterogener Aktivitätenmuster für die zu betrachtende Bevölkerung.

Heutige Mobilitätsnachfragemodelle beziehen diesen Schritt im Vier-Stufen-Modell mit ein, indem im ersten Schritt (Verkehrserzeugung) detaillierte und individuelle Tages- oder Wochenaktivitätenpläne erzeugt werden, die im Rahmen der fortlaufenden Modellierung abgespielt werden (Hilgert, 2019). Ein solcher Aktivitätenplan wird über das Verkehrsnachfragemodell *mobiTopp* in Kapitel 4.2.2 exemplarisch dargestellt. Die Grundstruktur heutiger Verkehrsnachfragemodellierung bezieht sich somit meist auf das Vier-Stufen-Modell mit Aktivitäten-basierten Erweiterungen.

Die Verkehrsnachfragemodellierung lässt sich zudem in die mikroskopische und die makroskopische Ebene aufteilen (Nurul & Munzilah, 2018). Die mikroskopische Verkehrsnachfragesimulation soll im Rahmen dieser Arbeit im Vordergrund stehen, da es sich dabei um eine regional spezifische Nachfragemodellierung auf Ebene einzelner Mobilitätsentscheidungen handelt und dies dem Forschungsgegenstand der Arbeit entspricht. Heterogenität in den Entscheidungen von Marktteilnehmern, sowie Abhängigkeiten von Entscheidungssituationen können über den mikroskopischen Modellierungsansatz mit

abgebildet werden (Hilgert, 2019). Makroskopische Entwicklungen der Mobilitätsnachfrage, z.B. auf nationaler Analyseebene, erfordern dagegen zusätzliche Anforderungen an die Gruppierung von Nutzern und an die Aggregation von Einzelentscheidungen. Weiterführende methodische Ansätze zur Analyse der Mobilitätsnachfrage auf makroskopischer Ebene lassen sich unter anderem in der Studie „Mobilität in Deutschland 2017“ des BMVI nachlesen (Nobis & Kuhnimhof, 2019).

Im Rahmen der mikroskopischen Verkehrsnachfragemodellierung, insbesondere in Kombination mit dem Aktivitäten-basierten Ansatz, stehen somit das individuelle Mobilitätsverhalten und einzelne Entscheidungen im Fokus, deren Zusammenspiel ein systemisches Ergebnis erzielen. Dieser Forschungsgegenstand gleicht der Definition des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System aus Abschnitt 2.3.

In diesem Zusammenhang wird in den Verkehrswissenschaften auf methodischer Ebene vermehrt auf die Methodik der agenten-basierten Modellierung zurückgegriffen - häufig auch als Multi-Agenten System bezeichnet (Bazzan & Klügl, 2014; Hager, Rauh, Rid, 2015). Die Methodik der agenten-basierten Modellierung liegt dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Marktmodell zu Grunde und wird in Abschnitt 3.3 ausführlich eingeführt.

In der Literatur zur mikroskopischen Verkehrsnachfragemodellierung lassen sich zudem häufig Modelle identifizieren, denen ökonomische Modelle als Basis der Verhaltensmodellierung zu Grunde liegen. Spätestens im dritten Schritt des Vier-Stufen-Modells bedarf es einer Entscheidungslogik oder Heuristik, mit deren Hilfe Transportmittelwahlentscheidungen modelliert werden können. Ökonomische Verkehrsnachfragemodelle orientieren sich dabei an der Nutzentheorie von Konsumentenentscheidungen aus der volkswirtschaftlichen Disziplin der Mikroökonomik. Aktivitäten und damit verbundene Wege, sowie die verfügbaren Transportmittelalternativen werden jeweils auf Entscheidungsebene mit einem individuellen Nutzen bewertet, der im Rahmen jeder Mobilitätsentscheidung maximiert wird (Ben-Akiva, 1974, Sekhar, 2014). Zur Modellierung von individuellem Mobilitätsverhalten lassen sich ökonomische Nutzenmodelle dabei durch die Integration empirisch abgeleiteter Entscheidungsparameter kalibrieren. Determinanten der Verkehrsmittelwahl sind dabei zum Beispiel der Fahrpreis, die Reisezeit, das Image eines Transportmittels, aber auch die Tageszeit, der Wegezweck oder die aktuelle Belegungsquote eines ÖPNV-Fahrzeugs und die Wartezeit (Hess, Daly, Rohr, Hyman, 2007).

Die Anzahl der Einflussparameter, die menschliche Mobilitätsentscheidungen beeinflussen, können in den Modellen dabei beliebig erweitert und beschrieben werden. Die geschätzte Gewichtung der Entscheidungsparameter entscheidet über die jeweilige Relevanz und Auswirkung auf den Nutzen einer bestimmten Entscheidungsalternative. Die Schätzung und Ableitung dieser Gewichtungsfaktoren wird über empirische Erhebungen in einem induktiven Prozess auf die Grundgesamtheit übertragen und als Modellannahme in der Nachfragesimulation exogen bereitgestellt. Das in Kapitel 4 zugrunde liegende Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* verwendet allein für das Transportmittelwahlmodell – also für Schritt drei im Vier-Stufen-Modell der Nachfragesimulation – folgende elf verschiedene sozioökonomische und situationsspezifische Gewichtungsfaktoren:

$$\begin{aligned}
 V_m = & \beta_{m,0} + \beta_{m,dist} \cdot x_{dist} + \beta_{time} \cdot x_{m,time_km} + \beta_{cost} \cdot x_{m,cost_km} \\
 & + \beta_{m,intra} \cdot x_{intra} \\
 & + \beta_{m,female} \cdot x_{female} + \beta_{m,employment} \cdot x_{employment} + \beta_{m,age} \cdot x_{age} \\
 & + \beta_{m,ticket} \cdot x_{ticket} + \beta_{m,license} \cdot x_{license} \\
 & + \beta_{m,purpose} \cdot x_{purpose} + \beta_{m,day} \cdot x_{day},
 \end{aligned}$$

Abbildung 11 - Nutzenfunktion des Mode-Choice-Modells von *mobiTopp* (Mallig & Vortisch, 2017, S. 12)

Der individuelle Nutzen V einer Person, ein bestimmtes Transportmittel m für einen vorab festgelegten Weg zu verwenden, ergibt sich unter anderem durch die Wegestrecke (x_{dist} , x_{intra}), die Reisezeit ($x_{m,time_km}$), die Kosten ($x_{m,cost_km}$), aber auch aus soziodemographischen Faktoren wie dem Geschlecht (x_{female}), der Beschäftigung ($x_{employment}$) oder des Alters (x_{age}). Das Vorhandensein eines ÖV-Zeittickets (x_{ticket}) und eines Führerscheins ($x_{license}$) fließen ebenso in die Nutzenberechnung mit ein, wie der Wegezweck ($x_{purpose}$) und der Wochentag (x_{day}) (Mallig & Vortisch, 2017).

Über die individuelle Berechnung von einzelnen Nutzenwerten pro Marktteilnehmer und Situation werden anschließend auf Basis weiterer Heuristiken Auswahlwahrscheinlichkeiten abgeleitet, da nicht automatisch das Transportmittel mit dem maximal berechneten Nutzen gewählt wird. Diese Modellierung des Entscheidungsverhaltens wird dabei anhand der Nutzenwerte der jeweiligen Alternativen über die Discrete-Choice Theorie abgeleitet. Discrete-Choice Modelle (DCM) gehen zurück auf den Ökonometriker Daniel L. McFadden, der im Jahr 2000 für seine mikroökonomische Analyse von diskreten Konsumentenentscheidungen den Alfred-Nobel-Gedächtnispreis für Wirtschaftswissenschaften erhielt (Kotlan, 2001). Der von McFadden (1974) entwickelte

Discrete-Choice Ansatz beschreibt dabei eine ökonomische Methode, die im Einklang mit bestehenden nutzentheoretischen Annahmen die empirische Analyse der Auswahl zwischen diskreten Entscheidungsalternativen ermöglicht. Insbesondere die Wahl eines Transportmittels als diskretes Entscheidungsproblem kann auf Basis eines DCM beschrieben werden (ebd.). Zahlreiche Beiträge in der Literatur beschreiben die Anwendung der Discrete-Choice Theorie in disaggregierten und mikroskopischen Mobilitätsnachfragemodellen. Insbesondere Ben-Akiva und Bierlaire (1999) fassen dies in ihrem Artikel „*Discrete Choice Methods and their Applications to Short Term Travel Decisions*“ zusammen und beschreiben damit die Grundlage für heutige ökonomische, nutzenbasierte Verkehrsnachfragemodelle.

Ökonomische Mobilitätsnachfragemodelle werden in einer Vielzahl verschiedener Modelle für Infrastrukturplanungen insbesondere in den USA, zum Beispiel in Portland, San Francisco, New York oder Sacramento genutzt (Bowman 2009). Weitere Anwendungsfälle aus der Praxis sind zum Beispiel das SimMobility Modellframework (Adnan, Pereira, Azevedo, Basak, Lovric, Raveau, Zhu, Ferreira, Zegras, Ben-Akiva, 2016) oder der *Comprehensive Econometric Micro-simulator for Daily Activity-travel Patterns - CEMDAP* (Bhat, Guo, Srinivasan, Sivakumar, 2004). In der verkehrswissenschaftlichen Literatur lassen sich weitere Modelle identifizieren, die eine Mobilitätsnachfragesimulation auf Basis der vorgestellten ökonomischen Nutzentheorie, sowie auf der Discrete-Choice Theorie aufbauen. Hierzu gehört neben dem bereits genannten und in Kapitel 4.2 näher beschriebenen Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp*, insbesondere die *Multi-Agent Transport Simulation - MATSim* (Horni, Nagel, Axhausen, 2016), sowie das am Deutschen Institut für Luft- und Raumfahrt entwickelte Modell *TAPAS* (Heinrichs, Behrisch, Erdmann, 2018). Im Anhang I. zu dieser Arbeit ist zur weiteren Vertiefung eine Auswahl an bestehenden Verkehrsnachfragemodellen gelistet, die in der wissenschaftlichen Praxis Anwendungen finden. Hierbei ist insbesondere die gängige Verknüpfung von Verkehrsnachfragemodellierung und Verkehrsflusssimulation dargestellt.

Die Stärken dieser bestehenden Ansätze der Mobilitätsnachfragemodellierung liegen in der präzisen Abbildung des Ist-Zustandes und der vielfältigen Möglichkeiten zur Analyse infrastrukturell bedingter Veränderungen. Über empirische Forschungsarbeiten zur Analyse von Verkehrs- und Mobilitätsverhalten, sowie durch die Ableitung entsprechender mathematischer Modelle der identifizierten Zusammenhänge in Simulationsarbeiten wird

ermöglicht, valide Aussagen zur Ist-Situation von Mobilitätsmärkten und Handlungsempfehlungen zu verkehrsplanerischen Entscheidungen zu treffen.

Die zentrale Limitierung der ökonometrischen Nachfragemodelle jedoch liegt im fehlenden Wissen über zukünftige Nachfrageentscheidungen und neu entstehende Entscheidungsmechanismen auf dem Mobilitätsmarkt. Nachfragemodelle können über ökonometrische Nutzenberechnungen auf Basis heutiger, messbarer Konsumentenentscheidungen über komplizierte Kalibrierungsschritte und aufwändige Simulationen einzelne Entscheidungen des Status Quo sehr präzise abbilden. Ändern sich jedoch die Entscheidungsmuster oder die Gewichtungsfaktoren für einzelne Entscheidungsparameter, oder kommen komplett neue Mobilitätskonzepte auf den Markt hinzu, für die es noch keine empirischen Erhebungen geben kann, wird die Aussagekraft dieser Mobilitätsnachfragemodellierungen eingeschränkt. Fehlen empirische Daten zur Mobilitätsnachfrage, so lässt sich der induktive Weg über präzise Modellkalibrierungen nicht umsetzen.

Die Innovation des automatisierten Fahrens beschreibt nun eine derartige Veränderung der Angebotsseite auf dem Mobilitätsmarkt, so dass bestehende Verhaltensmuster auf der Nachfrageseite potenziell grundlegend verändert werden. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit der Ansatz der vorgestellten Methoden der Mobilitätsnachfragemodellierung zwar als Grundlage zur regionsspezifischen Modellbildung für den Mobilitätsmarkt der Region Stuttgart verwendet, jedoch wird darauf aufbauend ein agenten-basiertes Modell (s. Kapitel 3.3) entwickelt, welches auf einer abstrakteren Ebene mögliche Auswirkungen der Innovation auf den urbanen Mobilitätsmarkt abbildet.

Inwiefern bestehende Mobilitätsnachfragemodelle verwendet werden können, um die Auswirkungen der Einführung automatisiert fahrender Mobilitätsdienstleistungen auf bestehende Verkehrssysteme zu modellieren, wird im nächsten Abschnitt zusammengefasst.

3.2.2. Status Quo der Modellierung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste

Die mögliche Tragweite der Innovation des automatisierten Fahrens wurde in Abschnitt 2.2 dieser Arbeit verdeutlicht. Veränderungsprozesse, die durch die neue Technologie angestoßen werden, betreffen nicht nur die Automobilindustrie, sondern gehen auch darüber hinaus. Deshalb verwundert es nicht, dass es bereits mehrere Modellierungsarbeiten und Ansätze zur

Simulation der Auswirkungen automatisierter Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt gibt, wie im Folgenden gezeigt werden soll.

Um einen fundierten Überblick über die vorhandene Literatur im Bereich der selbstfahrenden Mobilitätskonzepte zu erhalten, wird in diesem Abschnitt eine grundlegende Literaturrecherche durchgeführt. Die Analyse bestehender Studien zu automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten liefert wesentliche Erkenntnisse über den Stand der Forschung, z.B. zu unterschiedlichen Begriffen und Konzepten, möglichen Anwendungsfällen oder allgemein anerkannten Anforderungen an die Entwicklung dieser Innovation. Darüber hinaus erfordert das in Kapitel 4 erarbeitete agenten-basierte Modell ein breites Verständnis bezüglich der Abhängigkeiten auf dem Mobilitätsmarkt sowie die Identifizierung relevanter Einflussfaktoren für die Verbreitung von Innovationen auf dem Mobilitätsmarkt. Durch die Analyse vorhandener Forschungsergebnisse können Schlüsselvariablen und deren Beziehungen zueinander identifiziert werden. Außerdem beinhalten einige Studien Regionen-spezifische Simulationsmodelle zur Einführung von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten wie z.B. selbstfahrender Taxis, die einen Vergleich von Parametereinstellungen und Modellverhalten des in Kapitel 4 entwickelten Modellansatzes ermöglichen.

Einige der identifizierten, modellbasierten Ansätze aus der Literatur verwenden die Methodik der agenten-basierten Modellierung (s. Kapitel 3.3), bei der einzelne Straßennetze im jeweiligen Modell abgebildet und individuelle Fahrzeugbewegungen heterogen, autonom und in Interaktion zueinander simuliert werden. Die Untersuchungsebene ist hierbei meist nicht die Person, die eine Verkehrsmittelwahl treffen muss, sondern die technische Ebene des Fahrzeugs, welches im Straßennetz durch seine Bewegung ein systemisches Verkehrsergebnis erzeugt. In diesen Arbeiten liegt der Fokus damit auf den Auswirkungen des automatisierten und vernetzten Fahrens auf den Verkehrsfluss und die Effizienz des Verkehrssystems.

Darüber hinaus gibt es Simulationsstudien, die sich mit den Marktpotenzialen automatisiert fahrender Mobilitätsdiensten beschäftigen und mögliche Auswirkungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt untersuchen. Innerhalb des breiten Feldes der verkehrswissenschaftlichen Forschung konzentrieren sich die bisherigen Studien dabei zum Beispiel auf mögliche Auswirkungen, die die Verbreitung von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten auf andere Verkehrsträger haben könnte (Scarborough, Burns & Jordan, 2013; Bischoff & Maciejewski, 2016; Kornhauser & Brownell, 2014).

Neben allgemeinen Verkehrsforschungsinstituten engagieren sich zudem öffentliche Institute und Stadtverwaltungen in der Forschung zu den Auswirkungen der neuen Mobilitätsformen, da sie Erkenntnisse über die zukünftige Gestaltung der urbanen Mobilität benötigen. In diesem Zusammenhang führen internationale Institutionen, beispielsweise nichtstaatliche und zwischenstaatliche Organisationen wie die *Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD)* oder das *World Economic Forum* Studien zur möglichen Einführung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste durch (International Transport Forum, 2015).

Innerhalb des identifizierten Spektrums von Forschungsprojekten verwenden einige Studien stadtsspezifische Simulationsmodelle, um die Auswirkungen möglicher Innovationen auf urbane Mobilitätsmärkte zu bewerten. Zur tieferen Analyse innerhalb der Literaturrecherche wurden drei relevante Studien unter Anwendung der folgenden zwei Auswahlkriterien identifiziert: Zum einen werden nur Studien berücksichtigt, die Simulationsmodelle für einen spezifischen urbanen Raum enthalten. Zum anderen soll der Forschungsgegenstand der Studie die Ausbreitung von automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten im Erkenntnisbereich abbilden. Die identifizierten Studien beziehen sich auf vier verschiedene städtische Gebiete: Ann Arbor, Michigan, USA (Scarborough, Burns & Jordan, 2013), Manhattan, New York City, USA (Scarborough, Burns & Jordan, 2013), Lissabon, Portugal (International Transport Forum, 2015) und Singapur (Spieser, et al., 2014),

Die genannten Studien geben einen Einblick in den aktuellen Stand der Forschung und in bestehende Forschungsansätze und -ergebnisse. Daher werden im Folgenden kurze Zusammenfassungen zu den jeweiligen Studien gegeben.

“Transforming Personal Mobility” (Scarborough, Burns, & Jordan, 2013):

Scarborough et al. (2013) führten an der Columbia University eine Modellstudie zur Anwendung geteilter, selbstfahrender Fahrzeugflotten in drei verschiedenen Umgebungen durch: einer mittelgroßen Stadt (Ann Arbor, Michigan), einem Vorort mit geringer Bevölkerungsdichte (Babcock Ranch, Florida) und in einer Umgebung mit hoher Bevölkerungsdichte (Manhattan, New York City). Das Mobilitätsverhalten einzelner Stadtbewohner wird dabei durch Queing- und Netzwerkmodelle unter Verwendung regionaler vermessungsbasierter Reisedaten berechnet. Einzelne Konsumentenentscheidungen werden nicht modelliert. Der Fokus der Studie liegt auf der Identifizierung systemischer Kennzahlen, wie den Transportkosten pro Kilometer gemeinsam genutzter automatisierter Fahrzeuge im Vergleich zum motorisierten Individualverkehr (Szenarien „Ann Arbor“ und „Babcock

Ranch“) oder zu traditionellen Taxis (Szenario „Manhattan“). Zentrales Ergebnis der Studie ist, dass gemeinsam genutzte, selbstfahrende Fahrzeugflotten im Vergleich zum privatem Fahrzeugbesitz und zu herkömmlichen Taxis zu einem höheren Mobilitätsangebot verbunden mit radikal niedrigeren Kosten führen können (Scarborough, et al., 2013, S. 16). In Bezug auf mögliche Fahrzeugflottengrößen zeigt die Studie, dass in Ann Arbor die Flottengröße des neuartigen Dienstes bei gleichem Mobilitätsniveau nur 15 % der Gesamtzahl an privaten Fahrzeugen betragen würde (Scarborough, et al., 2013, S. 10). Für die Simulationsmodelle mit der hohen Bevölkerungsdichte von Manhattan zeigt die Studie, dass 9.000 geteilte, selbstfahrende Fahrzeuge 13.000 konventionelle Taxis ersetzen könnten, während die durchschnittliche Wartezeit von derzeit 5,0 auf 0,6 Minuten pro Fahrtanfrage reduziert werden könnte (Scarborough, et al., 2013, S. 24). Scarborough et al. (2013) analysieren zudem potenzielle Betriebskosten von geteilten, automatisiert fahrenden Fahrzeugen und vergleichen diese mit konventionellen Pkws. Nach den Ergebnissen des Ann Arbor-Falls kostet eine geteilte Fahrt den Endnutzer etwa 0,41 USD pro Meile, was ca. 31 % unter den durchschnittlichen Kosten eines Privatfahrzeugs in den USA liegt (Scarborough, et al., 2013, S. 13). Darüber hinaus reduzierte ein kleines, gemeinsam genutztes selbstfahrendes Fahrzeug eines kommerziellen Fahrdienstbetreibers für einen oder zwei Insassen die Kosten pro Meile noch weiter auf ca. 0,15 USD pro Meile (Scarborough, et al., 2013, S. 15). Im Manhattan-Szenario kostet eine konventionelle Taximeile den Endkunden rund 5,0 USD pro Meile im Vergleich zu geschätzten 0,5 USD pro Meile für den automatisiert fahrenden Mobilitätsdienst. Solche erheblichen Preisunterschiede verdeutlichen die potenzielle Attraktivität von geteilten und automatisiert fahrenden Mobilitätsdiensten für Endkunden. Neben den fehlenden Personalkosten liegen der Studie zufolge wesentliche Kosteneinsparungen in einer besseren Kapital- und Kapazitätsauslastung, da weniger Fahrzeuge für die gleiche Mobilität benötigt werden. Die selbstfahrenden Fahrzeuge sind gemäß Simulation 90 % der Zeit ausgelastet, während ein durchschnittlicher Pkw mehr als 95 % des Tages stillsteht (Scarborough, et al., 2013, S. 6). Auf das Szenario „Babcock“ wird wie an dieser Stelle nicht näher eingegangen, da es sich hierbei nicht um ein urbanes Gebiet handelt.

„*Urban Mobility System Upgrade*“ (International Transport Forum, 2015):

Über das International Transport Forum führte die OECD eine agenten-basierte Modellierungssystematik ein, die es ermöglicht, Auswirkungen einer vollständigen Substitution von Privatfahrzeugen durch automatisiert fahrende Mobilitätsdienste für verschiedene, konkrete urbane Mobilitätssysteme zu analysieren. Auch hier werden keine

Konsumentenentscheidungen modelliert, sondern verkehrstechnische Auswirkungen auf das Mobilitätssystem. Im Rahmen der Studie wird ein Modell für die Stadt Lissabon entwickelt, um die Größe der selbstfahrenden Fahrzeugflotte, das Gesamtreisevolumen und die Entwicklung des Parkplatzbedarfes zu analysieren. Die Parametrisierung des Modells basiert auf realen Bewegungsdaten im Straßennetz der Stadt. Dabei unterscheidet die Studie zwischen simultan („Ride-Sharing-Szenario“) und sequenziell („Carsharing-Szenario“) geteilten selbstfahrenden Fahrzeugen (International Transport Forum, 2015, S. 18). Als Gesamtergebnis der Simulationsarbeit zeigt sich, dass simultan genutzte Fahrzeuge in einer mittelgroßen europäischen Stadt wie Lissabon fast neun von zehn konventionelle Privatfahrzeuge bei gleichem Mobilitätsniveau ersetzen könnten (International Transport Forum, 2015, S. 19). Im Vergleich dazu könnten sequenziell geteilte Fahrzeuge in Lissabon potenziell fast acht von zehn private Pkws ersetzen (ebd.). Neben dem Potenzial, den Fahrzeugbestand in Städten drastisch zu reduzieren, zeigen die Simulationsergebnisse einen Anstieg der gesamt gefahrenen Straßenkilometer in Lissabon. Im Szenario des vollständigen Ersatzes der derzeitigen Privatfahrzeuge Lissabons durch einen simultan geteilten, automatisiert fahrenden Mobilitätsservice (Ride-Sharing) steigen die gefahrenen Straßenkilometer um 6 % - 22 % und im Szenario der sequenziell geteilten, selbstfahrenden Fahrzeuge (Carsharing) um 44 % - 89 %, abhängig von der Verfügbarkeit von Straßenbahn-Kapazitäten (International Transport Forum, 2015, S. 20). Laut der Studie ergibt sich dieser Gesamtanstieg des Verkehrsaufkommens aufgrund der Neupositionierung bzw. der damit verbundenen Leerfahrten der selbstfahrenden Fahrzeuge und durch den Ersatz kapazitätseffizienter Busfahrten (ebd.). Darüber hinaus zeigt die Simulation, dass die Substitution von Lissabons Pkw-Verkehr den Bedarf an Parkplätzen um fast 80 % verringert und somit Straßen vollständig von privaten Parkbedarfen befreit werden könnten (International Transport Forum, 2015, S. 5). Diese neuen freien Flächen könnten Stadtplanern wertvollen Raum für Wohn- oder Erholungsflächen bieten (ebd.). Wesentliche politische Ableitungen der Studie beschreiben, dass selbstfahrende Mobilitätsdienste das Potenzial haben, die urbane Mobilität signifikant zu verändern, indem der Fahrzeugbestand in der Stadt radikal gesenkt werden kann. Jedoch sind negative verkehrliche Auswirkungen zu erwarten, wenn Fahrten mit Massentransportmitteln, als Rückgrat städtischen Verkehrs, auf kleinere Fahrzeuge verteilt werden (International Transport Forum, 2015, S. 6).

“Towards a Systematic Approach to the Design and Evaluation of Automated Mobility-on-Demand Systems – A Case Study in Singapore” (Spieser, et al., 2014):

Spieser et al. (2014) untersuchen die Anwendung von so genannten *Automated Mobility-on-Demand* (AMoD)-Systemen für den Stadtstaat Singapur. Ein AMoD-System kann als automatisiert fahrender Mobilitätsdienst im Sinne der vorliegenden Arbeit verstanden werden, weshalb beide Begriffe im Folgenden synonym verwendet werden. Nach einem systematischen Ansatz, der auf tatsächlichen Reisedaten von Singapur basiert, schätzen die Autoren eine minimale Flottengröße für einen AMoD-Dienst, der die gesamte private Fahrzeugflotte der Stadt ersetzen könnte, während die Wartezeiten auf einem zufriedenstellenden Niveau gehalten werden. Die Ergebnisse zeigen, dass eine AMoD-Flottengröße von einem Drittel der Gesamtzahl der derzeit in Singapur betriebenen Privatfahrzeuge die gleiche Transportnachfrage bedienen könnte, während die Wartezeiten unter 15 Minuten blieben (Spieser et al., 2014, S. 10ff). Darüber hinaus weisen die Ergebnisse darauf hin, dass die Nutzer durch die Nutzung eines gemeinsam genutzten AMoD-Systems rund 46 % der gesamten Mobilitätskosten, einschließlich Servicekosten eines privaten Fahrzeugs, einsparen würden (Spieser et al., 2014, S. 12ff). Spieser et al. (2014) verstehen AMoD-Fahrzeuge zudem als Enabler für einen weit verbreiteten Elektro-Carsharing-Einsatz (Spieser et al., 2014, S. 2). Laut den Autoren könnten gemeinsam genutzte, selbstfahrende Autos selbst an Ladestationen zurückkehren, was den Kunden ein hohes Maß an Komfort bieten und gleichzeitig die erhöhten Betriebskosten für die Ladeinfrastruktur auf eine große Nutzerbasis verteilen würde.

Im Allgemeinen konzentrieren sich bestehende stadtspezifische Studien im Zusammenhang mit der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste auf exogen vorgegebene Substitutionsszenarien der bestehenden Transportmittel, insbesondere des privaten Pkws. Der Forschungsschwerpunkt liegt damit meist auf der Abschätzung von Flottengrößen, den finanziellen Vorteilen neuer Services und den Auswirkungen auf die aktuellen Marktanteile bestehender Verkehrsträger. Nach den vorliegenden Studienergebnissen lässt sich zusammenfassen, dass selbstfahrende Mobilitätsdienste innerhalb einer bestimmten Region voraussichtlich das gleiche Mobilitätsniveau wie konventionelle Transportmodi anbieten könnten, während gleichzeitig sehr viel kleinere Flottengrößen notwendig und niedrigere Fahrpreise wirtschaftlich rentabel wären sowie die durchschnittlichen Wartezeiten reduziert werden könnten. Jedoch zeigen vorliegende Studien ebenso die möglichen negativen Auswirkungen der selbstfahrenden Fahrdienste, indem eine Steigerung der Verkehrsleistung auf städtischen Straßen abgeschätzt wird.

Derartige Quantifizierungen und Aussagen lassen sich durch konkrete Annahmen zu Modellparametern treffen, die im Einzelnen zu hinterfragen sind. Der Erkenntnisgewinn dieser Simulationsstudien bezieht sich jedoch mehr auf die generellen, potenziellen Folgen der Innovation der automatisier fahrenden Mobilitätsdienste, bzw. der Abschätzung der Auswirkungen einer vollkommenen Substitution des Pkw-Verkehrs durch eine geteilte Mobilität in Form von gebündelten Fahrtanfragen.

Derartige Modelle überprüfen somit Extremszenarien, da angenommen wird, dass die Bürger der Stadt nur die selbstfahrenden Dienste als Transportmittel zur Verfügung haben. Über diese extremen Annahmen lassen sich generelle Tendenzen ableiten, z.B. welche Folgen eine Einführung und Ausbreitung solcher innovativen Lösungen auf urbane Mobilitätsmärkte generell haben könnten, ohne dass dabei versucht wird, eine möglichst wirklichkeitsgetreue Abbildung der individuellen Transportentscheidungen zu simulieren. Daher helfen diese Studien generell dabei, den Untersuchungsgegenstand weiter zu beschreiben und relevante Modellverhalten und Inputgrößen für das in Kapitel 4 entwickelte Marktmodell zu identifizieren. Jedoch greifen sie zu kurz, um eine Antwort auf die Forschungsfragen dieser Arbeit geben zu können, da sie keine Aussagen zu möglichen Marktdynamiken ermöglichen und das heterogene und individuelle Transportmittelwahlverhalten von Menschen nicht berücksichtigen.

3.3. Agenten-basierte Modellierung ökonomischer Fragestellungen

In den Kapiteln 2 und 3 wird angedeutet, dass eine Modellierung des zukünftigen Zustands des urbanen Mobilitätsmarkts bei gleichzeitiger Einführung von Innovationen in den Markt besondere Anforderungen an die Forschungsmethodik stellt. Wenn es keine empirischen Daten dazu gibt, ob und wie sich Personen in der Stadt für die Nutzung z.B. eines selbstfahrenden Taxis entscheiden, können konventionelle Nachfragemodelle nicht präzise kalibriert, geschweige denn validiert werden.

Grundsätzlich stünden jedoch zur wissenschaftlichen Untersuchung der in Kapitel 1 vorgestellten Forschungsfragen mehrere vielversprechende Methoden aus mehreren wissenschaftlichen Disziplinen bereit. So ließen sich beispielsweise über empirische Erhebungen, wie der Befragung von Verkehrsteilnehmenden, die Bedürfnisse bezüglich neuer Mobilitätswerkzeuge analysieren und auf dieser Basis Anwendungsfälle neuer Mobilitätslösungen ableiten. Über Patentanalysen im Bereich des automatisierten Fahrens und neuer Mobilitätslösungen könnte man Industrien identifizieren, die möglicherweise im Mobilitätssektor der Zukunft aktiv sein werden und darüber Hypothesen ableiten, wie dieser Sektor in Zukunft aussehen könnte. Use-Cases und Expertenbefragungen könnten Hinweise darüber geben, wie Praktiker den Einfluss neu entstehender Mobilitätskonzepte auf den Verkehrssektor einschätzen. Die Liste an dienlichen Forschungsmethoden ist sicher erweiterbar, insbesondere da die Tragweite des Themas mit seinem interdisziplinären Charakter weit gefasst ist und grundsätzlich Forschungsbedarf im Themenfeld besteht. Die genannten Beispiele zeigen jedoch, dass Abschätzungen zukünftiger Zustände des urbanen Mobilitätsmarkts bislang meist auf Basis von bestehendem Wissen oder vergangener Muster entwickelt werden. Um einer Lösung für dieses Problem näher zu kommen, stellt die vorliegende Arbeit eine Verknüpfung her zwischen gängigen Methoden der Verkehrswissenschaften und den Ansätzen der innovationsökonomischen Theorien. Diese Zusammenführung mündet dabei im Ansatz der agenten-basierten Modellierung (engl. *Agent-Based Modelling, ABM*). Im Folgenden soll diese Zusammenführung begründet werden, indem die agenten-basierte Modellierung im Zusammenhang ökonomischer Fragestellungen vorgestellt wird.

Speziell durch den enormen Zuwachs der verfügbaren computergestützten Rechenleistung über die letzten 40 Jahre werden die Möglichkeiten numerischer Forschungsmethoden in nahezu allen Forschungsdisziplinen mittlerweile weit genutzt (Pyka & Grebel 2006). In den Natur- und Ingenieurwissenschaften wird – insbesondere aufgrund der klaren Quantifizierbarkeit der zu untersuchenden Phänomene – von Anfang an auf die zusätzliche Rechenleistung und computergestützten Modelle zurückgegriffen. Diffusionsmodelle in der Chemie oder Atommodelle der Physik sind hierzu Beispiele von entsprechenden Untersuchungsgegenstände. Bei der Untersuchung sozio-ökonomischer Phänomene jedoch wurden die großen Potenziale, die die computergestützte Modellierung bietet, erst ab den 1990er Jahren vermehrt erkannt und eingesetzt (Pyka & Grebel 2006). Insbesondere im Bereich der ökonomischen Forschungsdisziplinen geht die Verwendung computergestützter Simulationen von sozial-ökonomischen Phänomenen einher mit der zunehmenden Anerkennung alternativer ökonomischer Denkschulen bei der grundsätzlichen Analyse wirtschaftlicher Zusammenhänge. Die in Abschnitt 3.1 eingeführten Prinzipien der Neo-Schumpeterianischen Innovationstheorie bieten einen geeigneten theoretischen Rahmen, um innovationsökonomische Fragestellungen zu untersuchen. Diese Fachrichtungen legen, wie beschrieben, den Fokus bei der Untersuchung wirtschaftlicher Systeme auf das heterogene, individuelle, interdependente und nicht streng rationale Handeln einzelner Marktakteure (ebd.). In diesem Zusammenhang stellt die agenten-basierte Modellierung ein prädestiniertes Werkzeug bereit, um evolutions- und innovationökonomische Betrachtungsweisen und Theorien im Rahmen von *in-silicio* Experimenten (s. Abbildung 12) zu testen und neue Hypothesen zu formulieren (Pyka & Fagiolo, 2005; Vermeulen & Pyka, 2016; Müller, 2017). Doch bevor der Zusammenhang, weshalb ABM als Methodik dieser Forschungsarbeit geeignet ist, näher erläutert werden kann und schlussendlich dargelegt wird, soll im Folgenden eine kurze Einführung in die Methodik selbst gegeben werden.

In-silicio ist ein Begriff, der um 1990 zur Beschreibung biologischer Experimente entstand. Er reiht sich ein in die in der Biologie gängigen Begriffe *in-vitro* und *in-vivo*, die zur Charakterisierung biologischer Experimente verwendet werden.

in-vitro (lat.: im Glas)	in-vivo (lat.: im Lebenden)	in-silicio
Experimentaufbauten außerhalb eines Organismus innerhalb einer kontrollierten Umgebung, typischerweise in einem Reagenzglas.	Experimente mit einem lebenden Organismus.	Experimente, die durch Computersimulation durchgeführt werden. Der Begriff ist angelehnt an das in Computerchips verwendete Silizium (engl. silicon).

Abbildung 12 - Begriffsabgrenzung "in-silicio" (Eigene Darstellung in Anlehnung an Palsson, 2000 & MPKB, 2019)

In seiner einführenden Arbeit zur Rolle von ABMs bei der Modellierung heterogener Nachfrage gibt Müller (2017) einen Überblick zum Grundverständnis über den Ansatz ABM und das Denkmuster, das hinter ihm steht. Er stellt dabei die unterschiedlichen Bezeichnungen und Anwendungsformen in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur zusammen, was die Neuartigkeit und Diversität der Methodik widerspiegelt. In Tabelle 2 sind die unterschiedlichen Begrifflichkeiten aufgelistet, die synonym zum Begriff ABM in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur verwendet werden.

Tabelle 2 - Unterschiedliche Bezeichnungen agenten-basierter Modellierung (Müller 2017, S. 57)

<i>agent-based simulation modelling</i>	Polhill et al. 2001
<i>multi-agent simulation</i>	Ferber 1995, Gilbert, Troitzsch 2005
<i>multi-agent-based simulation</i>	Edmonds 2001
<i>agent-based social simulation</i>	Doran 2001, Downing et al. 2001
<i>individual-based configuration modelling</i>	Judson 1994
<i>multi-agent systems</i>	Bousquet, Le Page 2004
<i>agent-based computational economics</i>	Tesfatsion 2002

In Relation zu klassischen ökonomischen und statistischen Methoden der Modellierung ökonomischer Phänomene ist der agenten-basierte Ansatz noch sehr jung und wenig allgemein

definiert, was sich in der vorliegenden Diversität der Begrifflichkeiten widerspiegelt. In Kapitel 3.3 wird im Weiteren darauf eingegangen, inwiefern ABM auch in der verkehrswissenschaftlichen Forschung bereits eine weite Verbreitung findet. Die unterschiedlichen Begrifflichkeiten in Tabelle 2 selbst lassen bereits vermuten, dass die Anwendungsformen und Vorgehensweisen grundsätzlich ähnlich sind, auch wenn allein schon aufgrund der unterschiedlichen Begrifflichkeiten keine allgemeingültige Definition von ABM in der Literatur vorliegt. In ihrem Buch „*Agent-Based Modelling in Economics*“ geben Hamill & Gilbert (2016) jedoch eine Definition, welche die allgemeinen Gemeinsamkeiten von ABMs abdeckt und zusammenfasst:

“An agent-based model is a computer program that creates an artificial world of heterogeneous agents and enables investigation into how interactions between these agents, and between agents and other factors such as time and space, add up to form the patterns seen in the real world. The program creates agents located with different characteristics and tells them what they can do under different circumstances.” (Hamill & Gilbert 2016, S.4)

Der Aspekt des **Computerprogramms** wurde bereits thematisiert. Ohne die Möglichkeiten der computergestützten Modellierung würden komplexere ABMs nicht existieren und ohne den mittlerweile breiten Zugang zu relativ niedrighschwellig anzuwendenden ABM-Softwareprogrammen (z.B. NetLogo), wäre die Verbreitung der Methodik nicht so weit fortgeschritten. Über Computerprogramme lassen sich künstliche Umgebungen erschaffen, in denen sich beliebige Forschungsgegenstände abbilden lassen.

Der zweite Teil der genannten Definition bezieht sich auf die **heterogenen und interagierenden Agenten** des zu modellierenden Systems. Diese so genannten Agenten können im Grunde alles repräsentieren, was als individuelle, heterogene und autonom handelnde Entität eines Systems beschrieben werden kann. Beispielsweise ließen sich die einzelnen Vögel eines Vogelschwarms als Agenten in einem ABM darstellen, deren individuelle Handlungen zu den Dynamiken des komplexen Systems „Vogelschwarm“ führen (Reynolds, 1987). Agenten repräsentieren grundsätzlich dynamische Einheiten, denen vom Modellierenden eine individuelle Rolle und unterschiedliche Verhaltensregeln zugewiesen werden können, im Rahmen derer allerdings autonome Entscheidungen getroffen werden (Mueller 2017).

Woolridge & Jennings (1995, S. 4f) definieren weitergehend vier allgemeine Eigenschaften von Agenten eines ABMs:

- *Eigenständigkeit* (Autonomy): Die im Computerprogramm hinterlegten Agenten agieren ohne zentrale Steuerung autonom, nur basierend auf den vorhandenen Restriktionen bzw. Verhaltensregeln.
- *Interaktionsfähigkeit* (Social Ability): Agenten agieren nicht losgelöst voneinander. Konkret bedeutet das, dass die einzelnen Agenten im Rahmen der Simulation kommunizieren können (z.B. bezüglich individueller Erfahrungen, ihres Standorts, ihres aktuellen Einkommens, Verkaufspreise, etc.). Insbesondere über den Aspekt der Interaktion grenzt sich die Methodik ABM von bisherigen ökonomischen Ansätzen ab, die bereits Heterogenität einzelner Einheiten zuließen, wie beispielsweise die Mikrosimulation (Hillman & Gilbert 2016).
- *Reaktionsfähigkeit* (Reactivity): Neben der Fähigkeit, Informationen von anderen Agenten aufzunehmen und in die eigene Entscheidungsfindung einfließen zu lassen, sind Agenten in einem ABM in der Lage, die Umwelt, in der sie sich befinden, wahrzunehmen. Im Beispiel eines agenten-basierten Verkehrsmodells nehmen einzelne Agenten z.B. die aktuelle Staulage wahr und verwenden diese Information für ihre autonome und individuelle Entscheidungsfindung.
- *Proaktivität* (Pro-Activeness): Agenten legen in jedem Zeitschritt der Simulation ein zielorientiertes Handeln an den Tag. Das bedeutet, dass Agenten stets unter den hinterlegten Handlungsrahmenbedingungen initiativ agieren, um die vom Modellierenden vorgegebenen Zielsituationen individuell zu erreichen.

Generelle Eigenschaften von Agenten im Rahmen von ABMs könnten noch erweitert werden, indem man ihnen weitere menschliche Eigenschaften und Fähigkeiten zuschreibt. Für das grundsätzliche Verständnis der Methodik lässt sich jedoch zusammenfassen, dass Agenten heterogen in ihren Eigenschaften sind, autonome Entscheidungen treffen und miteinander sowie mit ihrer Umwelt interagieren können (Müller, 2017).

Über diese Eigenschaften lässt sich die Verbindung zu ökonomischen Fragestellungen und speziell zu den beschriebenen Anforderungen an die Analyse des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System ziehen – denn jeweils ist der disaggregierte Blick auf die einzelnen Akteure essenziell. Die Akteure des Mobilitätsmarkts haben dabei dieselben Eigenschaften, wie sie den Agenten in ABMs zugeschrieben werden: sie sind autonom agierende, heterogene Akteure, die in einer Umwelt eingebettet sind, die wiederum aus den einzelnen Entscheidungen der Akteure und der Interaktion untereinander entsteht (Gilbert, Troitzsch 2005).

Um es vereinfacht und konkret darzustellen, hilft das Beispiel eines einfachen Marktgeschehens, welches typischerweise den Rahmen bildet für marktwirtschaftliche Analysen. Auf diesem hypothetischen Markt gibt es zwei Agentengruppen, zum einen die Verkäufer und zum anderen die potenziellen Käufer. Der Markt entsteht dabei nur durch das Agieren der Agenten selbst – sprich das Kaufen und Verkaufen der vorhandenen Produkte. Damit es nun zu einem Kauf kommt, müssen die Eigenschaften des angebotenen Produktes (Preis, Menge, Qualität, Image, etc.) zwischen den Agentengruppen *Verkäufer* und *Käufer* kommuniziert oder über Umwelteinflüsse empfangen (*Interaktionsfähigkeit, Reaktionsfähigkeit*) und individuell verarbeitet werden (*Eigenständigkeit*). Unter Vorgaben individueller Entscheidungsmechanismen werden entsprechende Handlungen aus Eigeninitiative der einzelnen Agenten heraus durchgeführt (*Proaktivität*). Über ein mögliches ABM, welches einen solchen Markt auch nur stark vereinfacht abbildet, ließen sich bereits grundsätzliche Marktdynamiken modellieren und dadurch gegebenenfalls erste Hypothesen über das zukünftige Marktgeschehen oder mögliche Regulierungsempfehlungen ableiten.

Der ABM-Ansatz lässt sich somit grundsätzlich als Forschungsmethodik aus der Bottom-Up-Perspektive beschreiben, in dem man sich als Modellentwickler und im besten Falle auch als Anwender der Modelle gedanklich auf die kleinste Ebene eines Systems begibt und mögliche Handlungsmuster dieser kleinsten Einheit berücksichtigt. Um nun komplexe, makroskopische Systeme zu modellieren, lässt sich dieses aus der Interaktion und aus den autonomen Entscheidungen mikroskopischer Einheiten des Systems selbst abbilden (Epstein & Axtell 1996). Somit kann mit Hilfe von ABMs ein tiefgehendes Verständnis über ein ökonomisches System durch die Disaggregation bis hin zu den das System bildenden Einheiten entstehen. Betrachtet man nun die in Kapitel 2 beschriebene Komplexität von Marktsituationen des urbanen Mobilitätsmarkts, so wird die Bedeutung von verfügbarer Rechenleistung und computergestützten Softwareprogrammen für die Anwendung von ABMs deutlich.

Da die Rechenleistung gängiger Computersysteme heutzutage jedoch immer weniger zum limitierenden Faktor wird, lassen sich komplexe Systeme mittlerweile auch mehr und mehr mit Hilfe von anspruchsvollen und mit großen Datenmengen bestückten ABMs beschreiben. Über die Verknüpfung neu entstehender Technologien wie Machine Learning und künstlicher Intelligenz oder dem Anwenden neuronaler Netze in Verbindung mit dem Ansatz agentenbasierter Modellierungslogiken lassen sich potenziell die Möglichkeiten und Erkenntnisgewinne durch diese Methodik in Zukunft enorm vervielfältigen (Müller, 2017).

Wie in der Definition von Hamill & Gilbert (2016) beschrieben, stellen ABMs Computerprogramme dar. Der wissenschaftliche Mehrwert aus derartigen Programmen entsteht hauptsächlich dann, wenn die kalibrierten und validierten Modelle durch das Durchlaufen von Simulationsexperimenten zu neuen Erkenntnisgewinnen führen. Die heutigen ABM-Softwareumgebungen fungieren dabei sozusagen als flexible Labore, in denen agenten-basierte Modelle als Versuchsaufbau erzeugt werden und gezielte *in-silicio* Experimente durchgeführt werden können (Phan & Varenne, 2010). Ein solches abduktives Vorgehen deckt sich mit den Anforderungen, die der Forschungsstand der vorliegenden Arbeit mit sich bringt. Mittlerweile gibt es verschiedene verfügbare Softwarelösungen, die darauf ausgerichtet sind, agenten-basierte Modelle für sozio-ökonomische Fragestellungen zu entwickeln. Beispiele hierfür sind die objekt-orientierten Programmierumgebungen *NetLogo* (Wilensky 1999) oder *LSD - Laboratory for Simulation Development* (Valente 2008). In Kapitel 4 wird die für die vorliegende Arbeit verwendete Programmierumgebung *NetLogo* genauer eingeführt und näher spezifiziert.

4. ABM zur Simulation der Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste

Nachdem die agenten-basierte Modellierung vorgestellt und als geeignete Forschungsmethodik zur Untersuchung der Marktauswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste identifiziert wurde, soll im folgenden Kapitel ein agenten-basiertes Modell eines urbanen Mobilitätsmarktes entwickelt werden. Das Modell soll dabei die Charakteristika urbaner Mobilitätsmärkte abbilden und die Simulation der Markteinführung der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste ermöglichen. In einem ersten Schritt wird dabei in Abschnitt 4.1 die zentrale Vorgehensweise der Modellentwicklung dargestellt werden. In diesem Zuge wird neben der Simulationssoftware, die zur Modellierung verwendet wird, auch die grundlegende Modellkonzeption vorgestellt. In Abschnitt 4.2 wird anschließend das agenten-basierte Grundmodell dieser Arbeit vorgestellt. Dabei werden sowohl das Ziel des Modells, die Modellgrenzen, sowie die Grundelemente des ABMs näher beschrieben. In Abschnitt 4.3 soll darauf aufbauend der grundlegende ABM-Ansatz deskriptiv erweitert werden, indem die zentrale Modellgrößen für den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart quantifiziert werden. Dieser Schritt der Modellkalibrierung wird auf Basis des vorhandenen, konventionellen Mobilitätsnachfragemodells der Stadt Stuttgart *mobiTopp* durchgeführt, welches in Abschnitt 4.3.1 näher vorgestellt wird. Die Verknüpfung des empirisch-deskriptiven Nachfragemodells *mobiTopp* mit dem grundlegenden ABM-Ansatz wird in Abschnitt 4.3.2 erläutert, bevor in Abschnitt 4.3.3 entstandenes Modellverhalten untersucht, sowie Möglichkeiten zur Modellvalidierung diskutiert werden.

4.1. Modellkonzeption und Vorgehensweise

Das Ziel der Modellarbeit ist, die Auswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt zu analysieren. Welche Anforderungen der Forschungsgegenstand dabei an ein solches Modell stellt, wurde in Kapitel 2 dieser Arbeit dargelegt. Zudem wurden die theoretisch hergeleiteten Lösungsansätze und der Ansatz der agenten-basierten Modellierung in Kapitel 3 als methodischer Rahmen der Arbeit definiert. Nun gilt es, die vorgestellte Methode entsprechend anzuwenden.

Als Startpunkt der Modellierung eines komplexen Systems ist es dabei hilfreich, die Komplexität des Untersuchungsgegenstandes drastisch zu reduzieren und mit der Abbildung der einzelnen Grundzusammenhänge und Kernannahmen zu beginnen. Doch bereits die Auswahl der zentralen Annahmen und die Definition der entscheidenden Elemente des

Systems, aus dem es besteht, ist dabei nicht trivial. In seiner Einführung der agenten-basierten Modellierung als wissenschaftliche Methodik zur Untersuchung heterogener Nachfrage beschreibt Müller (2017) hierzu treffend:

„Managing the complexity within a model, i.e. finding the right level of complexity, is one of the key challenges for any agent-based modeller.“ (Müller, 2017, S. 67)

Um dieses grundlegende Startproblem bei der Modellentwicklung zu lösen, gibt es drei unterschiedliche strategische Ansätze. So ist ein Ansatz, beim einfachst-möglichen Modell anzufangen und dieses Schritt für Schritt zu erweitern und auszubauen (Pyka & Fagiolo, 2005, S. 17). Dieser Ansatz wird auch als *KISS*-Strategie (abgekürzt für „*Keep it simple, stupid*“) bezeichnet (ebd.). Der *TAPAS*-Ansatz (*TAPAS* steht abkürzend für „*Take A Previous model and Add Something*“) baut auf dieser Strategie auf, indem ein bestehendes Modell durch bestimmte Modellerweiterungen ausgebaut wird und somit an Komplexität zunimmt (ebd., Müller 2017, S.68). Dem entgegen steht die Modellierungsstrategie *KIDS* (abgekürzt für „*Keep it descriptive, stupid*“), bei der ein bestehendes, möglichst deskriptives Modell vereinfacht wird (Edmonds & Moss 2005). Der generelle Komplexitätsgrad, der über die jeweiligen Ansätze abgebildet werden kann unterscheidet sich dabei nicht, sondern nur der Weg, über den der jeweilige Komplexitätsgrad im Rahmen der Modellentwicklung erreicht wird (Müller, 2017, S. 69).

Diese drei Ansätze stellen außerdem keine eindeutig voneinander zu trennenden Lösungsmöglichkeiten bereit, sondern können ineinander übergehen oder miteinander kombiniert werden (Edmonds & Moss, 2005). Hierauf baut das Vorgehen bei der Modellentwicklung dieser Arbeit auf. Denn zur Modellierung der Auswirkungen selbstfahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt werden im Folgenden alle drei Wege miteinander kombiniert.

Zuerst wird mit Hilfe des *KISS*-Ansatzes ein einfaches, komplexitätsreduziertes ABM als Grundmodell eines generellen urbanen Mobilitätsmarkts entwickelt. Hierbei werden die grundsätzlichen Elemente und Zusammenhänge eines Mobilitätsmarkts abgebildet, ohne eine nähere, deskriptive Kalibrierung für eine bestimmte Stadt vorzunehmen. Dieses Grundmodell wird anschließend – nach dem *TAPAS*-Ansatz – weiter ausgebaut, indem zusätzliche Systemelemente hinzugefügt werden und insbesondere indem eine Kalibrierung für eine spezifische, geographische Region vorgenommen wird (vgl. Abschnitt 4.3). Bei dieser Modellkalibrierung wird auf das konventionelle Mobilitätsnachfragemodell der Region Stuttgart *mobiTopp* zurückgegriffen. Wie in Abschnitt 3.2 beschrieben, repräsentieren solche

bestehenden, verkehrswissenschaftlichen Modelle hoch-deskriptive, empirisch quantifizierte und dadurch sehr komplizierte Modelle. Das Modellverhalten, speziell im Bereich der Modellierung von Transportmittelwahlentscheidungen dieser deskriptiven Nachfragesimulation für die Stadt Stuttgart wird dabei im Rahmen dieser Arbeit stark vereinfacht (*KIDS*-Ansatz), um entsprechende Verhaltensmuster auf das vereinfachte Grundmodell zu übertragen. Abbildung 13 fasst diesen dreigliedrigen Ansatz zusammen und ordnet die jeweils angewandten Modellierungsstrategien bei der Modellentwicklung den einzelnen Abschnitten dieses Kapitels zu.

KISS

4.2 Agenten-basiertes Modell eines urbanen Mobilitätsmarktes

TAPAS

4.3 Modellerweiterung: Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart

KIDS

4.3.1 *mobiTopp* – ein Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart

4.3.2 *Ableitung der Transportmittelwahlentscheidungen aus mobiTopp*

4.3.3 *Modellverhalten und Validierung*

Abbildung 13 - Anwendung der drei Modellierungsansätze *KISS*, *TAPAS* und *KIDS* bei der Modellentwicklung (Eigene Darstellung)

Das deskriptive Modell *mobiTopp* wird somit als so genanntes *Surrogate* (engl. für „Ersatz“) genutzt, um das stark vereinfachte agenten-basierte Grundmodell zu quantifizieren (vgl. van der Hoog, 2019). Der Ansatz der *Surrogate*-Modellierung zur empirischen Kalibrierung und Validierung von solchen ABMs, die ökonomische Zusammenhänge erklären, gewinnt in letzter Zeit deutlich an Relevanz (ten Broeke, van Voorn, Ligtenberg, Molenaar, 2021). Ein Grund dafür ist zum einen der Bedarf an geeigneten empirischen Quantifizierungs- und Plausibilisierungsmethoden von ABMs, die soziale Entscheidungsprozesse wie z.B. Wirtschaftssysteme simulieren. Zum anderen stehen durch neue, computergestützte Technologien wie z.B. Machine Learning und künstliche Intelligenz komplett neue, vielversprechende Werkzeuge bereit, mit Hilfe derer sich auch hochkomplizierte, deskriptive Modelle analysieren lassen. Des Weiteren lässt sich deren Modellverhalten dadurch systematisieren und wiederum in vereinfachten ABMs anwenden (van der Hoog, 2018).

Auch ohne die Nutzung komplizierter und aufwändiger deskriptiver Modelle, können die Modelldesigns einfach erscheinender ABMs von komplexen Systemen bereits eine große, computergestützte Rechenleistungen erfordern (Müller, 2017). Durch die Fortschritte der IT-gestützten Forschung, insbesondere der computerbasierten Simulationswissenschaften, sind hierbei mittlerweile mehrere Softwarelösungen speziell für die Entwicklung von ABMs entstanden. In Abschnitt 3.3 wurden einige dieser Lösungen bereits genannt. Im Folgenden wird nun die Entwicklungsumgebung NetLogo beschrieben, die zur Entwicklung des grundlegenden ABMs dieser Arbeit und für die darauf aufbauenden in-silicio Simulationsexperimente verwendet wird.

Die Simulationssoftware NetLogo als agenten-basierte Programmierumgebung wird grundlegend von Wilensky (1999) eingeführt. Zudem geben Wilensky und William (2015) in ihrem gemeinsamen Werk: „*An Introduction to Agent-Based Modeling: Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NETLogo*“ einen umfassenden Überblick zur agenten-basierten Modellierung mit Hilfe von NetLogo, sowie zur Herleitung, zur Historie und zu konkreten bestehenden Anwendungen des Simulationswerkzeugs. Unter anderem wird in diesem einführenden Werk deutlich, dass diese spezifische Software eine Lösung zur Modellierung und Simulation komplexer Systeme bietet, sowie zur Untersuchung, wie sich diese über die Zeit entwickeln (vgl. auch Tisue & Wilensky, 2004). Das Anwendungsfeld von NetLogo als Modellierungsumgebung ist dabei sehr breit gefasst. Die Entwicklung von ABMs mit Hilfe von NetLogo findet beispielsweise in naturwissenschaftlichen Disziplinen genauso Anwendung, wie in sozialwissenschaftlichen Arbeiten und ingenieurwissenschaftlichen Studien im Zusammenhang mit Fragestellungen zu komplexen Systemen (Wilensky & William, 2015). Aufgrund der offenen Verfügbarkeit der Software (Northwestern University, 2021), der tiefen Dokumentation zur Handhabung (Wilensky, 1999) und insbesondere durch die mittlerweile über 20 Jahre an wissenschaftlicher Anwendung und entsprechender Weiterentwicklung der Modellierungsumgebung stellt NetLogo eine geeignete Lösung für die computergestützte Simulation ökonomischer ABMs bereit (vgl. Müller, 2017).

NetLogo – Einführung und Hintergrund

Logik der Programmiersprache:	Objekt-orientierte Programmierung (JAVA)
Anwendbarkeit:	Durch die Implementierung in JAVA ist NetLogo auf sämtlichen Computerplattformen anwendbar
Nutzung:	NetLogo ist eine frei Software des <i>Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.</i>

Abbildbare ABM-Logik:

NetLogo ermöglicht die standardmäßige Modellierung von Agenten und ihrer Umwelt. Agenten können dabei heterogene Eigenschaften zugeschrieben werden, ihre Umwelt beeinflussen und miteinander interagieren. Diese Grundprinzipien spiegeln die zentralen Charakteristika von ABMs wieder, wie in Abschnitt 3.3 dargestellt.

Semantik:

Agenten werden als „*turtles*“ bezeichnet, die sich mobil und dynamisch in ihrer Umwelt, auf den so genannten „*patches*“ bewegen können. Die einzelnen „*patches*“ bilden zusammen die Umwelt des ABMs und sind einzeln betrachtet wiederum als individuelle Agentengruppe programmierbar.

Abbildung 14 - Einführung und Hintergrund der agenten-basierten Programmierumgebung NetLogo (Eigene Darstellung; Wilensky, 1999; Tisue & Wilensky, 2004; Kornhauser, Wilensky, Rand, 2009)

Die Entwicklungsumgebung bietet somit eine robuste und viel erprobte Software zur Abbildung von Komplexität, wobei die Anwendbarkeit der Software auf einen niedrighschwelligem Einstieg für Modellierer mit verschiedenen wissenschaftlichen und IT-technischen Hintergründen ausgelegt ist (Tisue & Wilensky, 2004). Die Software wird beispielsweise auch in Schulen und Universitäten dazu genutzt, um eine einfache Einführung in die Modellierung komplexer Systeme und in die Methodik ABM zu geben (ebd.). Mit Bezug auf die drei vorab vorgestellten Wege zur Modellierung von Komplexität, dient NetLogo insbesondere dem *KISS*-Ansatz, indem einfachste Verbindungen zwischen Agenten, sowie ihre Interaktionen untereinander und mit ihrer Umwelt über einfache Program Abläufe ohne größeren Programmieraufwand darstellbar sind. Abbildung 15 zeigt das Graphical User Interface (GUI) von Netlogo am Beispiel eines einfachen Infektionsmodells in Anlehnung an Yang & Wilensky, 2011). Dieses Infektionsmodell stellt die agenten-basierte Modellierung einer Infektionskrankheit dar, die auf Basis von nur wenigen Modellannahmen und ohne größeren programmiertechnischen Aufwand in NetLogo abgebildet werden kann. Die grünen und roten Pfeile repräsentieren die einzelnen Agenten. Ein roter Pfeil stellt dabei eine infizierte und aktuell infektiöse Person dar. Abhängig vom vordefinierten „*Infection-Radius*“ infizieren sich Agenten, die sich auf Patches in der Nähe eines infizierten Agenten befinden. Pro Zeitabschnitt sind die Agenten mobil und bewegen sich – wie in diesem Modellansatz über die

Parameter „*Sick-Mobility*“ (Mobilitätsgrad der Erkrankten“) und „*Well-Mobility*“ (Mobilitätsgrad der Gesunden) – zufällig über die Patches. Über das Einfügen und Definieren von Diagrammen (wie in Abbildung 15 das Diagramm mit dem Titel „*Infection*“) lässt sich im NetLogo GUI direkt eine graphische Darstellung einzelner Variablen des aktuellen Simulationsexperimentes erzeugen - in diesem Beispiel die Anzahl der aktuell infizierten Agenten über die Zeitachse.

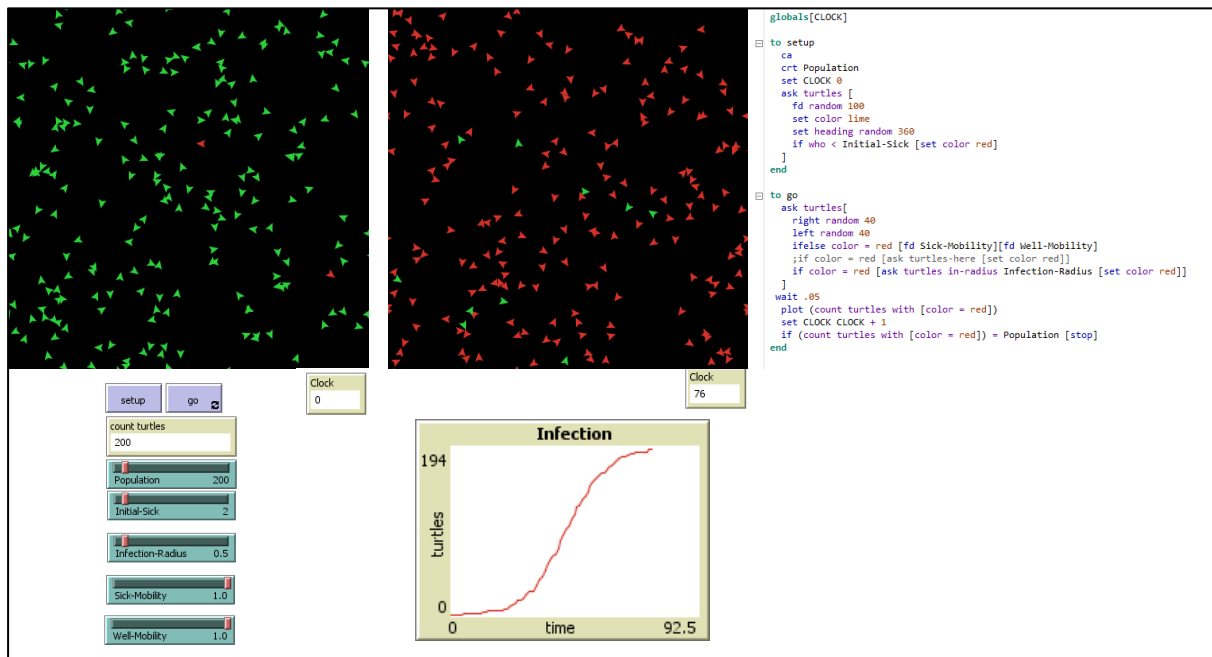


Abbildung 15 – Graphical User Interface (GUI) von NetLogo am Beispiel eines Infektionsmodells (Eigene Darstellung, in Anlehnung an Yang & Wilensky, 2011)

Es zeigt sich durch diesen simplen Modellierungsansatz, dass sich die Ausbreitung der Krankheit über eine S-kurvenförmige Dynamik darstellen lässt² – was wiederum einen typischen epidemiologischen und empirisch vielfach gezeigten Ausbreitungsverlauf von Infektionskrankheiten innerhalb einer Population widerspiegelt. Das Beispielmmodell der Ausbreitung einer Infektionskrankheit innerhalb einer Bevölkerung zeigt, dass über den KISS-Ansatz mit Hilfe einer Simulationsumgebung wie NetLogo auch bereits ohne deskriptive Kalibrierungen, Aussagen über mögliche Dynamiken eines Systems individueller, miteinander interagierender Elemente abzuleiten sind. Wie bereits angekündigt, basiert im Rahmen dieser

² In diesem einfachen Modell gilt die Annahme, dass sich alle Agenten infizieren können, kein Agent an der Krankheit verstirbt und Agenten nach Infektion dauerhaft infektiös bleiben. Diese Parameter lassen sich jedoch beliebig variieren und auf die spezifische Krankheit und Population anpassen. Weiterführende Einblicke in die Ausbreitungsdynamiken und relevante Modellparameter und -annahmen bietet hier das NetLogo Virus model von Yang & Wilensky (2011) oder die agenten-basierte Analyse „*An agent-based policy laboratory for COVID-19 containment strategies*“ von Vermeulen, Pyka, Müller (2021).

Arbeit die Entwicklung des Grundmodells eines urbanen Mobilitätsmarkts, das im folgenden Abschnitt eingeführt wird, ebenfalls auf diesem *KISS*-Ansatz.

4.2. Agenten-basiertes Modell eines urbanen Mobilitätsmarktes

Ziel dieses Abschnittes ist es, das Grundmodell der vorliegenden Modellarbeit zu beschreiben. Dabei wird auf den vorab beschriebenen methodischen und theoretischen Ansätzen der Modellbildung aufgebaut. Es handelt sich bei diesem Grundmodell somit um ein ABM zur Abbildung eines beliebigen urbanen Mobilitätsmarktes, mit dessen Hilfe die Auswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den Markt analysiert werden sollen. Zur Beschreibung eines bestimmten Modells ist es wichtig, das Ziel der Modellierung klar zu definieren, entscheidende Modellelemente vorzustellen, die Modellgrenzen zu benennen und den Modellablauf zu verdeutlichen (Saam, 2015).

Zuerst wird hierbei die Zielgröße des Modells definiert. Es gilt dabei die Frage zu klären, welcher Parameter den Zustand eines urbanen Mobilitätsmarktes am besten beschreibt. Nur wenn man die zu erklärende Variable definiert hat, kann man mögliche Veränderungen des Systemzustands analysieren und entsprechende Einflussgrößen definieren. Ein Markt entsteht generell durch das Zusammentreffen von Angebot und Nachfrage für ein bestimmtes ökonomisches Gut (Smith, 1776). Ein Marktmodell sollte diesen Prozess somit in irgendeiner Weise abbilden. Es gibt nun zahlreiche mögliche Parameter, über die die Dynamik und der Zustand eines Marktes beschrieben werden kann, zum Beispiel wie in klassischen ökonomischen Modellen, die Marktpreise, die nachgefragten Mengen, die Umsätze von Anbietern oder auch die Anzahl an Anbietern. Da sich diese Parameter grundsätzlich gegenseitig bedingen, kann eine zentrale Zielgröße ausgewählt werden, die den Zustand eines Marktes beschreibt. Auf dem Mobilitätsmarkt wird hierzu meist die Zielgröße der nachgefragten Menge verwendet, also die Nachfrage nach einzelnen Transportmitteln (Ungvarai, 2019). Diese Zielgröße wird auch als *Modal Split* bezeichnet (alternativ *Mode Share* oder *Mode Choice*). Der Begriff des *Modal Splits* zur Beschreibung von Mobilitätsmärkten ist dabei nicht einheitlich definiert (ebd.). Man kann jedoch zusammenfassen, dass der *Modal Split* die Aufteilung der Mobilitätsnachfrage auf die zur Verfügung stehenden Transportmittel beschreibt (ebd.). Damit kann der *Modal Split* als Aggregation der individuellen Transportmittelwahlentscheidungen eines Mobilitätsmarktes beschrieben werden. Diese entstehende Aufteilung zwischen den verfügbaren Transportmittel kann dabei zum Beispiel auf Basis von Verkehrsleistungen in der Einheit Personenkilometer gemessen werden, oder durch

die Anzahl der getätigten Wegestrecken pro Person und Transportmittel. Das agenten-basierte Grundmodell, das in diesem Abschnitt vorgestellt wird, bedient sich der Annahme, dass der *Modal Split* den Zustand eines Mobilitätsmarktes abbildet. Daher ist eine zentrale Zielgröße des Modelles der *Modal Split* eines urbaneren Mobilitätsmarktes.

Nun gilt es zu klären, was den *Modal Split* beeinflusst und wie er modelliert werden kann. Wie im Rahmen der Vorstellung klassischer Mobilitätsnachfragemodelle in Kapitel 3.2 beschrieben, hängt die Ausprägung der Verkehrsnachfrage von sozioökonomischen Faktoren, den individuellen Planungen und schließlich den daraus entstehenden, einzelnen Transportmittelwahlentscheidungen ab. Der *Modal Split* wiederum spiegelt, wie vorab beschrieben, die Summe aller getätigten Transportmittelwahlentscheidungen wider. Die finale, individuelle Auswahl eines Transportmittel für den jeweiligen Weg, ist dabei der unmittelbar notwendige Modellierungsschritt, zur Simulation des *Modal Splits* und damit möglicher Marktveränderungen und -dynamiken.

Im entwickelten Modell eines urbanen Mobilitätsmarktes sollen daher individuelle Transportmittelwahlentscheidungen einzelner Agenten modelliert werden, aus deren Zusammenspiel sich die Zielgröße des *Modal Splits* ergibt, welche den Zustand des Mobilitätsmarktes beschreibt.

Zentrale Modellelemente sind somit die einzelnen *Agenten*, die Transportmittelwahlentscheidungen treffen. Agenten stellen somit die Bevölkerung einer bestimmten Stadt dar, die individuelle Mobilitätsbedürfnisse haben und diese über die Auswahl bestimmter Transportentscheidungen befriedigen. Den Agenten können dabei individuelle soziodemographische Eigenschaften zugeschrieben werden (s. Abschnitt 4.3). Zu der Definition der einzelnen räumlichen und zeitlichen Entscheidungssituationen auf dem Mobilitätsmarkt, bedarf es komplizierter Annahmen und Modellierungsansätze, wie zum Beispiel das Vier-Stufen Modell und die Aktivitäten-basierte Modellierung der klassischen Mobilitätsnachfragsimulation (vgl. Abschnitt 3.2.1).

4.2.1. Programmablauf und Modellierung der Transportmittelwahl

Im Rahmen des generischen Grundmodells des urbanen Mobilitätsmarkts soll die Komplexität in einem ersten Schritt auf die Transportmittelwahlentscheidung einzelner Agenten reduziert werden. Abbildung 16 stellt hierzu den grundlegenden Programmablauf für einen Zeitschritt einer Modellsimulation dar. Es wird angenommen, dass jeder Agent der Grundgesamtheit des

Modells in jedem Zeitschritt der Simulation einen Weg zurücklegen möchte. Hierzu stehen dem einzelnen Agenten die vordefinierten Transportmittel (im Folgenden als *TM* bezeichnet) des Mobilitätsmarktes zur Verfügung. Die Verfügbarkeit eines TMs ist wiederum agentenspezifisch. Die TMs besitzen unterschiedliche Entscheidungsparameter, anhand derer Agenten die TMs für die einzelne Entscheidungssituation bewerten (1). Für die Modellierung der Transportmittelwahlentscheidung (2) muss über die Definition der Entscheidungsheuristik der einzelnen Transportmittelwahlentscheidungen, eine weitere Modellannahme getroffen werden. Nachdem sich jeder Agent für ein Transportmittel entschieden hat, werden die einzelnen Wege durchgeführt und die Agenten auf die gewählte Verkehrsinfrastruktur verteilt (3). Dadurch werden pro Zeitabschnitt die systemischen Auswirkungen der Einzelentscheidungen auf die gewählte Verkehrsinfrastruktur modelliert. Abschließend wird im Rahmen des Modells als Zielgröße pro Zeitabschnitt der wege-bezogene *Modal Split* errechnet, also der Anteil aller zurückgelegter Wege pro Zeitabschnitt, der mit dem jeweiligen Transportmittel zurückgelegt wurde (4).

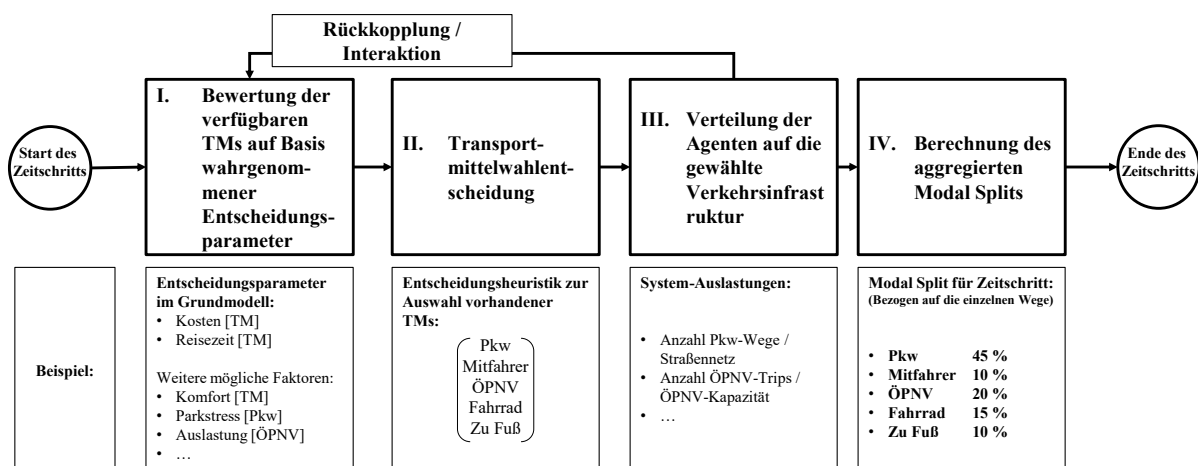


Abbildung 16 - Programmablauf des Grundmodells (Eigene Darstellung)

Im Folgenden werden die einzelnen Schritte des Modellablaufs sowie die jeweils zu Grunde liegenden Annahmen und Modellelemente genauer vorgestellt und für das Grundmodell definiert.

I. Bewertung der verfügbaren TMs auf Basis wahrgenommener Entscheidungsparameter und II. Transportmittelwahlentscheidung

In Schritt I. werden grundlegende Entscheidungsparameter der Bewertung der verfügbaren TMs definiert, welche die Verkehrsmittelwahlentscheidung einzelner Agenten beeinflussen. In der Verkehrsforschung werden hierbei zahlreiche empirische Erhebungsdaten und

ökonometrische Modelle erarbeitet, um diese Faktoren so präzise wie möglich zu beschreiben. Bei der Entwicklung des Grundmodells nach dem *KISS*-Ansatz steht jedoch nicht die exakte Kalibrierung oder empirische Herleitung der Verkehrsnachfrage im Vordergrund. Vielmehr soll hier eine grundlegende Modellstruktur geschaffen werden, in der die Kernannahmen des Modells wiedergespiegelt sind und die in den weiteren Schritten der Modellbildung weiter ausgebaut werden kann. Schritt II. überführt die definierten Entscheidungsparameter in einzelne Transportmittelwahlentscheidungen der einzelnen Agenten. Hierbei wird auf eine umfassende, aufwendig hergeleitete Modellierung der Transportmittelwahlentscheidung verzichtet, um den Komplexitätsgrad des Modells klein zu halten und somit einen Startpunkt der Modellbildung zu erhalten. Hinzu kommt, dass individuelles, menschliches Verhalten nicht exakt modelliert werden kann und daher bereits einfache rahmengebende Annahmen in Kombination mit der Anwendung von ABMs zu hilfreichen, abduktiven Erkenntnisgewinnen führen können (Phan & Varenne, 2010). Um im Grundmodell einfache Zusammenhänge zwischen Mobilitätsangebot und -nachfrage darzustellen, werden bei der Modellierung der Nachfrage nur zwei grundlegende Entscheidungsgrößen zur Abbildung der individuellen Transportmittelwahl zu Grunde gelegt: Reisezeit t und Kosten c des jeweiligen Transportmittels für den zurückzulegenden Weg eines Agenten. Weitere mögliche Entscheidungsparameter der Transportmittelwahl sind als Beispiele in Abbildung 16 gelistet. Diese weiterführenden Annahmen können ohne größeren Aufwand dem NetLogo-Modell hinzugefügt werden, sollen hier jedoch zur Komplexitätsreduktion des Grundmodells weggelassen werden.

Weiterhin wird im Grundmodell angenommen, dass den Agenten bei der Transportmittelwahlentscheidung pro Zeitschritt grundsätzlich folgende Transportmittel zur Verfügung stehen:

- Privater Pkw [Pkw]
- Pkw als Mitfahrer [Mitfahrer]
- Öffentlicher Personennahverkehr [ÖPNV]
- Fahrrad [Rad]
- Zu Fuß [Fuß]

Zur individuellen Bewertung der einzelnen TMs pro Zeitschritt wird nun der Ansatz der Discrete-Choice-Modellierung eingesetzt, der in Abschnitt 3.2.1 eingeführt wurde und der im Rahmen der konventionellen Mobilitätsnachfragemodelle bei der Modellierung von

Transportmittelwahlentscheidungen Anwendung findet (vgl. Kotlan, 2001; Ben-Akiva und Bierlaire, 1999). Die DCM basiert dabei auf Multinomial Logit Modellen³, um aus einzelnen Entscheidungsalternativen eine Auswahlwahrscheinlichkeit abzuleiten (Wittink, 2011, S. 21). Hierbei wird zunächst auf individueller Agentenebene ein hypothetischer Nutzenwert V pro TM berechnet. Der Nutzenwert ist abhängig von den Gewichtungsfaktoren $\beta_{TM,Kosten}$ und $\beta_{TM,Reisezeit}$, die jeweils den individuell beigemessenen Stellenwert der Faktoren Kosten und Zeit für die Transportmittelwahlentscheidung einzelner Agenten widerspiegeln. Die TMs *Fahrrad* und *zu Fuß* werden dabei nicht durch den Faktor Kosten beeinflusst, da angenommen wird, dass den Agenten bei deren Nutzung keine Kosten entstehen. Zudem beeinflusst die Konstante $const_{TM}$ den jeweiligen hypothetischen Nutzenwert. Über diese simple Stellgröße lässt sich in der Grundausrichtung des Modells abbilden, dass einzelne TMs generell eine höhere Auswahlwahrscheinlichkeit haben (z.B. Pkw) als andere (z.B. Rad). Die Gleichungen (1) bis (4) beschreiben diese einfachen Nutzenfunktionen des ABMs:

$$V_{Pkw} = const_{Pkw} + \beta_{Pkw,Kosten} * Kosten_{Pkw} + \beta_{Pkw,Reisezeit} * Reisezeit_{Pkw} \quad (1)$$

$$V_{ÖPNV} = const_{ÖPNV} + \beta_{ÖPNV,Kosten} * Kosten_{ÖPNV} + \beta_{ÖPNV,Reisezeit} * Reisezeit_{ÖPNV} \quad (2)$$

$$V_{Rad} = const_{Rad} + \beta_{Rad,Reisezeit} * Reisezeit_{Rad} \quad (3)$$

$$V_{Fuß} = const_{Fuß} + \beta_{Fuß,Reisezeit} * Reisezeit_{Fuß} \quad (4)$$

Um die Heterogenität der einzelnen Agenten abzubilden, können die Gewichtungsfaktoren und Konstanten im Grundmodell jedem Agenten individuell zugewiesen werden. Jedoch werden klassische Nutzenfunktionen, wie die hier beschriebenen, der Abbildung menschlichen Handelns nicht gerecht. Weder lassen sich hierbei eindeutige Gewichtungsfaktoren bestimmen noch bleiben diese individuellen Entscheidungsfaktoren über die Zeit konstant. Trotzdem soll über diesen stark vereinfachten Ansatz in einem ersten Schritt die Abbildung der Mobilitätsnachfrage im Grundmodell dargestellt werden. Durch den *TAPAS*-Ansatz können diese Limitierungen im Rahmen der NetLogo-Programmierung des Modells jederzeit durch zusätzliche Modellanpassungen gemindert werden, wie in Abschnitt 4.3 dargestellt wird.

³ Weitere Informationen zum theoretischen Hintergrund und zur Anwendung von Multinomial Logit Modellen im Zusammenhang von DCM und Transportmittelwahlentscheidungen sind insbesondere in folgenden Arbeiten zu finden: Bowman & Ben-Akiva (2001), Wittink (2011), Chang & Lu (2013) und Hess et al. (2007).

Nachdem jedem Agenten Nutzenwerte für jedes TM zugewiesen wurden, folgt die Ableitung der Transportmittelwahl. Zur finalen Auswahl eines TMs durch den jeweiligen Agenten wird nun jedoch nicht automatisch das TM ausgewählt, das den maximalen Nutzen für den Agenten erzielt. Die einzelnen Nutzenwerte fließen stattdessen in ein Multinomial Logit Modell ein, worüber eine finale Auswahlwahrscheinlichkeit eines TMs für jeden Agenten modelliert wird. Dieser Schritt wird in Gleichung (5) am Beispiel der Auswahlwahrscheinlichkeit $P(Pkw)$ des TMs Pkw für jeden einzelnen Agenten, exemplarisch gezeigt:

$$P(Pkw) = \frac{e^{V(Pkw)}}{e^{V(Pkw)} + e^{V(\text{ÖPNV})} + e^{V(\text{Rad})} + e^{V(\text{Fuß})}} \quad (5)$$

Über diese Wahrscheinlichkeitsberechnung, individuell für jeden Agenten werden die individuellen Transportmittelwahlentscheidungen der Agenten pro Zeitschritt der Simulation modelliert, wodurch ein zentraler Schritt bei der grundsätzlichen Modellierung der Mobilitätsnachfrage des urbanen Mobilitätsmarkts beschrieben wird.

III. Verteilung der Agenten auf die gewählte Verkehrsinfrastruktur

Im dritten Schritt des Programmablaufs der Grundmodellsimulation werden pro Zeitschritt die einzelnen Transportmittelwahlentscheidungen auf die Kapazitäten des vorhandenen Verkehrsangebots übertragen. Das Mobilitätsangebot wird in diesem vereinfachten Modell durch die Verkehrsinfrastruktur beschrieben. Das bedeutet, dass es für das hypothetische Straßennetz sowie für die angenommenen ÖPNV-Kapazitäten Auslastungsgrenzen gibt. Sofern diese Auslastungsgrenzen durch die individuellen Transportmittelwahlentscheidungen der Agenten überschritten werden, wird der Entscheidungsfaktor Reisezeit für das jeweilige TM negativ beeinflusst. Wählen beispielsweise in einem Zeitschritt zu viele Agenten den privaten Pkw, wird das angenommene Straßennetz überlastet und die Reisezeiten mit dem Pkw verzögern sich im Rahmen der Simulation. Hierdurch entstehen eine Rückkopplung und Interaktion zwischen einzelnen Agentenentscheidungen. Die wahrgenommenen Entscheidungsparameter aus Schritt (1) werden anhand gemachter Erfahrungen der Agenten für die Entscheidung im nächsten Zeitschritt angepasst. Diese Anpassung erfolgt dabei nicht unmittelbar, sondern über einen gemittelten Erfahrungswert. Das bedeutet, dass die neu entstandenen Reisezeiten pro Zeitschritt für jeden Agenten individuell in einer Liste gespeichert werden. Der Mittelwert dieser Reisezeiten-Liste beschreibt den individuell wahrgenommenen Wert des Entscheidungsparameters.

```
let history-length-time-car time-car-memory
set time-car-history n-values history-length-time-car [time-car]
```

Abbildung 17 - Umsetzung der Reisezeit-Memory-Liste in NetLogo (Eigene Darstellung)

Die Länge der Liste wird dabei wie in Abbildung 17 dargestellt, durch den Eingabewert *time-car-memory* im NetLogo-Programm definiert. Dieser gibt die Anzahl der Zeitschritte an, über die der Reisezeit-Entscheidungsparameter gemittelt werden soll. Über diese einfache Mittelung soll abgebildet werden, dass ein einmalig erfahrener Reisezeitverlust, wie z.B. ein einmaliger Stau, wahrscheinlich nicht zur Änderung von Verhaltensmustern auf dem Mobilitätsmarkt führt. Sofern jedoch eine dauerhafte Überlastung der Straße besteht, wird der private Pkw als Transportmittel in Relation zu den Alternativen unattraktiver. Diese einfache Rückkopplung ist somit im Modell mit abgebildet. Analog hierzu sind Reisezeit-bezogene Rückkopplungseffekte für den ÖPNV im Modell implementiert.

IV. Berechnung des aggregierten Modal Splits

Als generelle Zielgröße des Modells dient der *Modal Split* der zentralen Beschreibung des aktuellen Zustands des urbanen Mobilitätsmarkts. Im Rahmen des Programmablaufs des Grundmodells wird im letzten Schritt pro Zeitschritt der Wege-bezogene *Modal Split* berechnet. Dieser gibt an, wie viel Prozent aller Wege mit dem jeweiligen Transportmittel zurückgelegt wurden.

4.2.2. Modellierung der Innovationsausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste

Die Modellierung der Ausbreitungsdynamiken von Innovationen auf einem Markt ist verbunden mit einem hohen Grad an Unsicherheit (Vermeulen & Pyka, 2016; Jalonen, 2012). Die Marktakzeptanz neuer Produkte lässt sich quantitativ erst abschätzen, wenn die Innovation verfügbar ist und erste, direkte Kundenentscheidungen und -rückmeldungen beobachtbar sind. Doch selbst wenn eine Innovation bereits am Markt verfügbar ist, lässt sich deren Markterfolg kaum vorhersagen. Das weite Feld der Marktforschung hat zum Ziel, über Marktbeobachtungen Kundenentscheidungen zu verstehen und Präferenzen abzuleiten, um dann entsprechende Produktpassungen und unternehmerische Entscheidungen vornehmen zu können (Gerth, 1970). Eine zuverlässige Prognose über Marktdynamiken und Umsatzprognosen lässt sich grundsätzlich auf Basis detaillierter, vergangener Erfahrungen und Marktzahlen abbilden. Jedoch wird bei der Prognose auf Basis von Vergangenheitsdaten der

Unsicherheit potenzieller Marktveränderungen durch neue Konkurrenzprodukte oder neue Marktgegebenheiten nicht Rechnung getragen.

Im Falle der Technologie des autonomen Fahrens und der damit ermöglichten Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste stehen keine Daten aus der Vergangenheit zur Verfügung, sowie nur limitierte, erste Kundenrückmeldungen zur Akzeptanz der Dienste. Es gibt zwar erste Reallabore, in denen selbstfahrende Fahrzeuge getestet werden, jedoch beziehen sich diese Tests und Erhebungen mit menschlichen Probanden zum Beispiel auf das Sicherheitsgefühl im Fahrzeug oder die technische Umsetzung der Fahrt an sich (Shi, Wang, Li, Pei, 2021). Eine empirische Datengrundlage als Basis zur Modellierung des potenziellen Markthochlaufs oder der Veränderungen des *Modal Splits* ist aus solchen Reallaboren und ersten Akzeptanzstudien nicht abzuleiten.

Diese fehlende Datengrundlage erschwert die Modellierung der Innovationsausbreitung und der Auswirkungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt. Wie in Abschnitt 3.1 beschrieben, stellt die Neo-Schumpeterianische Innovationsforschung Methoden und Instrumente bereit, um der Komplexität und den Unsicherheiten solcher ökonomischen Fragestellungen zu begegnen. Eines der Grundprinzipien ist dabei die Annahme der Musterbildung innerhalb komplexer und unsicherer Systeme (s. Abschnitt 3.1). Im Bereich der Innovationsforschung lässt sich dabei insbesondere das vielfach beobachtete und dokumentierte Muster der S-förmigen Ausbreitungsdynamik von Innovationen erkennen (Bass, 1969; Rogers, 1983). Everett M. Rogers (1983) beschreibt in der dritten Auflage seines Buchs „*Diffusion of Innovations*“, dass diese Diffusionsdynamik als Prozess beschrieben werden kann, bei dem die Information über eine Innovation über verschiedene Kanäle zwischen Mitgliedern eines sozialen Systems kommuniziert wird. Das hierbei typischerweise entstehende Ausbreitungsmuster ist in Abbildung 18 dargestellt.

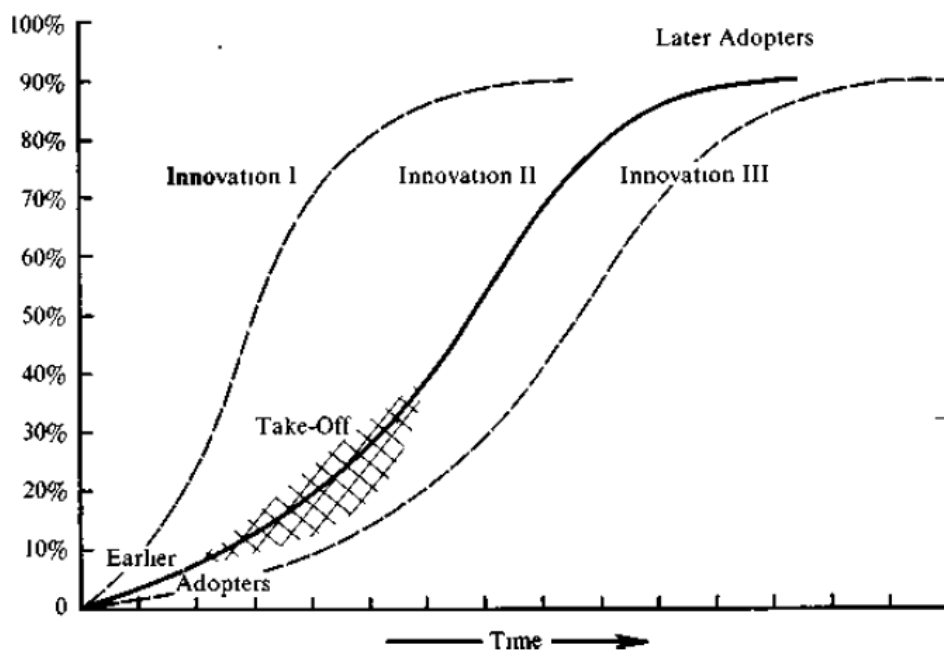


Abbildung 18 - Muster der Diffusion von Innovationen - Marktanteil einer Innovation [in %] über den Zeitverlauf (Rogers, 1983, S.11)

Zur Modellierung einer solchen Innovationsdynamik durch die Abbildung von Informationsverbreitung in einem sozialen und somit komplexen System lässt sich die Methodik der agenten-basierten Modellierung anwenden (Pyka & Grebel, 2006). Die beispielhafte Darstellung des Modells der Ausbreitung einer Infektionskrankheit in NetLogo aus Abschnitt 4.1 gibt einen ersten Hinweis darauf, dass über den *KISS*-Ansatz mit ABMs die Untersuchung von Ausbreitungsdynamiken innerhalb sozialer Systeme darstellbar ist. Ersetzt man nun gedanklich die Weitergabe eines Virus zwischen den Menschen des Modells durch die Information über eine Innovation auf einem Markt, so ermöglicht dies die Definition eines Modells zur Ausbreitung von Innovationen. Die oben genannte Theorie der Innovationsdiffusion liegt der Modellierungslogik des Modells dieser Arbeit zu Grunde. Dadurch sollen grundlegende Analysen der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt ermöglicht werden.

In Abschnitt 4.2.1 wurde der grundlegende Programmablauf des Modells dargestellt. Agenten entscheiden sich dabei anhand einer einfachen Entscheidungsheuristik für eins der vorhandenen Transportmittel. Nun wird die Modellannahme getroffen, dass die Technologie des automatisierten Fahrens in SAE Level 5 (s. Abbildung 6) vollumfassend entwickelt und rechtlich auf dem modellierten Mobilitätsmarkt zugelassen ist. Es wird weiterhin angenommen, dass dadurch automatisiert fahrende Mobilitätsdienste auf dem Mobilitätsmarkt

angeboten werden. Für den Programmablauf des Modells bedeutet dies, dass die einzelnen Agenten nun eine weitere Mobilitätsoption erhalten, die sie auswählen können.

Im Rahmen dieser Arbeit sollen Auswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste untersucht werden. Zur einfachen Lesart und Benennung im Rahmen des entwickelten Modells, wird die Innovation mit dem Begriff *aMaaS* abgekürzt, abgeleitet vom Begriff *automatisierte Mobility-as-a-Service* (Wiefel & Buxmann, 2021; Lyons, Hammond, Mackay, 2019). Dieser Begriff deckt eine breite Angebotsform selbstfahrender Mobilitätsdienste ab und wird ihm Rahmen der beschriebenen Szenarien näher definiert. Um das Muster und die Theorie der Innovationsdiffusion zu implementieren, wird im Rahmen des Simulationsablaufs abgebildet, dass die Option des neuen TMs nicht direkt allen Agenten zur Verfügung steht. Jedem Agenten wird hierzu die Variable *aMaaS-Subscription* zugewiesen, die die zwei Ausprägungsformen *false* und *true* annehmen kann. Ob sich ein Agent für das TM aMaaS entscheiden kann oder nicht, wird über diese Eigenschaft des jeweiligen Agenten definiert. Die Variable *aMaaS-Subscription* definiert dabei, ob ein Agent bereits von der Innovation erfahren hat und zudem den nötigen Zugang zur Buchung eines aMaaS-Fahrzeugs besitzt (z.B. als registrierter Kunde). Die Anzahl der zu Simulationsbeginn registrierten Kunden kann vor Simulationsbeginn definiert werden. Um das Marktgeschehen bei einem Eintritt eines neuen Produktes abzubilden, sollte dieser Wert jedoch klein gehalten werden. Im Rahmen eines Simulationslaufes bewegen sich die Agenten in zufälligen Richtungen über die *Patches* (s. NetLogo-Einführung in Abschnitt 3.3). Die Anzahl der *Patches*, die sie pro Zeitschritt überqueren ist dabei variabel einstellbar.

Ist ein Agent noch kein aMaaS-Kunde (also gilt für ihn *aMaaS-Subscription = false*), so wählt er im Zeitschritt eines der bestehenden, konventionellen TMs aus. Nachdem sich alle Agenten über die *Patches* bewegt haben, überprüft jeder Agent, ob ein aMaaS-Kunde in seiner Nähe ist. Dies geschieht im Programm über den exogen vorgegebenen Parameter *Word-of-Mouth-Range* (*WoM-Range*). Dieser Parameter bestimmt den räumlichen Umkreis, also die Anzahl an *Patches*, indem ein Agent über einen aMaaS-Kunden von der Innovation erfahren kann. Ist ein Agent in der *WoM-Range* eines aMaaS-Kunden, so wird die Information zur Existenz des neuen Service weitergegeben und die Variable *aMaaS-Subscription* kann sich in *true* wandeln. Je mehr aMaaS-Kunden auf den *Patches* unterwegs sind, desto eher wird die Information zum neuen Service weitergegeben. Erfährt ein Agent nun in einem Zeitschritt von dem neuen, innovativen TM, so registriert er sich jedoch nicht automatisch beim aMaaS-Anbieter. Im Modell liegt vielmehr die Annahme zu Grunde, dass verschiedene Akteursgruppen,

unterschiedliche Affinitäten und Geschwindigkeiten zur Adoption der Innovation automatisierter Mobilitätsdienste haben (Rogers, 1983). In diesem Zuge werden die Agenten in vier unterschiedliche Untergruppen eingeteilt: die *Innovators*, *Early Adopters*, *Followers* und *Laggards*. Diese Benennung und Eingliederung wird in Anlehnung an Rogers (1983) vorgenommen, der im Rahmen der Forschung zur Innovationsdiffusion vier unterschiedliche Adopter-Gruppen definiert, die sich insbesondere in der Zeit unterscheiden, die sie brauchen, um eine Innovation anzunehmen. Im Modell werden den jeweiligen Gruppen unterschiedliche Werte für den *WoM-Range* zugewiesen – also die notwendige Distanz zu einem anderen Agenten in der NetLogo-Umwelt, um von der Innovation zu erfahren. Zudem wird eine Innovations-Resistenz (*Inno-resistance*) pro Adopter-Gruppe eingeführt. Dies beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Agent in dem jeweiligen Zeitschritt kein aMaaS-Kunde wird, obwohl sich ein aMaaS-Kunde in seiner Nähe und somit der nötigen *WoM-Rang* befindet. Die Darstellung des Modellverhaltens über erste Simulationsexperimente in Abschnitt 4.2.3 zeigen, welche Aussagen sich bereits anhand solcher generischer Modellannahmen ableiten lassen.

Hat ein Agent sich über Schritt II. der Simulation (s. Abbildung 16) nun für ein konventionelles TM entschieden und ist er ein registrierter aMaaS-Kunde, bewertet er die Entscheidungsparameter des TMs aMaaS. Die Entscheidung, ob ein Agent sich für aMaaS oder ein bestehendes TM entscheidet, wird wiederum über eine vordefinierte Entscheidungsheuristik modelliert. Dieser sequenzielle Entscheidungsablauf erlaubt es in einem späteren Schritt der Modellerweiterung, eine aMaaS-spezifische Entscheidungsheuristik zu implementieren, die zum Beispiel Kriterien berücksichtigt, die bei Transportmittelwahlmodellen konventioneller TMs nicht implementiert sind, wie etwa das subjektive Vertrauen in die Automatisierungstechnik (Shi et al., 2021). Im Grundmodell wird als aMaaS-Entscheidungsheuristik hierzu wiederum ein einfaches DCM angewendet, basierend auf den Parametern Reisezeit und Kosten, analog zum Ansatz aus Abschnitt 4.2.1.

Nach der Auswahl der individuellen TMs und der Modellierung der Informationsausbreitung zwischen den Agenten, werden die Agenten in Schritt III. des Programmablaufs wiederum auf die vorhandene Verkehrsinfrastruktur der von ihnen gewählten TMs verteilt. Die Innovation aMaaS erhält dabei, analog zu den TMs Pkw und ÖPNV eine Kapazitätsgrenze. Sobald diese überschritten ist, wirkt sich dies negativ auf den Entscheidungsparameter *Reisezeit* von aMaaS bei der TM-Wahl aus. Dabei wird dieselbe Logik wie in Abschnitt 4.3.1 verwendet, indem eine verzögerte Wahrnehmung des Faktors *Reisezeit* über die Mittelung des Wertes über eine variable einstellbare Anzahl vergangener Zeitschritte, modelliert wird.

Abbildung 19 zeigt nun den Programmablauf vom Start eines Zeitschrittes bis zum Ende des Zeitschrittes zusammenfassend und stellt den Prozess der Innovationsausbreitung als Flussdiagramm auf Agentenebene dar.

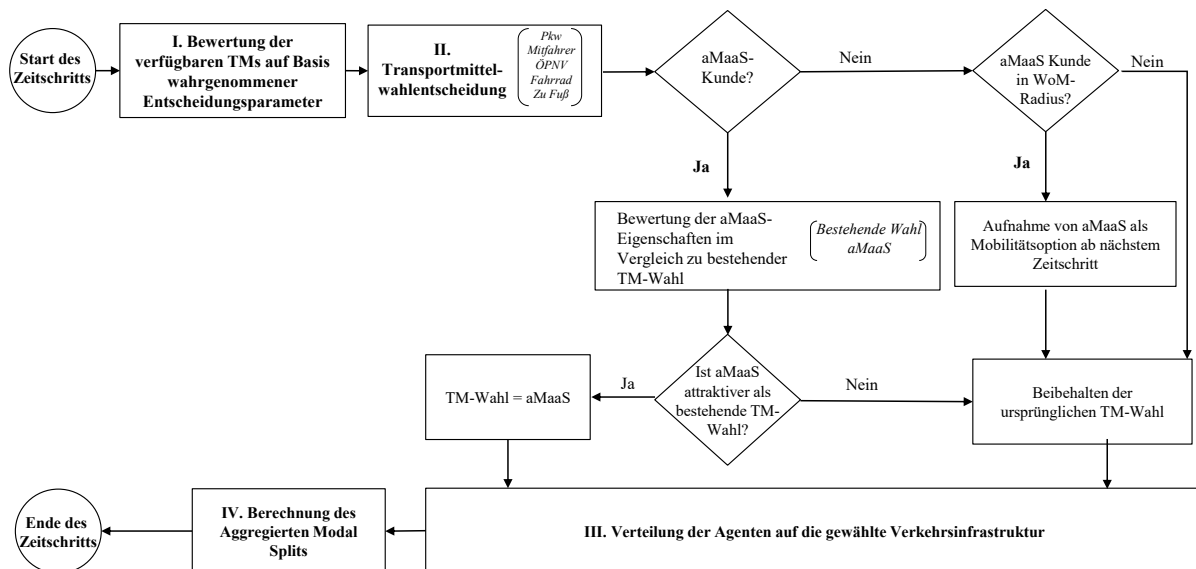


Abbildung 19 – Programmablauf des Grundmodells inkl. Innovationsausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste (Eigene Darstellung)

Ein weiteres Element des Modells ist die generische Implementierung von aMaaS-Anbieterentscheidungen. Ein Markt entsteht stets durch das Zusammenspiel zwischen Anbieter- und Nachfrageaktivitäten. Die Anbieterseite wird im Rahmen des Modells über die Größe der aMaaS-Kapazität widerspiegelt. Im Rahmen des Modells liegt die vereinfachte Annahme zu Grunde, dass es auf dem Markt mehr Anbieter von aMaaS-Angeboten geben wird, je höher die Nutzerzahlen des Dienstes sind, wodurch sich entsprechend die aMaaS-Kapazität, also die Anzahl an aMaaS-Fahrzeugen, erhöht. Dies führt zu einer weiteren Reduktion der Reisezeit für aMaaS, da eine erhöhte Anzahl an Fahrzeugen zu kürzeren Wartezeiten für die Agenten führt. Dabei ist ein simples aMaaS-Betreibermodell im Modell implementiert, indem über exogene Parameter wie z.B. den *aMaaS-Fahrpreis* sowie die *Betreiberkosten pro Fahrzeug*, ein betreiberübergreifender Betreiberprofit berechnet wird. In Abbildung 20 ist dargestellt, wie dieser modellierte Betreiberprofit mit den Agentenentscheidungen über die Zeitschritte rückgekoppelt ist. Aus Schritt III. der Simulation geht dabei die Anzahl der Agenten hervor, die pro Zeitschrift das TM aMaaS gewählt haben und wie diese die bestehende Infrastruktur auslasten. Mit Hilfe des zu Grunde liegenden Betreibermodelles, lässt sich darüber generisch ableiten, ob ein aMaaS-Betreiber seinen Dienst profitabel anbieten kann oder nicht.

Vereinfacht wird angenommen, dass immer dann, wenn ein aMaaS-Betreiber in einen Zeitschritt einen Profit erwirtschaftet, er diesen in den Ausbau der aMaaS-Flotte investiert. Hierdurch entsteht die Rückkopplung zu den Agentenentscheidungen des darauffolgenden Zeitschritts, da der Entscheidungsfaktor *Reisezeit* von aMaaS durch die größere Flotte und die dadurch angenommene geringere Wartezeit auf ein bestelltes Fahrzeug reduziert wird. Somit ist die Anbieterseite im Modell ebenfalls grundlegend endogen im Modellablauf implementiert und Rückkopplungseffekte zwischen der Nachfrage- und Angebotsseite können abgebildet werden. Die Komplexität des urbanen Mobilitätsmarktes wird über diesen Ansatz stark auf seine Kernelemente reduziert. Über diesen ersten *KISS*-Ansatz, können jedoch bereits grundlegende Marktdynamiken abgeleitet werden, wie in Abschnitt 4.3.2 beschrieben.

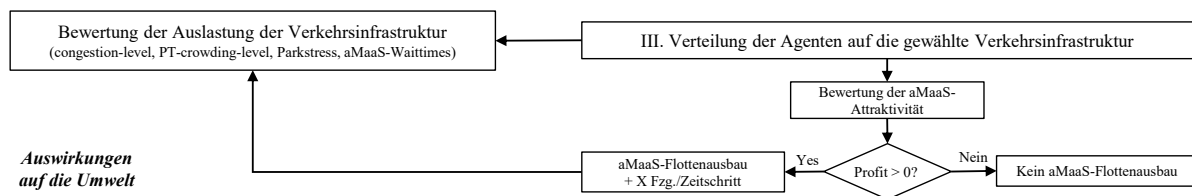


Abbildung 20 - aMaaS-Betreibermodell (Eigene Darstellung)

Nachdem der generelle Programmablauf und die Erweiterung des Grundmodells um die Innovation aMaas erläutert wurden, sind in Abbildung 21 die Grundstruktur sowie die generellen Modellelemente zusammengefasst. Es gibt dabei zwei Untersuchungsebenen des Modells, die Agentenebene sowie die Umweltebene, in der sich diese befinden und agieren. Auf Agentenebene werden individuelle Transportmittelwahlentscheidungen getroffen. Die Auswahl des Transportmittels eines Agenten beeinflusst dabei wiederum die Transportmittelwahl anderer Agenten. Dies geschieht zum einen durch den Einfluss auf die Umwelt in Form der erzeugten Auslastung der Verkehrsinfrastruktur. Zum anderen wird bei Auswahl des innovativen, selbstfahrenden Dienstes dessen Marktattraktivität gesteigert, was durch den anbieterseitigen Ausbau der Kapazitäten bedingt ist und wiederum die Transportmittelwahl anderer Agenten beeinflusst. Des Weiteren führt die Auswahl des neuen Mobilitätsdienstes, speziell bei dessen Markteintritt dazu, dass dieses TM bekannter wird und für mehr und mehr Agenten als Transportmittelwahlalternative wahrgenommen wird.

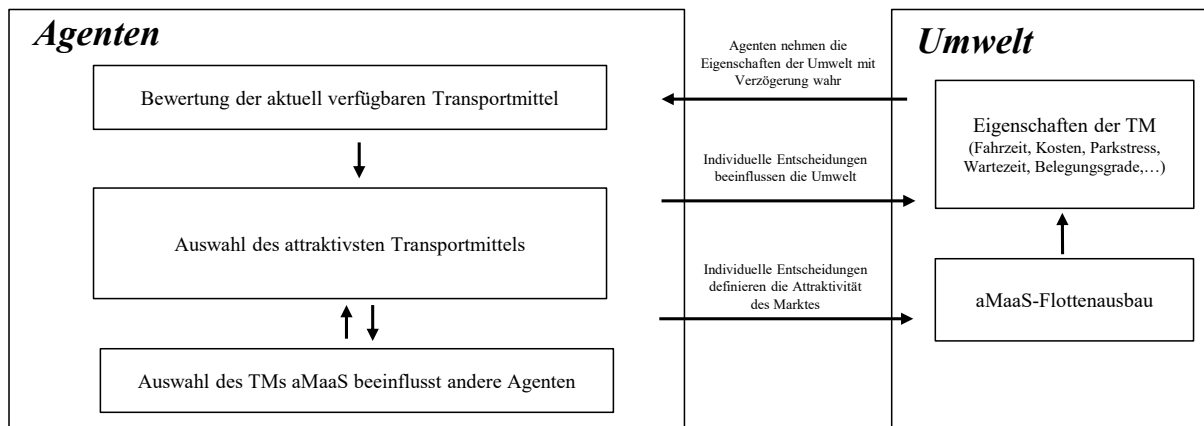


Abbildung 21 - Interaktionsebenen der Agenten mit Ihrer Umwelt (Eigene Darstellung)

4.2.3. Modellverhalten und erste Simulationsexperimente

Die im vorhergehenden Abschnitt beschriebene Grundstruktur des Modells, die gewählten Modellannahmen sowie die abgebildeten Modellelemente und -grenzen reichen gewiss nicht aus, um die Komplexität eines realen urbanen Mobilitätsmarkts vollumfänglich darzustellen und quantitativ zu analysieren. Jedoch können über einen solchen vereinfachten Modellansatz grundlegende Dynamiken beschrieben und qualitative Ableitungen getroffen werden, was wiederum die Bildung von Hypothesen ermöglicht. In Abschnitt 3.3 wurde dieser Nutzen von ABMs für die ökonomische Forschung genauer eingeführt. Ein ABM, wie das vorab beschriebene Grundmodell dieser Arbeit, kann daher über *in-silicio* Experimente zu einem Erkenntnisgewinn beitragen. Der folgende Abschnitt beschreibt erste Simulationsexperimente des Grundmodells und formuliert Ableitungen, die daraus entstehen können.

Hierbei wird in einem ersten Schritt das Modellverhalten mit dem Fokus auf die zugrundeliegende Innovationsdiffusion dargestellt. Wie in Abschnitt 4.2.2 beschrieben, liegen dem Modell vier unterschiedliche Adopter-Gruppen zu Grunde. Agenten dieser Gruppen unterscheiden sich durch unterschiedliche Eigenschaften bezüglich ihrer Innovationsaufgeschlossenheit, also der Geschwindigkeit, mit der sie das neue, innovative TM als Mobilitätsalternative wahrnehmen und sich für den neuen Dienst als Kunde registrieren. Im Modell wird dies jeweils über unterschiedliche Annahmen bezüglich der Variablen *WoM-Range* und *Inno-Resistance* beschrieben. Dabei sind die Agenten pro Adopter-Gruppe wiederum nicht homogen in ihren Eigenschaften, sondern erhalten einen individuellen Wert für die zwei Variablen. Diese individuelle Zuweisung pro Agent erfolgt dabei über eine

Standverteilung, deren Mittelwert die Eingabegrößen für die jeweiligen Gruppen darstellen.⁴ Im oberen Teil von Abbildung 22 sieht man, dass die vier verschiedenen Adopter-Gruppen anhand unterschiedlicher Eingabewerte der *WoM-Range* und der *Innovations-Resistenz* entsprechend parametrisiert werden. Im unteren Teil der Abbildung wird dieselbe Simulation durchgeführt, jedoch ohne Differenzierung der einzelnen Gruppen. Der unterschiedlich schnelle Hochlauf der *MaaS-Subscribers* pro Adopter-Gruppe ist dabei zufallsbedingt. Jede Simulation ist darauf aufgebaut, dass sich die Agenten zufällig auf den *Patches* begegnen. Hieraus entstehen stets unterschiedliche Modellergebnisse. Grundsätzliche Dynamiken können über die Simulation einer hohen Anzahl an Durchgängen jedoch trotzdem identifiziert und manifestiert werden.

⁴ Parameterbezeichnungen: Inno-Resitance_I (Innovators), Inno-Resitance_EA (Early Adopters), Inno-Resitance_F (Follower), Inno-Resitance_L (Laggards) und WoM-Range_I (Innovators) WoM-Range_EA (Early Adopters), WoM-Range_F (Follower), WoM-Range_L (Laggards)

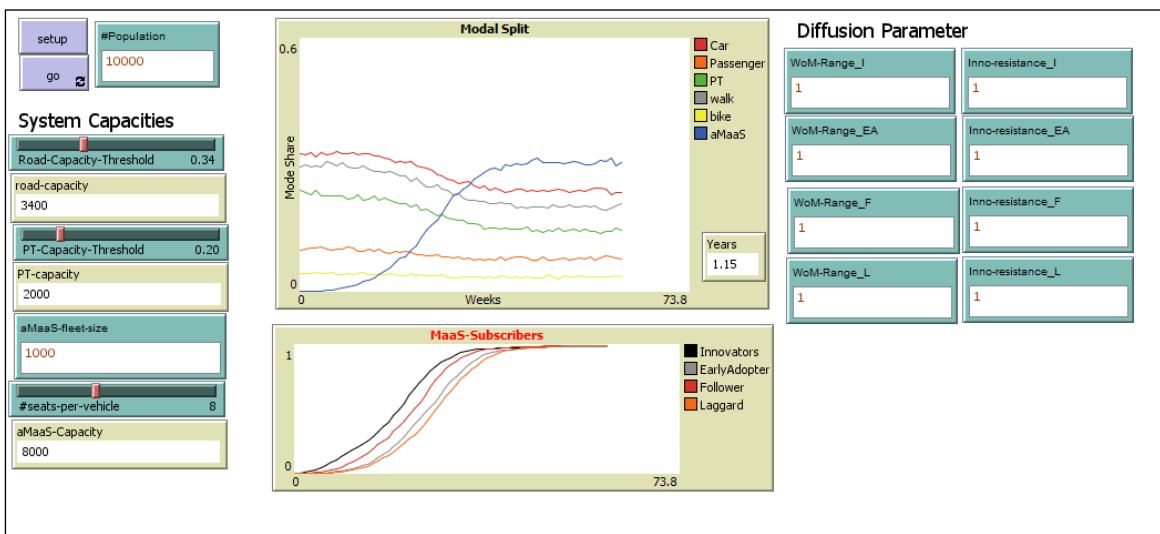
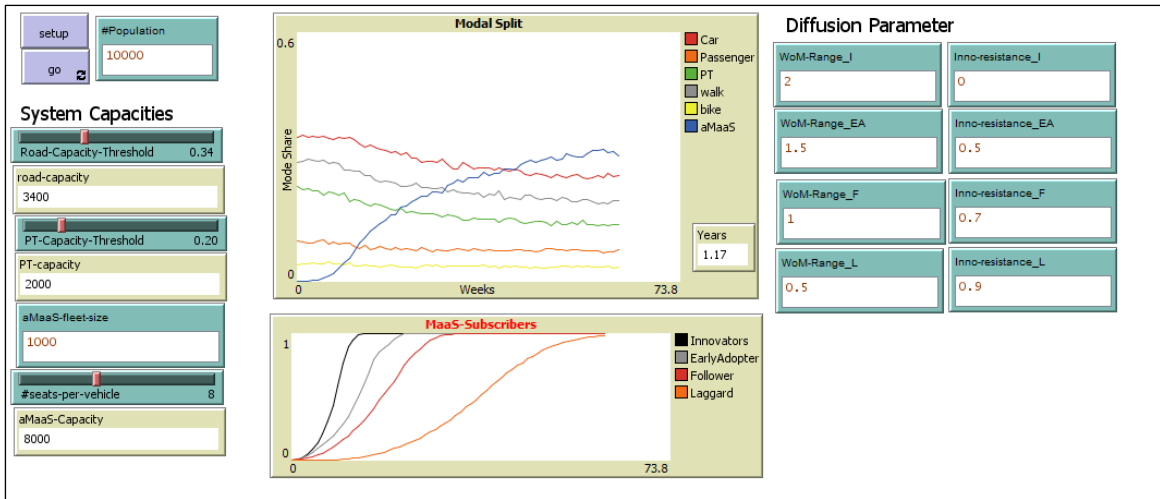


Abbildung 22 - NetLogo-Visualisierung: Auswirkungen unterschiedlicher Adopter-Gruppen auf die Diffusionsdynamik (Eigene Darstellung)

Betrachtet man nun den jeweils entstehenden *Modal Split* auf dem modellierten urbanen Mobilitätsmarkt, erkennt man Unterschiede in der sich ergebenden Diffusionsdynamik. Bei der Simulation homogener Agentengruppen ist eine klare S-kurvenförmige aMaaS-Ausbreitung im *Modal Split* zu erkennen. Bei der Berücksichtigung unterschiedlicher Nutzungsgeschwindigkeiten ist zwar ebenfalls ein schneller aMaaS-Markthochlauf zu Beginn durch die Gruppe der *Innovators* zu identifizieren, jedoch verlangsamt sich die Dynamik anschließend und steigt weiter nur linear an. Die Adopter-Gruppen, die eine höhere Resistenz gegen die Annahme der Innovation aufweisen, verlangsamen somit den Diffusionsprozess. Solche einfach erscheinenden Modellannahmen können bereits erste Hinweise für die Bewertung potenzieller Dynamiken komplexer Systeme liefern und erlauben, erste Hypothesen abzuleiten. Lässt sich beispielsweise eine Bevölkerung einer bestimmten geographischen Region in unterschiedliche Adopter-Gruppen einteilen, kann man über die Größe der

jeweiligen Gruppe Hinweise generieren, wie sich ein möglicher Markthochlauf der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste gestalten könnte. Die Einteilung in verschiedene Adopter-Gruppen könnte über soziodemographische Daten, wie z. B. Alter oder Beruf, oder über generelle Einstellungen zu digitalen und innovativen Diensten erfolgen. Hierzu bedarf es eines robusten empirischen Forschungsdesigns. Anhand der einfachen Modellsimulation in Abbildung 22 lässt sich somit bereits die Hypothese ableiten, dass selbstfahrende Mobilitätsdienste nicht auf jedem urbanen Mobilitätsmarkt dieselben Ausbreitungsdynamiken haben werden. In urbanen Räumen, die eine innovationsbereite Bevölkerung vorweisen, wird die aMaaS-Ausbreitung dabei möglicherweise eher einer klassischen S-Kurve gleichen. Die zukünftige Forschung zur Ausbreitungsdynamik von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten könnte sich somit mit der Klassifizierung von Städten beschäftigen, wobei anhand von noch zu definierenden Merkmalen, Bevölkerungsgruppen analysiert und den Adopter-Gruppen zugeteilt werden könnten.

Die Dynamik der Informationsausbreitung als Basis für die Innovationsausbreitung ist jedoch nur ein Aspekt, der die Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt beeinflusst. Das neue und innovative TM muss für Agenten im Vergleich zu bestehenden Mobilitätskonzepten generell attraktiver sein, damit es sich am Markt durchsetzt. Diese Attraktivität hängt im vorliegenden Grundmodell von der Entscheidungsheuristik (Schritt II.), sowie von den Rückkopplungen zwischen Kapazitätsauslastungen und Reisezeiten (Schritt III.) ab. Legt man nun eine beliebige Kalibrierung der Entscheidungsheuristik zu Grunde, bei der das TM aMaaS grundsätzlich attraktiv ist, und analysiert man entsprechend die Auswirkungen der endogenen Rückkopplungseffekte im Zusammenhang mit der Kapazitätsauslastung von aMaaS, so lassen sich Ausbreitungsdynamiken wie in Abbildung 23 dargestellt beobachten.

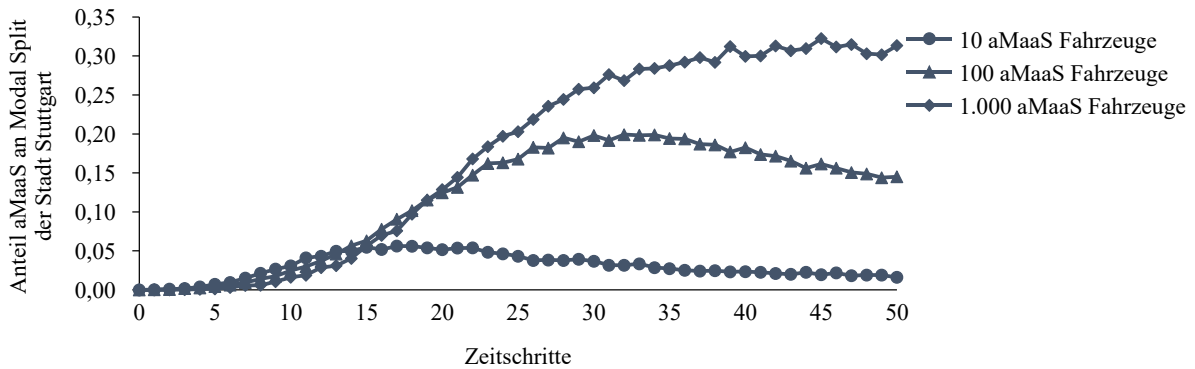


Abbildung 23 – Ausbreitungsdynamik von aMaaS in Abhängigkeit von unterschiedlichen, gleichbleibenden aMaaS-Flottengrößen (Eigene Darstellung)

Hierbei ist der Anteil des TMs aMaaS am *Modal Split* als Ergebnis von drei unterschiedlichen Simulationsexperimenten über die Zeit dargestellt. Bei diesen Simulationsexperimenten wird eine Bevölkerung von 1.000 Agenten simuliert, die sich jeweils pro Zeitschritt zwischen Pkw, Pkw als Mitfahrer, ÖPNV, zu Fuß, Fahrrad oder aMaaS als TM entscheiden. Die einzige Variation, die zwischen den Simulationsläufen vorgenommen wird, ist dabei die exogen vorgegebene und über den Simulationsverlauf konstante aMaaS-Flottengröße. Hierbei wird das hinterlegte Betreibermodell nicht simuliert, wodurch kein aMaaS-Flottenausbau modelliert wird. So soll ein erstes, isoliertes Verständnis des Modellverhaltens entwickelt werden. Als Ergebnis wird deutlich, dass die Ausbreitungsdynamik automatisiert fahrender Mobilitätsdienste stark von den angebotsseitigen Kapazitäten abhängt. Neben der physikalischen Beschränkung, dass aMaaS-Fahrzeuge nur eine begrenzte Anzahl an Personen pro Zeitschritt transportieren können, kommen hierbei der Faktor der wahrgenommenen Reisezeit und somit die Rückkopplung zwischen Kapazitätsauslastung und Transportmittelwahlentscheidung zum Tragen. Steigt die Auslastung der aMaaS-Fahrzeuge, so verlängern sich die einzelnen Wartezeiten pro Fahrtanfrage. Dies mindert die Attraktivität des neuen Mobilitätsdienstes im Vergleich zu bestehenden Transportmitteln und führt schlussendlich zu einem Rückgang der Marktakzeptanz. In Abbildung 23 ist dieser Effekt für Flottengrößen von 10 und 100 aMaaS-Fahrzeuge zu erkennen. Dieser Rückgang des aMaaS-Anteils am *Modal Split* nach Erreichen der Kapazitätsgrenzen entsteht durch die modellierte verzögerte Wahrnehmung des Entscheidungsfaktors *Reisezeit* der einzelnen Agenten. Sind die aMaaS-Kapazitäten ausgelastet, sind die individuell von den Agenten erfahrenen *Reisezeiten* für aMaaS hoch. Die Agenten legen jedoch für ihre Entscheidung ebenfalls die vergangenen *Reisezeit*-Werte zu Grunde, bei denen sie noch positive Erfahrungen gemacht haben. Erst nachdem also mehrfach eine zu hohe *Reisezeit* mit dem neuen TM erfahren wurde, sinkt dessen

Attraktivität. Diese negative Dynamik ist dabei ebenso nachhaltig über mehrere Zeitschritte, da sich eine neue Bewertung durch verbesserte Reisezeiten wiederum erst über mehrere Zeitschritte etablieren würde. Im Falle einer konstanten Flottengröße von 1.000 aMaaS-Fahrzeugen bei einer Bevölkerung von 1.000 Agenten wird keine Auslastungsgrenze erreicht und die Reisezeiten bleiben stets attraktiv für die einzelnen Agenten, weshalb hier kein Rückgang des *Modal Splits* zu beobachten ist (s. Abbildung 23). Das Konzept des „Overshootings“ durch die verzögerten Wahrnehmungen von Entscheidungsparametern ist ein generell beobachtbares Phänomen bei der Analyse und Modellierung menschlichen Handelns (s. Sterman, 2002, S. 345).

Für die Untersuchung der Auswirkungen der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt deutet dies darauf hin, dass es anbieterseitig wichtig ist, die Kapazitäten des Dienstes bei hoher Auslastung weiter auszubauen, um zu viele negative Erfahrungen der Kunden zu vermeiden. Diese Betrachtung lässt eine mögliche Preispolitik der Anbieter noch außen vor und bezieht sich rein auf den Faktor der *Reisezeit*. Abbildung 23 beinhaltet zudem die Darstellung eines generischen Simulationsexperiments, bei dem 1.000 aMaaS-Fahrzeuge für die Bevölkerung von 1.000 Agenten zur Verfügung stehen. Dadurch, dass neben dem Reisezeitfaktor auch der Faktor der *Kosten* im generischen Entscheidungsmodell der Agenten hinterlegt ist, ergibt sich hierbei jedoch keine komplette Marktabdeckung des neuen Dienstes, obwohl die Kapazitäten attraktive Reisezeiten ermöglichen. Auf dem urbanen Mobilitätsmarkt spielen bei der individuellen Transportmittelwahlentscheidung noch wesentlich mehr Faktoren eine Rolle (vgl. Abschnitt 3.2.1). Im Grundmodell zeigt dieses einfache Simulationsexperiment, welchen Einfluss eine Modellierung der Entscheidungskriterien haben kann. Ob es tatsächlich zu einer Marktausbreitung kommt und bei welchem Wert die maximale Marktsättigung von aMaaS als TM liegt, muss dabei im Einzelfall marktspezifisch evaluiert und eingeschätzt werden. Für die generelle Betrachtung von Marktdynamiken und daraus abgeleiteten weiteren Forschungshypothesen reicht jedoch die einfache Modellierung der grundlegenden Marktzusammenhänge.

Das gezeigte Modellverhalten spiegelt wider, dass die grundlegende Theorie der Innovationsdiffusion und die Marktstrukturen urbaner Mobilitätsmärkte im Grundmodell hinterlegt sind, was somit weitere Simulationsexperimente zur Identifikation entscheidender Parameter der Marktausbreitung von aMaaS zulässt. Über die Verknüpfung des Grundmodells mit der empirischen Forschung im Bereich der Verkehrsmodellierung soll im Folgenden darauf

aufbauend eine Modellerweiterung eingeführt werden, die es ermöglicht, die vorgestellten Grunddynamiken des Modells auf den konkreten urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart zu übertragen.

4.3. Modellerweiterung: Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart

Ein Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, eine geeignete Forschungsmethodik herzuleiten und anzuwenden, die Aussagen über die Marktdynamiken der Ausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt erlaubt. Die Grundstruktur des Mobilitätsmarktmodells aus Abschnitt 4.2 ermöglicht hierzu generelle Ableitungen von Hypothesen zur Innovationsausbreitung und zu Auswirkungen auf bestehende Marktstrukturen. Jede konkretere Quantifizierung und deskriptive Erweiterung des Modells geht dabei mit der Abnahme der wissenschaftlichen Verallgemeinerbarkeit der generierten Aussagen einher. Zudem werden durch einen weiteren Ausbau des Modells die Analyse des Modellverhaltens und das Ableiten entsprechender Aussagen aufwändiger.

Pyka & Fagiolo (2007) formulieren dieses Dilemma wie folgt:

“One often faces a trade-off between descriptive accuracy and explanatory power of the model. The more one tries to inject into the model “realist” assumptions as agents’ heterogeneity, open-ended evolution, endogenous interactions, structural innovation, boundedly-rational behaviours, etc., the more the system becomes complicated to study and the less clear the causal relations going from assumptions to implications are.”
(Pyka & Fagiolo, 2007, S. 483).

Dennoch wird im Rahmen dieser Arbeit der Versuch unternommen, den bestehenden, generischen ABM-Ansatz an die empirische Forschung im Bereich der Verkehrsnachfragemodellierung anzubinden, um die allgemeinen Aussagen anhand einer konkreten Region greifbar zu machen. Denn mit Blick auf die bestehende Forschung im Bereich automatisiert fahrender Mobilitätsdienste wird deutlich, dass im Rahmen von Simulationsstudien jeweils ein konkreter, regionaler Anwendungsraum modelliert wird (s. Abschnitt 3.2.2). Des Weiteren ist, wie bereits beschrieben, der Ansatz der vorliegenden Arbeit, die innovationökonomische Perspektive mit den bestehenden verkehrswissenschaftlichen Ansätzen zu verbinden. Daher ist es angebracht, das entwickelte ABM an die bestehende verkehrswissenschaftliche Forschung anzuknüpfen und damit notwendigerweise den KISS-Ansatz zu verlassen.

Konkret wird hierzu der entwickelte Modellansatz mit dem bestehenden Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* verknüpft und entsprechend erweitert. Dieses

verkehrswissenschaftliche Modell ist unter anderem für den spezifischen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart kalibriert und validiert (Mallig & Vortisch, 2017). Die Auswahl von *mobiTopp* als Verkehrsnachfragemodell sowie der Bezug zur Stadt Stuttgart als konkreter Anwendungsfall soll im Folgenden argumentiert werden. Hierzu soll vorweg in Abschnitt 4.3.1 eine einleitende Einführung in das Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* gegeben werden, bevor in 4.3.2 das Vorgehen der Verknüpfung beider Modelle erläutert wird.

4.3.1. *mobiTopp – ein Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart*

MobiTopp ist ein mikroskopisches, Agenten-basiertes Verkehrsnachfragemodell, das insbesondere über die Abbildung von individuellen Aktivitätenketten einzelner Agenten die Modellierung der Mobilitätsnachfrage in spezifischen Regionen ermöglicht (Mallig, Kagerbauer, Vortisch, 2013; Mallig & Vortisch, 2017). Das Modell beschreibt grundsätzlich eine Softwarelösung, die seit 2017 als freie Software über die Plattform *GitHub* zur Verfügung steht. Das Mobilitätsnachfragemodell hat dabei seine Ursprünge in den Jahren 2004 und 2005, als der grundlegende mikroskopische, agenten-basierte Ansatz des Modells am Institut für Verkehrswesen des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) entwickelt wurde (Schnittger & Zumkeller, 2004; Schnittger & Zumkeller, 2006). Insbesondere seit 2010 wurde das Modell daraufhin wesentlich weiterentwickelt und ausgebaut, unter anderem indem es zur Verkehrsplanung der Region Rhein-Neckar mit empirischen Daten zum individuellen Verkehrsverhalten kalibriert und validiert wurde (Kagerbauer, 2010).

mobiTopp – Historie und Hintergrund:

Institution:	Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Institut für Verkehrswesen
Ziel:	Mikroskopische, Aktivitäten-basierte, agenten-basierte Verkehrsnachfragemodellierung für große Modellregionen über eine Simulationsperiode von einer Woche
Programmiersprache:	Java
Nutzung:	<i>mobiTopp</i> Programmcode steht als freie Software über <i>GitHub</i> zur Verfügung

Historie:

2004: Erste Entwicklungen	<i>Schnittger & Zumkeller, 2004; Schnittger & Zumkeller, 2006</i>
2010: Anwendung in der Transportplanung der Rhein-Neckar-Region	<i>Kagerbauer, 2010</i>
2011: Weiterentwicklung des Modells und Kalibrierung mit Daten der Region Stuttgart	<i>Mallig et al., 2013</i>
2015: Konzept: Erweiterung um Ride-Sharing	<i>Mallig & Vortisch, 2015</i>
2016: Konzept: Erweiterung um Elektrofahrzeuge	<i>Weiss et al., 2017, Mallig et al., 2016</i>
2017: Konzept: Erweiterung um Carsharing	<i>Heilig et al., 2017</i>

Anwendung:

>200 Szenarien in über 10 Projekten des lokalen Verkehrsplans & lokalen Studien

Abbildung 24 - Historie und Überblick des Mobilitätsnachfragemodells *mobiTopp* (Eigene Darstellung)

Das Ziel des Modells ist es dabei, individuelles Verkehrsverhalten auf Basis empirischer Daten zu modellieren, insbesondere um die Verkehrsentstehung für weiterführende Verkehrsflusssimulationen und verkehrsplanerische Analysen zu ermöglichen (ebd.). Eine Besonderheit von *mobiTopp* ist dabei die Ausrichtung auf die Modellierung der Verkehrsentstehung einer bestimmten Region über den Zeitraum von einer Woche (Mallig & Vortisch 2017). Das Modell repräsentiert einen konventionellen Modellierungsansatz der Verkehrswissenschaften und setzt auf den in Abschnitt 3.2.1 vorgestellten methodischen und theoretischen Ansätzen der Mobilitätsnachfragesimulation auf.

Vier-Stufen-Modell der Verkehrsnachfrage

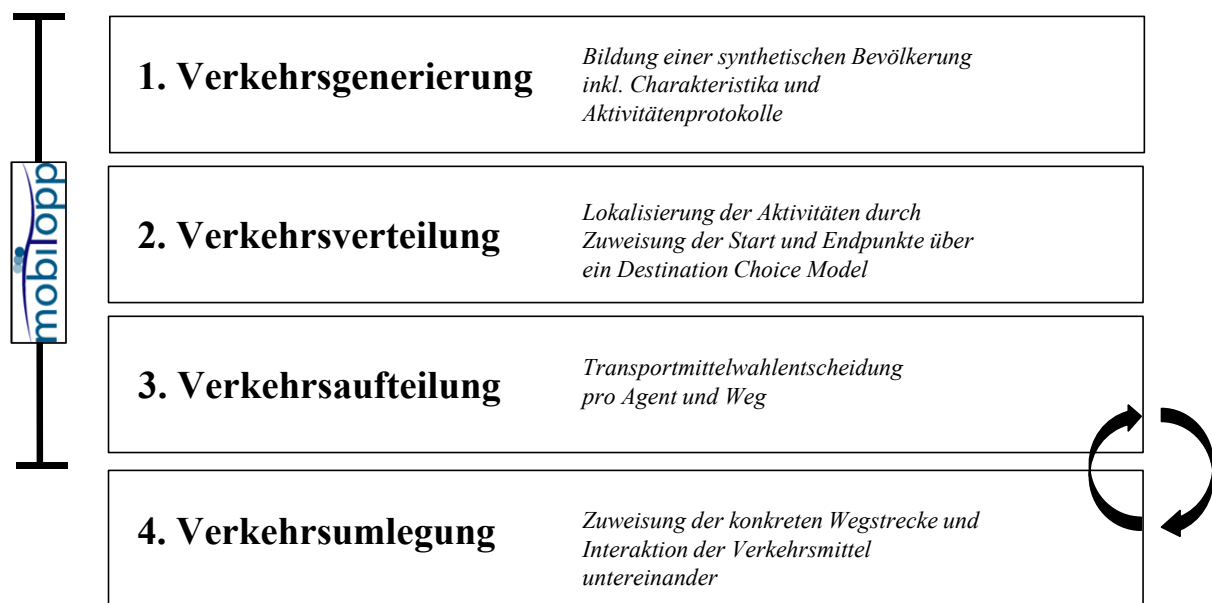


Abbildung 25 - Abdeckung des Vier-Stufen-Modells der Verkehrsnachfragemodellierung durch *mobiTopp* (Eigene Darstellung, in Anlehnung an Mallig & Vortisch, 2017, S. 29)

Der generelle Ablauf der Mobilitätsnachfragegenerierung über *mobiTopp* orientiert sich dabei am Vier-Stufen-Modell sowie an der Aktivitäten-basierten Verkehrsnachfrageerzeugung (Kagerbauer, 2010; s. Abschnitt 3.2.1). Wie Abbildung 25 zeigt wird der vierte Schritt des Vier-Stufen-Modells, die Verkehrsumlegung, durch *mobiTopp* nicht abgebildet. Hierzu bedarf es der Anbindung an Verkehrsflussmodelle, deren simulierte Verkehrsumlegungen pro Zeitschritt wiederum als Input in das Transportmittelwahlmodell von *mobiTopp* eingeführt werden können. Durch den modularen Ansatz von *mobiTopp* ist eine solche Verknüpfung mit weiteren Modellen generell möglich (Mallig & Vortisch, 2017). Diese konzeptionelle Ausrichtung gibt einen ersten Hinweis darauf, dass *mobiTopp* als Mobilitätsnachfragemodell zur Verknüpfung mit weiteren Modellansätzen geeignet ist und somit auch als Erweiterung an das in Abschnitt 4.2 eingeführte ABM angebunden werden kann.

Ein weiterer Aspekt, der dafürspricht, *mobiTopp* im Rahmen dieser Arbeit zu verwenden, ist der Agenten-basierte Modellansatz. Mallig und Vortisch (2017) beschreiben die Modellierungslogik von *mobiTopp* und die Rolle von Agenten in diesem Kontext wie folgt:

“An agent in this context is an entity that makes decisions autonomously, individually, and situation dependent and interacts with other agents. In mobiTopp, each agent has an individual activity schedule (activity chain) that is executed over the simulation period, making decisions for destination choice and mode choice. These decisions are based on discrete choice models.”
(Mallig & Vortisch, 2017, S. 2)

Dieses Vorgehen deckt sich mit den im Rahmen dieser Arbeit hergeleiteten, methodischen Ansätzen zur Abbildung des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System, sowie der Ausbreitung von Innovationen (s. Kapitel 2 und 3).

Bei der Verwendung von *mobiTopp* zur Erweiterung des ABMs aus Abschnitt 4.2 ist es darauf aufbauend wichtig, den grundlegenden Modellablauf von *mobiTopp* zu verstehen. Das Modell ist dabei modular aufgebaut, wodurch sich einzelne Modellbausteine herausnehmen oder erweitern lassen. Die Nachfrageerzeugung ist hierbei in zwei Modellbereiche gegliedert, das Long-term Modell und das Short-term Modell (s. Abbildung 26). Beide Bereiche sind aus mehreren Modulen aufgebaut. Im Long-term Modell werden die generellen soziodemographischen Merkmale der zu modellierenden Bevölkerung über das Modul *Population Synthesis* den Agenten des Modells repräsentativ für die zu untersuchende Region zugeordnet (Mallig, Vortisch 2017, S. 4). Hierzu sind robuste, empirische Datengrundlagen der Untersuchungsregion, z.B. über Haushaltsbefragungen, notwendig. Diese sind insbesondere auch für die mobilitätskritischen Merkmale, wie die Anzahl und Antriebsart der zur Verfügung stehenden Pkw pro Haushalt (*Car Ownership Modul*) oder die Verfügbarkeit einer ÖPNV Zeitkarte (*Transit pass Modul*), wichtig, die den Agenten des Modells zugewiesen werden. Im Modul *Activity Schedule Generation* werden empirisch erfasste Wegetagebücher der realen Bevölkerung auf die Modellbevölkerung übertragen. Dieser Schritt umfasst somit die Zuweisung einzelner Aktivitäten auf eine Woche. Es wird zum Beispiel definiert, an welchen Tagen ein Agent zur Arbeit, Schule, Universität, zu Freizeitaktivitäten, oder zum Einkaufen geht (Mallig et al. 2013). Die erstgenannten Aktivitäten beziehen sich dabei auf feststehende Orte. Diese werden im *Fixed Destinations* Modul für jeden Agenten anhand realer Pendlermatrizen und Haushaltsbefragungen in das Modell übertragen.

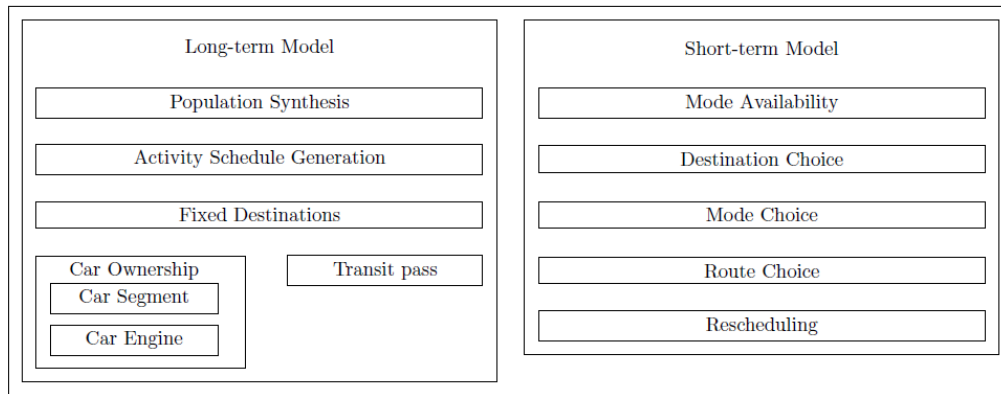


Abbildung 26 - Modularer Aufbau von mobiTopp - Zweiteilung in Long-term und Short-term Modell (Mallig & Vortisch, 2017, S. 3)

Das Short-term Modell von *mobiTopp* setzt auf der einmalig generierten Bevölkerung, den individuellen Aktivitätenplänen, den Destinationen und den vorhanden Mobilitätswerkzeugen aus dem Long-term Modell auf und ermöglicht die Simulation des individuellen Verkehrsverhaltens einzelner Agenten über den Zeitraum von einer Woche. Die geschieht wiederum über das Abspielen verschiedener aufeinander aufbauender Module (s. Abbildung 26). Im Rahmen des Short-term Modells durchläuft jeder Agent seinen individuellen Aktivitätenplan über eine Woche hinweg. Steht eine Aktivität an, so prüft der Agent im *Mode Availability* Modul zuerst die Verfügbarkeit der einzelnen Transportmittel. Ist im Haushalt beispielsweise nur ein Pkw vorhanden und ein anderer Agent desselben Haushalts nutzt diesen bereits, steht die Option Pkw für die restlichen Haushaltsmitglieder nicht mehr zur Verfügung. Im *Destination Choice* Modul wird für die Aktivitäten, für die keine fixe Örtlichkeit definiert ist (fixe Örtlichkeiten sind z.B. Arbeit, Schule und Universität), ein spezielles Discrete-Choice Modell kalibriert. Das Nutzenmodell und die Kalibrierung des *Destination Choice* Moduls von *mobiTopp* für das Beispiel der Stadt Stuttgart ist in Anhang II. zu dieser Arbeit exemplarisch dargestellt. Nachdem definiert ist, welche Destination ein Agent für die im Wochenplan hinterlegte Aktivität ansteuern will, wird die Entscheidungsheuristik zur Transportmittelwahl im Programmablauf von *mobiTopp* angewendet. Dies geschieht über das *Mode Choice* Modul. Darin werden über einen Discrete-Choice Ansatz im Rahmen eines Multinomial Logit Modells Nutzenfunktionen einzelner Agenten für die vorhandenen Transportmittel berechnet. Abbildung 11 in Abschnitt 3.2.1 dieser Arbeit zeigt die entsprechende Nutzenfunktion sowie einfließende Modellierungsparameter des *mobiTopp*-Modells. Die Parameter und die Modellkalibrierung des Transportmittelwahlmodells für die Stadt Stuttgart ist von Mallig & Vortisch (2017, S. 15f) veröffentlicht. Nach dem Durchlaufen des *Mode Choice* Moduls von *mobiTopp* wird als zentrales Ergebnis der Mobilitätsnachfragesimulation eine so genannte

Origin-Destination Matrix (OD-Matrix) ausgegeben (Mallig & Vortisch, 2017, S.16). Diese gibt für jeden Agenten des Modells ein Wegeprotokoll in zeitlicher Abfolge aus unter Angabe des jeweils verwendeten Transportmittels. Die Spalten der OD-Matrix als Output von *mobiTopp* beschreiben dabei unter anderem folgende Größen:

Agent-ID, Haushalts-ID, Wochentag, Aktivität, Uhrzeit des Wege-Beginns, Uhrzeit des Wege-Endes, gewähltes Transportmittel, zurückgelegte Distanz, Reisezeit, Startort, Zielort, Dauer der Aktivität, soziodemographische Eigenschaften des Agenten (Geschlecht, Besitz einer ÖPNV-Zeitkarte etc.).

Die Module *Route Choice* und *Rescheduling* beschreiben den Schritt der Verknüpfung der erzeugten OD-Matrix mit einer bestehenden Verkehrssimulation. Die Modellierung einer konkreten Routenwahl bedarf dabei der Abbildung eines realen Straßennetzes. Durch die Verknüpfung der Nachfrage aus *mobiTopp* mit einer Verkehrsflusssimulation können sich durch die tatsächlichen Reisezeiten unter Umständen verspätete Ausübungen der Aktivitäten der Agenten ergeben. Hierdurch wird das *Rescheduling* Modul notwendig, welches die vordefinierten Aktivitätenpläne an die realen Reisezeiten anpasst (Mallig, Vortisch 2017, S. 8). Hinweis, dass diese zwei Schritte für Stuttgart nicht übernommen werden.

Der generelle Programmablauf von *mobiTopp* kann mit Hilfe von verfügbaren empirischen Daten über das Aktivitäts- und Mobilitätsverhalten einer realen Bevölkerung kalibriert werden. Die Region Stuttgart, als eine Metropolregion in Deutschland mit mehr als 2,7 Millionen Einwohnern, hat im Jahr 2010 vor dem Hintergrund der Erneuerung des Regionalverkehrsplans und weiterer Planungsaufgaben die Datengrundlage im Bereich des Mobilitätsverhaltens der Bevölkerung umfassend aktualisiert (Verband Region Stuttgart, 2011; Hautzinger, Kagerbauer, Mallig, Pfeiffer, Zumkeller, 2013). Hierbei wurden im Zeitraum von September 2009 bis April 2010, über eine regionale Haushaltsbefragung von 5.567 Haushalten und insgesamt 13.731 Personen im Alter von über sechs Jahren, Aktivitäten-basierte Wegetagebücher erhoben (Verband Region Stuttgart, 2011). Auf Basis dieser umfassenden Datengrundlage wurde das Modell *mobiTopp* für die Region entsprechend kalibriert (Mallig & Vortisch, 2017; Mallig et al., 2013). Abbildung 27 zeigt dabei, dass die *Modal Split* Simulation durch *mobiTopp* für eine Woche, über die einzelnen, kalibrierten Module, das tatsächliche Verkehrsverhalten der Region entsprechend abbildet.

Modal Split Ergebnisse Simulation

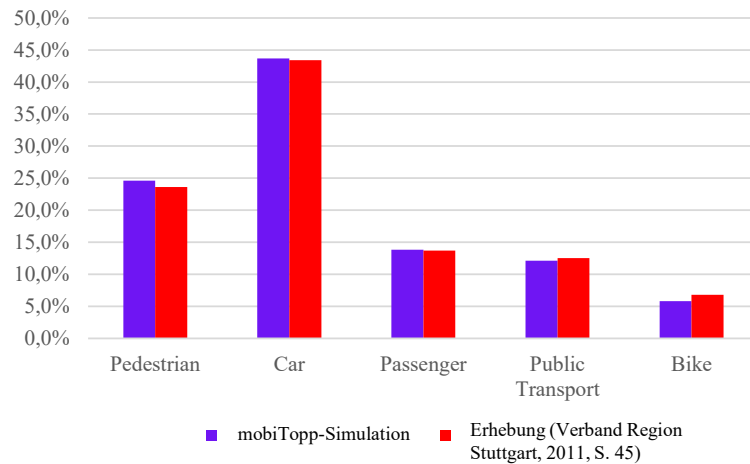


Abbildung 27 - Modal Split der Region Stuttgart [in %]- mobiTopp Simulation vs. Erhebungsdaten (Eigene Darstellung)

Mallig und Vortisch (2017) stellen mit ihrem Beitrag „*Modeling travel demand over a period of one week: The mobiTopp model*“ eine tiefere Einführung in die Vorgehensweise der Kalibrierung von *mobiTopp* mit den Daten der Haushaltsbefragung aus Stuttgart, sowie eine weiterführende Validierung des Regionen-spezifischen Modells zur Verfügung. Zudem wurde von Hautzinger, et al. (2013) eine ausführliche Projektbeschreibung und Dokumentation des entwickelten Modells für die Region Stuttgart erstellt. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit konnte auf die validierte Kalibrierung von *mobiTopp* für die Region Stuttgart zurückgegriffen werden. Durch diese vorhandene Datengrundlage kann somit innerhalb dieser Arbeit, in Verbindung mit der ausführlichen Literatur zum *mobiTopp* Modellansatz sowie der frei nutzbaren Software, ein deskriptives Mobilitätsnachfragemodell genutzt werden, um das generische ABM aus Abschnitt 4.2 zu erweitern. Dieser Schritt wird im nachfolgenden Abschnitt 4.3.2 näher beschrieben. Bei der Anwendung von *mobiTopp* gilt zu beachten, dass die Simulation des Modells für die Region Stuttgart einen hohen Rechenaufwand benötigt. Eine Simulation der kompletten Verkehrsnachfrage über den Zeitraum von einer Woche für die komplette Bevölkerung von 2,7 Millionen Agenten dauert bei Nutzung gängiger PC-Rechenleistungen bis zu 24 Stunden. Dies spiegelt die komplizierten und aufwändigen Zusammenhänge und Kalkulationsschritte der einzelnen Module von *mobiTopp* wider. Jedoch lassen sich auch durch die Simulation von nur 1% der Gesamtpopulation bereits valide Modellierungen des Verkehrsverhaltens der Bevölkerung von Stuttgart darstellen.

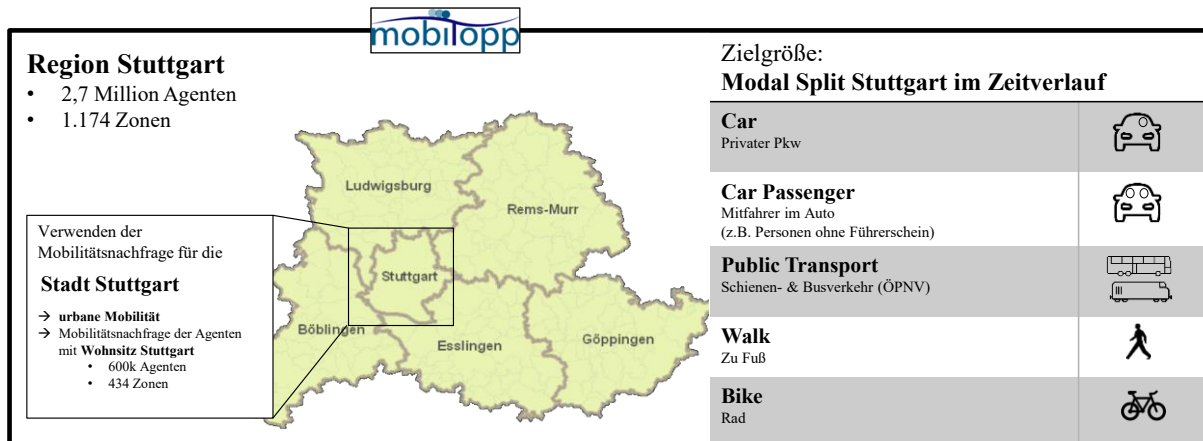


Abbildung 28 - Modellgrenzen des mobiTopp-Stuttgart-Modells (Eigene Darstellung)

Über *mobiTopp* wird nicht nur das Verkehrsverhalten der Agenten mit Wohnsitz in der Stadt Stuttgart, sondern auch das Verkehrsverhalten der ländlichen Bevölkerung der umliegenden Landkreise der Stadt modelliert. Da der Fokus dieser Arbeit jedoch auf dem urbanen Mobilitätsmarkt liegt, werden bei der weiteren Verwendung des *mobiTopp* Modells nur die Agenten mit Wohnsitz in der Stadt Stuttgart einbezogen. Die nachfolgenden *mobiTopp* Auswertungen beziehen sich damit rein auf die Bevölkerung der Stadt Stuttgart, welche wiederum über ca. 600.000 Agenten und 434 Verkehrszonen im Modell abgebildet werden kann.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Mobilitätsnachfragemodellierung von *mobiTopp* einen umfassenden und aufwändigen Ansatz beschreibt, empirisch ermitteltes Mobilitätsverhalten von Menschen, durch die Verwendung bestehender Theorien und Methoden der Verkehrsforschung, bestmöglich abzubilden. Die Stärke des Modells liegt dabei in der realitätsnahen Abbildung der Randbedingungen individueller Mobilitätsentscheidungen, insbesondere der Aktivitätenpläne als Ursache von Mobilität, sowie der umfassenden Beschreibung von Transportmittelwahlentscheidungen als Ergebnis des Zusammenspiels zahlreicher Einflussparameter und individueller Voraussetzungen. Die Abbildung der Heterogenität von Entscheidungen durch die Agenten-basierte Modellierung des Mobilitätsmarkts deckt sich dabei mit den in Abschnitt 2.3 dargestellten Anforderungen an die Modellierung urbaner Mobilität als komplexes System. Das Modell *mobiTopp* bietet dabei eine validierte Methode zur realitätsgetreuen Abbildung des Status Quo eines bestimmten Mobilitätsmarkts. Für kurzfristige Prognosen der Verkehrsnachfrage, z.B. für die Analyse von Auswirkungen von Infrastrukturmaßnahmen wie dem Bau eines neuen Straßenabschnitts, sind solche verkehrswissenschaftlichen Modelle sehr hilfreich (Verband der Region Stuttgart, 2010; Hautzinger et al., 2013). Hier liefern sie konkret messbare Handlungsempfehlungen und

quantifizierbare Ergebnisse. Zur Abschätzung der Auswirkungen des Aufkommens neuer, innovativer Verkehrsmittel, wie zum Beispiel selbstfahrender Mobilitätsdienste, auf den urbanen Mobilitätsmarkt fehlt jedoch eine evidenzbasierte Datengrundlage. Die aktuell zu Grunde liegenden, beobachtbaren Entscheidungskriterien der Transportmittelwahl auf dem urbanen Mobilitätsmarkt könnten beispielsweise durch das Aufkommen des neuen Angebots komplett verändert werden. Auf Basis heutiger Daten geschätzte Gewichtungsfaktoren, nicht nur des neuen Services, müssten im bestehenden *mobiTopp* Modell zudem neu kalibriert werden. Diese Kalibrierung kann jedoch erst vollzogen werden, wenn die Innovation auf dem Markt etabliert ist und neues Entscheidungsverhalten beobachtbar ist. Die vorliegende Arbeit versucht dieses Dilemma der konventionellen Mobilitätsnachfrage zu lösen, indem ein generischer ABM-Ansatz entwickelt und eingesetzt wird. Als Basiskalibrierung und Startpunkt soll jedoch das konventionelle Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* mit dem generischen ABM-Ansatz verknüpft werden.

4.3.2. Zusammenführung des *mobiTopp* Stuttgart Modells mit dem ABM-Ansatz

Um das Grundmodell des urbanen Mobilitätsmarkts dieser Arbeit näher an den deskriptiven Erklärungsraum anzuschließen, soll das Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* der Region Stuttgart zur Kalibrierung des Transportmittelwahlverhaltens herangezogen werden. Denn wie in Abschnitt 4.2.1 beschrieben, spielt die Entscheidungsheuristik zur Mobilitätswahlentscheidung im Grundmodell eine zentrale Rolle bei der Simulation eines konkreten urbanen *Modal Splits*. Das ABM ist dabei modular konzipiert, so dass die zu Grunde liegende Modellierung der Transportmittelwahl einfach ausgetauscht werden kann.

Es ist nicht das Ziel der vorliegenden Arbeit, einen konkreten *Modal Split* oder das quantitative Marktpotential der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste zu prognostizieren. Vielmehr sollen über Simulationsexperimente potenzielle Dynamiken abgeleitet werden, die qualitative Handlungsempfehlungen und die Bildung von Hypothesen ermöglichen. Durch die Anreicherung der generellen Modelldynamiken mit empirischen Daten können diese Ableitungen jedoch weiter konkretisiert werden. Vor diesem Hintergrund wird im Folgenden das vorhandene ABM mit dem deskriptiven *mobiTopp* Modell verknüpft.

Zur Anbindung des Mobilitätsnachfragemodells der Region Stuttgart soll dabei zuerst die Komplexität von *mobiTopp* reduziert werden. Eine detaillierte Reproduktion von *mobiTopp* im NetLogo-ABM ist aufgrund der umfangreichen, aufeinander aufbauenden Modellmodule weder darstellbar noch zielführend. Es gilt vielmehr das Modellverhalten von *mobiTopp* und

damit das Mobilitätsverhalten der Bevölkerung in Stuttgart in den grundlegenden ABM-Ansatz zu übertragen. Der Ansatz der Komplexitätsreduktion eines deskriptiven Modells zur Überführung des Modellverhaltens in ein ABM beschreibt dabei einen von mehreren Ansätzen zur Nutzung eines *Surrogates* zur ABM Kalibrierung (van der Hoog, 2019; ten Broeke et al., 2021; vgl. Abschnitt 4.1).

Hierzu muss das Modellverhalten von *mobiTopp* umfassend analysiert werden. Es gilt dabei die zentralen Einflussgrößen, die das Modellverhalten und insbesondere den simulierten *Modal Split* bestimmen, zu identifizieren. Sofern sich die Zusammenhänge zwischen diesen entscheidenden Einflussgrößen und dem Output-Verhalten von *mobiTopp* identifizieren lassen, können diese Zusammenhänge vereinfacht in das ABM übertragen werden. Neben den zahlreichen Inputparametern des Modells stellt der hohe Rechenaufwand eines *mobiTopp* Simulationslaufs bei der systematischen Analyse von Input- und Output-Zusammenhängen ein Problem dar. Über die Anwendung der Methode eines statistischen Versuchsplans (engl. *Design of Experiments, DoE*) kann dieses Problem gelöst werden. El Ghazi (2019) definiert eine solche Versuchsplanung wie folgt:

„Design of Experiments (DoE) bzw. die statistische Versuchsplanung (SVP) ist eine systematische Vorgehensweise zur Planung und Auswertung von Versuchen, die das Ziel hat, mit einem möglichst geringen Versuchs- bzw. Simulationsaufwand möglichst genaue Aussagen über die Wirkzusammenhänge von Eingangs- bzw. Einflussparametern (Inputs), Störgrößen (stochastische Inputs) und Zielgrößen (Outputs) zu gewinnen.“ (El Ghazi, 2019, S.1)

Über die statistische Methode eines DoEs zur Analyse relevanter Input- und Output-Beziehungen wird *mobiTopp* als „Blackbox“ betrachtet, dessen Verhalten über systematische Simulationsexperimente analysiert werden soll. Diese Art der Modellanalyse ist insbesondere in ingenieurwissenschaftlichen Modellarbeiten verbreitet, zum Beispiel zur Optimierung von Parameterkombinationen als Input eines Motorenmodells (Hoffmann, Schrott, Huber, Kruse, 2015; Tietze, Konigorski, Fleck, Nguyen-Tuong, 2014). Die Systematik und das Grundprinzip lassen sich jedoch auch auf die Analyse des Modellverhaltens von *mobiTopp* übertragen, wie im Folgenden beschrieben wird.

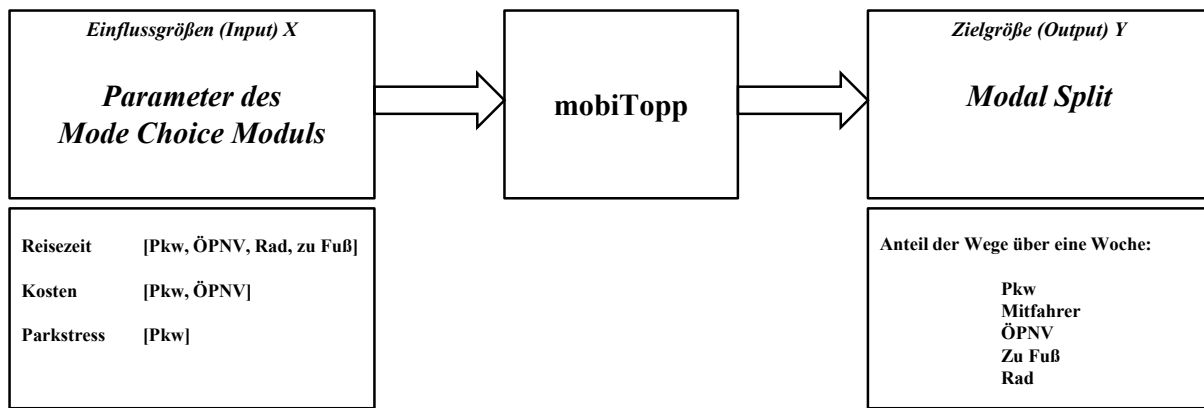


Abbildung 29 - Schematische Darstellung der Analyse des Modellverhaltens von mobiTopp (Eigene Darstellung)

Ziel der Analyse von Input- und Output-Beziehungen des *mobiTopp* Stuttgart-Modells ist es, einfache Zusammenhänge zu identifizieren, die sich auf das generische ABM aus Abschnitt 4.2 übertragen lassen. Hierbei lässt sich der Fokus auf die Inputparameter der Nutzenfunktion zur Modellierung der Transportmittelwahlentscheidung innerhalb des *Mode Choice* Moduls von *mobiTopp* aus Abschnitt 4.3.1 richten. Denn die grundsätzliche Systematik der Nutzenberechnung und der entsprechenden Ableitung einer Transportmittelwahl über die Discrete-Choice-Modellierung sind Überschneidungspunkte zwischen dem ABM-Grundmodell dieser Arbeit und *mobiTopp*. Die Einflussgrößen der Transportmittelwahlentscheidung in *mobiTopp* sind in Tabelle 3 erklärend aufgelistet. Bei Betrachtung dieser wird deutlich, dass die Anzahl der, auf übergeordneter Ebene zu beeinflussenden, Parameter begrenzt ist. Das bedeutet, dass die meisten Einflussgrößen Wege- oder Agentenspezifisch definiert sind (z.B. Alter, Beschäftigung, Pkw-Verfügbarkeit, etc.). Die einzigen eindeutig TM-spezifischen Kriterien sind die Faktoren der Reisezeit, der Kosten und des Parkstresses. Diese drei Faktoren sollen daher im Rahmen des DoEs analysiert werden. Es soll dabei geprüft werden, inwiefern eine Veränderung der drei Inputgrößen den simulierten *Modal Split* für die Stadt Stuttgart verändert. Über die multiplikative Verknüpfung der einzelnen Gewichtungsfaktoren, z.B. $\beta_{\text{time,car}}$ oder $\beta_{\text{cost,m}}$, mit den individuellen Variablenausprägungen der Nutzenfunktion von *mobiTopp* lässt sich eine relative Veränderung der Inputgrößen über ein DoE systematisch planen und analysieren. In Anhang III. zu dieser Arbeit ist der zu Grunde liegende statistische Versuchsplan aufgeführt. Wie oben beschrieben werden hierzu die drei Einflussgrößen *Reisezeit*, *Kosten* und *Parkstress* ausgewählt, um Einflussstärken auf die Zielgröße des *Modal Splits* im Rahmen der *mobiTopp* Simulation zu prüfen (s. Abbildung 29). Zur Definition des statistischen Versuchsplans wird die Software

ETAS ASCMO⁵ verwendet. Mit Hilfe dieser Software wird der statistische Versuchsplan entwickelt, sowie die notwendige Anzahl an Simulationsexperimenten bestimmt. Darauf aufbauend wurden mittels 50 einzelner Simulationsläufe in *mobiTopp*, mit unterschiedlichen Parametersetzungen der Inputgrößen *Reisezeit*, *Kosten* und *Parkstress*, die Zusammenhänge ermittelt, die in Abbildung 30 graphisch dargestellt sind.

Tabelle 3 - Einflussparameter des Transportmittelwahlmodells in *mobiTopp* (Hautzinger, et al., 2013, S. 35f)

Parameter	Spezifikation [Originalbezeichnung der <i>mobiTopp</i> Programmierung]
Alter	[0-9, 10-17, 18-25, 26-35, 36-50, 51-60, 61-70, >71]
Beschäftigung	[student_tertiary, student_secondary, student_primary, education, work_from41, work_to40, unemployed, jobless]
Führerschein	[0,1]
ÖPNV-Zeitkarte	[0,1]
Wochentag	[Working Day, Saturday, Sunday]
Haushaltstyp	[kids, 1Adult, 2Adults, other]
TM vorhergehender Weg	[Bike, Car, Pass, Walk, PT]
Pkw-Verfügbarkeit	[0,1]
Aktivität (Wegezzweck)	[work, business, education, service, home, undefined, otherhome, private-business, private-visit, shopping_daily, shopping_other, leisure_indoor, leisure_outdoor, leisure_other, leisure_walk]
Distanz	\mathbb{R} in km
Kurztrip	[0,1]
Pendlerdistanz	\mathbb{R} in Km
TM-spezifische Konstante	\mathbb{R}
Reisezeit	\mathbb{R} in min/trip
Kosten	\mathbb{R} in €/km
Parkstress	\mathbb{R} in €-Equivalent

Diese Zusammenhänge zeigen, dass insbesondere der Faktor Parkstress einen starken Einfluss auf die Transportmittelwahl einzelner Agenten in *mobiTopp* und somit auf den *Modal Split* hat. Die einzelnen Beziehungen zwischen Input und Output des *mobiTopp*-Modells können nun als mathematische Funktionen beschrieben und darüber in das generische ABM aus Abschnitt 4.2 übertragen werden.

⁵ETAS ASCMO ist eine kommerzielle Softwarelösung zur datenbasierten Systemmodellierung und -optimierung. ASCMO steht für *Advanced Simulation for Calibration, Modelling and Optimization*. Durch die Anwendung statistischer Methoden, z.B. aus dem Bereich des maschinellen Lernens, kann über ASCMO das Verhalten komplexer Systeme anhand weniger Messdaten modelliert und analysiert werden (Hoffmann et al., 2015; ETAS, 2022).

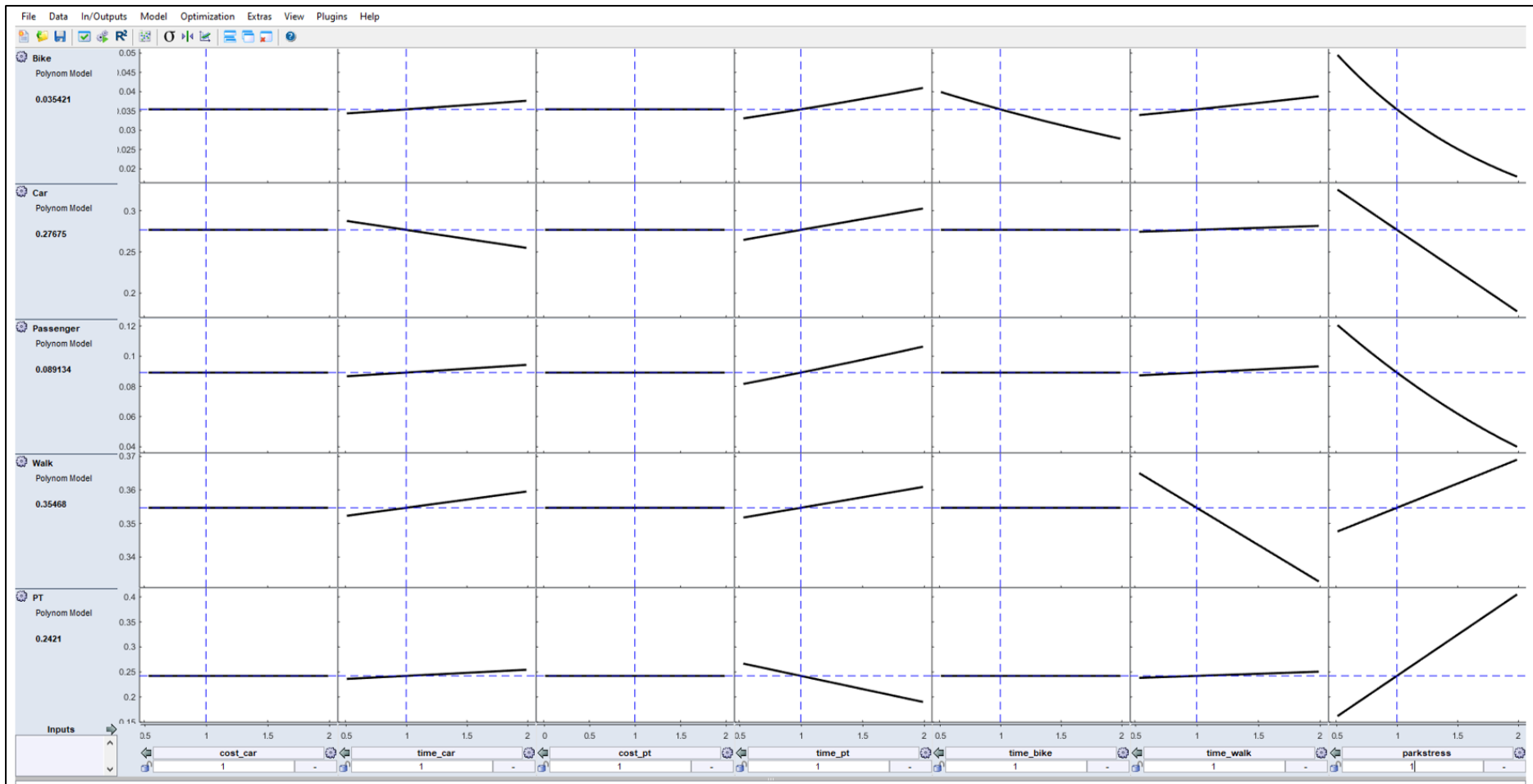


Abbildung 30 - Graphisch dargestellte Input-Output Beziehungen zwischen den ausgewählten Einflussgrößen und dem Modal Split von mobiTopp aus ETAS ASCMO (Eigene Darstellung)

Bei der Überführung des Modellverhaltens von *mobiTopp* in das Grundmodell der urbanen Mobilitätsmarktes, wie in Abbildung 31 dargestellt, gilt es zu beachten, dass in einem Zeitschritt des ABMs, das Mobilitätsverhalten aus *mobiTopp* über eine Woche hinweg dargestellt wird. Daher kann auf der X-Achse bei der *Modal Split* Simulation im NetLogo-Modell über die Wochenebene große Zeiträume betrachtet werden.

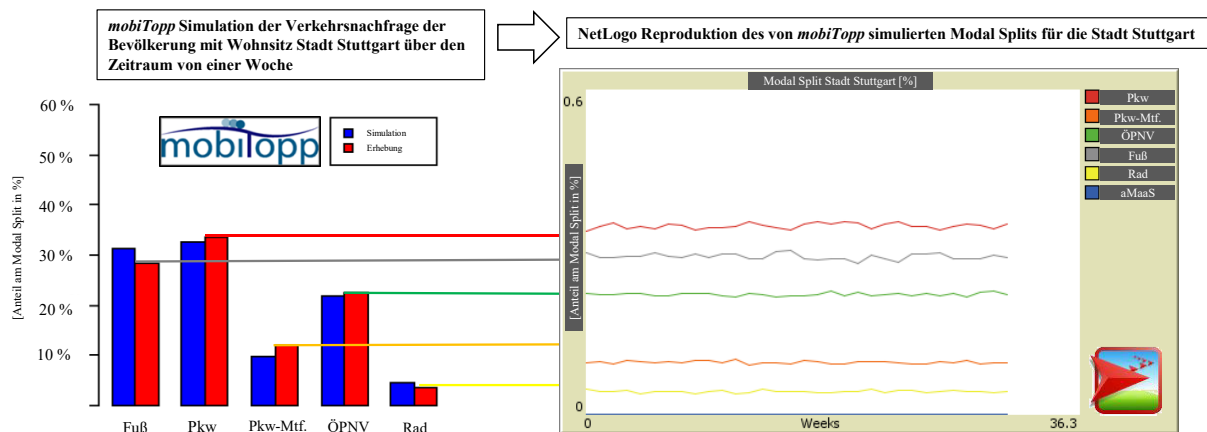


Abbildung 31 - Übertragung des Modellverhaltens von *mobiTopp* in das ABM in NetLogo (Eigene Darstellung; Hautzinger et al., 2013)

Konsolidiert man nun den Programmablauf des Grundmodells aus Abschnitt 4.2 mit der in diesem Abschnitt vorgestellten Modellerweiterung und Verknüpfung mit *mobiTopp*, so wird aus Abbildung 31 deutlich, dass das *mobiTopp-Surrogate* an der Stelle der Transportmittelwahlentscheidung die Entscheidungsheuristik aus Abschnitt 4.2.1 ablösen kann. Dadurch werden einzelne Transportmittelwahlentscheidungen für die konventionellen TMs über die Entwicklungen der Faktoren *Reisezeit*, *Kosten* und *Parkstress* beeinflusst und anhand des *mobiTopp-Surrogates* für das tatsächlich beobachtete Mobilitätsverhalten in der Stadt Stuttgart kalibriert. Diese Quantifizierung ermöglicht es, die hypothetischen Ableitungen des generischen ABMs, bezüglich möglicherweise entstehender Marktausbreitungsdynamiken, für einen konkreten Anwendungsfall zu beschreiben.

Die starke Komplexitätsreduktion des deskriptiven Mobilitätsnachfragemodelles *mobiTopp* und die entsprechende Überführung des Modellverhaltens über nur drei Faktoren bringt eindeutig Limitierungen mit sich. Dennoch ist der Ansatz zur tiefergehenden Kalibrierung des Grundmodells hilfreich, da das Ziel dieser Arbeit nicht darin besteht, möglichst präzise Prognosen zur heutigen Verkehrsnachfrage zu treffen, sondern zukünftige Dynamiken herzuleiten. Um am Ende dieses Ziel zu erreichen, kann der vorgeschlagene Weg der Modellkalibrierung einen hilfreichen Beitrag zur Hypothesengenerierung leisten, wie in Kapitel 5 gezeigt wird.

Nachdem nun die Kalibrierung der Transportmittelwahlentscheidungen für die konventionellen TMs im Modell dargestellt wurde, gilt es noch zu klären, inwiefern eine Kalibrierung der Entscheidungsheuristik zur Wahl des TMs aMaaS vorgenommen werden kann. Eine zentrale Aussage dieser Arbeit ist, dass es keine empirisch hergeleitete Entscheidungsmodellierung für die Auswahl des TMs aMaaS geben kann, da die Innovation technisch noch nicht verfügbar ist. Somit müssen Annahmen zu Entscheidungsfaktoren getroffen werden, die das Verhalten von Agenten in Bezug auf eine potenzielle aMaaS-Wahl modellieren sollen. Mit Blick in die verkehrs- und sozialwissenschaftliche Literatur lässt sich dabei erkennen, dass es bereits zahlreiche empirische Erhebungen gibt, auf deren Basis versucht wird, konventionelle DCM-Ansätze zur Modellierung der Transportmittelwahlentscheidungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten zu kalibrieren (s. Abschnitt 3.2.1). Um das vorliegende Modell auch hier an die bestehende Forschung anzuknüpfen, wird die Entscheidungsheuristik zur Auswahl des selbstfahrenden Dienstes an eine solche Kalibrierung angeknüpft. Der generelle Programmablauf des entwickelten Modells erlaubt es, an der Stelle der Auswahlmodellierung des TMs aMaaS eine beliebige Entscheidungsheuristik zu hinterlegen (s. Abbildung 33). Durch diesen modularen Aufbau des Modells, kann eine beliebige Annahme zur Entscheidungslogik bei der Auswahl der Innovation aMaaS definiert werden. Dieser Ansatz lässt sich mit dem Ziel dieser Arbeit vereinbaren. Denn es ist nicht das Ziel dieser Arbeit, eine möglichst präzise Transportmittelwahlentscheidung für die Innovation aMaaS zu prognostizieren, sondern mögliche Auswirkungen und generalisierbare Aussagen über resultierende Marktdynamiken zu treffen.

Für das Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* und die dazugehörigen Modellerweiterungen gibt es bislang noch keine Kalibrierung des Nachfrageverhaltens für automatisiert fahrende Mobilitätsdienste als zusätzliches TM. Daher wird im Rahmen der Modellentwicklung innerhalb dieser Arbeit ein kalibriertes Verkehrsmittelwahlmodell des Instituts für Verkehrsplanung und Transportsysteme der ETH Zürich verwendet. In ihrer umfassenden Studie „*Induzierter Verkehr durch autonome Fahrzeuge: Eine Abschätzung*“ entwickeln Hörl, Becker, Dubernet, Axhausen (2019) anhand der gängigen verkehrswissenschaftlichen Methoden und Ansätze ein Verkehrssimulationsmodell für die Stadt Zürich, welches alle vier Schritte des Vier-Stufen-Ansatzes zur Mobilitätsnachfragemodellierung abdeckt. Teil der umfassenden Studie ist eine Erhebung mit 359 repräsentativ ausgewählten Probanden aus der Stadt Zürich (Hörl et al. 2019, S. 77 ff). In dieser Umfrage wurden die Probanden nach ihrem hypothetischen Mobilitätsverhalten in spezifischen Entscheidungssituationen, in denen das TM

autonom fahrende Taxis zur Verfügung steht, gefragt (Hörl et al., 2019, S. 78). Anhand der spezifisch definierten Entscheidungssituationen bezüglich der Kosten und Fahrzeiten der verschiedenen Mobilitätsalternativen wird dabei ein Verkehrsnachfragemodell hergeleitet. Dieses Verkehrsnachfragemodell basiert wiederum auf Nutzenfunktionen, welche über den DCM-Ansatz zu Transportmittelauswahlwahrscheinlichkeiten führen (vgl. Abschnitt 3.2.1). Abbildung 32 zeigt die zu Grunde liegenden Nutzenfunktionen von Hörl et al. (2019), welche für die Stadt Zürich kalibriert wurden, um die hypothetischen Mobilitätsentscheidungen der befragten Probanden abzubilden. Dabei werden Nutzenfunktionen für die TMs *Pkw* (U_{car}), *ÖPNV* (U_{pt}), *Fahrrad* (U_{bike}), *Zu Fuß* (U_{walk}) und *aMaaS* (U_{sav}) definiert. Bis auf das TM *Pkw als Mitfahrer* sind diese somit im Bereich der konventionellen TMs deckungsgleich zum Ansatz der Mobilitätsnachfragemodellierung in *mobiTopp* und es wird zusätzlich eine Nutzenfunktion für aMaaS aufgenommen. Betrachtet man die einzelnen Entscheidungsfaktoren, die den individuellen Nutzen pro TM definieren, so lassen sich ebenfalls Parallelen zu den Nutzenfunktionen aus *mobiTopp* identifizieren. Insbesondere die *Reisezeit* (*travelTime*), die *Kosten* (*cost*) sowie im Falle der Nutzung des Pkws die Suche nach einem Parkplatz (*parkingSearchPenalty*, vgl. *Parkstress* im *mobiTopp*-Modell) sind Bestandteil der Nutzenfunktionen. Diese Parameter sind bereits in der Modellerweiterung des ABMs dieser Arbeit durch *mobiTopp* integriert und können entsprechend mit der Entscheidungslogik des Zürich-Modells verknüpft werden. Die tiefergehenden Definitionen der Parameter sowie deren Quantifizierung sind Hörl et al. (2019, S. 110, 111 & S. 132) zu entnehmen. Auch wenn die Parametrisierung des Nutzenmodells und das darauf aufbauende Mobilitätsverhaltensmodell für die Bewohner der Stadt Zürich kalibriert sind, werden das Modell und seine Kalibrierung im Rahmen dieser Arbeit zur Definition der Attraktivität des TMs aMaaS verwendet. Dieser Schritt ist zum einen notwendig, da für die Stadt Stuttgart und im Rahmen des *mobiTopp*-Modells noch keine derartige Kalibrierung entwickelt wurde. Zum anderen ist das Heranziehen einer Vergleichsstadt aufgrund der Zielsetzung dieser Arbeit trotzdem wissenschaftlich zielführend.

$$\begin{aligned}
u_{car}(\chi) &= \alpha_{car} + \beta_{travelTime,car} \cdot \chi_{travelTime,car} + \beta_{travelTime,car} \cdot \theta_{parkingSearchPenalty} \\
&\quad + \beta_{travelTime,walk} \cdot \theta_{accessEgressWalkTime} + \beta_{cost} \cdot \left(\frac{\chi_{crowflyDistance}}{\theta_{averageDistance}} \right)^\lambda \\
&\quad \cdot \chi_{cost,car} \\
u_{pt}(\chi) &= \alpha_{pt} + \beta_{numberOfTransfers} \cdot \chi_{numberOfTransfers} + \beta_{inVehicleTime} \cdot \chi_{inVehicleTime} \\
&\quad + \beta_{transferTime} \cdot \chi_{transferTime} + \beta_{accessEgressTime} \cdot \chi_{accessEgressTime} + \beta_{cost} \\
&\quad \cdot \left(\frac{\chi_{crowflyDistance}}{\theta_{averageDistance}} \right)^\lambda \cdot \chi_{cost,pt} \\
u_{bike}(\chi) &= \alpha_{bike} + \beta_{travelTime,bike} \cdot \chi_{travelTime,bike} + \beta_{age,bike} \cdot \max(0, \alpha_{age} - 18) \\
u_{walk}(\chi) &= \alpha_{walk} + \beta_{travelTime,walk} \cdot \chi_{travelTime,walk} \\
u_{sav}(\chi) &= \alpha_{sav} + \beta_{travelTime,sav} \cdot \chi_{travelTime,sav} + \beta_{waitingTime,sav} \cdot \chi_{waitingTime,sav} + \beta_{cost} \\
&\quad \cdot \left(\frac{\chi_{crowflyDistance}}{\theta_{averageDistance}} \right)^\lambda \cdot \chi_{cost,sav}
\end{aligned}$$

Abbildung 32 – Nutzenfunktionen zur Beschreibung der Transportmittelwahlentscheidungen der Bewohner der Stadt Zürich (Hörl et al., 2019, S. 110, 111 & 132)

Durch die Verknüpfung des Grundmodells dieser Arbeit mit *mobiTopp* wird eine umfassende Kalibrierung für den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart erreicht. Die hypothetische Adaption der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste einer urbanen Bevölkerung wird zudem durch die Verwendung der Kalibrierung der Zürich-Studie von Hörl et al. (2019) in das Modell integriert. Dieses vereinfachte Vorgehen enthält klare Limitierungen bezüglich der deduktiven Aussagekraft der Modellergebnisse. Für die grundlegende Quantifizierung des Grundmodells dieser Arbeit ist diese Anbindung an die empirische, verkehrswissenschaftliche Forschung jedoch ein entscheidender Schritt, um dann die Modelldynamiken in einen hypothetischen Kontext mit realem Stadtbezug zu setzen.

Abbildung 33 zeigt nun den kompletten Programmablauf des erweiterten ABMs zur Modellierung der Innovationsdiffusion automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart. Sowohl das *mobiTopp-Surrogate* sowie die zu Grunde liegende Entscheidungsheuristik von Hörl et al. (2019) dienen als Modellkalibrierungen, die durch den modularen Aufbau des ABMs auch ausgetauscht werden könnten. Wie bereits angesprochen, ist die konkrete Quantifizierung des *Modal Splits* durch eine exakte Prognose einzelner Transportmittelwahlentscheidungen nicht notwendig, um das Ziel der Ableitung genereller Marktdynamiken der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste zu erreichen. Hinzu kommt, dass es zur tatsächlichen Annahme des neuen,

selbstfahrenden Dienstes noch keine evidenz-basierte Kalibrierung geben kann. Zur detaillierteren Beschreibung hypothetischer Dynamiken kann das bestehende, Umfragen-basierte Transportmittelwahlmodell jedoch genutzt werden.

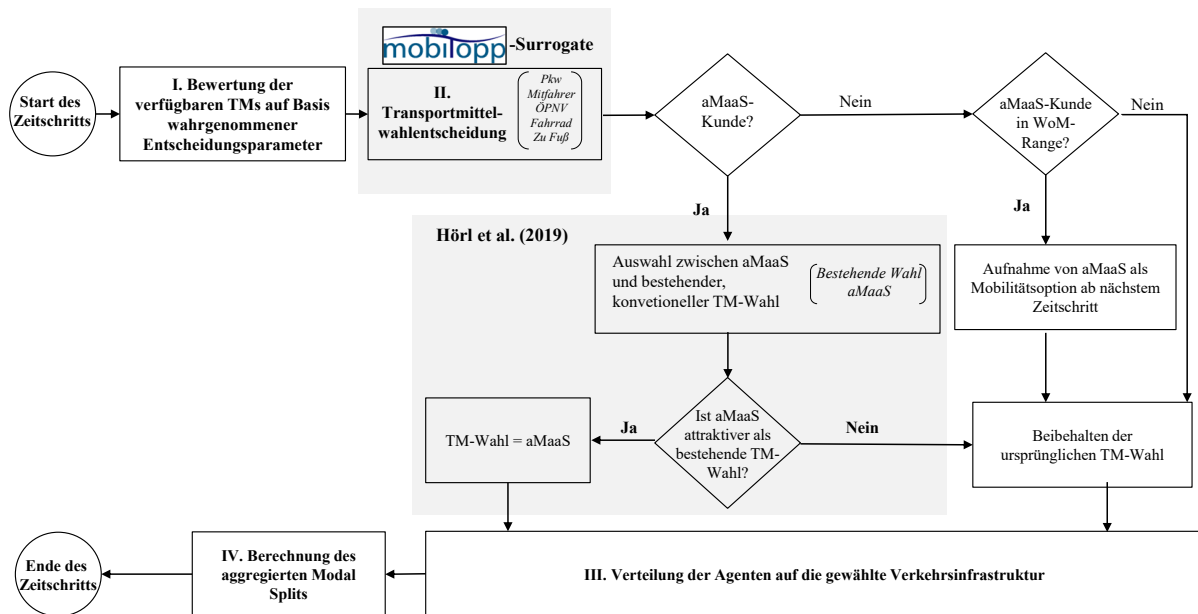


Abbildung 33 - Programmablauf des ABM zur Modellierung der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart (Eigene Darstellung)

Abbildung 34 stellt abschließend exemplarisch die Visualisierung und das Graphical User Interface (GUI) des entwickelten Simulationsmodells zur Analyse der Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienstleistungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart in der NetLogo-Software dar.

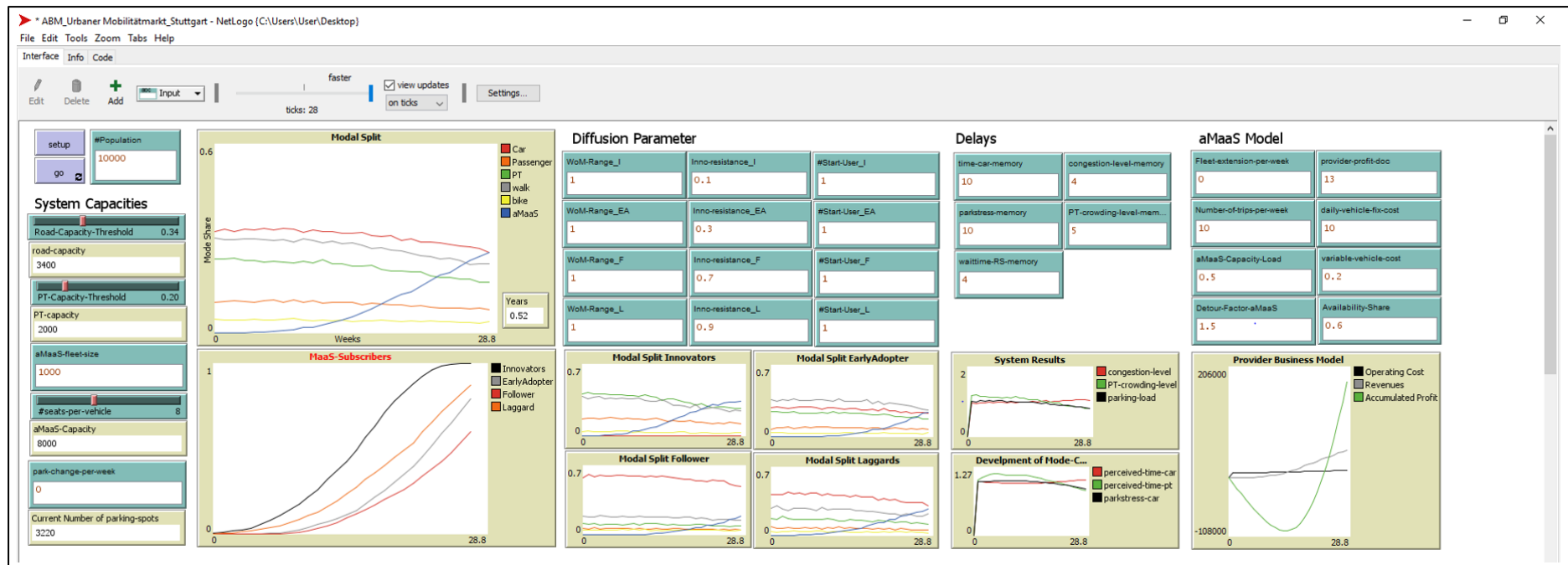


Abbildung 34 - Exemplarische Darstellung des Graphical User Interface (GUI) eines Simulationslaufs der Modellerweiterung des Grundmodells mit der Verkehrsnachfrage auf Basis des mobiTopp Stuttgart Modells und Hörl et al. (2019) (Eigene Darstellung)

4.3.3. *Modellverhalten und Validierung*

Der Prozess der Modellentwicklung sowie die theoretischen und methodischen Ansätze, die sich im vorliegenden Modell widerspiegeln, werden in diesem vierten Kapitel der vorliegenden Arbeit ausführlich beschrieben. Die zahlreichen Vereinfachungen und Annahmen, die dem Modell zu Grunde liegen, gilt es nun weiter zu plausibilisieren, um die Aussagekraft des Modells zu bewerten. Generell werden die Notwendigkeit und mögliche Durchführung der Validierung von ABMs, speziell in der wirtschafts- und sozialwissenschaftlichen Literatur, viel diskutiert (Müller, 2017, S. 71f; Fagiolo, Guerini, Lamperti, Moneta, Roventini, 2019; Ngo & See, 2012, S. 182; Guerini & Montana, 2017). Ein häufiger Kritikpunkt der Methode ABM in den ökonomischen Wissenschaften ist, dass eine Validierung, speziell von empirisch kalibrierten ABMs, schwer möglich ist. Die Stärken der Methodik, insbesondere das Abbilden von Heterogenität, von interagierenden und nicht nach strenger ökonomischer Rationalität handelnden Agenten sowie von Nicht-Linearitäten, werden bei einer Validierung zum Nachteil, da sie zu schwer identifizierbaren Wirkzusammenhängen und wenig robusten Modellergebnissen führen können (Fagiolo et al., 2019).

Der Validierungsprozess eines Computermodells beginnt dabei bei der generellen Verifikation der programmiertechnischen Umsetzung der Modellideen (Müller, 2017, S. 71). Wenn Modellzusammenhänge nicht korrekt in der jeweiligen Programmiersprache dargestellt sind oder Kalibrierungsdaten falsch eingespeist werden, können keine sinnvollen Ableitungen aus dem jeweiligen Modell entnommen werden. Neben der reinen Verifikation des Programmcodes geht es bei der Diskussion um die Validierungsmöglichkeiten von ABMs, die ein komplexes System abbilden, jedoch hauptsächlich um methodische und empirische Ansätze, um die Modellergebnisse zu validieren. Fagiolo et al. (2017, S. 23) fassen in ihrem Working Paper: „*Validation of agent-based models in economics and finance*“ den Stand der Forschung in diesem Bereich mit drei übergeordneten Ansätzen der Validierung eines ABMs zusammen:

- Der Vergleich der Modellergebnisse mit Daten der realen Welt
- Kalibrierung und Schätzung von Modellparametern
- Untersuchung des Parameterraums

Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte ABM zur Ausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste lässt sich in diesem Zusammenhang nicht anhand von historischen Daten oder Daten zu beobachtetem Mobilitätsverhalten validieren. Wie bereits erwähnt, kann das

menschliche Verhalten auf dem zukünftigen Mobilitätsmarkt, auf dem ein komplett neuer Mobilitätsdienst zur Verfügung steht, nur schwer abgeschätzt und nicht genau prognostiziert werden. Die Validierung des Modells über die Replikation von Daten der realen Welt kann somit nicht durchgeführt werden.

Im Rahmen der Modellerweiterung, explizit durch die Kalibrierung der einzelnen Transportmittelwahlentscheidungen des ABMs durch das bereits validierte Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* für die Stadt Stuttgart, wurde das Modell auf ein deskriptiveres Fundament gehoben. Wie in Abbildung 31 dargestellt, ist die *Modal Split* Modellierung des ABMs an die Wirkzusammenhänge aus *mobiTopp* angelehnt und repliziert diese zuverlässig. Diese Input-Validierung stellt einen ersten Schritt bei der Validierung des Modellverhaltens dar.

In einem zweiten Schritt soll nun der Parameterraum des erweiterten ABMs untersucht werden. Hierzu wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit umfassende Parameterstudien durchgeführt, um das Modellverhalten mit real-erwartbaren Ergebnissen zu vergleichen und um bedeutende Modellparameter zu identifizieren. In Abbildung 35 ist die vollständige Liste der Modellparameter des finalen Modells aufgeführt. Insgesamt wird das Modellverhalten durch 56 Parameter beeinflusst, wovon der Großteil durch die Anbindung der empirischen Verkehrsmodelle *mobiTopp* und der Zürich Studie von Hörl et al. (2019) fest definiert ist. Diese Parameter sind daher nicht tiefergehend zu studieren und können als bereits validierter Parameterraum herangezogen werden. In Abschnitt 4.2.3 wurde bereits das Modellverhalten des nicht kalibrierten Grundmodells vorgestellt, wobei der Einfluss der *Memories*-Parameter und der *Diffusionsparameter* (vgl. Abbildung 35) dargestellt wurde. Die darüber hinaus gehenden Parameter des Modells wurden auf ihre Auswirkungen auf das Modellverhalten hin überprüft, indem ein qualitativer Vergleich des Modellverhaltens mit zu erwartendem Verhalten in der Realität vorgenommen wurde. Im Folgenden sollen fünf der systembedingten Parameter tiefergehend dargestellt werden (in Abbildung 35 fett markiert), da diese das Modellverhalten entscheidend beeinflussen.

	<i>Parameter</i>	<i>Basis-Szenario</i>		<i>Parameter</i>	<i>Basis-Szenario</i>
System	["PT-Capacity-Threshold"	0.22	aMaaS-Utility-Model ETHZ	["Const-Walk"	0.63
	["#parking-spots_initial"	2000		["Bin VehicleTime-PT"	-0.0192
	["aMaaS-fleet-size"	100		["Const-Bike"	-0.1
	["#seats-per-vehicle"	4		["Const-aMaaS"	0.162
	["Detour-Factor-aMaaS"	1.5		["βTransferTime"	-0.0384
	["park-change-per-week"	0		["AccEgressWalkTime-Car"	5
	["Road-Capacity-Threshold"	0.34		["Avg-Velocity-PT_km/h"	20
	["#Population"	6000		["βtransfers"	-0.17
	["Avg-Occupancy-per-RS"	1		["βcost"	-0.126
	["lambda"	-0.4		["#Transfers"	1
Memories	["waittime-RS-memory"	10	["Avg_Distance_km"	40	
	["congestion-level-memory"	4	["Avg-Velocity-Car_km/h"	35	
	["PT-crowding-level-memory"	5	["βTravelTime-aMaaS"	-0.0527	
	["parksstress-memory"	10	["βWaittime-aMaaS"	-0.0802	
	["time-car-memory"	10	["βAage"	-0.0496	
Diffusion-Parameter	["#Start-User_I"	1	["βAAccessEgressTime"	-0.0804	
	["#Start-User_EA"	1	["Const-PT"	0	
	["#Start-User_F"	1	["cost-pt_Z"	0.5	
	["#Start-User_L"	1	["AccEgressTime_min"	1	
	["WoM-Range-Inno"	0.1	["Cost-aMaaS_EUR/km"	0	
	["WoM-Range-EA"	0.3	["Waittime_aMaaS_setup"	5	
	["WoM-Range-F"	0.7	["Avg-Velocity-Bike_km/h"	15	
["WoM-Range-L"	0.9	["βTravelTime-Walk"	-0.141		
			["Cost_Car_EUR/km"	0.6	
			["ParkSearchPenalty_setup"	5	
			["TransferTime_PT_min"	5	
			["βTravelTime-Bike"	-0.0805	
			["βTravelTime-Car"	-0.0667	
			["Avg-Velocity-Walk_km/h"	5	
			TM-Characteristics	["time_bike_setup"	1
				["time_car_setup"	1
				["cost_PT_setup"	1
				["cost_car_setup"	1
				["time_PT_setup"	1
				["time_walk_setup"	1
				["parksstress_setup"	1

Abbildung 35 - Liste aller Modellparameter des erweiterten ABMs und exemplarische Kalibrierung für das Basis-Szenario (Eigene Darstellung)

Abbildung 36 stellt vier zentrale Ergebnisse der Parameterstudien dar. In den Diagrammen (1) bis (4) wird der Einfluss der jeweiligen Parametervariation auf die Zielgröße des aMaaS-Anteils am *Modal Split* dargestellt, nachdem sich die Innovation auf dem Markt ausgebreitet hat.⁶ Der aMaaS-Anteil am *Modal Split* ist dabei jeweils spezifisch dargestellt für die Simulation von aMaaS-Fahrzeugen mit maximal vier beziehungsweise acht Plätzen pro Fahrzeug (s. Parameter: *#seats-per-vehicle*). Diese einfache Inputvariation führt bereits zu unterschiedlichem Modellverhalten, da Fahrzeuge mit mehr Kapazitäten weniger negative Auswirkungen auf den Straßenverkehr sowie mehr Kapazitäten für Agenten zur Nutzung des Service haben. Beide Effekte führen dazu, dass in der Simulation die Reisezeit von aMaaS

⁶ Umgesetzt wird dies, indem die Ergebnisse im Zeitschritt $t=100$ bewertet werden, da hier die Ausbreitungsdynamik in den jeweiligen Simulationsläufen abgeschlossen ist.

verkürzt wird und der Service daher attraktiver wird. Eine Unterscheidung des Komfort-Levels für Agenten bezüglich der Auslastungen und Fahrzeuggrößen wird im Modell nicht berücksichtigt (s. Abbildung 32). Lässt man also diesen Aspekt außen vor, so zeigt sich, dass der Faktor der Fahrzeugkapazität durch die positiven Effekte auf die Reisezeiten relevant ist für die Abschätzung von Marktauswirkungen von aMaaS. Unabhängig von den einzelnen Fahrzeuggrößen, spielt zudem der Parameter der Fahrzeugflottengröße (s. Parameter: *aMaaS-fleet-size*) eine entscheidende Rolle für die Marktausbreitung von aMaaS, wie in Diagramm (1) ersichtlich ist. Analog zur Analyse der Grunddynamiken des Modells in Abschnitt 4.2.3 wird bei dieser Parameteranalyse das Betreibermodell nicht simuliert, um den isolierten Effekt der Fahrzeugflottengröße auf den aMaaS-Anteil am *Modal Split* zu bewerten. Sofern das Betreibermodell simuliert wird, treten überlagernde Effekte des endogenen Flottenausbaus auf, die die gezielte Parameteranalyse zur Modellvalidierung erschweren. Die Parameterauswirkungen des exogenen Faktors der Flottengröße auf die Zielgröße des Modells erscheint dabei grundsätzlich plausibel. Die X-Achse von Diagramm (1) beschreibt die hochgerechnete Anzahl an Fahrzeugen für die Stadt Stuttgart. Im Simulationslauf der Parameterstudien wird dabei zur Begrenzung des Rechenleistungsbedarfs jeweils das individuelle Mobilitätsverhalten einer Agentenpopulation von 6.000 Agenten simuliert, was 10 % der Bevölkerung der Stadt Stuttgart im *mobiTopp*-Modell entspricht (vgl. Abschnitt 4.3.1)

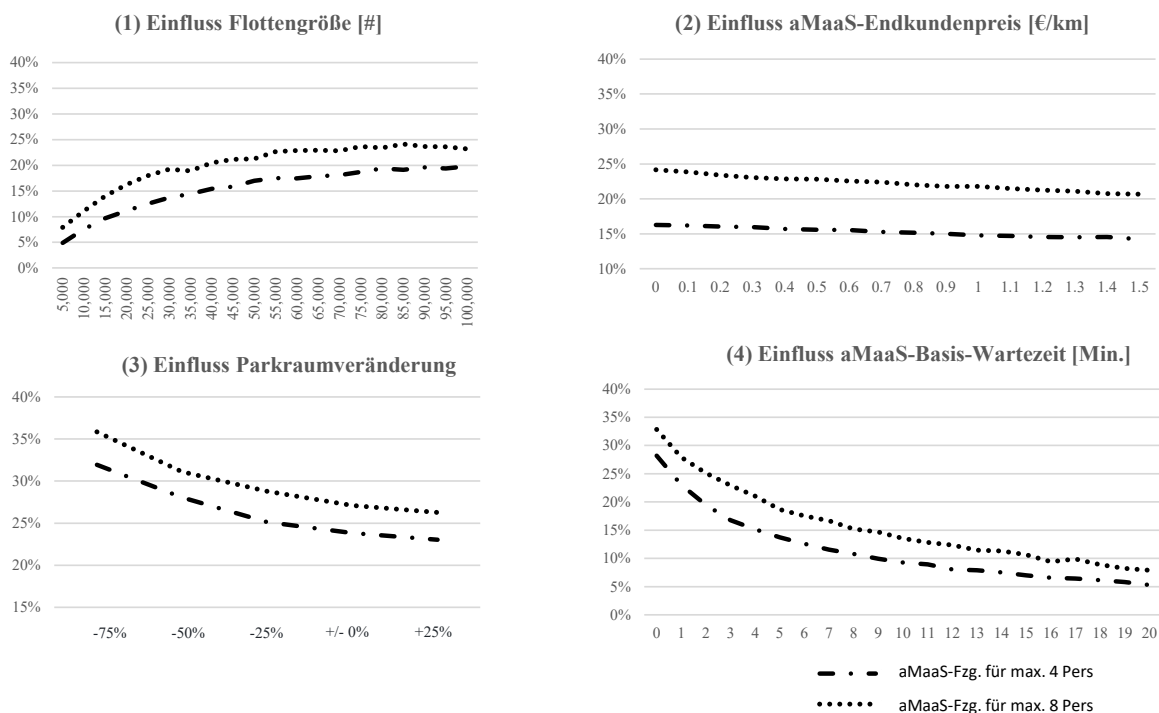


Abbildung 36 – Parameterstudien: Einfluss zentraler Parameter auf den Anteil von aMaaS am Modal Split der Stadt Stuttgart (Eigene Darstellung)

Diagramm (2) in Abbildung 36 zeigt die Auswirkungen der Parametervariation des aMaaS-Endkundenpreises in Euro pro Kilometer (s. Parameter: *Cost_aMaaS_EUR/km*). Es zeigt sich dabei lediglich ein leicht negativer Effekt auf den entstehenden Anteil am *Modal Split* durch die Erhöhung der Fahrpreise von 0,00 Euro bis 1,50 Euro pro km. Hierbei erscheint es zunächst unplausibel, dass selbst bei kostenloser Fahrt mit dem neuen aMaaS-Dienst, kein deutlich höherer Anteil am *Modal Split* entsteht. Es gilt dabei jedoch zu beachten, dass die erhöhte Attraktivität durch den fehlenden Fahrpreis zu einem deutlichen Reisezeitanstieg aufgrund der erhöhten Nachfrage führt, was dann wiederum negative Auswirkungen auf den Anteil am *Modal Split* hat. Diskussionen um einen kostenlosen ÖPNV und erste Abschätzungen hierzu deuten darauf hin, dass dieses Modellverhalten plausibel ist (Fearnley, 2013). Auch die Kalibrierung von *mobiTopp* und das entnommene Input-Output-Verhalten für die Bevölkerung von Stuttgart zeigt, dass dem Entscheidungsfaktor *Kosten* nicht die treibenden Auswirkungen bei den Transportmittelwahlentscheidungen zugeschrieben werden (s. Abbildung 30; vgl. auch Mallig & Vortisch, 2017, S. 15).

Das Diagramm (3) in Abbildung 36 zeigt den Einfluss der Veränderung der Parkraumkapazitäten des Modells (s. Parameter: *#parking-spots_initial*). Sind die Parkraumkapazitäten in einem Zeitschritt überlastet, da zu viele Agenten das TM Pkw gewählt haben, so hat der Entscheidungsparameter *Parkstress* im nächsten Zeitschritt negative Auswirkungen auf die TM-Auswahl. Allerdings ist auch diese Anpassung des Entscheidungsparameters gemittelt über einen zu definierenden Zeitraum (s. Parameter: *parkstress-memory*), wodurch ein wahrgenommener *Parkstress* modelliert wird. Wenn nun die exogen vorgegebenen Parkraumkapazitäten modifiziert werden, lässt sich ein deutlicher Einfluss auf die Zielgröße des aMaaS-Anteils am *Modal Split* erkennen. Durch die drastische Reduktion von Parkraum, von zum Beispiel bis zu 75% des ursprünglichen Parkangebotes in Stuttgart, sinkt über den steigenden Parkstress die Attraktivität des privaten Pkw als TM und die neue Alternative aMaaS wird stärker genutzt. Auch dieses Modellverhalten lässt sich auf Basis von zu erwartendem Marktverhalten in der realen Welt grundsätzlich erklären.

Betrachtet man nun in Diagramm (4) die Parametervariation der Basis-Wartezeit (s. Parameter: *Waittime_aMaaS-setup*), die ein Agent im Durchschnitt mindestens warten muss, bis er von einem aMaaS-Fahrzeug abgeholt wird, so lässt sich ebenfalls ein starker Einfluss auf den aMaaS-Anteil am *Modal Split* im Modellverhalten erkennen. Die exogen vorgegebene Wartezeit stellt dabei lediglich die minimale Wartezeit im Simulationsablauf dar. Sofern die aMaaS-Kapazitäten durch die individuellen Agentenentscheidungen im Simulationslauf

überstiegen werden, erhöht sich die tatsächliche Wartezeit entsprechend. Diagramm (4) zeigt, dass eine Mindestwartezeit von mehr als zehn Minuten pro Fahrtanfrage bei der vorliegenden Kalibrierung für das Transportmittelwahlverhalten den aMaaS-Anteil am *Modal Split* auf unter 10 % beschränkt, bei einer Fahrzeugkapazität von maximal 4 Personen. Dass der Anteil am *Modal Split* bei aMaaS-Fahrzeugen mit höherer Fahrzeugkapazität erst bei einer Mindestwartezeit von 16 Minuten auf etwa 10% beschränkt wird, liegt an der tatsächlichen Wartezeit, die im Simulationslauf entsteht. Hohe Marktanteile erlangt der automatisiert fahrende Mobilitätsdienst dann, wenn die Mindestwartezeit unter fünf Minuten gehalten werden kann. Solche konkreten, quantifizierten Aussagen und Ableitungen des Modells bergen aufgrund der Vereinfachungen der Modellkalibrierung und der fehlenden empirischen Daten realer Entscheidungssituationen klare Limitierungen. Jedoch stimmen diese Grundzusammenhänge und Dynamiken des Modellverhaltens mit plausiblen Erklärungsansätzen und Erwartungen überein.

Derartige quantifizierte Aussagen und Ableitungen des Modells bergen aufgrund der Vereinfachungen der Modellkalibrierung und der fehlenden empirischen Daten realer Entscheidungssituationen klare Limitierungen. Jedoch stimmen die gezeigten Grundzusammenhänge und Dynamiken des Modellverhaltens mit plausiblen Erklärungsansätzen und Erwartungen überein. Da das Modell zur Ableitung genereller Dynamiken und zur Hypothesenbildung verwendet werden soll und nicht zur quantitativen Analyse des Stuttgarter Verkehrssystems, soll die beschriebene qualitative Parameter- und Verhaltensvalidierung für das weitere Vorgehen dieser Arbeit zu Grunde gelegt werden.

Denn das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell soll Dynamiken auf dem urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart abbilden. Eine vollständige, quantitative Validierung des Modells kann es aufgrund der fehlenden Datengrundlage und beobachtbaren Marktdynamiken der Ausbreitung der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste nicht geben. Jedoch deuten der gewählte Parameterraum sowie die grundlegenden Parameterstudien des Modells auf eine grundsätzliche Plausibilität und Validität der Modellstrukturen hin. Die Rückkopplungseffekte, die in der Modellstruktur implementiert wurden, ergeben ein prinzipiell stimmiges Modellverhalten und beschreiben plausible Auswirkungen auf die Zielgrößen des Modells. An dieser Stelle soll ein bekanntes Zitat des britischen Statistikers Georg E. P. Box (1976) genannt werden:

„Essentially, all models are wrong, but some are useful” (Box, 1976)

Inwiefern das vorliegende Modell nützlich ist für die Einschätzung von Ausbreitungsdynamiken und Marktauswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdienste, soll im folgenden Kapitel dargestellt werden

4.4 Diskussion der Modellentwicklung

Aufbauend auf der theoretischen Einordnung des Themas und der hierüber hergeleiteten Auswahl der Untersuchungsmethodik der agenten-basierten Modellierung, wurde in Kapitel 4 der vollständige Modellentwicklungsprozess dieser Arbeit dargestellt. Dabei wurde zuerst der KISS-Ansatz gewählt, um ein konzeptionelles Grundmodell eines urbanen Mobilitätsmarkts sowie die vereinfachte Darstellung einer Innovationsausbreitung auf dem Markt abzubilden. Dieses vereinfachte Modell wurde anschließend anhand des *TAPAS*-Ansatzes mit dem konventionellen, deskriptiven Mobilitätsnachfragemodell der Region Stuttgart *mobiTopp* verknüpft. Zudem wurde eine bestehende, empirisch abgeleitete Schätzung der Attraktivität automatisiert fahrender Mobilitätsdienste zur weiteren Modellkalibrierung verwendet. Diese Anbindung eines einfachen Grundmodells an den Stand der Forschung auf dem Gebiet der Mobilitätsnachfragemodellierung der Verkehrswissenschaften stellt einen zentralen Ansatz der vorliegenden Arbeit dar. Die quantitative Aussagekraft des erweiterten ABMs und dessen Modellverhalten enthalten jedoch zentrale Limitierungen, die im Folgenden diskutiert werden sollen. Zudem soll in diesem Abschnitt anschließend die Umsetzung der agenten-basierten Modellstruktur diskutiert werden.

Eine zentrale Limitierung des entwickelten Modellansatzes ist die vereinfachte Abbildung des umfassenden und detailreichen Mobilitätsnachfragemodells *mobiTopp* zur Kalibrierung des Modellverhaltens für die spezifische Region der Stadt Stuttgart. Denn das Modell *mobiTopp* stellt selbst nur ein Abbild der Realität dar und basiert auf empirischen Beobachtungen vergangenen menschlichen Handelns. Die Zusammenhänge und Gewichtungsfaktoren des Modells zur Abschätzung der Transportmittelwahlentscheidungen in *mobiTopp* basieren dabei auf einer repräsentativen Haushaltsbefragung von insgesamt 5.567 Haushalten aus dem Jahr 2010 (Mallig et al., 2013; s. Abschnitt 4.3.1). Diese extensive Datengrundlage ermöglicht zwar die umfassende Abbildung von Zusammenhängen zwischen soziodemographischen Merkmalen, individuellen Aktivitätenplänen und resultierendem Mobilitätsverhalten der Bevölkerung von Stuttgart (s. Abschnitt 4.3.1), jedoch basiert die Verhaltensmodellierung eben auf empirischen Beobachtungen von vor über zehn Jahren. Nun könnte man argumentieren, dass sich die Verkehrsinfrastruktur und der *Modal Split* in Stuttgart seit der Erhebung vor zehn

Jahren nicht wesentlich verändert haben. Jedoch zeigt sich, wie in Kapitel 2 dargestellt, dass neben der gleichbleibenden Verkehrsinfrastruktur in den letzten zehn Jahren angebotsseitig neue Angebotsformen auf dem Markt entstanden sind. Neue, digital buchbare Mobilitätslösungen, wie z.B. Bikesharing, E-Scootersharing oder free-floating Carsharing-Angebote, haben in den letzten zehn Jahren das Mobilitätsangebot, speziell im urbanen Raum deutlich verändert (s. Abschnitt 2.1). Diese TMs wurden bei der Generierung der umfassenden Datengrundlage von *mobiTopp* aus dem Jahr 2010 noch nicht berücksichtigt, da sie zu diesem Zeitpunkt noch keine bedeutende Rolle auf dem urbanen Mobilitätsmarkt in Stuttgart spielten (Hautzinger et al., 2013; Verband Region Stuttgart, 2011). Diese Limitierung der empirischen Erweiterung des Modells dieser Arbeit gilt es bei der nachfolgenden Ableitung von Aussagen zu Marktauswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten zu beachten. *MobiTopp* wurde trotz der veralteten Datengrundlage zur Modellerweiterung herangezogen, da die nicht berücksichtigten, geteilten Mobilitätskonzepte auch heute keinen messbaren Anteil am *Modal Split* der Stadt Stuttgart haben (Nobis & Kuhnimhof, 2019). Zudem wurde *mobiTopp* zur Kalibrierung des grundlegenden ABMs herangezogen, um die Reaktionen der einzelnen Agenten auf Veränderungen der Marktzustände abzubilden, wie zum Beispiel die Änderung von Reisezeiten, die durch Überlastungen des Straßennetzes entstehen können. Zur Abbildung dieser grundlegenden Eigenschaften und individuellen Verhaltensmuster der Bevölkerung in Stuttgart stellt das *mobiTopp*-Modell eine transparente und fundierte Grundlage dar.

Der Aspekt der fehlenden Betrachtung von weiteren Innovationen auf dem Mobilitätsmarkt, neben den selbstfahrenden Mobilitätsdiensten, stellt eine generelle Limitierung des entwickelten Ansatzes dar. Denn Ziel der vorliegenden Modellarbeit ist die Ableitung zukünftiger Marktzustände. Hierzu sollten somit generell neue, noch nicht etablierte Formen der Mobilität näher untersucht werden. Die fehlende Berücksichtigung von zum Beispiel Bikesharing, Carsharing oder E-Scootersharing als Mobilitätsoption im entwickelten Modell reduziert somit den möglichen Ergebnisraum. Diese Vereinfachung wurde dennoch getroffen, um die Komplexität des Modells selbst handhabbar zu halten sowie um in einem ersten Schritt die Auswirkungen selbstfahrender Mobilitätsdienste auf den konstanten Status Quo der letzten Jahrzehnte der Stadt Stuttgart zu untersuchen. Zudem stellen die genannten, geteilten Mobilitätslösungen selbst neue, innovative Mobilitätskonzepte dar. Eine isolierte Betrachtung der Auswirkungen der geteilten Mobilitätslösungen einerseits und der selbstfahrenden Mobilitätsdienste andererseits ermöglicht jeweils in einem ersten Schritt eine eindeutige Zuschreibung möglicher Marktauswirkungen. Die Erkenntnisse aus den isolierten

Betrachtungen können in einem zweiten Schritt über Modellerweiterungen oder neue, umfassendere Simulationsstudien konsolidiert werden.

Zusammenfassend lässt sich somit festhalten, dass für konkrete, quantitative Ableitungen durch das entwickelte Modell die vereinfachte Übertragung des *mobiTopp* Modellverhaltens keine robuste Datengrundlage darstellt. Zudem werden durch den isolierten Fokus auf die Innovation der selbstfahrenden Mobilitätsdienste mögliche Wirkzusammenhänge mit geteilten Mobilitätslösungen ausgeblendet. Dennoch ist das Modell als Grundgerüst zur Ableitung von qualitativen Aussagen aus den genannten Gründen weiterhin geeignet.

Zudem wird die vorliegende Arbeit durch die generelle Problematik beeinflusst, dass es keine quantitative Prognose menschlichen Verhaltens bezüglich der Adaption selbstfahrender Mobilitätsdienste geben kann, da hierzu die empirische Datengrundlage fehlt (s. Kapitel 3). Trotzdem wird zur Kalibrierung des entwickelten Modells eine solche Abschätzung, basierend auf dem umfragebasierten Entscheidungsmodell von Hörl et al. (2019), herangezogen. Dies kann auf den ersten Blick widersprüchlich und nicht konsistent erscheinen. Jedoch dient die Anbindung des generischen ABM-Ansatzes dieser Arbeit an den Stand der empirischen Forschung der Übertragung struktureller und systemischer Ergebnisse auf einen konkreten Anwendungsfall. Durch diese konkrete, beispielhafte Kalibrierung stellt der entwickelte Ansatz ein Werkzeug für Entscheidungsträger aus verschiedenen Bereichen bereit, um die zukünftigen Zustände des urbanen Mobilitätsmarkts und die Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste abzuschätzen und antizipieren zu können sowie abgeleitete Aussagen in einen realen Kontext zu setzen.

Wie beschrieben, liegen die Stärken des entwickelten Modells nicht in der empirischen Datengrundlage und der quantitativen Kalibrierung. Vielmehr impliziert der Modellansatz die Denkweise der Neo-Schumpeterianischen Innovationsforschung und wird hierüber dem komplexen Charakter des urbanen Mobilitätsmarkts und den nicht-linearen Dynamiken von Innovationsausbreitungen gerecht. Der entsprechend gewählte Ansatz der agenten-basierten Modellierung basiert dabei insbesondere auf dem Setzen von Rahmenbedingungen, unter denen die Agenten eines Modells ihre Entscheidungen autonom treffen können (s. Abschnitt 3.3). Diese angenommenen und hinterlegten Rahmenbedingungen des entwickelten Modells sollen nun kritisch hinterfragt werden. Denn die Definition dieser Rahmenbedingungen des autonomen Handelns der Agenten im Simulationsmodell ist entscheidend für die Bewertung der Aussagekraft eines ABMs. Im Folgenden soll jedoch nicht nur die Diskussion der in Kapitel

4 vorgestellten Modellstrukturen stattfinden, sondern es sollen darüber hinaus auch mögliche notwendige Erweiterungsschritte für zukünftige Untersuchungen vorgeschlagen werden.

Die zentralen Stärken von ABMs liegen insbesondere in der Abbildung der *Eigenständigkeit*, *Interaktionsfähigkeit*, *Reaktionsfähigkeit* und *Proaktivität* einzelner Elemente eines komplexen sozialen Systems und darüber hinaus in der Abbildung von unvollständigem Wissen, fehlender zentraler Steuerung und der Heterogenität von Entscheidungsträgern (s. Abschnitt 3.3).

Die *Eigenständigkeit* der heterogenen Agenten liegt dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Grundmodell zu Grunde. Agenten des Modells treffen pro Zeitschritt autonom eine Transportmittelwahlentscheidung auf Basis ihrer individuellen Bewertung der vorhandenen Mobilitätsmöglichkeiten. Diese Eigenständigkeit wird zudem erweitert durch die Abbildung der Heterogenität der Agenten. Jeder Agent des Modells bekommt individuelle Eigenschaften zugewiesen, wie z.B. das Alter, die Innovationsresistenz oder die WoM-Range (s. Abschnitt 4.2). Über die Erweiterung des Grundmodells durch das agenten-basierte Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* wird ebenfalls eine Entscheidungsheuristik in das Modell implementiert, die jeden einzelnen Agenten eine eigenständige Entscheidung treffen lässt, indem pro Agent eine individuelle Transportmittelwahlwahrscheinlichkeit pro Zeitschritt berechnet wird. Das reproduzierte *mobiTopp*-Modell bildet dabei auch die Heterogenität der Entscheidungsträger des urbanen Mobilitätsmarkts der Stadt Stuttgart ab. *MobiTopp* modelliert die Heterogenität der Bevölkerung von Stuttgart, indem individualisierte Aktivitätspläne definiert und die individuell zur Verfügung stehenden TMs eines jeden Agenten des Modells berücksichtigt werden. Dieser detaillierte Ansatz der Abbildung von Heterogenität wird dem Untersuchungsgegenstand des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System gerecht, weshalb die Reproduktion von *mobiTopp* im entwickelten Modell angewendet werden kann. Generell gilt, dass eine tiefergehende Abbildung der Heterogenität der Agenten stets einher geht mit der weiteren Steigerung der Komplexität des Modells selbst. Dieser Trade-off wird im Rahmen dieser Arbeit durch den zweigeteilten Modellentwicklungsansatz beantwortet, indem aufbauend auf dem *KISS*-Ansatz die Heterogenität der Agenten durch die Modellerweiterung durch *mobiTopp* modelliert wird.

Die *Interaktionsfähigkeit* zwischen einzelnen Agenten wird im entwickelten Modell insbesondere durch die Modellierung der Informationsausbreitung bezüglich des neuen Mobilitätskonzeptes abgebildet. Zudem interagieren die Agenten des Modells indirekt miteinander, indem einzelne Transportmittelwahlentscheidungen Auswirkungen auf das Mobilitätssystem haben, die wiederum kommende Agentenentscheidungen beeinflussen.

Hierdurch lässt sich ein endogenes Modellverhalten beobachten, welches insbesondere deshalb eine weitergehende Interpretation ermöglicht, da es nicht exogen vorgegeben. Durch das Setzen verschiedener Parametereinstellungen, z.B. unterschiedlicher Annahmen zur *WoM-Range* oder zur Adopter-Gruppensegmentierung, lassen sich im Zuge von in-silico Simulationsexperimenten somit verschiedene Systemverhalten beobachten, die eine Hypothesenbildung ermöglichen. Wie bereits in Abschnitt 4.2.2 angedeutet, ließe sich die Form der Interaktion zwischen Agenten zur Weitergabe der Informationen bezüglich des neuen Mobilitätskonzepts noch tiefergehender spezifizieren. Generell lassen sich über die Interaktionsfähigkeit der Agenten Aussagen zur Geschwindigkeit der Marktausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste beschreiben. Diese Zielgröße ist daher zum Beispiel für potenzielle Anbieter selbstfahrender Mobilitätsdienste besonders relevant. Eine quantitative Vorhersage zur Geschwindigkeit der Marktausbreitung durch die Interaktionsfähigkeit der Agenten lässt sich dabei aber zum jetzigen Zeitpunkt nicht eindeutig treffen (s. Kapitel 3). Die auf Basis der Interaktionsfähigkeit autonomer Agenten resultierenden generellen Dynamiken können jedoch für den spezifischen Anwendungsfall der Stadt Stuttgart analysiert werden, wodurch kritische Modellparameter für weitergehende Forschungsarbeiten identifiziert werden können (s. Kapitel 5).

Die *Reaktionsfähigkeit* stellt eine weitere wichtige Eigenschaft von Agenten in ABMs dar. Sie wird im entwickelten Modellansatz dadurch abgebildet, dass Agenten in der Lage sind, ihre Umwelt wahrzunehmen und auf Systemzustände zu reagieren. Bei erhöhter Straßenbelastung bewerten die Agenten des Modells die straßenbezogenen TMs negativer und verändern entsprechend ihr Verhalten. Die Wahrnehmung der Umwelt wird dabei über eine Verzögerung modelliert, wodurch die Anpassungsgeschwindigkeit an neue Systemzustände im Rahmen der Simulationsexperimente vorgegeben werden kann. Diese verzögerte Wahrnehmung soll dabei Entscheidungssituationen der Agenten unter Unsicherheit und unvollständiger Information widerspiegeln. Vor der Transportmittelwahlentscheidung stehen den Agenten nicht alle Informationen zur Verfügung. Sie wissen beispielsweise nicht genau, wie viel Zeit sie zur Parkplatzsuche benötigen werden oder ob der ÖPNV sie pünktlich an ihr Ziel bringen wird. Daher wird auf Basis vergangener Erlebnisse die aktuelle Verkehrssituation eingeschätzt und dadurch auf veränderte Zustände reagiert. Die Eigenschaft der Reaktionsfähigkeit der Agenten ermöglicht es, die generellen Ableitungen der Marktausbreitung und der Auswirkungen selbstfahrender Mobilitätsdienste endogen zu untersuchen. Dabei ließe sich diese generelle Reaktionsfähigkeit der Agenten im Rahmen der Modellierung der individuellen

Transportmittelwahl noch erweitern. Betrachtet man beispielsweise den Aspekt des Besitzes eines privaten Pkws, so ließe sich im Modell integrieren, dass Agenten nach mehreren Entscheidungen, bei denen sie den privaten Pkw nicht als TM gewählt haben, dieses Fahrzeug verkaufen. Hierdurch würde sich ihr Mobilitätsverhalten langfristig manifestieren, da die Option des privaten Pkws nicht mehr zur Verfügung stünde. Der angewandte Modellaufbau lässt Spielraum für solche Weiterentwicklungen.

Wie in Abschnitt 3.3 beschrieben, gilt die *Proaktivität* als weitere Eigenschaft, die Agenten eines ABMs zugeschrieben werden sollte. Die Proaktivität spiegelt sich im entwickelten Modell dadurch wider, dass die einzelnen Agenten pro Zeitschritt aus eigenem Antrieb heraus das jeweils für sie passende TM auswählen und sich durch ihre Aktivitäten im Rahmen des abgebildeten Systems selbstständig über das neue Verkehrskonzept informieren. Im Laufe der Simulation kommt somit jeder Agent mit der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste in Kontakt und entscheidet für sich, ob diese für ihn ein attraktives Mobilitätsangebot darstellt oder nicht. Die Proaktivität der Agenten steht damit als zentrale Annahme hinter dem Modellverhalten und den daraus abgeleiteten Aussagen in Kapitel 5.

Zusammenfassend gilt, dass das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell ermöglichen soll, die Dynamiken auf dem zukünftigen, urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart abzubilden. Durch die erfolgreiche Implementierung der zentralen Eigenschaften eines ABMs in der Modellstruktur können solche Dynamiken im folgenden Kapitel 5 im Rahmen von Simulationsexperimenten auch tatsächlich analysiert werden. Dabei ist wichtig zu verstehen, dass die quantitative Interpretation des Modellverhaltens aufgrund der vereinfachten Kalibrierung und der fehlenden Empirie zu zukünftigem menschlichem Handeln nicht Ziel dieser Arbeit ist. Die grundlegende Kalibrierung und Darstellung der Ergebnisse können die zu untersuchenden Dynamiken dennoch in einen konkreten Kontext rücken.

5. Marktausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste in der Stadt Stuttgart

Besinnt man sich zurück zu den Ausgangsfragestellungen dieser Arbeit, so wird deutlich, dass der Untersuchungsgegenstand der automatisiert fahrenden Mobilitätsdienstleistungen eine große Relevanz aufweist. In der Automobilindustrie gilt es zu verstehen, welche Auswirkungen sich auf den weltweiten Fahrzeugmarkt ergeben, sobald automatisiert fahrende Mobilitätsdienste verfügbar sind. In der Verkehrs- und Raumplanung müssen schon heute Infrastrukturentscheidungen getroffen werden, die einer Welt gerecht werden, in der möglicherweise ein komplett neues Mobilitätsparadigma vorherrscht. Stadtverwaltungen stehen vor der Herausforderung, einzuschätzen, ob selbstfahrende Mobilitätsdienste zu einem effizienteren und nachhaltigeren Verkehr der Stadt beitragen können. Für die verschiedenen Blickwinkel zu diesem Thema sollen über das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell erste Antworten angedeutet werden können. Dabei ist es nicht das Ziel, quantifizierte Marktprognosen herzuleiten und konkrete Verkehrsszenarien zu beschreiben, sondern Grundzusammenhänge der Ausbreitung der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt aufzudecken. Die in Kapitel 3 hergeleitete Untersuchungsmethodik des Agenten-basierten Modellierens sowie die in Kapitel 4 beschriebene Umsetzung der Methodik durch die Entwicklung eines spezifischen Modells sollen nun angewendet werden, um dazu Aussagen abzuleiten und Antworten auf die Forschungsfragen aus Kapitel 1 zu finden.

Hierzu beschreibt das vorliegende Kapitel durch die Abschnitte 5.1 und 5.2 einen zweigeteilten Ergebnisbereich, bevor abschließend eine Diskussion der Ableitungen in Abschnitt 5.3 erfolgt. In Abschnitt 5.1 wird dabei geklärt, welche generellen Dynamiken sich bei der Ausbreitung von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten ergeben können. Hierbei werden grundlegende Hypothesen und Forschungslücken für zukünftige Arbeiten zum Thema aufgedeckt. In Abschnitt 5.2 soll das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell für die Szenarienentwicklung Verwendung finden. Anhand dieser in sich geschlossenen Szenarien sollen Handlungsempfehlungen abgeleitet und identifiziert werden, insbesondere für die Rolle der selbstfahrenden Mobilitätsdienste im Kontext urbaner Mobilität. Dabei wird zum einen das Szenario der Marktausbreitung in einem freien Markt untersucht (s. Abschnitt 5.2.1) und zum anderen wird ein Szenario mit regulativen Eingriffen der Stadt betrachtet (s. Abschnitt 5.2.2).

Abschnitt 5.3 ordnet die abgeleiteten Modellergebnisse und Aussagen in den bestehenden Forschungskontext ein und diskutiert Limitierungen des Vorgehens.

5.1. Generelle Dynamiken der Marktausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste

Bevor konkrete Marktszenarien und Auswirkungen der potenziellen Marktausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste für die Stadt Stuttgart beschrieben werden, soll in diesem Abschnitt der Fokus auf die generell entstehenden Marktdynamiken des Modells gelegt werden. Über diese Modellanwendung sollen zudem mögliche zukünftige Forschungsschwerpunkte identifiziert werden.

Betrachtet man die Dynamiken des Grundmodells zur Marktausbreitung der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdienste aus Abschnitt 4.2.3, so lassen sich diese auch in der kalibrierten Modellerweiterung wiederfinden. Abbildung 37 zeigt eine Vielzahl von einzelnen Simulationsexperimenten des kalibrierten Modells, in denen unterschiedliche aMaaS-Kapazitäten hinterlegt sind, die über den Verlauf der jeweiligen Simulationen seitens der Betreiber nicht erweitert werden. Die dargestellten Ergebnisse spiegeln den Grundzusammenhang aus Diagramm (1) in Abbildung 36 wider, jedoch in diesem Falle als dynamisches Simulationsergebnis über die Zeitachse. Auf dieser Zeitachse beschreibt im kalibrierten Modell jeder Zeitschritt der Simulation den Zeitabstand von einer Woche, da die hinterlegten Transportmittelwahlentscheidungen aus dem Mobilitätsnachfragemodell *mobiTopp* abgeleitet sind, welches jeweils das Mobilitätsverhalten der Stuttgarter Bevölkerung für den Zeitraum von einer Woche simuliert (s. Abschnitt 4.3.2).

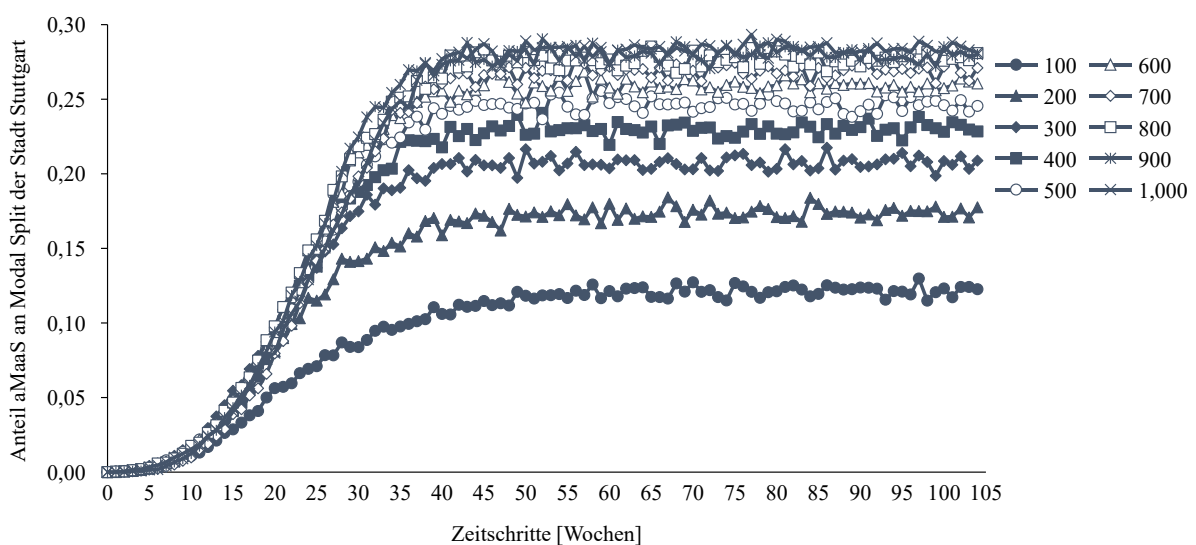


Abbildung 37 - S-kurvenförmige Marktausbreitung von aMaaS in Abhängigkeit zur Flottengröße als Ergebnis verschiedener Simulationsexperimente innerhalb des kalibrierten ABM (Eigene Darstellung)

Abbildung 37 soll exemplarisch, vereinfacht und qualitativ zeigen, dass eine klassische S-kurvenförmige Marktausbreitung von aMaaS im Rahmen des endogenen Simulationsverhaltens entsteht, sofern die Attraktivität des TMs für die einzelnen Agenten im Vergleich zu bestehenden TMs groß genug ist. Jedoch lässt sich auch bei geringer Attraktivität, wie in diesem Beispiel durch eine geringe aMaaS-Kapazität, die klassische S-kurvenförmige Ausbreitungsdynamik erkennen. Dies liegt insbesondere daran, dass die Theorie der Informationsausbreitung, als Basis der Innovationsdiffusion, der Modellarbeit zu Grunde liegt, wie in Abschnitt 4.2.2 beschrieben. Die S-kurvenförmige Marktausbreitung der Innovation wird jedoch nicht exogen vorgegeben, wie es beispielsweise in analytischen „Bass-Modellen“ zur Analyse von Innovationsdiffusionen getan wird (Bass, 1969; Bass, 2004). Vielmehr entsteht die Ausbreitungsdynamik endogen über einzelne, autonome Agentenentscheidungen. Neben der generellen Ausbreitungsdynamik als S-Kurvenform ergeben sich in der endogenen Marktdynamik des Modells unterschiedliche aMaaS-Markthochläufe in Abhängigkeit von verschiedenen Modellparametrisierungen. Über die Parameterstudien in Abschnitt 4.3.3 wurden entscheidende Stellgrößen identifiziert, welche die Ausbreitungsdynamik von aMaaS beeinflussen und über welche Ableitungen und Handlungsempfehlungen für verschiedene Interessengruppen ermöglicht werden können. So zeigt Abbildung 38 die Auswirkungen verschiedener Parametersetzungen für den weichen Faktor der Word-of-Mouth-Range (*WoM-Range*) der vier Adoptergruppen. Generell gilt, je innovationsfreudiger eine Bevölkerung – also je größer der angenommene Wert der *WoM-Range* – ist, desto schneller verläuft der Markthochlauf der selbstfahrenden Mobilitätsdienste. Die Quantifizierung der zeitlichen Dauer dieses Ausbreitungsprozesses ist im Vorhinein auf Basis des heutigen Stands der Forschung kaum abzuschätzen und lässt daher Raum für zukünftige sozialwissenschaftliche Untersuchungen (vgl. Abschnitt 3.2.2).

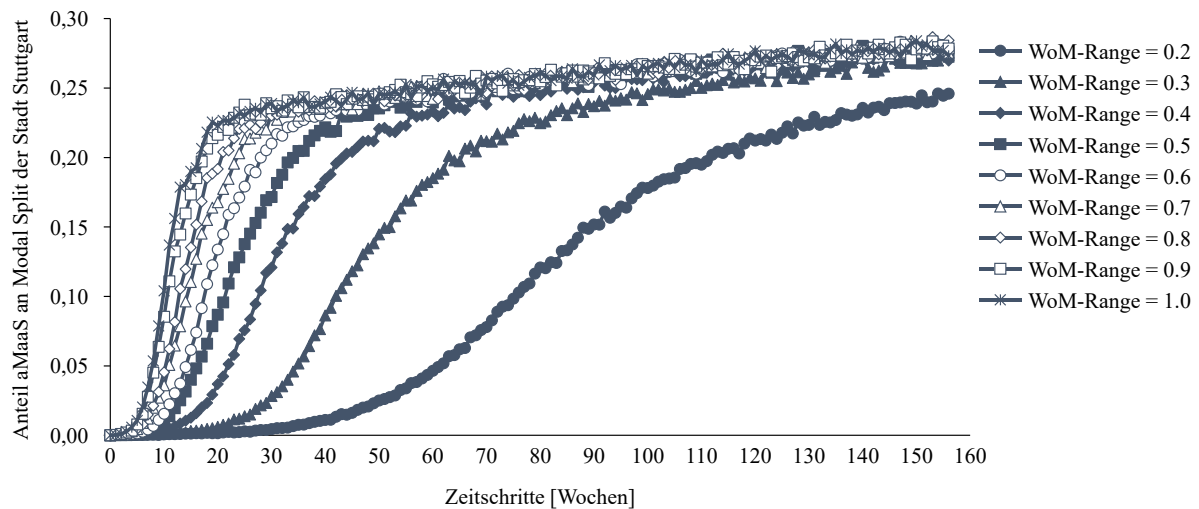


Abbildung 38 - Auswirkungen der WoM-Range auf die Ausbreitungsdynamik von aMaaS (Eigene Darstellung)

Wie in Abschnitt 4.2.2. beschrieben, wird über ein gesondertes aMaaS-Betreibermodell im Rahmen der Simulationsexperimente ein potenzieller Flottenausbau simuliert, sofern die aMaaS-Betreiber in einem Zeitschritt mit ihrem Angebot Profit erwirtschaften. In Abbildung 39 ist einerseits dargestellt, wie sich der aMaaS-Anteil am *Modal Split* auf einem Sättigungsniveau einpendelt. In diesem Fall ist das hinterlegte Betreibermodell ausgeschaltet und nicht Teil des Simulationsexperiments. Andererseits ist ein Simulationslauf dargestellt, bei dem das Betreibermodell in Form eines Flottenausbaus simuliert wurde. Hierbei wurde angenommen, dass die aMaaS-Flotte um ein Fahrzeug pro Woche seitens des Betreibers vergrößert wird, sofern der Betrieb im aktuellen Zeitschritt der Simulation profitabel ist. Beim Vergleich der beiden exemplarischen Simulationsläufe wird deutlich, dass bei einer schnellen Marktausbreitung, z.B. durch eine innovationsfreudige Bevölkerung, die Geschwindigkeit des Flottenausbaus die weitere Marktdynamik bestimmt – wobei in diesem Falle ein linearer Flottenausbau hinterlegt ist. Die zusätzlichen Kapazitäten werden dabei direkt wieder nachgefragt, wodurch der aMaaS-Anteil am *Modal Split* entsprechend eher linear weiter steigt. Diese Dynamik besteht so lange, bis die Summe der einzelnen Transportmittelwahlentscheidungen keinen weiteren Zuwachs entstehen lassen, da die aMaaS-Attraktivität durch zusätzliche Fahrzeugkapazitäten nicht weiter gesteigert wird.

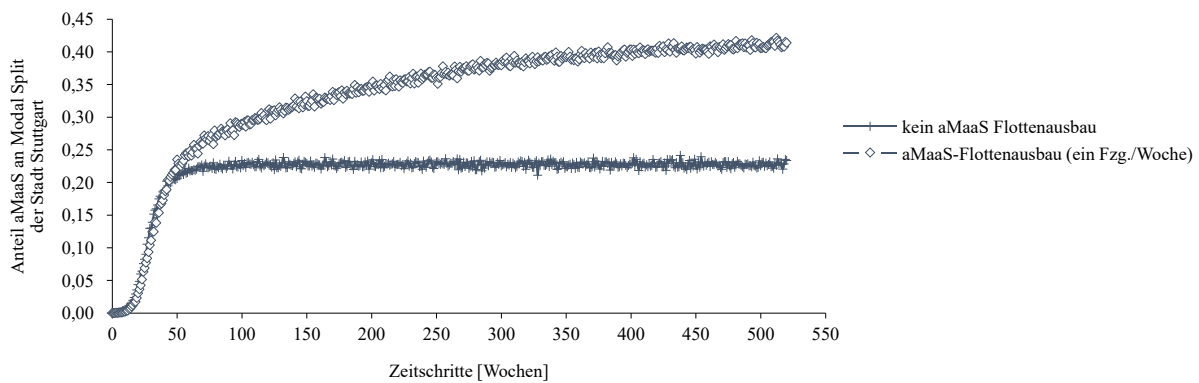


Abbildung 39 - Auswirkungen des Ausbaus der aMaaS-Flotte im Rahmen des Betreibermodells um ein aMaaS-Fahrzeug pro Woche (Eigene Darstellung)

Dieses Limit an maximal möglichem aMaaS-Marktanteil ist insbesondere bedingt durch den so genannten *Umwege-Faktor* als Parameter (s. Abbildung 35, Parameter *Detour-Factor-aMaaS*). Über diesen exogenen Input wird die Annahme in das Modell eingeführt, dass durch jede von einem Agenten getätigte aMaaS-Fahrt auch eine Leerfahrt entsteht, um nach Erfüllung einer Fahrt den nächsten Agenten abzuholen (International Transport Forum, 2015). Diese Zusatzfahrten sorgen für eine erhöhte Straßenbelastung und führen schlussendlich dazu, dass durch eine erhöhte aMaaS-Nutzung die Reisezeiten aller straßenbasierten TMs steigen, somit auch für den aMaaS-Dienst selbst. Die entstehenden Rückkopplungen sind im vorliegenden Simulationsmodell inkludiert und führen zur Gesamtdynamik der dargestellten Ergebnisse. Aus den Simulationsergebnissen lässt sich die Hypothese ableiten, dass es auch aus Betreibersicht lohnend ist, die Straßenbelastung, die durch den erbachten Fahrservice entsteht, möglichst gering zu halten und möglichst effiziente Poolingstrategien⁷ und Bedienkonzepte bei der Erbringung der Fahrdienstleistungen einzuführen. Ansonsten könnten bei größerer Marktakzeptanz die systemischen aMaaS-Auswirkungen auf den Mobilitätsmarkt den Anteil von aMaaS am *Modal Split* selbst limitieren.

Betreiber von aMaaS-Dienstleistungen sollten daher auf Basis dieser hypothetischen Ableitung auch aus Eigeninteresse intelligente, verkehrsvermeidende Routing- und Poolingstrategien entwickeln. Die Stadtverwaltungen wiederum könnten tiefergehende Quantifizierungen dieser Zusammenhänge als Argumentationsbasis verwenden, um mit neuen aMaaS-Anbietern Bedingungen zu verhandeln, unter denen die Anbieter in der Stadt operieren dürfen.

⁷ Hiermit ist die Bündelung verschiedener Fahrtanfragen gemeint, um mehrere Personen in einem Fahrzeug zu transportieren und somit die Straßenbelastung zu senken.

Generell können diese Aussagen und die Beobachtungen aus den durchgeführten Simulationsexperimenten bezüglich möglicher Marktausbreitungsdynamiken durch weitere Forschungsvorhaben tiefergehend beleuchtet werden. Die aufgezeigte Dynamik der begrenzten aMaaS-Marktausbreitung durch den induzierten Zusatzverkehr durch Leerfahrten gilt es beispielsweise in mikroskopischen Verkehrsflusssimulationen weiter zu untersuchen. Die Rückkopplungen zu den unternehmerischen Entscheidungen von kommerziellen aMaaS-Betreibern und die spezifische Ausgestaltung des Geschäftsmodells der Betreiber stellt ebenfalls einen relevanten zukünftigen Untersuchungsgegenstand dar. Beide Aspekte sollten jedoch nicht isoliert voneinander betrachtet werden, da sie im Gesamtsystem einander bedingen. Das vorliegende ABM kann diese Abhängigkeiten abbilden. Je detaillierter entsprechende Vorabanalysen der genannten Inputgrößen vorliegen, desto eher ermöglicht das ABM deskriptive Beschreibungen. Im nächsten Abschnitt sollen die Auswirkungen der aMaaS-Ausbreitung auf den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart gesamthaft und konzeptionell eingeschätzt und simuliert werden.

5.2. Szenarien der Marktausbreitung

Die Forschungsfragen zwei bis fünf, die dieser Arbeit zu Grunde liegen, verlangen nach Antworten bezüglich möglicher Veränderungen des urbanen Mobilitätsmarkts, die durch die Innovationsausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste entstehen könnten. Im vorhergehenden Abschnitt 5.1 werden mögliche generelle Ausbreitungsdynamiken der Innovation dargestellt, ohne jedoch die Auswirkungen auf bestehende Verkehrsmittel näher zu beleuchten. Im Rahmen der Modellentwicklung dieser Arbeit wurde in Abschnitt 4.2 die Kalibrierung des Grundmodells mit Hilfe eines State-of-the-Art Modells zur Abbildung des Status Quos des konventionellen Mobilitätsmarkts der Stadt Stuttgart eingeführt. Die vereinfachte Abbildung der Input-Output Beziehungen dieses Mobilitätsnachfragemodells, sowie die Modellerweiterung um die aMaaS-Akzeptanzstudie von Hörl et al. (2019) erlauben es nun, generelle Auswirkungen der Marktausbreitung von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten auf das bestehende Mobilitätssystem näher abzuschätzen. Hieraus lassen sich konkrete Szenarien ableiten, über die das Formulieren von Hypothesen und entsprechenden Handlungsempfehlungen erleichtert und greifbar gemacht werden sollen.

Das Arbeiten mit Szenarien hat sich dabei im Rahmen der wissenschaftlichen Untersuchung volatiler Zukunftsfragen etabliert (Breiner, 1997; Reibnitz, 1987). Ein Szenario beschreibt

dabei ein konsistentes und schlüssiges Bild über eine konkrete Zukunft, welches aus einem klar definierten Zusammenspiel von Annahmen entwickelt wird (Reibnitz, 1987). Mit Hilfe von Szenarien lassen sich insbesondere unternehmerische oder politische Entscheidungssituationen planen und evaluieren (ebd.). Auf diesem Grundsatz bauen die nächsten zwei Abschnitte auf, in denen konkrete Zukunftsbilder für die Auswirkungen der Ausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart gezeichnet werden.

5.2.1. Szenario des freien Marktes

Der urbane Mobilitätsmarkt beschreibt einen Markt, auf dem es grundsätzliche Zugangsbeschränkungen für Anbieter gibt. Eine dieser Zugangsbeschränkungen stellt die öffentliche Verkehrsinfrastruktur dar, auf der verschiedene Verkehrsmittel operieren. Zum einen müssen Straßen vorhanden sein, deren Zustand gewartet wird, und zum anderen muss Parkraum zur Verfügung gestellt werden, um das Verkehrsmittel des Pkws überhaupt erst nutzen zu können. Das Schienennetz einer Stadt stellt ebenfalls eine limitierte Infrastruktur dar, die nur einer begrenzten Anzahl an Anbietern von S- und U-Bahnbetrieben zur Verfügung stehen kann. Das Vorhandensein und die Qualität von Fahrradinfrastruktur und Fußgängerbereichen beeinflussen die Nutzbarkeit der TMs Fahrrad und zu Fuß gehen. Diese Beispiele verdeutlichen, dass der urbane Mobilitätsmarkt generell von den Infrastrukturentscheidungen einer Stadtverwaltung abhängig ist. Doch auch über infrastrukturelle Entscheidungen hinaus, können Stadtverwaltungen den Zugang zum Markt für Mobilität und Transportmöglichkeiten in der Stadt stark beeinflussen. In Abschnitt 2.2 ist hierzu das Beispiel von Einfahrverboten für Pkw mit Verbrennungsmotoren in bestimmten Städten genannt (Berylls, 2022). Zudem sind Anbieter von Mobilitätsdienstleistungen, wie zum Beispiel im Bereich des Taxigewerbes, in Deutschland stark reguliert (Bratzel & Thömmes, 2018). Diese Regulierungen werden durch das Aufkommen neuer Anbieterformen, wie zum Beispiel On-Demand-Verkehren und Ridepooling-Diensten, weiter ausgebaut (ebd.; Assmann, 2020). Diese neue Formen von digital buchbaren Fahrdiensten beschreiben eine Vorstufe zu komplett selbstfahrenden Mobilitätsdienste. Eine Prognose darüber, inwiefern selbstfahrende Dienste bezüglich des Marktzugangs reguliert werden, sofern sie technisch verfügbar sind, lässt sich heute allerdings nur schwer abschätzen (Assmann, 2020).

Vor diesem Hintergrund soll im folgenden Szenario, mit Hilfe des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Modells, die Marktauswirkung durch das Aufkommen von selbstfahrenden Mobilitätsdienstleistungen dargestellt werden, unter der Annahme, dass keine

Zugangsbeschränkungen für Anbieter oder infrastrukturelle Eingriffe in den Markt seitens der Stadtverwaltung definiert werden. Dieses Szenario soll als Ausgangsszenario für den spezifischen urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart definiert werden. Durch diesen Fokus auf die reine Marktdynamik, die sich ergeben würde, wenn es keinerlei Einschränkungen und Rahmenbedingungen auf dem Markt gäbe, lassen sich mögliche Zielkonflikte identifizieren und entsprechende weiterführende Untersuchungsschwerpunkte aufzeigen.

Zusammenfassend liegt diesem Ausgangsszenario somit die Annahme zu Grunde, dass die Technologie des automatisierten Fahrens dazu führt, dass kommerzielle Anbieter von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten auch auf dem urbanen Mobilitätsmarkt der Stadt Stuttgart aktiv werden und diesen Service ohne regulative Einschränkungen anbieten dürfen. Sie treten somit in Konkurrenz zu den bestehenden TMs und die Agenten des Modells können frei zwischen den verschiedenen Mobilitätsalternativen wählen.

In Tabelle 4 ist die Quantifizierung zentraler Modellparameter für das Ausgangsszenarios aufgelistet. Diese Parametersetzung beschreibt die Kalibrierung des Modells für die Kapazitätsgrenzen des urbanen Mobilitätsmarkts in Stuttgart und eine mögliche Festlegung der Eigenschaften einzelner TMs, die zur Bewertung im Rahmen der Transportmittelwahlentscheidungen der Agenten notwendig ist (vgl. Abschnitt 4.2). Die konkreten Parameterwerte stellen dabei nicht den Kern des Untersuchungsschwerpunktes dar, sondern sind notwendige Annahmen, die im Rahmen von Parameterstudien evaluiert wurden (s. Abschnitt 4.3.3).

Tabelle 4 - Zentrale Parametrisierung des Szenarios des freien Marktes

Parameter	Wert
Bevölkerung	6.000
ÖPNV-Kapazität	0.22
Straßenkapazität	0.34
#Parkplätze	2.000
Pkw Kosten / km	0.6 €/km
ÖPNV Kosten / km	0.2 €/km
Detour-Faktor aMaaS	1.5
aMaaS Kosten / km	0.4 €/km
Basis Wartezeit aMaaS	5 Min.
Fixkosten/aMaaS-Fzg.	10 €/Tag
Variable Fzg.Kosten	0.2 €/km
∅ aMaaS-Belegung/Fzg.	50%
Flottenaufbau wenn Profit >0	1 Fzg./Woche
aMaaS-Kapazität pro Fzg.	≤ 4

Tabelle 4 ist zu entnehmen, dass für das Ausgangsszenario eine Bevölkerung von 6.000 Agenten im erweiterten Modell in NetLogo modelliert wird, was 10 % der Bevölkerung der Stadt Stuttgart im *mobiTopp*-Modell entspricht (vgl. Abschnitte 4.3.1 und 4.3.3). Das TM aMaaS beschreibt in diesem Szenario einen Fahrdienst mit selbstfahrenden Fahrzeugen, die eine maximale Fahrzeugkapazität von bis zu vier Plätzen pro Fahrzeug haben. Die durchschnittliche Auslastung der Fahrzeuge liegt bei 50% pro Fahrt und es wird ein *Detour-Faktor aMaaS* von 1,5 auf die Fahrleistung der aMaaS-Fahrzeuge pro Fahrt aufgeschlagen, um den Aspekt der entstehenden Leerfahrten abzubilden. Es wird die Annahme getroffen, dass das aMaaS-Angebot grundsätzlich attraktiv ist für Agenten. Quantifiziert wird diese Attraktivität, wie in Abschnitt 4.3.2 beschrieben, über die Entscheidungsheuristik auf Basis der Erhebung aus der Stadt Zürich (Hörl et al., 2019).

Für die Parameter der Innovationsdiffusion werden jeweils unterschiedliche Werte für die *WoM-Range* und *Inno-Resistenz* für die vier Agentengruppen der *Innovators*, *EarlyAdopters*, *Followers* und *Laggards* herangezogen. Der Bevölkerungsanteil dieser vier Agentengruppen, ist dabei an die Realbevölkerung der Stadt Stuttgart angelehnt. Anhand der Kriterien Alter, Netto-Monatseinkommen und Pkw-Verfügbarkeit wird die modellierte Bevölkerung im Rahmen dieser Arbeit im Nachfragemodell *mobiTopp* aufgeteilt und deren Mobilitätsverhalten separat in *mobiTopp* simuliert. Zur konkreten Aufteilung der Bevölkerung wird neben dem binären Kriterium der Pkw-Verfügbarkeit das Medianeinkommen und -alter der Agenten des

mobiTopp-Stuttgart Modells betrachtet, um auch hier eine binäre Einteilung hinsichtlich Einkommen und Alter vorzunehmen. Darauf basierend wird für die Szenarientwicklung zum Beispiel angenommen, dass zur Gruppe der innovationsfreudigen *Innovators* der Teil der Bevölkerung zählt, der keinen eigenen Pkw zur Verfügung hat und unterhalb des Medianalters liegt (s. Abbildung 40). Es wird zusätzlich angenommen, dass das Einkommen für die Einteilung dieser Gruppe keine Rolle spielt. Dahingegen ist die Gruppe der *Laggards* als der Teil der Bevölkerung beschrieben, der älter als das Medianalter ist. Die Gruppe der *Laggards* besteht wiederum aus zwei Untergruppen. Zum einen aus Personen, die ein höheres Einkommen und einen eigenen Pkw zur Verfügung stehen haben und zum anderen aus Personen, die ein niedrigeres Einkommen erhalten und über keinen Pkw verfügen. Letztere Gruppe wird generell als wenig innovationsfreudig definiert, da diese Personengruppe klassischerweise konstante ÖPNV-Nutzer darstellen. Die restlichen Annahmen bezüglich der Bevölkerungseinteilung sind Abbildung 40 zu entnehmen. Diese generellen, einfachen Annahmen des Autors dieser Arbeit zur Segmentierung der Bevölkerung in die vier Gruppen gilt es anhand zukünftiger empirischer und sozialwissenschaftlicher Studien weiter zu plausibilisieren. Das Transportmittelwahlverhalten der vier segmentierten Gruppen wurde anschließend im Rahmen der *mobiTopp*-Nachfragemodellierung wiederum auf Input-Output-Zusammenhänge, anhand des DoE-Ansatzes aus Abschnitt 4.3.2, untersucht. Die abgeleiteten Wahrscheinlichkeiten und Verhaltenssensitivitäten für die individuellen Transportmittelwahlentscheidungen der Agenten der vier Gruppen aus *mobiTopp* sind entsprechend im NetLogo-Modell für die Szenarientwicklung hinterlegt, wie in Abbildung 30 graphisch dargestellt ist. Die Segregation der unterschiedlichen Adopter-Gruppen sowie die Quantifizierung der diffusionsbestimmenden Parameter sind in Abschnitt 4.2.3 durch die Darstellung des Modellverhaltens im Grundmodell näher analysiert worden. Es zeigt sich auch im Zusammenhang mit der konkreten deskriptiven Beschreibung des Modells, dass die Segmentierung und Zusammensetzung einer urbanen Bevölkerung (s. Abbildung 40) ein wertvoller Untersuchungsansatz sein kann, um zukünftige Marktausbreitungen selbstfahrender Mobilitätsdiensten zu untersuchen und zu modellieren

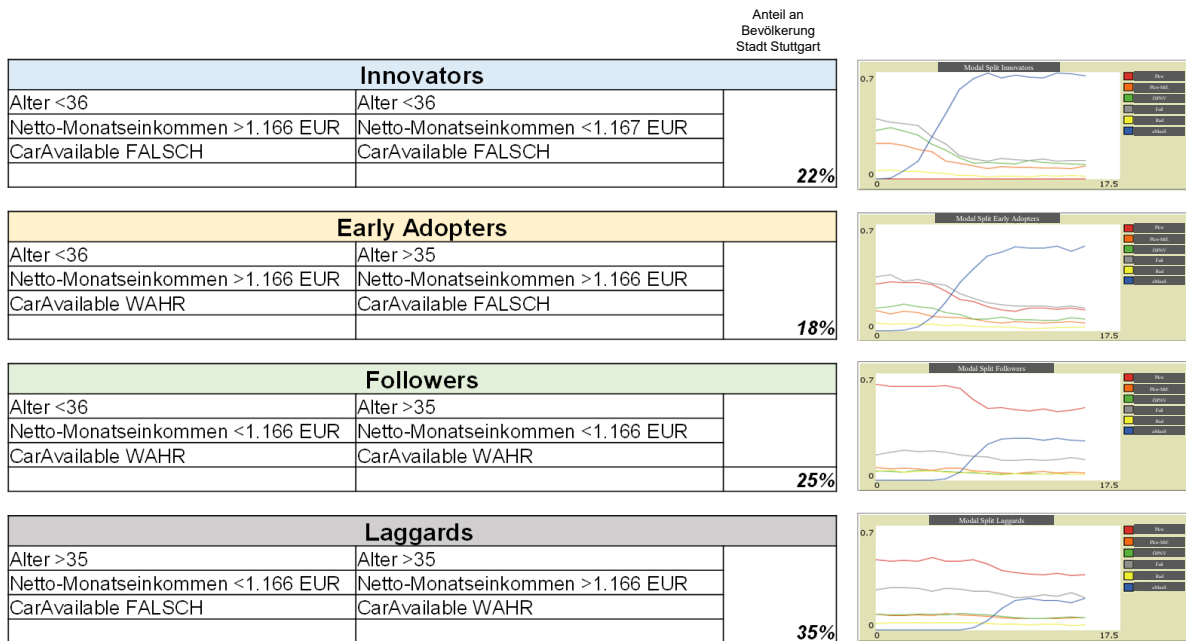


Abbildung 40- Segmentierung der Agentengruppen und exemplarischer, segmentspezifischer Modal Split im NetLogo-Modell (Eigene Darstellung)

Abbildung 41 zeigt, zu welcher Entwicklung des *Modal Splits* die getroffenen Modellannahmen zur Beschreibung des Szenarios eines freien Markteintritts der Innovation automatisiert fahrender Mobilitätsdiensten für die Stadt Stuttgart führen.

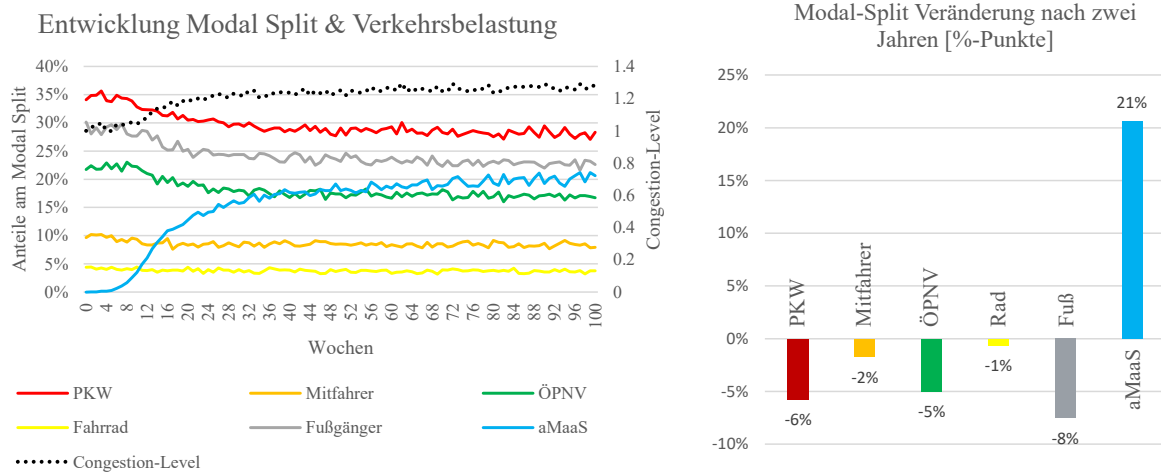


Abbildung 41 – Ergebnis im Szenario des freien Marktes: Innovationsausbreitung von aMaaS und Auswirkungen auf den Modal Split der Stadt Stuttgart (Eigene Darstellung)

Dabei ist exemplarisch das Ergebnis eines Simulationslaufes über 100 Wochen dargestellt. Die Schwankungen zwischen den einzelnen Wochen entstehen auf Basis der wahrscheinlichkeitsbasierten Heuristik zur Modellierung der Transportmittelwahlentscheidung und bilden die in der Realität ebenfalls schwankenden *Modal Splits* auf Wochenebene ab (Mallig & Vortisch, 2017, S. 19). Das Diagramm auf der

rechten Seite in Abbildung 41 zeigt dabei die jeweils entstandenen durchschnittlichen Veränderungen der TM-Anteile am *Modal Split* zwei Jahre nach dem aMaaS-Markteintritt. Es wird deutlich, dass innerhalb der vorliegenden Modellierung des Szenarios eines freien aMaaS-Markteintritts alle Verkehrsmittel durch das neue TM einen Anteils-Rückgang am *Modal Split* erfahren. Insbesondere Pkw, ÖPNV und zu Fuß werden als TM durch aMaaS-Fahrten ersetzt. Die Darstellung des Markthochlaufs über die Zeit von 100 Wochen aus Abbildung 41 beinhaltet zudem die Veränderungen der Verkehrsbelastung, gemessen und dargestellt anhand der indexierten Variable *Congestion-Level*, die durch das zusätzliche straßenbasierte Mobilitätskonzept potenziell entstehen. Das *Congestion-Level* von eins beschreibt die Verkehrsbelastung der Stadt Stuttgart vor der Einführung des automatisierten Mobilitätsdienstes. Es wird deutlich, dass die zusätzlichen Fahrten des selbstfahrenden Dienstes zu einem Anstieg der Verkehrsbelastung von ca. 20 % führen, obwohl es einen Rückgang an Pkw-Fahrten durch die Einführung von aMaaS gibt.

Um dieses beispielhafte Szenarienergebnis näher zu untersuchen, sollen im Rahmen der Grundannahmen des Szenarios, wie in Abbildung 42 dargestellt, weiterführende Analysen der entstehenden Straßenbelastung mithilfe des Modells durchgeführt werden. Die dargestellten Ergebnisse zeigen die gemittelten Simulationsergebnisse von jeweils 100 Simulationsläufen mit der jeweils selben Parametersetzung, um die Robustheit der Aussagen zu erhöhen. Hierbei unterschieden in den Betrieb von aMaaS-Fahrzeugen mit vier und mit acht Sitzplätzen (Parameter *#seats-per-vehicle*), was mit den umgangssprachlichen Umschreibungen als „Robo-Taxis“ und „Robo-Shuttles“ veranschaulicht werden kann. Es wird deutlich, dass vor dem Hintergrund der Straßenbelastung ein Betrieb mit größeren Fahrzeugkapazitäten für das Mobilitätssystem der Stadt vorteilhaft sein kann, da die negativen Auswirkungen auf das *Congestion-Level* generell geringer sind als beim Einsatz von kleineren Fahrzeugen. Beim Betrieb von Fahrzeugen mit maximal vier Plätzen würde selbst ein optimierter Routingalgorithmus, der sämtliche Leerfahrten vermeiden würde, zu einer Erhöhung des *Congestion-Levels* führen (s. Abbildung 42).

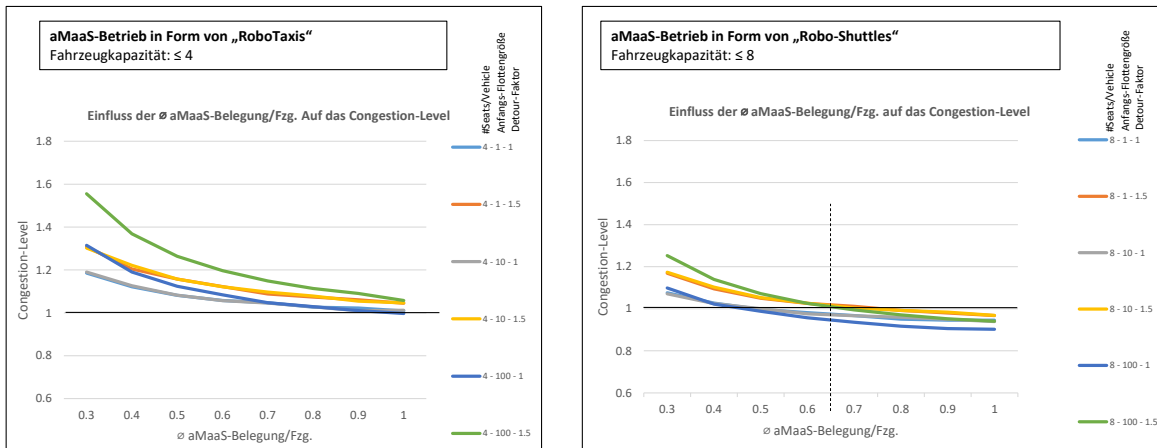


Abbildung 42 - Einfluss des aMaaS-Betreiberkonzepts auf die entstehende Straßenbelastung (Eigene Darstellung)

Die vorhergehenden Aussagen, die durch Simulationsläufe des Modells im Rahmen des Szenarios eines freien Markteintritts von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten abgeleitet werden können, deuten darauf hin, dass es in einem freien Markt zu Zielkonflikten bei der aMaaS-Marktausbreitung kommen kann. Insbesondere die Straßenbelastung (*Congestion-Level*) der Stadt könnte sich durch die zusätzlichen Fahrzeuge erhöhen. Zum einen kann die Hypothese formuliert werden, dass das Paradigma des privaten Autobesitzes so stark verankert im Mobilitätsverhalten der Menschen ist, dass der neue Service nicht zu einer vollständigen Substitution von privaten Pkws führt, welche ebenfalls die Straßen belasten. Eine solche vollständige Substitution von privaten Pkws wird jedoch, wie in Abschnitt 3.2.2 beschrieben, häufig in der verkehrswissenschaftlichen Literatur zum Thema als Kernannahme hinterlegt. Zum anderen lässt sich dem Modellverhalten entnehmen, dass auch selbstaktive Wege zu Fuß oder Wege mit dem ÖPNV zusätzlich auf die Straße verlagert werden, wie in Abbildung 41 ersichtlich ist. Solche Kannibalisierungseffekte gilt es seitens der Stadtverwaltung zu verstehen, bevor selbstfahrende Mobilitätsdiensten auf dem Markt verfügbar sind. Hierbei steht die Frage im Raum, über welche regulativen Eingriffe ein gewünschtes Mobilitätssystem der Stadt erzeugt werden kann. Beispielsweise könnten sich Eingriffe auf die Begrenzung der aMaaS-Fahrzeugflottengröße oder die Mindestbelegungsquote einzelner aMaaS-Fahrzeuge beziehen, welche die Stadtverwaltung als Bedingungen zur Fahrgenehmigung setzen könnte. In Abschnitt 5.2.2 soll mit Hilfe des vorliegenden Modells ein Szenario entwickelt werden, welches die Fragestellungen nach regulativen Eingriffsmöglichkeiten und Auswirkungen genauer untersucht.

Neben der generellen Nutzerakzeptanz und den entsprechenden Auswirkungen auf die Straßenbelastung hängt die Dynamik der Marktausbreitung des innovativen Dienstes auch von

der Anbieterstruktur auf dem Markt ab. Sind nur geringe aMaaS-Kapazitäten verfügbar, ist die generelle Marktausbreitung von aMaaS limitiert, Abbildung 39 zeigt. Um einen möglichen Wandel urbaner Mobilität zu untersuchen, der durch das Angebot selbstfahrender Fahrdienste entsteht, muss somit die Annahme gelten, dass es für Anbieter generell attraktiv ist, diesen Markt zu bedienen, da ein möglicher Profit erwirtschaftet werden könnte. Um diese Annahme tiefergehend zu analysieren, werden die Simulationsergebnisse im Rahmen des hier betrachteten Szenarios auf zentrale Parameter des Betreibermodells hin untersucht. Abbildung 43 zeigt hierbei, inwiefern sich für einen repräsentativen aMaaS-Betreiber die initiale Flottengröße und der Endkundenpreis pro aMaaS-Kilometer auf den akkumulierten Betreiberprofit nach zwei Jahren auswirken können, bei gleichbleibenden Fix- und Betriebskosten.

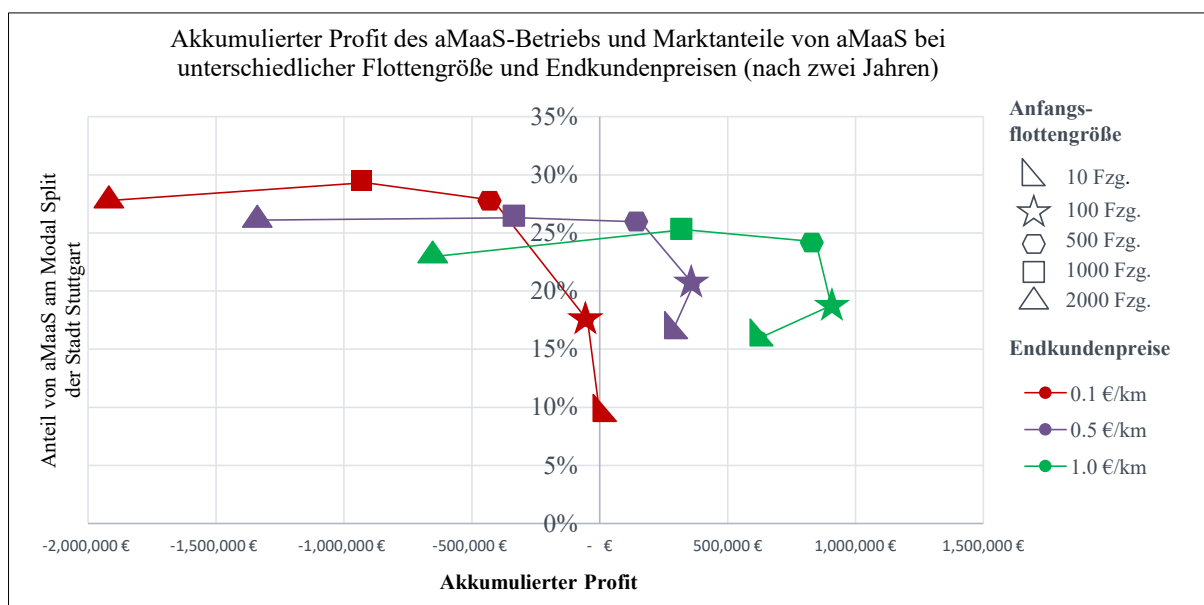


Abbildung 43 - Analyse des Betreibermodells (Eigene Darstellung)

Die Prognosen einer konkreten Anzahl an Anbietern sowie der angebotenen Fahrzeugkapazitäten lassen sich im Rahmen der vorliegenden Simulationsstudien durch das implementierte Betreibermodell nicht ableiten. Jedoch kann, wie in Abbildung 43 dargestellt, durch Variation der Endkundenfahrpreise pro Kilometer und der Anfangsflottengröße ein genereller Zusammenhang zum entstehenden, akkumulierten Betreiberprofit sowie zum aMaaS-Anteil am *Modal Split* zu einem Zeitpunkt nach Marktausbreitung dargestellt werden. Die dargestellten Ergebnisse implizieren dabei das endogene Zusammenspiel zwischen angebotenen aMaaS-Kapazitäten im Wettbewerb mit bestehenden Transportmitteln und der heterogenen und individuellen Nachfrage der einzelnen Agenten.

Es zeigt sich, dass sich mit größeren Anfangsflottengrößen und niedrigen Endkundenpreisen die höchsten Marktanteile von aMaaS erzielen lassen. Hierdurch besteht anbieterseitig jedoch der Bedarf an hohen finanziellen Ressourcen zur Investition in den Betrieb, bevor dieser profitabel wird. Generell ist durch diese einfachen Simulationsexperimente zu erkennen, dass es bezüglich der Flottengröße einen kritischen Wert gibt, ab dem ein weiterer Flottenausbau zu keinen weiteren Zugewinnen des aMaaS-Anteils am *Modal Split* führt. Dies deckt sich mit den Erkenntnissen aus Abschnitt 4.2.3, in dem das Grundmodellverhalten analysiert wurde. Wenn Alternativen auf dem Mobilitätsmarkt zur Verfügung stehen und heterogene Agenten auf dem Markt ihre Entscheidungen auf Basis mehrerer Entscheidungsfaktoren treffen, dann lässt das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Simulationsmodell darauf schließen, dass eine vollständige Substitution aller Alternativen durch das neue Verkehrskonzept nicht wahrscheinlich ist.

Der Faktor des Wettbewerbs zwischen verschiedenen aMaaS-Betreibern ist im vorliegenden Modell nicht berücksichtigt. Die Marktentwicklungen für Mobilitätsdienste der letzten Jahre zeigen, dass finanzstarke Technologiekonzerne sowie Anbieter aus der Automobilbranche mit großen finanziellen Ressourcen auf dem Markt aktiv werden (Lang et al., 2016; Bratzel & Thömmes, 2018). Sobald die Technologie des voll-automatisierten Fahrens verfügbar und rechtlich erlaubt ist, wird sich dies voraussichtlich in einem noch größeren Wettbewerb um Marktanteile auf dem aMaaS-Markt widerspiegeln (ebd.). Einen solchen Wettbewerb zu modellieren, würde den Rahmen des vorliegenden Modells übersteigen.

Das Szenario des freien Marktes bietet somit ein Gedankenmodell, in dessen Rahmen mehrere generelle Ableitungen mit Hilfe des Modells getroffen und Hypothesen für weitere Untersuchungsschwerpunkte identifiziert werden können. Insbesondere der Bedarf an Analysen zu möglichen Regulierungen des innovativen Dienstes kann dabei herausgestellt werden, da durch die freie aMaaS-Ausbreitung in der Stadt Zielkonflikte entstehen, wie z.B. bezüglich der Straßenbelastung. Auch werden im Rahmen eines freien Marktzugangs anbieterseitige Dynamiken entstehen, die es näher betriebswirtschaftlich aber auch industriepolitisch und verkehrswissenschaftlich zu untersuchen gilt. Im nächsten Teilabschnitt soll insbesondere der Aspekt der Regulierungsmaßnahmen in einem separaten Szenario untersucht werden.

5.2.2. Szenario der Regulierung des aMaaS-Markteintritts durch die Stadt

Die Fragestellung nach möglichen Marktdynamiken der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt hängt von Nachfrage- und Angebotsaktivitäten ab, sowie von grundsätzlichen Systemgrenzen wie zum Beispiel bezüglich des Straßennetzes. Dies zeigt das Szenario des freien Marktes im vorhergehenden Abschnitt. Betrachtet man die resultierenden Dynamiken eines freien Markteintritts von aMaaS, so wird deutlich, dass es zu, gesellschaftlich und politisch unerwünschten, zusätzlichen Straßenbelastungen kommen kann. Aktuelle Beispiele aus der Praxis von urbanen Regionen zeigen, dass bei der Stadt- und Verkehrsplanung vermehrt darauf geachtet wird, lebenswerten Wohnraum für die Bevölkerung zu gestalten (Hill, 2021). Abschnitt 2.1 dieser Arbeit beschreibt den Handlungsdruck, der auf Städte wirkt, zum Beispiel durch die Notwendigkeit, CO₂-Emissionen im Verkehr zu reduzieren. Wie beschrieben, machen Stadtverwaltungen dabei mehr und mehr Gebrauch von ihren planerischen und regulatorischen Gestaltungsmöglichkeiten im Bereich des urbanen Mobilitätssystems. Betrachtet man nun mögliche zukünftige Dynamiken und Zustände urbaner Verkehrssysteme, so gilt es den Aspekt der Regulierung explizit zu berücksichtigen. Denn ob selbstfahrende Mobilität in Städten eine angewandte Realität wird und dadurch erst zu einer Veränderung des konventionellen Mobilitätssystems führen kann, wird grundsätzlich durch die Verkehrszulassungsbehörden der Städte entschieden. In Deutschland wird beispielsweise über das Personenbeförderungsgesetz (PBefG) geregelt, dass eine gewerbliche Personenbeförderung mit Kraftfahrzeugen eine behördliche Genehmigung der jeweiligen Stadtverwaltung benötigt (s. §11 PBefG). Wie vorab in Abschnitt 5.2.1 beschrieben, ist zudem noch nicht klar, welche technischen und rechtlichen Bedingungen an den Betrieb selbstfahrender Services geknüpft sein werden. Es besteht somit nicht nur bezüglich der nachfrageseitigen Marktakzeptanz und der anbieterseitigen Strukturen, sondern auch bezüglich einer möglichen Regulierung eine Unsicherheit darüber, wie ein zukünftiges Bild des urbanen Mobilitätsmarkts gezeichnet werden kann. Somit benötigt es auch in diesem Zusammenhang ein szenarienbasiertes Vorgehen, worin klare Annahmen bezüglich regulatorischer Rahmenbedingungen gesetzt werden, um Einschätzungen zu einem zukünftigen Marktgeschehen abzuleiten. Hierzu soll nun das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell genutzt werden, um über das Szenario der Regulierung durch die Stadt, mögliche Marktauswirkungen und -dynamiken abzuleiten.

Es wird im Szenario der Regulierung des aMaaS-Markteintritts durch die Stadt angenommen, dass die Stadt Stuttgart die Zielgröße der Straßenbelastung optimieren möchte, ohne jedoch die

Innovation der selbstfahrenden Mobilitätsdienste auszuschließen und generelle Fahrverbote für private Pkws zu erteilen.

In vorhergehenden Simulationsexperimenten wurde gezeigt, dass eine hohe Kapazitätsauslastung der aMaaS-Fahrzeuge sowie die Vermeidung von Leerfahrten bei der Anfahrt zu neuen Kunden nach Beendigung einer Fahrt einen eher positiven Einfluss auf die Straßenbelastung haben. Somit könnte eine Vorgabe an die aMaaS-Betreiber seitens der Stadt sein, eine Mindestauslastung der Fahrzeuge zu gewährleisten und Leerfahrten zu minimieren. Hier stellt sich die Frage nach der Effizienz, Umsetzbarkeit und Effektivität einer solchen Maßnahme in der Praxis. Die Effizienz von Regulierungsmaßnahmen stellt dabei ein separates Untersuchungsgebiet dar, welches die Umsetzbarkeiten und erzeugten Kosten einer Regulierungsmaßnahme der jeweiligen Effektivität bezüglich der Erzielung des gewünschten Zustandes gegenüberstellt (Lieven, 2015). Zum Beispiel sollten entstehende Aufwände seitens des Regulators zur Kontrolle der Einhaltung der jeweiligen Vorgaben berücksichtigt werden. Im Bereich der Personenbeförderung gibt es in diesem Zusammenhang erste Hinweise darauf, dass Regulierungsmaßnahmen über digitale Hilfsmittel künftig effizient überprüft werden könnten. Denn in Deutschland gilt beispielsweise ab dem 01.01.2022 im Rahmen der Mobilitätsdatenverordnung eine Datenweitergabeverpflichtung für Betreiber von Fahrdienstleistungen und des ÖPNVs (s. §3a PBefG). Über diese Datenweitergabeverpflichtung werden Unternehmer im Sinne des PBefG unter anderem dazu verpflichtet, Echtzeitstandortdaten einzelner Fahrzeuge im Betrieb mit den Verkehrsbehörden zu teilen. Diese können darüber die Einhaltung regulativer Vorgaben⁸ automatisiert überprüfen. Das Offenlegen von Daten zum Echtzeitbetrieb für die Verkehrsbehörden könnte somit theoretisch zukünftig auch auf Daten zur durchschnittlichen Fahrzeugauslastung oder zur Detektion von Leerfahrten ausgeweitet werden. Dieser Exkurs in die Praxis soll somit verdeutlichen, dass technisch und rechtlich bereits Maßnahmen implementiert werden, die die Effizienz solcher Regulierungsmaßnahmen erhöhen könnten und somit wahrscheinlicher machen.

⁸ Beispielsweise gilt für Dienste des Gelegenheitsverkehrs (auch als „*on-demand Verkehre*“ bezeichnet) in Deutschland, im Unterschied zu klassischen Taxi-Diensten, dass sie nur Kunden bedienen dürfen, die den Dienst vorab gebucht haben. Ein Aufnehmen von Kunden wie im klassischen Straßentaxi- und Taxistandbetrieb (auch „*street hail*“ genannt), also die Aufnahme von Personen direkt vom Straßenrand ohne Vorabbuchung, ist für Dienste des Gelegenheitsverkehrs verboten (Koesling, 2018; s. §45 PBefG).

Die Erkenntnisse und Ableitungen der Simulationsexperimente aus Abschnitt 5.2.1 deuten darauf hin, dass sich Städte frühzeitig mit solchen Regulierungsmaßnahmen, inklusive ihrer Umsetzbarkeit und den möglichen Auswirkungen, auseinandersetzen sollten, um den Verlauf der Marktausbreitung der innovativen selbstfahrenden Dienste mitzugestalten und Überlastungen des Straßenverkehrs vorab zu vermeiden. Hierbei gilt, dass eine konkrete Abschätzung der genauen Vorgabewerte für die Stadtverwaltung und Verkehrsbehörde der Stadt Stuttgart anhand isolierter, mikroskopischer Verkehrsflusssimulationen im Rahmen des spezifischen Straßennetzes, unter detaillierter Berücksichtigung der vorhandenen Verkehrsinfrastrukturen, abgeleitet werden sollte.

Neben möglichen Vorgaben zu Auslastungsquoten und Leerfahrten, könnte die Stadt bei der Zulassung von aMaaS-Diensten eine Vorgabe zu den aMaaS-Fahrzeugkapazitäten einführen. Wie die weitergehenden Analysen des Szenarios des freien Markts aus Abbildung 42 zeigen, spielt bereits die reine Kapazität pro Fahrzeug eine entscheidende Rolle zur Steuerung der Straßenauslastung – vorausgesetzt, die Fahrzeuge werden als geteilte Fahrdienste vergleichbar eingesetzt. Für das konkrete Szenario der Regulierung durch die Stadt soll nun angenommen werden, dass die Stadt Stuttgart einen aMaaS-Betrieb nur unter der Bedingung genehmigt und in der Stadt operieren lässt, dass die Fahrzeugkapazitäten des selbstfahrenden Fahrdienstes bis zu acht Personen die gleichzeitige Mitfahrt ermöglichen. Legt man die Annahmen des Szenarios des freien Marktes zugrunde und setzt den Parameter *#seats-per-vehicle* des vorliegenden Modells entsprechend auf den Wert acht, so ergeben sich eine Ausbreitungsdynamik und resultierende Straßenbelastung, wie sie in Abbildung 44 zu sehen sind. In Abbildung 44 wird zum einen die Marktausbreitung eines aMaaS-Betriebs mit Fahrzeugkapazitäten von vier Personen pro Fahrzeug der eines Betriebs mit Fahrzeugkapazitäten von acht Personen pro Fahrzeug bezüglich des Anteils am *Modal Split* in Stuttgart über den Zeitverlauf gegenübergestellt. Zum anderen wird die jeweils resultierende Straßenbelastung in Form des *Congestion-Levels* dargestellt.

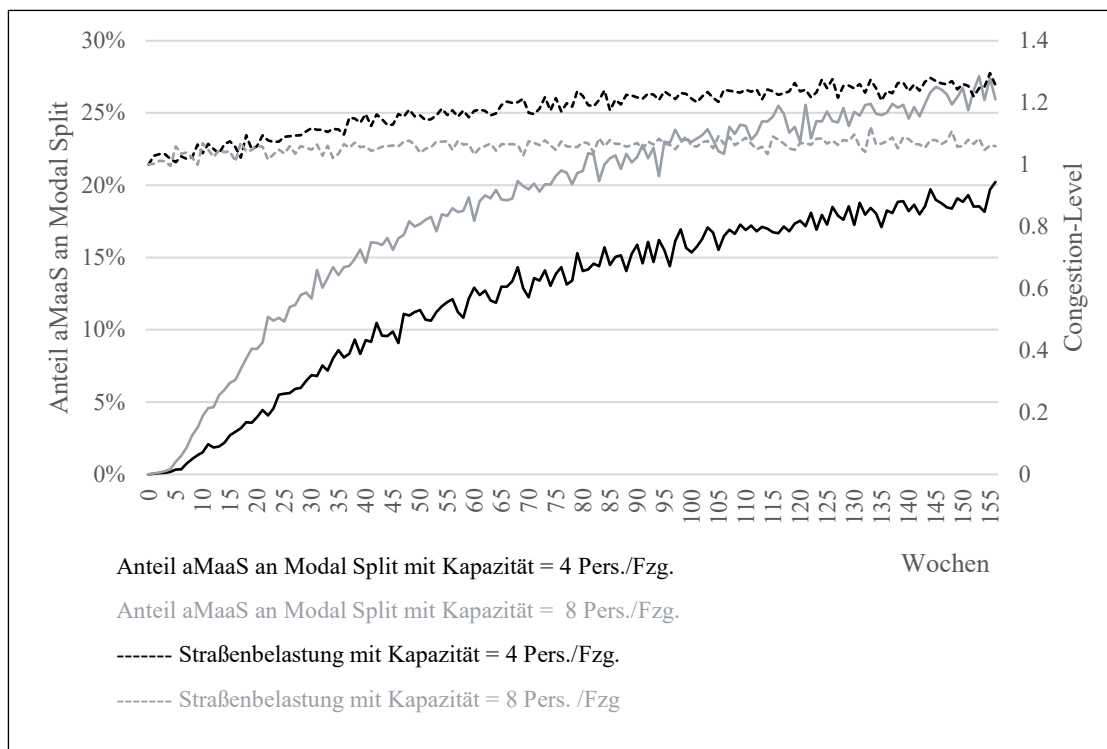


Abbildung 44 - Marktausbreitung und Straßenbelastung der Stadt Stuttgart bei verschiedenen aMaaS-Fahrzeugkapazitäten (Eigene Darstellung)

Es wird deutlich, dass der Markthochlauf von aMaaS beim Betrieb von Fahrzeugen mit höheren Kapazitäten schneller ansteigt als beim Betrieb von Fahrzeugen mit geringeren Kapazitäten, wobei die Fahrzeuganzahl jeweils gleich ist. Zugleich bleibt die Straßenbelastung im Simulationslauf mit größeren aMaaS-Fahrzeugen ungefähr auf dem Ausgangsniveau vor der aMaaS-Ausbreitung. Dahingegen steigt die Straßenbelastung im Falle der Ausbreitung eines aMaaS-Dienstes mit kleineren Fahrzeugen im Vergleich zum Status Quo vor der Marktausbreitung in den ersten zwei Jahren um etwa 20% an. Anhand dieser einfachen Parametervariation des Modells lässt sich die grundlegende Hypothese ableiten, dass eine regulative Vorgabe zur Fahrzeuggröße sowohl für die resultierende Straßenbelastung als auch für die aMaaS-Anbieterseite vorteilhaft sein könnte. Weiter zu untersuchen ist in diesem Zusammenhang die Kundenattraktivität von gebündelten Fahrten in einem aMaaS-Fahrzeug. Wird dieses geteilte Fahren in einem aMaaS-Fahrzeug seitens der Kunden über weiche Faktoren, wie zum Beispiel Komfort oder Sicherheitsempfinden, negativ bewertet, so kann die generelle Attraktivität des Dienstes, im Vergleich zum Beispiel zum Fahren im privaten Pkw, sinken (Acheampong & Cugurullo, 2019; Gkartzonikas & Gkritza, 2019). Solche Annahmen zur individuellen Agentenentscheidung ließen sich durch mögliche Modellerweiterungen in weiteren Simulationsexperimenten abbilden, um mögliche systemische Auswirkungen zu analysieren. Im Zuge der vorliegenden Szenarienbeschreibung liegt zur aMaaS-

Attraktivitätsbewertung der einzelnen Agenten das beschriebene, empirisch hergeleitete Entscheidungsmodell von Hörl et al. (2019) zu Grunde, welches den weichen Faktor der möglicherweise negativen Einflüsse durch geteilte Fahrten nicht berücksichtigt. Für ein erstes generelles Identifizieren von Marktdynamiken und weiteren zukünftigen Untersuchungsschwerpunkten kann dieses Vorgehen bereits zu Erkenntnisgewinnen führen.

Neben der Regulierung der Anbieterseite des aMaaS-Betriebs, gibt es für die Stadt generell die Möglichkeit den straßenbezogenen Verkehr als Ganzes zu regulieren, um die Zielgröße der Straßenbelastung zu optimieren. Hierbei steht ihr insbesondere der Hebel der Infrastrukturanpassungen des Mobilitätssystems zur Verfügung. Ein solcher Eingriff soll im Folgenden mit Hilfe des entwickelten Simulationsmodells beschrieben werden. Über die Kalibrierung der Grundmodells dieser Arbeit mit Hilfe des konventionellen Mobilitätsnachfragemodells *mobiTopp* für die Stadt Stuttgart wurde deutlich, dass der Faktor Parkstress auf dem heutigen Mobilitätsmarkt eine entscheidende Rolle bei der Wahl eines TMs spielt (s. Abschnitt 4.3.2). Blickt man nun auf bestehende und sich andeutende Regulierungsmaßnahmen von Städten aus der Praxis, so wird deutlich, dass diese Erkenntnis über das bestehende Mobilitätsverhalten vermehrt genutzt wird, um das urbane Mobilitätssystem regulativ zu beeinflussen. Beispielsweise wird der Ansatz der Parkraumverteuerung oder Parkraumverknappung zur regulativen Steuerung urbaner Mobilitätssysteme verstärkt aufgegriffen. In Deutschland haben Kommunen seit 2020 durch eine Änderung des Straßenverkehrsgesetzes (StVG) rechtlich neue Spielräume, um über die Höhe der Kosten von Anwohnerparkausweisen zu entscheiden (s. §6 StVG; DStGB, 2021, S. 3).⁹ Ein bekanntes Beispiel aus der Praxis bezüglich der Reduktion von öffentlichen Parkflächen ist zudem die Stadt Paris, in der, wie in Abschnitt 2.1 bereits vorgestellt, in den Jahren zwischen 2017 und 2022 knapp 70.000 Straßenparkplätze dem urbanen Verkehrssystem entnommen werden sollen (Hill, 2021). Aus diesen Praxisbeispielen lässt sich ein Rahmen für das Szenario der Regulierung durch die Stadt Stuttgart zur Beschreibung der Einführung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste ableiten. In Tabelle 5 sind die zentralen Parameterannahmen des Szenarios hinterlegt. Aus der Tabelle ist zu entnehmen, dass das vorliegende Modell dazu genutzt werden soll, eine Ausbreitung eines aMaaS-Dienstes mit großen Fahrzeugkapazitäten (maximal 8 Plätze anstatt maximal 4 Plätze) und entstehende

⁹ Vor der Gesetzesänderung waren die Kosten eines Anwohnerparkausweises bundesweit auf 30,70 Euro pro Jahr begrenzt (DStGB, 2020).

Marktauswirkungen zu untersuchen, wenn eine stetige Reduktion der Parkraumverfügbarkeit für private Pkws in der Stadt Stuttgart seitens der Stadtverwaltung durchgeführt wird. Der Systemparameter *#Parkplätze* wird dabei pro Woche im Laufe der Simulation beispielhaft um 0,5 % des aktuellen Bestands reduziert. Diese hypothetische und exemplarische Reduktionsannahme soll einen stetigen Rückgang der Parkmöglichkeiten repräsentieren, ohne eine kurzfristige und abrupte Schließung aller Parkflächen darzustellen. Das vereinfachte Simulationsexperiment soll Hinweise darauf geben, ob sich durch die Einführung von aMaaS und der gleichzeitigen Beeinflussung der Rahmenbedingungen auf dem Mobilitätsmarkt eine andere Marktdynamik ergibt als im Szenario des freien Markts.

Tabelle 5 - Zentrale Parametrisierung des Szenarios der Regulierung durch die Stadt

Parameter	Wert
Bevölkerung	6.000
ÖPNV-Kapazität	0.22
Straßenkapazität	0.34
#Parkplätze	2.000 (-0.5%/Woche)
Pkw Kosten / km	0.6 €/km
ÖPNV Kosten / km	0.2 €/km
Detour-Faktor aMaaS	1.5
Basis Wartezeit aMaaS	5 Min.
∅ aMaaS-Belegung/Fzg.	50%
Flottenaufbau wenn Profit >0	1 Fzg./Woche
aMaaS-Kapazität pro Fzg.	≤ 8

Abbildung 45 zeigt einen Simulationslauf, der das Modellverhalten der gewählten Parameterdefinition für das Szenario der Regulierung durch die Stadt widerspiegelt. Hierbei ist die Entwicklung des *Modal Splits* der Stadt Stuttgart dargestellt sowie der Verlauf der resultierenden Straßenbelastung (*Congestion-Level*). Nach 104 Zeitschritten, was übertragen auf die Modellkalibrierung einem Zeitraum von knapp zwei Jahren entspricht, sind bei einer wöchentlichen Reduktion der jeweils aktuellen Parkraumkapazitäten um 0,5% knapp 40% des Anfangsbestandes an Parkraum der Stadt dem System entnommen. Der entstehende *Modal Split* der Stadt zeigt, dass das TM Pkw hierdurch für Agenten weniger attraktiv wird und der Anteil am *Modal Split* von aMaaS ein höheres Niveau erreicht als im Szenario des freien Markts (s. Abbildung 41). Die zusätzliche Straßenbelastung durch aMaaS wird seitens der Stadt von vorneherein beschränkt, indem aMaaS-Betreiber Fahrzeuge mit Kapazitäten von acht Personen pro Fahrzeug einsetzen müssen. Nun kommt hinzu, dass über den Simulationsverlauf

die Attraktivität des TMs Pkw durch die fehlenden Parkmöglichkeiten weiter sinkt, was zu weiter ansteigenden Marktanteilen von aMaaS auch nach der ersten Nachfragesättigung führt. Auch das TM ÖPNV erlangt dabei nach den ersten Substitutionseffekten durch aMaaS wiederum eine höhere Attraktivität bei den Agenten. Hierdurch steigt auch der Anteil des ÖPNVs am *Modal Split* an. Wie bereits angedeutet, ergibt sich über die getroffenen Annahmen im Modellverhalten eine konstante Straßenbelastung, die durch den weiteren Rückgang des Pkw-Anteils am *Modal Split* und dem entsprechenden Umstieg der Agenten auf aMaaS oder nicht-straßenbasierte TMs potenziell leicht gesenkt werden kann.

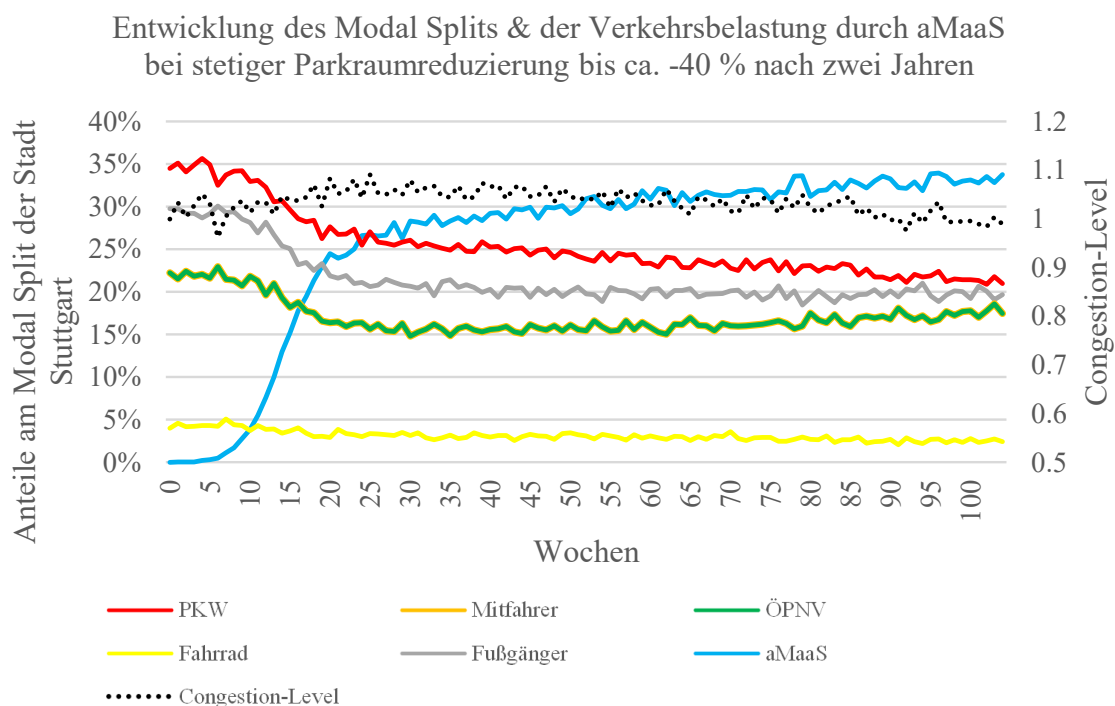


Abbildung 45 – Ergebnis im Szenario Regulierung des aMaaS-Markteintritts: Innovationsausbreitung von aMaaS und Auswirkungen auf den Modal Split der Stadt Stuttgart (Eigene Darstellung)

Das vorliegende Szenario soll dabei aufzeigen, dass die Marktauswirkungen selbstfahrender Mobilitätsdienste durch begleitende regulatorische Vorgaben an die Anbieterseite einerseits, aber auch Regulierungen des gesamten Verkehrssystems andererseits, gesteuert werden können. Diese Steuerung ist notwendig, um negative Auswirkungen auf die Zielgröße der Straßenbelastung zu vermeiden. Es zeigt sich jedoch auch, dass eine deutliche Minderung der Straßenbelastung durch selbstfahrende Mobilitätsdienste, ohne noch weitergehende Beschränkungen, nicht zu erwarten ist. Darüber hinaus kann durch das Szenario der Regulierung durch die Stadt angedeutet werden, dass die Dominanz des vorherrschenden Paradigmas der Nutzung des privaten Pkws auf dem urbanen Mobilitätsmarkt, durch das Aufkommen von aMaaS-Diensten und Veränderungen der Rahmenbedingungen des

Mobilitätssystem, abgeschwächt werden kann. Insbesondere das Aufkommen der Alternative der selbstfahrenden Mobilitätsdienste, welche auf Grund ihres attraktiven Angebots potenziell einen dominanten Anteil des urbanen *Modal Splits* erlangen können, könnten einen solchen Paradigmenwechsel induzieren. Die gezeigten Simulationsexperimente untermauern diese hypothetischen Ableitungen mit konkretisierten Marktergebnissen, die auf Basis bestehender, empirischer Datengrundlagen quantifiziert wurden. Auch wenn die konkreten quantitativen Ergebnisse nur einen limitierten deduktiven Wert aufweisen, zeigen die qualitativ bewerteten und interpretierten Marktdynamiken, die auf Basis individueller, heterogener und miteinander interagierender Agenten endogen in den Simulationsläufen entstehen, welche Auswirkungen selbstfahrende Fahrdienste auf den urbanen Mobilitätsmarkt haben können und welche Handlungsfelder insbesondere Städten zur Verfügung stehen, um mögliche negative Auswirkungen frühzeitig zu vermeiden.

5.3. Diskussion der Ergebnisse

Nachdem in Kapitel 4 dieser Arbeit der Modellentwicklungsprozess ausführlich dargestellt wurde, sollte im vorliegenden Kapitel 5 das entwickelte Simulationsmodell angewendet werden, um Lehren daraus zu ziehen und Antworten auf die dieser Arbeit zu Grunde liegenden Fragestellungen zu finden. Der zweigeteilte Ergebnisbereich des Kapitels stellt dabei in Abschnitt 5.1 grundsätzliche Marktdynamiken sowie in Abschnitt 5.2 konkretisierte Ableitungen bezüglich der Ausbreitung und Marktauswirkungen selbstfahrender Mobilitätsdienste am Beispiel der Stadt Stuttgart dar. Im Folgenden sollen das Vorgehen und die abgeleiteten Aussagen zusammengefasst und diskutiert sowie der Kontext zu bestehenden Forschungsansätzen zur Untersuchung selbstfahrender Mobilität und deren Auswirkungen auf den Mobilitätsmarkt hergestellt werden.

In Abschnitt 5.1 wurden grundlegende Marktdynamiken der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste untersucht. Dabei zeigte sich, dass durch die Interaktion der Agenten des Modells und durch die angenommene Attraktivität von aMaaS eine S-kurvenförmige Marktausbreitung der Innovation entstehen kann. Die Dynamik des Markthochlaufs wurde dabei in den jeweiligen Simulationsexperimenten nicht exogen vorgegeben. Sie ergab sich im jeweiligen Simulationslauf über die getroffenen Annahmen, insbesondere bezüglich der Informationsausbreitung und Innovationsfreudigkeit der Bevölkerung, endogen. Im Unterschied zu bestehenden Ansätzen der Innovationsdiffusions-Modellierung, bei denen die

S-Kurvenentwicklung exogen vorgegeben wird, wie beispielsweise bei den analytischen Bass-Diffusionsmodellen, ließen sich durch den gewählten Modellansatz auch Veränderungen der S-kurvenform identifizieren (Bass, 2004). Insbesondere die aMaaS-Angebotskapazität wurde dabei als kritischer Parameter identifiziert. Es wurde gezeigt, dass sobald das Angebot des selbstfahrenden Dienstes die Nachfrage nicht mehr bedienen kann, dessen Ausbreitung gestoppt wird. Wird jedoch das Angebot des Dienstes schrittweise ausgebaut, wie in Abbildung 39 dargestellt, so ist die Dynamik der weiteren Marktausbreitung von der Ausbaugeschwindigkeit der Anbieter abhängig. Der Flottenausbau wurde dabei im verwendeten Modellansatz über ein generisches Betreibermodell integriert (s. Abschnitt 4.2.2). Damit verbunden wurde die Annahme getroffen, dass Flottenbetreiber von aMaaS den Fahrzeugbestand stetig ausbauen, sofern sie ihren Dienst profitabel anbieten können. Wie in Abschnitt 5.1 gezeigt wurde, führt diese Modellannahme im Rahmen der untersuchten Simulationsläufe dabei bis zu dem Punkt zu einer S-kurvenförmigen Ausbreitungsdynamik, an dem die Flotte maximal ausgelastet ist. Anschließend steigt der Marktanteil von aMaaS abhängig von der Flottenausbaugeschwindigkeit eher linear bis zur Marktsättigung weiter an (s. Abschnitt 5.1). Verknüpft man die gezeigten Simulationsexperimente aus Abschnitt 5.1 mit den generellen Modelldynamiken des Grundmodells aus Abschnitt 4.2.3, so wird deutlich, dass die Ausbreitungsdynamik von den angenommenen Eigenschaften der Bevölkerung sowie von der angebotsseitigen Attraktivität des selbstfahrenden Dienstes abhängt. Die *WoM-Range*, die *Innovationsresistenz* sowie die *Memory-Faktoren* der Wahrnehmung von Veränderungen der Reisezeiten, Kosten und des Parkstresses sind zentrale Annahmen zu Eigenschaften der modellierten Bevölkerung, die es in zukünftigen Forschungsarbeiten weiter zu beleuchten gilt, um die Ausbreitungsdynamiken von aMaaS tiefergehender zu untersuchen. Denn im Rahmen dieser Arbeit wurden lediglich generische Annahmen zu diesen weichen Faktoren getroffen, um ihre generelle Bedeutung zu identifizieren. Es besteht jedoch für die zukünftige Forschung zu den genannten Parametern die generelle Schwierigkeit, diese subjektiven, schwer messbaren Größen menschlichen Handelns und Empfindens zu quantifizieren. Zusammenfassend können der gewählte einfache Modellierungsansatz sowie die gezeigten resultierenden Marktdynamiken einen ersten Beitrag zum Stand der Forschung im Bereich der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste leisten, bevor nähere Analysen durchgeführt werden.

Im Anschluss wurden in Abschnitt 5.2 zwei konkrete Szenarien formuliert und mit Hilfe des entwickelten Simulationsmodells näher beschrieben. Das Denken in Szenarien ist hilfreich bei der Untersuchung unsicherer zukünftiger Zustände (Reibnitz, 1987). Die Szenarien bilden

dabei einen generellen Rahmen, der jeweils ein klar definiertes Zusammenspiel von grundlegenden Annahmen für verschiedene Simulationsexperimente ermöglicht. Die Definition der zwei Szenarien gibt somit den grundlegenden Parameterrahmen vor, in dem sich das eigenständige Entscheidungsverhalten der Agenten des Modells jeweils abspielen kann. In diesem Kapitel der Szenarienentwicklung kommen die Vorteile der Anbindung des Grundmodells an das Mobilitätsnachfragemodell der Stadt Stuttgart zum Tragen. Denn die Interpretation, dass die Agenten des Modells die Bevölkerung der Stadt Stuttgart repräsentieren und dass ein Zeitschritt des Modells Mobilitätsentscheidungen über den Zeitraum von einer Woche aus *mobiTopp* abbildet, ist speziell für die Beschreibung konkreter Szenarien hilfreich. Die Interpretationsmöglichkeiten wurden zudem dadurch vertieft, indem das Transportmittelwahlverhalten der realen Bevölkerung in Stuttgart innerhalb vier vordefinierter Adopter-Gruppen in *mobiTopp* gesondert analysiert und anteilmäßig in das NetLogo-Modell übertragen wurde. Hierdurch konnten das Transportmittelwahlverhalten der übergeordneten Adopter-Gruppen der *Innovators*, *EarlyAdopters*, *Followers*, und *Laggards* näher an die reale Bevölkerung der Stadt Stuttgart gerückt werden.

Im Szenario des freien Marktes, welches in Abschnitt 5.2.1 beschrieben wurde, ist die zentrale Annahme hinterlegt, dass es bei der Markteinführung und Zulassung von aMaaS-Angeboten keine regulativen Vorgaben seitens der Stadtverwaltung Stuttgart gibt. Setzt man die genannten Parameterannahmen des Szenarios voraus, so wird durch grundlegende Simulationsexperimente des Modells deutlich, dass bei dieser freien Markteinführung potenzielle Zielkonflikte entstehen. Das Modell bildet ein endogenes Marktverhalten ohne zentrale Steuerung ab, was in diesem Szenario konkret dazu führt, dass durch die heterogenen und autonomen Einzelentscheidungen ein gesellschaftlich unerwünschtes Systemergebnis auf dem Mobilitätsmarkt entsteht, da die Straßenbelastung der Stadt zunimmt. Das Ergebnis kann dadurch erklärt werden, dass es sowohl für Anbieter attraktiv ist, aMaaS-Fahrten anzubieten, als auch für Bürger der Stadt, diesen Service zu nutzen. Das Automobil als vorherrschende Mobilitätsoption wird zwar teilweise durch aMaaS-Fahrten ersetzt, jedoch entsteht ebenso eine Substitution von Fahrten mit dem ÖPNV und insbesondere von Wegen zu Fuß durch den selbstfahrenden Fahrdienst. Solche Kannibalisierungseffekte gilt es bei der Marktausbreitung seitens der Stadtverwaltung zu beachten und zu antizipieren, sofern die Zielgröße der generellen Straßenbelastung optimiert werden soll.

Aus dem Szenario wurde abgeleitet, dass es wahrscheinlich ist, dass eine aMaaS-Marktausbreitung in Stuttgart von Regulierungsmaßnahmen der Stadt begleitet werden wird, was zur Definition des zweiten Szenarios führte, welches in Abschnitt 5.2.2 dargestellt ist.

Immer mehr Städte nutzen die regulativen Möglichkeiten, die ihnen zur Verfügung stehen, um den urbanen Mobilitätsmarkt zu beeinflussen (s. Abschnitt 5.2.2). Diese Annahme liegt dem Szenario der Regulierung durch die Stadt zu Grunde. Bereits über die Parametersetzung des Szenarios des freien Markts konnten kritische Parameter identifiziert werden, die die negativen Auswirkungen von aMaaS auf die Straßenbelastung beeinflussen könnten. Insbesondere die durchschnittliche Fahrzeugbelegung sowie der Anteil der Leerfahrten am aMaaS-Betrieb konnten hierbei als kritische Parameter identifiziert werden, auf welche die Stadt zur Regulierung der Anbieterseite von aMaaS potenziell einwirken könnte. Unabhängig von der anbieterseitigen Regulierung wurde anschließend untersucht, wie sich eine systemische Regulierung auf die Steuerung der Marktausbreitung und die induzierten Straßenbelastungen auswirkt. Dabei wurde das Mobilitätssystem über die Anzahl der verfügbaren Parkflächen beeinflusst, indem die Parkinfrastruktur pro Zeitschritt reduziert wurde, bis hin zu einem Rückgang von 40% der ursprünglichen Parkfläche der Stadt nach zwei Jahren. Dieses Vorgehen wurde aufgrund der Analyse der Wirkzusammenhänge des *mobiTopp*-Modells gewählt, bei der der Parkstress als hochrelevanter Entscheidungsparameter für das reale Transportmittelwahlverhalten der Bevölkerung in Stuttgart identifiziert wurde. Die Simulationsexperimente der Parkraumreduktion zeigen dabei, dass eine zusätzliche Straßenbelastung durch die Marktausbreitung von aMaaS durch die parallele Attraktivitätsminderung des Pkws, bedingt durch die Reduzierung der Parkplätze, potenziell verhindert werden kann. Dieser Stellhebel sollte seitens der Stadt somit besonders betrachtet und weiter untersucht werden, wenn es um die Steuerung der Auswirkungen des zusätzlichen straßengebundenen Betriebs von aMaaS auf den urbanen Mobilitätsmarkt geht.

Betrachtet man zusammenfassend die resultierenden Ergebnisse der Simulationsexperimente und die abgeleiteten Aussagen und Hypothesen aus Kapitel 5, so lassen sich insbesondere systemische Auswirkungen, wie die Erhöhung der Straßenbelastung, durch die Verfügbarkeit automatisiert fahrender Mobilitätsdienste identifizieren. Diese Aussage wird auch über die Ansätze der konventionellen verkehrswissenschaftlichen Simulationen aus Abschnitt 3.2.2 generiert. Im Unterschied zu den genannten Verkehrssimulationen werden im vorliegenden Modell jedoch eine dynamische Betrachtung über größere Zeiträume hinweg vorgenommen sowie der Faktor menschlichen Entscheidungsverhaltens mit berücksichtigt. In den

vorgestellten Studien der Verkehrswissenschaften aus Abschnitt 3.2.2 wird jeweils als exogene Annahme vorgegeben, dass selbstfahrende Mobilitätsdienste den konventionellen Straßenverkehr einer Stadt teilweise oder komplett ersetzen. Diese exogene Vorgabe wird im Rahmen des vorliegenden Modells endogenisiert, wodurch die Dynamik des Markthochlaufs mit den Auswirkungen auf das urbane Mobilitätssystem verknüpft wird und im Zusammenspiel miteinander analysiert werden kann. Dieser Ansatz stellt den zentralen Beitrag dieser Arbeit zur wissenschaftlichen Forschung im Bereich der Ausbreitungs- und Auswirkungsanalysen selbstfahrender Mobilitätsdienste dar.

Die Aussagen bezüglich der entstehenden Marktausbreitung, der Straßenbelastung und der möglichen Auswirkungen von Regulierungsmaßnahmen basieren auf dem agenten-basierten Ansatz dieser Arbeit und der autonomen Interaktionsfähigkeit der modellierten Agenten. Insbesondere der Aspekt der Informationsausbreitung durch die Interaktion von Agenten und die damit zunehmende Nutzung des aMaaS-Dienstes können somit dargestellt und mit den systemischen Auswirkungen gekoppelt werden. Dieser Ansatz ist in den konventionellen Verkehrsmodellen zur Bewertung von Auswirkungen automatisiert fahrender Mobilitätsdienste nicht implementiert (s. Abschnitt 3.2.2).

Auf die grundsätzliche Limitierung der deduktiven Aussagekraft der Simulationsergebnisse wurde bereits mehrfach hingewiesen. Die Kritikpunkte der eingeschränkten Validierbarkeit und quantitativen Aussagekraft von ABMs als Forschungsmethodik werden in der ökonomischen und sozialwissenschaftlichen Literatur viel diskutiert, wie bereits in Abschnitt 4.3.3 dargestellt wurde. Zur Andeutung sich anbahnender Zielkonflikte und genereller Dynamiken lässt sich der entwickelte Ansatz jedoch, wie in diesem Kapitel 5 gezeigt, heranziehen. Somit kann das entwickelte Modell zur Identifikation kritischer Parameter und zur Abbildung von grundsätzlichem Marktverhalten und allgemeinen Ausbreitungsdynamiken von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten auf dem urbanen Mobilitätsmarkt genutzt werden. Insbesondere Anwender und Entscheidungsträger aus der Praxis, beispielsweise der Stadtverwaltung oder der Automobil- und Mobilitätsindustrie, sind auf derartige modellbasierte Ansätze zur konkreten Szenarienbeschreibung angewiesen, um mögliche Zielkonflikte und Wirkzusammenhänge ihres Handelns besser einschätzen zu können. Das entwickelte Modell stellt dafür ein Werkzeug dar, welches generell an den aktuellen Stand der Forschung angepasst und weiterentwickelt werden kann. Dementsprechend lassen sich mit Hilfe des Modells auch zahlreiche weitere mögliche Zukunftsbilder und Szenarien untersuchen, wodurch Anwender aus verschiedensten Bereichen und Branchen

Fragestellungen zu selbstfahrenden Mobilitätsdiensten und Auswirkungen auf den urbanen Mobilitätsmarkt beantworten können.

6. Diskussion und Ausblick

Urbane Mobilitätssysteme stehen weltweit insbesondere durch den Trend der stetig zunehmenden Urbanisierung, durch die Überlastungen der Verkehrssysteme und durch verkehrsbedingte Luftverschmutzungen unter großem Veränderungsdruck. Die technologischen Entwicklungen im Zuge der Digitalisierung und die damit einhergehende Vernetzung von Menschen mit Dingen und Maschinen erzeugen dabei neue technologische Möglichkeiten auf der Angebotsseite von Mobilitätsmärkten, die zur Lösung dieser Herausforderungen beitragen könnten. Die aufgekomenen Shared-Mobility-Angebote und On-Demand-Mobilitätsdienste stehen stellvertretend für diese neuen Möglichkeiten. Durch das vollautomatisierte Fahren, das eine Technologieinnovation darstellt, kommt ein weiterer Technologiesprung hinzu, dem eine transformative Rolle auf dem Mobilitätsmarkt zugeschrieben wird, indem selbstfahrende Mobilitätsdienste ermöglicht werden können (vgl. Brownell & Kornhauser, 2014; Ambs & Pipahl, 2020; Assmann, 2020). Die vorliegende Dissertation beschäftigt sich damit, inwiefern die potenziell transformative Rolle selbstfahrender Mobilitätsdienste für den urbanen Mobilitätsmarkt einerseits generell untersucht und andererseits konkret bewertet werden kann.

Um entsprechende Antworten finden zu können, wurde in **Kapitel 2** der Arbeit zuerst die Tragweite des Themas näher spezifiziert und anschließend wurden zentrale Definitionen eingeführt. In diesem Zusammenhang wurde zum einen der bereits heute stattfindende Wandel urbaner Mobilität beschrieben und zum anderen der Veränderungsdruck, der auf städtische Mobilität wirkt, konkretisiert. Die Urbanisierung, die Digitalisierung und der Klimawandel wurden dabei als zentrale Rahmenbedingungen der Veränderungen urbaner Mobilitätssysteme identifiziert. Durch die nähere Einführung des automatisierten Fahrens und der zugehörigen möglichen Auswirkungen auf das Paradigma der Nutzung des privaten Pkws im heutigen Mobilitätssystem wurde anschließend der Untersuchungsgegenstand dieser Arbeit weiter definiert. Des Weiteren wurden urbane Mobilitätsmärkte als komplexe Systeme charakterisiert. Das stellt eine entscheidende Grundlage für das weitere Vorgehen der Arbeit dar. Denn nur durch eine klare Abgrenzung des urbanen Mobilitätsmarktes als Untersuchungsgegenstand der Arbeit kann eine geeignete Untersuchungsmethodik identifiziert werden.

Zur Identifikation dieser Methodik wurde in **Kapitel 3** der theoretische Hintergrund dieser Arbeit geklärt. Da es sich bei dem neuartigen Angebot der selbstfahrenden Mobilitätsdienste um eine Technologieinnovation handelt, dienen insbesondere die Innovationsökonomik und

die Theorie der Neo-Schumpeterianischen Innovationsforschung als Grundlage zur Untersuchung von potenziellen Ausbreitungsdynamiken und Marktauswirkungen. Im Unterschied zu bestehenden ökonomischen Denkschulen werden im Rahmen der Neo-Schumpeterianischen Innovationsforschung die endogen im Wirtschaftssystem entwickelten Innovationen als zentraler Erklärungsansatz zur Beschreibung wirtschaftlichen Wachstums herangezogen. Der Fokus auf die Innovation als Untersuchungsgegenstand zur Beschreibung von Marktdynamiken und die damit einhergehenden methodischen Ansätze dienen dieser Arbeit als passendes theoretisches Fundament. Insbesondere die drei Säulen der Neo-Schumpeterianischen Innovationsforschung und die Denkschule der Innovationsökonomik finden im weiteren Fortlauf der Arbeit Anwendung: der Fokus auf den qualitativen Wandel, die Punktualität der Entwicklung einer neuen Technologieinnovation und die Musterbildung, die sich trotz der inhärenten Unsicherheit bei der Beschreibung von Marktdynamiken und der Ausbreitung von Innovationen ergibt. Aufbauend auf dieser wissenschaftlichen Einbettung der Arbeit wurden die konventionellen Methoden der Verkehrswissenschaften auf ihre Anwendbarkeit zur Untersuchung der Ausbreitung und Auswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten hin untersucht. Dabei wurde deutlich, dass die unbestreitbare Stärke dieser Methoden in der Abbildung des Status Quos eines Verkehrssystems liegt. Mit Hilfe von umfassenden Verkehrsmodellen, die insbesondere auf empirischen Mobilitätsnachfragemodellierungen basieren, kann ein heutiges, bestehendes Mobilitätsverhalten einer bestimmten Bevölkerung präzise abgebildet und für kurze Zeiträume prognostiziert werden. Diese Verkehrsmodellierungen beschreiben den Stand der Wissenschaft der Verkehrsforschung und finden Anwendung in der verkehrsplanerischen Praxis. Anhand dieser gängigen Modellierungsmethoden können kurzfristige Zeiträume über einen Tag oder eine Woche abgebildet und quantitative Prognosen zu Auswirkungen, zum Beispiel von Infrastrukturmaßnahmen, getätigt werden. Möchte man jedoch, wie im Rahmen dieser Arbeit, eine Modellierung des urbanen Mobilitätsmarkts über größere Zeiträume durchführen und potenzielle Veränderungen des Mobilitätsmarkts durch das Aufkommen von selbstfahrenden Fahrdiensten ableiten, so stoßen die konventionellen Methoden der Verkehrsnachfragemodellierung an ihre Grenzen (s. Abschnitt 3.2.2). Dies liegt insbesondere daran, dass es keine Datengrundlage zu menschlichem Entscheidungsverhalten bezüglich Transportmittelwahlentscheidungen geben kann, bei denen selbstfahrende Mobilitätsdienste zur Verfügung stehen. Denn auf dem tatsächlichen Markt ist die Technologie selbst noch nicht verfügbar. In Verbindung mit dem theoretischen Hintergrund der Neo-Schumpeterianischen

Denkschule führte diese Analyse des Stands der Forschung der Verkehrswissenschaften zur Auswahl der agenten-basierten Modellierung als Untersuchungsmethodik dieser Arbeit. Denn im Rahmen der sozial- und wirtschaftswissenschaftlichen Innovationsforschung wird zur Modellierung von komplexen, sozialen Systemen in den letzten Jahrzehnten vermehrt auf die Methodik der agenten-basierten Modellierung gesetzt. Diese Forschungsmethodik, ihre Historie und Eigenschaften wurden in Abschnitt 3.3 gesondert vorgestellt. Darüber wurde auch detailliert die Auswahl der agenten-basierten Modellierung als Untersuchungsmethodik dieser Arbeit argumentiert. Entscheidend für die Auswahl der Modellierungsmethodik der agenten-basierten Modellierung waren dabei insbesondere die Definition des urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System sowie die Anforderungen der Fragestellungen nach möglichen Marktausbreitungen der Innovation selbstfahrender Mobilitätsdienste. ABMs bieten Möglichkeiten zur Abbildung von autonom handelnden, heterogenen Agenten sowie von beschränkt-rationalem Handeln unter Unsicherheit und von Interaktionen zwischen einzelnen Elementen. Diese Möglichkeiten passen zu den Eigenschaften eines urbanen Mobilitätsmarkts als komplexes System und ermöglichen die endogene Modellierung einer Innovationsdiffusion, weshalb die agenten-basierte Modellierung eine geeignete Untersuchungsmethodik im Rahmen dieser Arbeit darstellt (s. Abschnitt 3.3).

Nachdem die Auswahl der Untersuchungsmethodik theoretisch hergeleitet und begründet wurde, wurde in **Kapitel 4** der Prozess der Modellentwicklung des ABMs zur Abbildung der Ausbreitung und Auswirkungen von selbstfahrenden Mobilitätsdiensten auf den urbanen Mobilitätsmarkt ausführlich dargestellt. Hierbei wurde auf Basis des *KISS*-Ansatzes ein einfaches ABM eines beliebigen urbanen Mobilitätsmarkts mit Hilfe der Software NetLogo entwickelt. Anschließend wurde dieses Modell über den *TAPAS*-Ansatz erweitert. Diese Modellerweiterung spiegelt einen zentralen Kern der Arbeit wider, indem die innovationökonomische Perspektive des generischen ABMs mit der verkehrswissenschaftlichen Perspektive des empirischen Mobilitätsnachfragemodells *mobiTopp* für die Stadt Stuttgart verknüpft wurde.

Da diese Modellerweiterung somit zentral ist für die konkrete Ableitung der Ergebnisse dieser Arbeit, wurde in Abschnitt 4.1 eine grundsätzliche Vorstellung des *mobiTopp*-Modells vorgenommen, worüber zudem die Auswahl des Modells für die Anbindung an das Grundmodell argumentiert wurde. Die technische Umsetzung der Anbindung von *mobiTopp* an das Grundmodell wurde über einen Surrogate-Ansatz durchgeführt. Dies beinhaltet, dass anhand einer statistischen Versuchsplanung umfassende Simulationsexperimente von

mobiTopp durchgeführt wurden, um anschließend das Modellverhalten von *mobiTopp* über die Beschreibung von zentralen Modellparametern ableiten zu können. Die Zusammenhänge zwischen den Faktoren *Reisezeit*, *Kosten* und *Parkstress* wurden dabei als zentral und ausreichend identifiziert, um die resultierende Zielgröße des *Modal Splits* für die Stadt Stuttgart zu reproduzieren. Daher wurden diese Parameter und die zugehörigen Zusammenhänge mit dem *Modal Split* der Stadt Stuttgart als Heuristik der Transportmittelwahlentscheidungen der einzelnen Agenten des Grundmodells hinterlegt. Demensprechend wurde das Grundmodell für die Stadt Stuttgart kalibriert. Dieser Schritt der deskriptiven Erweiterung eines ABMs ist ein viel diskutierter Aspekt in der ökonomischen Wissenschaftsliteratur zu ABMs. Auch die Anbindung des NetLogo-Modells an eine vereinfachte Reproduktion von *mobiTopp* bringt Limitierungen bezüglich der quantitativen und wissenschaftlichen Aussagekraft mit sich (s. Abschnitt 5.3). Jedoch liegt der Fokus des Modells nicht auf den quantitativen Aussagen, sondern auf den Dynamiken und dem generell abgeleiteten Marktverhalten. Dieses Vorgehen bei der Untersuchung des komplexen und mit großen Unsicherheiten behafteten Untersuchungsgegenstandes ist somit vereinbar mit den Ansätzen und der Denkweise der innovationsökonomischen Forschung und Theorie, auf welche die vorliegende Arbeit aufsetzt. Somit liefern die Kapitel 2, 3 und 4 dieser Dissertation Antworten auf die zu Grunde liegende Forschungsfrage nach einer Forschungsmethodik, die geeignet ist, um die Ausbreitung automatisiert fahrender Mobilitätsdienste auf dem urbanen Mobilitätsmarkt zu untersuchen.

In **Kapitel 5** wurde das entwickelte Modell anschließend angewendet, um Lehren daraus zu ziehen und Antworten auf die weiteren gestellten Forschungsfragen dieser Arbeit zu finden. Es konnten Antworten zu den Fragen gegeben werden, die sich auf die konkrete Marktausbreitung der betrachteten Innovation sowie auf die resultierenden Auswirkungen auf den bestehenden Markt beziehen. Als ein zentrales Ergebnis kann dabei festgehalten werden, dass die Ausbreitungsdynamik selbstfahrender Mobilitätsdienste einen typischen S-kurvenförmigen Diffusionsverlauf annehmen kann, sofern diese Dienste attraktiv für die Nutzer sind und sofern es keine angebotsseitigen Kapazitätsgrenzen gibt. Die Auswirkungen des Zusammenspiels der Angebots- und Nachfrageseite konnten über verschiedene Simulationsexperimente gezeigt werden, wobei Rückkopplungseffekte zwischen dem Flottenausbau, Wartezeiten und verzögerter Wahrnehmungseffekte der Nutzer berücksichtigt wurden (s. Abschnitt 4.2.2). Die Stärke des entwickelten Ansatzes liegt nun nicht nur in der Möglichkeit der Beschreibung unterschiedlicher Ausbreitungsdynamiken der Innovation, sondern auch in der gleichzeitigen Abschätzung einer möglichen Veränderung des Modals Splits durch die Ausbreitung. Dieser

modellspezifische Ansatz wurde durch die Anbindung an *mobiTopp* quantitativ ermöglicht und bietet hypothetische Antworten zur Forschungsfrage nach möglichen Auswirkungen auf den bestehenden *Modal Split* der Stadt Stuttgart. Dadurch kann auch der mögliche Paradigmenwechsel auf dem urbanen Mobilitätsmarkt, der in Kapitel 2 angedeutet wird, analysiert und grundlegend eingeschätzt werden. Denn das vorherrschende Paradigma der Nutzung des privaten Pkws spiegelt sich im Status Quo des *Modal Splits* der Stadt Stuttgart exemplarisch stark wider (Mallig & Vortisch, 2017; Verband Region Stuttgart 2011). Die Simulationsexperimente mit Hilfe des ABMs zeigten, dass ein neues, selbstfahrendes Mobilitätsangebot die Nutzung des privaten Pkws im Szenario des freien Markts zwar zurückdrängen und potenziell den höchsten Anteil am *Modal Split* erreichen kann, jedoch werden ohne begleitende Maßnahmen der Stadt auch der ÖPNV und die selbstaktive Mobilität der Bevölkerung durch den neuen Service substituiert. Somit kann es durch den selbstfahrenden Dienst zu weiteren Straßenbelastungen kommen, obwohl die Nutzung privater Pkws abnimmt. Es ist daher über die Simulationsexperimente erkennbar, dass Zielkonflikte bei der Einführung selbstfahrender Mobilitätskonzepte entstehen können, die eine Stadtverwaltung antizipieren sollte. Welche Handlungsfelder dabei für eine Beeinflussung des Markts bestehen, wurde im Szenario der Regulierung durch die Stadt mit Hilfe des entwickelten Modells aufgezeigt. Daraus konnte die Handlungsempfehlung abgeleitet werden, dass eine Vorgabe an die Anbieter von selbstfahrenden Diensten zur Fahrzeugkapazität sowie die Vorgabe zum Angebot von geteilten Fahrten auf der Anbieterseite hilfreiche Regulierungsmaßnahmen bei der Vermeidung zusätzlicher Verkehrsentstehung sein können. Systemische Eingriffe der Stadtverwaltung konnten ebenfalls als effiziente und effektive Regulierungsmaßnahmen identifiziert werden, indem im Simulationsexperiment der Marktausbreitung selbstfahrender Mobilitätsangebote eine gleichzeitige Reduktion der Parkmöglichkeiten in der Stadt für Pkws modelliert wurde. Das entstehende Modellergebnis deutet darauf hin, dass sich durch diese Eingriffsmöglichkeit für Städte eine weitere Verkehrsüberlastung durch selbstfahrende Fahrdienste vermeiden ließe. Diese abgeleiteten Erkenntnisgewinne aus den Modellexperimenten geben dabei keine quantitativen Vorgaben und Empfehlungen für die Stadt Stuttgart, sondern weisen auf relevante zukünftige Analysen und weiterführende Untersuchungen hin und leisten somit einen Beitrag zur Forschung.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der präsentierte Ansatz die Forschungsansätze aus der Verkehrswissenschaft mit der Innovationsökonomik verbindet. Die Forschungsgegenstände, Ansätze und Methodiken beider Disziplinen weisen eindeutige Gemeinsamkeiten und

Schnittmengen auf. Insbesondere die Komplexität von Mobilitätssystemen und Märkten führt in beiden Wissenschaftsbereichen dazu, dass die mikroskopische Untersuchungseinheit der einzelnen Elemente des Systems mehr und mehr in den Fokus gerät. Dies zeigt sich über die weitläufige Anwendung der Methodik des agenten-basierten Modellierens in beiden Disziplinen. Die jeweilige Anwendung von ABMs unterscheidet sich dabei in den unterschiedlichen Zielsetzungen bezüglich der modellierten Zeiträume und der Quantifizierung von Zielgrößen und Aussagen. Denn im Unterschied zur innovationsökonomischen Forschung beschreiben die Verkehrswissenschaften mit Hilfe von ABMs konkrete, deduktive Simulationsansätze, zum Beispiel zur Modellierung möglicher Eingriffe in die Verkehrsinfrastruktur. Die Innovationsökonomik nutzt die Simulationstechnik dagegen eher, um in einem abduktiven Prozess die Hypothesenbildung zu ermöglichen und mögliches Systemverhalten von Märkten zu verstehen (Pyka & Grebel, 2006; Vermeulen & Pyka, 2016; Müller, 2017). Die vorliegende Dissertation beschreibt einen Ansatz zur Verknüpfung dieser beider Perspektiven zu einem modular erweiterbaren ABM zur Abbildung des urbanen Mobilitätsmarkts der Stadt Stuttgart, worauf zukünftige Forschungsarbeiten aufbauen können. Mit Blick auf zukünftige Erweiterungen des Modells und auf den generellen, zukünftigen Forschungsbedarf bei der Untersuchung des urbanen Mobilitätsmarkts gilt es, neben der Analyse der Auswirkungen von Technologieinnovationen auch gesellschaftliche und sozio-ökonomische Veränderungen vermehrt mit zu betrachten. Passend zum Fokus dieser Arbeit auf das Handeln unter Unsicherheit bezüglich zukünftiger Zustände und auf die Punktualität von einzelnen Ereignissen, die einen enormen qualitativen Wandel mit sich bringen können, gilt es für zukünftige Arbeiten insbesondere den Effekt der COVID-19 Pandemie auf das Mobilitätsverhalten und den urbanen Mobilitätsmarkt zu untersuchen (Verma, et al., 2020). Durch die Maßnahmen zur Eindämmung der Ausbreitung des neuartigen Virus wurden weltweit zeitlich begrenzte Mobilitätsbeschränkungen eingeführt (ebd.). Diese Einschränkungen erzeugten komplett neue Lösungsräume für den zukünftigen Mobilitätsmarkt, indem beispielsweise Aspekte der Mobilitätsvermeidung eine wesentlich höhere Bedeutung zugemessen werden kann, wie zum Beispiel der verstärkte Trend zur Telearbeit von zu Hause (ebd.). Menschliches Verhalten in Bezug auf die geteilte Nutzung von Fahrzeugen, zum Beispiel des ÖPNVs oder geteilter selbstfahrender Mobilitätsdienste, könnte von den Erfahrungen einer Infektionsausbreitung nachhaltig beeinflusst und verändert werden (ebd.). Erste Anzeichen einer Veränderung des Mobilitätssystems sind zum Beispiel die vermehrte Nutzung des Fahrrads als urbanes Mobilitätsmittel sowie stark gesunkene

Auslastungen des ÖPNVs in einigen Städten (Li, Zhao, Haitao, Mansourian, Axhausen, 2021). Diese Entwicklungen gilt es für künftige Untersuchungen des urbanen Mobilitätsmarkts und der Ausbreitung selbstfahrender Mobilitätsdienste tiefergehend zu analysieren. Exogene Ereignisse wie die COVID-19 Pandemie lassen sich kaum vorhersehen, genau so wenig wie das plötzliche Aufkommen von Innovationen auf einem Markt. Das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell und der methodische Rahmen sollen ein Werkzeug dazu liefern, solchen Unsicherheiten zu begegnen und hypothetische, qualitative Auswirkungen dieser Ereignisse auf den urbanen Mobilitätsmarkt abzubilden.

Literaturverzeichnis

- ACEA. (2021). Regulation on Internal Combustion Engine. ACEA.
<https://www.acea.auto/nav/?content=facts&vehicle=passenger-cars&tag=powertrainoptions>
- Acheampong, R. A. & Cugurullo, F. (2019). Capturing the behavioural determinants behind the adoption of autonomous vehicles: Conceptual frameworks and measurement models to predict public transport, sharing and ownership trends of self-driving cars. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 62, 349–375. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.01.009>
- Adam Ungvarai (2019). Modal Split – Different Approaches to a Common Term. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 603(4), 42091. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/603/4/042091>
- Agriesti, S., Brevi, F., Gandini, P., Marchionni, G., Parmar, R., Ponti, M. & Studer, L. (2020). Impact of Driverless Vehicles on Urban Environment and Future Mobility. *Transportation Research Procedia*, 49(1), 44–59. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.09.005>
- Almlöf, E., Nybacka, M. & Pernestål, A. (2020). Will public transport be relevant in a self-driving future? A demand model simulation of four scenarios for Stockholm, Sweden. *Transportation Research Procedia*, 49, 60–69. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.09.006>
- Ambs, T. & Pipahl, K. (2020). *Urbane Mobilität als Schlüssel für eine neue Gesellschaft*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-30729-5>
- Assmann Christian. (2020). *Systemanalyse der Wirkungen von On-Demand-Mobilitätsdienstleistungen im Kontext nachhaltiger urbaner Mobilität [Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)]*. Technischen Universität, München.
- Ayres, R. U. (2017). Gaps in Mainstream Economics: Energy, Growth, and Sustainability. In S. Shmelev (Hrsg.), *Studies in ecological economics: Volume 6. Green economy reader: Lectures in ecological economics and sustainability / Stanislav Shmelev, editor* (S. 39–53). Springer.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-38919-6_3
- Bass, F. M. (1969). A new product growth model for consumer durables. *Management Science*, 15(5).
- Bass, F. M. (2004). Comments on “A New Product Growth for Model Consumer Durables The Bass Model”. *Management Science*, 50(12_supplement), 1833–1840. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0300>
- Bazzan, A. L. C. & Klügl, F. (2014). A review on agent-based technology for traffic and transportation. *The Knowledge Engineering Review*, 29(03), 375–403. <https://doi.org/10.1017/S0269888913000118>
- Becker, F. & Axhausen, K. W. (2017). Literature review on surveys investigating the acceptance of automated vehicles. *Transportation*, 44(6), 1293–1306. <https://doi.org/10.1007/s11116-017-9808-9>
- Beiker, S. A. (2015). Einführungsszenarien für höhergradig automatisierte Straßenfahrzeuge. In M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz & H. Winner (Hrsg.), *Autonomes Fahren* (S. 197–217). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9_10
- Ben-Akiva, M. & Bierlaire, M. (1999). Discrete Choice Methods and their Applications to Short Term Travel Decisions. In R. W. Hall (Hrsg.), *Handbook of Transportation Science* (S. 5–33). Springer US.
https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5203-1_2
- Berrada, J. & Leurent, F. (2017). Modeling Transportation Systems involving Autonomous Vehicles: A State of the Art. *Transportation Research Procedia*, 27, 215–221. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.12.077>
- Berylls. (2022). Einfahbeschränkungen in Europa: Fahrverbote in Städten treffen 16 Millionen Fahrzeuge direkt. Berylls Strategy Advisors. https://www.berylls.com/wp-content/uploads/2020/12/20201209_City-Car-Ban-Karte_DE.pdf
- Bhat, C. R., Guo, J. Y., Srinivasan, S. & Sivakumar, A. (2004). Comprehensive Econometric Microsimulator for Daily Activity-Travel Patterns. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1894(1), 57–66. <https://doi.org/10.3141/1894-07>

- Bischoff, J. & Maciejewski, M. (2016). Autonomous Taxicabs in Berlin – A Spatiotemporal Analysis of Service Performance. *Transportation Research Procedia*, 19, 176–186.
<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.12.078>
- Blanck, R., Hacker, F., Heyen, D. A. & Zimmer, W. (2017). *Mobiles Baden-Württemberg - Wege der Transformation zu einer nachhaltigen Mobilität: Abschlussbericht der Studie (Schriftenreihe der Baden-Württemberg Stiftung)*. Stuttgart. Baden-Württemberg Stiftung gGmbH.
- Bowman, J. L. Historical development of activity based model theory and practice. In 21st international symposium on halogenated 2009. <https://trid.trb.org/view/904794>
- Bowman, J.L. & Ben-Akiva, M.E. (2001). Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 35(1), 1–28.
[https://doi.org/10.1016/S0965-8564\(99\)00043-9](https://doi.org/10.1016/S0965-8564(99)00043-9)
- Box, G. E. P. (1976). Science and Statistics. *Journal of the American Statistical Association*, 71(356), 791–799.
<https://doi.org/10.1080/01621459.1976.10480949>
- Bratzel, S. & Thömmes, J. (2018). *Alternative Antriebe, Autonomes Fahren, Mobilitätsdienstleistungen: Neue Infrastrukturen für die Verkehrswende im Automobilssektor (Schriften zu Wirtschaft und Soziales Nr. 22)*. Berlin: Heinrich-Böll-Stiftung. <https://www.econstor.eu/handle/10419/180991>
- Breiner, S. (1997). Methode der Szenario-Analyse. In S. Breiner (Hrsg.), *Die Sitzung der Zukunft: Eine Vorausschau mit Groupware-Szenarien* (S. 19–52). Physica-Verlag HD. https://doi.org/10.1007/978-3-642-52493-6_3
- Brownell, C. & Kornhauser, A. (2014). A Driverless Alternative. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2416(1), 73–81. <https://doi.org/10.3141/2416-09>
- Cassetta, E., Marra, A., Pozzi, C. & Antonelli, P. (2017). Emerging technological trajectories and new mobility solutions. A large-scale investigation on transport-related innovative start-ups and implications for policy. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 106, 1–11.
<https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.09.009>
- Civity. (2019). Anzahl der E-Scooter in ausgewählten Städten Europas nach Anbietern im Jahr 2019 (Stand: 30. September) [Press release]. scooters.civity.de
- Clewlöw, R. R. & Mishra, G. S. (2017). *Disruptive Transportation: The Adoption, Utilization, and Impacts of Ride-Hailing in the United States: Research Report – UCD-ITS-RR-17-07*. Davis, California. Institute of Transportation Studies.
- Daniel Krajzewicz, Rita Cyganski, M. Heinrichs & J. Erdmann (2016). Coupled microscopic modelling of traffic demand and traffic flow on a city level. undefined.
<https://www.semanticscholar.org/paper/Coupled-microscopic-modelling-of-traffic-demand-and-Krajzewicz-Cyganski/da79b3872f3976e4dffdbda69bb5ba6351500f33>
- Dosi, G. (1982). Technological paradigms and technological trajectories: A suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research Policy*, 11(3), 147–162.
[https://doi.org/10.1016/0048-7333\(82\)90016-6](https://doi.org/10.1016/0048-7333(82)90016-6)
- DStGB. (2020). Länder können Gebührenrahmen für Bewohnerparkausweise anpassen.
<https://www.dstgb.de/aktuelles/archiv/archiv-2020/laender-koennen-gebuehrenrahmen-fuer-bewohnerparkausweise-anpassen/>
- Edmonds, B. & Moss, S. (2005). From KISS to KIDS – An ‘Anti-simplistic’ Modelling Approach. In P. Davidsson, B. Logan & K. Takadama (Hrsg.), *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation* (S. 130–144). Springer Berlin Heidelberg.
- El Ghazi, M. (2019). *Statistische Versuchsplanung für Einsteiger*. Krefeld. Universität Niederrhein, Faculty of Mechanical and Process Engineering. 10.13140/RG.2.2.31748.68487
- Engelkamp, P. & Sell, F. L. (2013). *Einführung in die Volkswirtschaftslehre*. Springer Berlin Heidelberg.
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-36522-5>
- Epstein, J. M. & Axtell, R. (1996). *Growing artificial societies: Social science from the bottom up / Joshua M. Epstein, Robert Axtell*. Complex adaptive systems. Brookings Institution Press; London : MIT Press.
- ETAS. (2022). *ASCMO - Datenbasierte Modellierung und modellbasierte Applikation*.
<https://www.etas.com/de/portfolio/ascmo.php>

- Fagiolo, G., Guerini, M., Lamperti, F., Moneta, A. & Roventini, A. (2017). Validation of agent-based models in economics and finance (LEM Working Paper Series 2017/23). Pisa: Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM); Pisa: Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM). <https://www.econstor.eu/handle/10419/174573>
- Fagiolo, G., Guerini, M., Lamperti, F., Moneta, A. & Roventini, A. (2019). Validation of Agent-Based Models in Economics and Finance. In C. Beisbart & N. J. Saam (Hrsg.), *Computer Simulation Validation: Fundamental Concepts, Methodological Frameworks, and Philosophical Perspectives* (S. 763–787). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70766-2_31
- Fagnant, D. J. & Kockelman, K. (2015). Preparing a nation for autonomous vehicles: Opportunities, barriers and policy recommendations. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 77, 167–181. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.04.003>
- Fearnley, N. (2013). Free Fares Policies: Impact on Public Transport Mode Share and Other Transport Policy Goals. *International Journal of Transportation*, 1(1), 75–90. <https://doi.org/10.14257/ijt.2013.1.1.05>
- Fraedrich, E., Kröger, L., Bahamonde-Birke, F., Frenzel, I., Liedtke, G., Trommer, S., Lenz, B. & Heinrichs, D. (2017). *Automatisiertes Fahren im Personen- und Güterverkehr: Auswirkungen auf den Modal-Split, das Verkehrssystem und die Siedlungsstrukturen*. e-mobil BW GmbH.
- Gerth, E. (1970). Primärerhebungen. In *Betriebswirtschaftliche Absatz- und Marktforschung* (S. 235–288). Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-663-05207-4_6
- Gilbert, N. & Troitzsch, K. (Hrsg.). (2005). *Simulation for the Social Scientist* (2. Aufl.). Open University Press.
- Gkartzonikas, C. & Gkritza, K. (2019). What have we learned? A review of stated preference and choice studies on autonomous vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 98, 323–337. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.12.003>
- Gouthier, M. H. J. & Nennstiel, C. (2018). Neue Mobilitätskonzepte – Eine konzeptionelle Analyse. In M. Bruhn & K. Hadwich (Hrsg.), *Service Business Development: Band 2. Methoden – Erlösmodelle – Marketinginstrumente* (S. 567–588). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-22424-0_23
- Guerini, M. & Moneta, A. (2017). A method for agent-based models validation. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 82, 125–141. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2017.06.001>
- Guus Ten Broeke, George van Voorn, Arend Ligtenberg & Jaap Molenaar (2021). The use of surrogate models to analyse agent-based models. *JASSS*, 24(2), 3. <https://doi.org/10.18564/jasss.4530>
- Hager, K., Rauh, J. & Rid, W. (2015). Agent-based Modeling of Traffic Behavior in Growing Metropolitan Areas. *Transportation Research Procedia*, 10, 306–315. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.09.080>
- Hamill, L. & Gilbert, G. N. (2016). *Agent-based modelling in economics*. Wiley online library. Wiley.
- Hanusch, H. & Pyka, A. (2006). *Manifesto for Comprehensive Neo-Schumpeterian Economics*. Volkswirtschaftliche Diskussionsreihe, No. 289.
- Hanusch, H. and Pyka, A. (2007), *The Principles of Neo-Schumpeterian Economics*. *Cambridge Journal of Economics*, 31(2), 275-289.
- Hanusch, H. and Pyka, A. (2007a), *Manifesto for Comprehensive Neo-Schumpeterian Economics*. *History of Economic Ideas*, XV, 2007, 11-29.
- Harri Jalonen (2011). The Uncertainty of Innovation: A Systematic Review of the Literature. *Journal of Management Research*, 4(1). <https://doi.org/10.5296/jmr.v4i1.1039>
- Hautzinger, H., Kagerbauer, M., Mallig, N., Pfeiffer, M. & Zumkeller, D. (2013). *Mikromodellierung für die Region Stuttgart: Schlussbericht*. Karlsruhe. Institut für Technologie (KIT), Institut für Verkehrswesen. <https://docplayer.org/180029888-Mikromodellierung-fuer-die-region-stuttgart.html>
- Heilig, M., Mallig, N., Schröder, O., Kagerbauer, M. & Vortisch, P. (2018). Implementation of free-floating and station-based carsharing in an agent-based travel demand model. *Travel Behaviour and Society*, 12, 151–158. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2017.02.002>
- Heinrichs, M., Behrisch, M. & Erdmann, J. (2018). Just do it! Combining agent-based travel demand models with queue based-traffic flow models. *Procedia Computer Science*, 130, 858–864. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.04.081>

- Hess, S., Daly, A., Rohr, C. & Hyman, G. (2007). On the development of time period and mode choice models for use in large scale modelling forecasting systems. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 41(9), 802–826. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2007.04.001>
- Hilgert, T. Erstellung von Wochenaktivitätenplänen für Verkehrsnachfragemodelle [Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe]. COinS.
- Hill, A. (21. Oktober 2021). Paris to 'get rid of 70,000 parking spaces': Squeeze on cars continues in '15-minute city' under Paris mayor Anne Hidalgo. ITS International. <https://www.itsinternational.com/its3/news/paris-get-rid-70000-parking-spaces>
- Hoffmann, C., Abraham, C., White, M. P., Ball, S. & Skippon, S. M. (2017). What cognitive mechanisms predict travel mode choice? A systematic review with meta-analysis. *Transport Reviews*, 37(5), 631–652. <https://doi.org/10.1080/01441647.2017.1285819>
- Hoffmann, S., Schrott, M., Huber, T. & Kruse, T. (2015). Modellbasierte Methoden zur Applikation moderner Verbrennungsmotoren. *MTZ - Motortechnische Zeitschrift*, 76(4), 46–51. <https://doi.org/10.1007/s35146-015-0036-6>
- Holz-Rau, C., Hayer, R., Schultewolter, M., Aerker, J., Wachter, I. & Klinger, T. (2021). Eine Verkehrstypologie deutscher Großstädte. *Raumforschung und Raumordnung | Spatial Research and Planning*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.14512/rur.95>
- Horni, A., Nagel, K. & Axhausen, K. W. (2016). The Multi-Agent Transport Simulation MATSim. Ubiquity Press. <https://www.research-collection.ethz.ch/handle/20.500.11850/113280>
<https://doi.org/10.5334/baw>
- International Transport Forum (Hrsg.) (2015). *Urban Mobility System Upgrade: How shared self-driving cars could change city traffic*. International Transport Forum.
- IPCC (Hrsg.). (2015). *Climate change 2014: Synthesis report*. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Kagerbauer, M. (2010). *Mikroskopische Modellierung des Außenverkehrs eines Planungsraums* [Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe]. publikationen.bibliothek.kit.edu. <https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000019488>
- Kagho, G. O., Balac, M. & Axhausen, K. W. (2020). Agent-Based Models in Transport Planning: Current State, Issues, and Expectations. *Procedia Computer Science*, 170, 726–732. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.164>
- Koesling, A. *Abgrenzung und Bestimmung neuer Mobilitätsbegriffe und -konzepte* [, Ostfalia Hochschule für angewandte Wissenschaften, Karl-Scharfenberg Fakultät]. elib.dlr.de. <https://elib.dlr.de/121078/>
- Kornhauser, D., Wilensky, U. & William, R. (2009). Design Guidelines for Agent Based Model Visualization. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(2).
- Kotlán, V. (2001). Nobel Memorial Prize in Economics for the year 2000. *Czech Journal of Economics and Finance (Finance a uver)*, 51(5), 309–311. <https://ideas.repec.org/a/fau/fauart/v51y2001i4p309-311.html>
- Ladyman, J., Lambert, J. & Wiesner, K. (2013). What is a complex system? *European Journal for Philosophy of Science*, 3(1), 33–67. <https://doi.org/10.1007/s13194-012-0056-8>
- Li, A., Zhao, P., Haitao, H., Mansourian, A. & Axhausen, K. W. (2021). How did micro-mobility change in response to COVID-19 pandemic? A case study based on spatial-temporal-semantic analytics. *Computers, Environment and Urban Systems*, 90, 101703. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101703>
- Lieven, T. (2015). Policy measures to promote electric mobility – A global perspective. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 82, 78–93. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.09.008>
- Lyons, G., Hammond, P. & Mackay, K. (2019). The importance of user perspective in the evolution of MaaS. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 121(2), 22–36. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.12.010>
- M. Wooldridge & N. Jennings (1995). *Intelligent agents: theory and practice*. Computer Science. <https://www.semanticscholar.org/paper/Intelligent-agents%3A-theory-and-practice-Wooldridge-Jennings/d621786b597687f555fae83dc1a021fd21713d90>

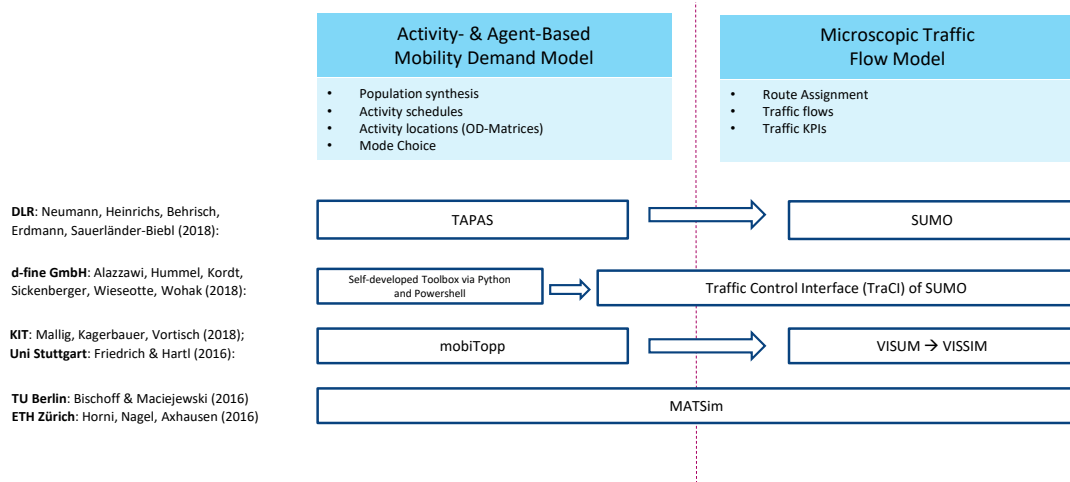
- Machado, C., Salles Hue, N. de, Berssaneti, F. & Quintanilha, J. (2018). An Overview of Shared Mobility. *Sustainability*, 10(12), 4342. <https://doi.org/10.3390/su10124342>
- Mallig, N., Heilig, M., Weiss, C., Chlond, B. & Vortisch, P. (2016). Modelling the weekly electricity demand caused by electric cars. *Future Generation Computer Systems*, 64, 140–150. <https://doi.org/10.1016/j.future.2016.01.014>
- Mallig, N., Kagerbauer, M. & Vortisch, P. (2013). mobiTopp – A Modular Agent-based Travel Demand Modelling Framework. *Procedia Computer Science*, 19, 854–859. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.06.114>
- Mallig, N. & Vortisch, P. (2015). Modeling Car Passenger Trips in mobiTopp. *Procedia Computer Science*, 52, 938–943. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.05.169>
- Mallig, N. & Vortisch, P. (2017). Modeling travel demand over a period of one week: The mobiTopp model. Karlsruhe Institute of Technology, Institute for Transport Studies. <http://arxiv.org/pdf/1707.05050v1>
- May, A., Shepered, S., Pfaffenbichler, P. & Emberger, G. (Hrsg.) (2018). The potential impacts of automated cars on urban transport: an exploratory analysis.
- McFadden, D. (1974). The measurement of urban travel demand. *Journal of Public Economics*, 3(4), 303–328. [https://doi.org/10.1016/0047-2727\(74\)90003-6](https://doi.org/10.1016/0047-2727(74)90003-6)
- McNally, M. G. & Rindt, C. R. (2007). The Activity-Based Approach. In D. A. Hensher & K. J. Button (Hrsg.), *Handbook of Transport Modelling* (Bd. 1, S. 55–73). Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/9780857245670-004>
- Mei-Shiang CHANG & Pei-Rong LU (2013). A Multinomial Logit Model of Mode and Arrival Time Choices for Planned Special Events. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 10, 710–727. <https://doi.org/10.11175/easts.10.710>
- Meixell, M. J. & Norbis, M. (2008). A review of the transportation mode choice and carrier selection literature. *The International Journal of Logistics Management*, 19(2), 183–211. <https://doi.org/10.1108/09574090810895951>
- Mingyang HAO & Toshiyuki YAMAMOTO (2018). Shared Autonomous Vehicles: A Review Considering Car Sharing and Autonomous Vehicles. *Asian Transport Studies*, 5(1), 47–63. <https://doi.org/10.11175/eastsats.5.47>
- Mueller, M. (2017). An Agent-Based Model of Heterogeneous Demand [Dissertation], University of Hohenheim.
- Murmann, J. P. & Frenken, K. (2006). Toward a systematic framework for research on dominant designs, technological innovations, and industrial change. *Research Policy*, 35(7), 925–952. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2006.04.011>
- Ngo, T. A. & See, L. (2012). Calibration and Validation of Agent-Based Models of Land Cover Change. In A. J. Heppenstall, A. T. Crooks, L. M. See & M. Batty (Hrsg.), *Agent-Based Models of Geographical Systems* (S. 181–197). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4_10
- Nikolaus Lang, Michael Russmann, Antonella Mei-Pochtler, Thomas Dauner, Satoshi Komiya, Xavier Mosquet & Xanthi Doubara. (2016). *Self Driving Vehicles, Robo-Taxis, and the Urban Mobility Revolution*. Boston. BCG.
- Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, infas, DLR, IVT, infas. (2019). *Mobilität in Deutschland 2017: Ergebnisbericht* [Press release]. Bonn.
- Nurul Nasuha Nor Azlan & Munzilah Md Rohani (2018). Overview Of Application Of Traffic Simulation Model. *MATEC Web of Conferences*, 150, 3006. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201815003006>
- OICA. (2017). *Anzahl der Kraftfahrzeuge weltweit in den Jahren 2005 bis 2015* [Press release]. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/244999/umfrage/weltweiter-pkw-und-nutzfahrzeugbestand/>
- Palsson, B. (2000). The challenges of in silico biology. *Nature Biotechnology*, 18(11), 1147–1150. <https://doi.org/10.1038/81125>
- Perez, B. G., Batac, T. & Vovsha, P. *Assessing Highway Tolling and Pricing Options and Impacts. Volume 1: Decision-Making Framework*. NCHRP Report(Project 08-57). <https://trid.trb.org/view/1217408>

- Phan, D. & Varenne, F. (2010). Agent-Based Models and Simulations in Economics and Social Sciences: From Conceptual Exploration to Distinct Ways of Experimenting. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13(5).
- Pyka, A. (1999). *Der kollektive Innovationsprozeß: eine theoretische Analyse informeller Netzwerke und absorptiver Fähigkeiten*. Volkswirtschaftliche Schriften. Berlin: Duncker und Humblot.
- Pyka, A. & Fagiolo, G. (2005). Agent-Based Modelling: A Methodology for Neo-Schumpeterian Economics. *Volkswirtschaftliche Diskussionsreihe*, No. 272.
- Pyka, A. & Fagiolo, G. (2007). Agent-based modelling: a methodology for a neo-Schumpeterian modelling. In: Hanusch, H. and Pyka, A. (eds.), *The Elgar Companion on Neo-Schumpeterian Economics*, Edward Elgar: Cheltenham UK, 467-492.
- Pyka, A. & Grebel, T. (2006). Agent-Based Modelling — A Methodology for the Analysis of Qualitative Development Processes. In F. C. Billari, T. Fent, A. Prskawetz & J. Scheffran (Hrsg.), *Agent-Based Computational Modelling: Applications in Demography, Social, Economic and Environmental Sciences* (S. 17–35). Physica-Verlag HD. https://doi.org/10.1007/3-7908-1721-X_2
- Pyka, A. (2007). Applying a Comprehensive Neo-Schumpeterian Approach to Europe and its Lisbon Agenda. In: Heise, M., Tilly, R. and Welfens, P. (eds.), *50 years of EU Dynamics, Integration - Financial Markets and Innovations*, Springer: Berlin, Heidelberg, New York, 275-300.
- Reibnitz, U. v. (1987). *Szenarien - Optionen für die Zukunft*. Management: Bd. 254. Hamburg [u.a.] : McGraw-Hill.
- Reichertz, J. (2016). *Qualitative und interpretative Sozialforschung: eine Einladung*. Springer-Verlag.
- Reynolds, C. W. (1987). Flocks, herds, and schools: a distributed behavior model. <http://130.203.136.60/viewdoc/summary?doi=10.1.1.1080.1217&rank=8&q=customer%20behavior%20modeling&osm=&ossid=>
- Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of Innovations* (3rd). The Free Press, Macmillan Publishing Co., Inc.
- Rudloff, C. & Straub, M. (2021). Mobility surveys beyond stated preference: introducing MyTrips, an SP-off-RP survey tool, and results of two case studies. *European Transport Research Review*, 13(1), 279. <https://doi.org/10.1186/s12544-021-00510-5>
- S. Hörl, F. Becker, T. Dubernet, K.W. Axhausen. (2019). *Induzierter Verkehr durch autonome Fahrzeuge: Eine Abschätzung: Forschungsprojekt SVI 2016/001 auf Antrag der Schweizerischen Vereinigung der Verkehrsingenieure und Verkehrsexperten (SVI)*. Bundesamt für Strassen.
- Saam, N. J. (2015). Einführung: Modellbildung und Simulation. In N. Braun & N. J. Saam (Hrsg.), *Handbuch Modellbildung und Simulation in den Sozialwissenschaften* (S. 3–14). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-01164-2_1
- SAE. (2019). SAE Standards News: J3016 automated-driving graphic update: SAE updates J3016 Levels of Automated Driving graphic to reflect evolving standard [Press release]. <https://www.sae.org/news/2019/01/sae-updates-j3016-automated-driving-graphic>
- Scarborough, B., Burns, L. D. & Jordan, W. C. (2013). *Transforming Personal Mobility*. The Earth Institute, Columbia University.
- Schmidt, A., Jansen, H., Wehmeyer, H. & Garde, J. (2013). *Neue Mobilität für die Stadt der Zukunft: Interdisziplinäre Stadtforschung*. Essen. Universität Duisburg-Essen, Institut für Stadtplanung und Städtebau.
- Schnittger, S. & Zumkeller, D. (Hrsg.) (2004). Longitudinal microsimulation as a tool to merge transport planning and traffic engineering models: the MobiTopp model.
- Schnittger, S. & Zumkeller, D. (Hrsg.) (2006). *mobiTopp - Ein längsschnittorientiertes Mikrosimulationsmodell zur Abschätzung künftiger Verkehrsentwicklungen bei alternativen Raumentwicklungen*. RWTH Aachen, Institut für Stadtbauwesen und Stadtverkehr.
- Schumpeter, J. A. (1934). *The Theory of Economic Development: An Inquiry into Profits, Capital, Credit, Interest, and the Business Cycle*.

- Sekhar, C. R. (2014). Mode Choice Analysis: The Data, the Models and the Future Ahead. *INTERNATIONAL JOURNAL FOR TRAFFIC AND TRANSPORT ENGINEERING*, 4(3), 269–285. [https://doi.org/10.7708/ijtte.2014.4\(3\).03](https://doi.org/10.7708/ijtte.2014.4(3).03)
- Shi, X., Wang, Z., Li, X. & Pei, M. (2021). The effect of ride experience on changing opinions toward autonomous vehicle safety. *Communications in Transportation Research*, 1, 100003. <https://doi.org/10.1016/j.commtr.2021.100003>
- Silberg, G., Dubner, T., Mayor, T., Lakshman, B., Anderson, J. & Suganuma, Y. (2017). Islands of Autonomy: How autonomous vehicles will emerge in cities around the world. KPMG.
- Simon, H. (1976). From substantive to procedural rationality. In Latsis (Author), *Method and Appraisal in Economics* (pp. 129-148). Cambridge: Cambridge University Press.
- Smith, A. (1776). *The Wealth of Nations: An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*.
- Spieser, K., Treleaven, K. B., Zhang, R., Frazzoli, E., Morton, D. & Pavone, M. (2014). Toward a Systematic Approach to the Design and Evaluation of Automated Mobility-on-Demand Systems: A Case Study in Singapore. 2196-5544. <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/82904>
- Statistisches Bundesamt. (2021). Umsatz der Automobilindustrie in Deutschland von 2010 bis 2020. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/160479/umfrage/umsatz-der-deutschen-automobilindustrie/>
- Stephan, M. (2013). *Theorien der Industrievolution (Discussion Papers on Strategy and Innovation 13-03)*. Marburg: Philipps-University Marburg, Department of Technology and Innovation Management. <https://www.econstor.eu/handle/10419/87735>
- Sterman, J. (2002). *System Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World*. Massachusetts Institute of Technology. Engineering Systems Division. <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/102741>
- The Marshall Protocol Knowledge Base. (2019). Differences between in vitro, in vivo, and in silico studies. https://mpkb.org/home/patients/assessing_literature/in_vitro_studies#in_vitro_studies
- Tietze, N., Konigorski, U., Fleck, C. & Nguyen-Tuong, D. (Hrsg.) (2014). Model-based calibration of engine controller using automated transient design of experiment.
- Tisue, S. & Wilensky, U. (Hrsg.) (2004). *NetLogo: A Simple Environment for Modeling Complexity*. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling.
- Todorovic, M., Simic, M. & Kumar, A. (2017). Managing Transition to Electrical and Autonomous Vehicles. *Procedia Computer Science*, 112(3), 2335–2344. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.201>
- Transportation Research Board. (2014). *Traffic and Transportation Simulation: Looking Back and Looking Ahead: Celebrating 50 Years of Traffic Flow Theory, A Workshop*. Transportation Research Board of the National Academies. <https://onlinepubs.trb.org/onlinepubs/circulars/ec195.pdf>
- Umweltbundesamt. (2020). Entwicklung spezifischer Emissionen im Pkw-Bereich in Deutschland zwischen 1995 und 2019: Daten- und Rechenmodell TREMOD - Transport Emission Model, Version 6.16. Umweltbundesamt. <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/treibhausgas-emissionen-in-deutschland#emissionsentwicklung>
- United Nations. (2019). *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision [Press release]*. New York.
- Valente, M. (2008). *Laboratory for Simulation Development: LSD (LEM Working Paper Series 2008/12)*. Pisa: Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM). <https://www.econstor.eu/handle/10419/89554>
- van der Hoog, S. (2019). Surrogate Modelling in (and of) Agent-Based Models: A Prospectus. *Computational Economics*, 53(3), 1245–1263. <https://doi.org/10.1007/s10614-018-9802-0>
- Verband Region Stuttgart. (2011). *Mobilität und Verkehr in der Region Stuttgart 2009/2010: Regionale Haushaltsbefragung zum Verkehrsverhalten*. Stuttgart. Verband Region Stuttgart.
- Verma, A., Chandra, A., Allirani, H., Karthika, P. S., Vajjarapu, H., Nitwal, R. S., Khandelwal, T., Bhat, F. A., Thomas, M. M., A. A., Mayakuntla, S. K. & Choubey, N. (2020). The Curious Case of Transportation Systems in a Post COVID-19 World: A Summary of Impacts, Strategic Interventions, and Possible Policy Implications. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3698006>

- Vermeulen, B. & Pyka, A. (2016). Agent-based Modeling for Decision Making in Economics under Uncertainty. *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2016-6>
- Vermeulen, B., Pyka, A. & Müller, M. (2021). An agent-based policy-laboratory of COVID-19 containment strategies. Universität Hohenheim, Lehrstuhl für Innovationsökonomik. https://inno.uni-hohenheim.de/corona-modell?fbclid=IwAR1cwE5rE2LgR2JioXrr5wbNcftutSrT_MpSGqQQtsLazIKgO_c5HJaSkNM
- Waymo Inc. (2022). Waymo One: Moving People. Waymo Inc. <https://waymo.com/waymo-one/>
- Weiss, C., Mallig, N., Heilig, M., Schneidereit, T., Franke, T. & Vortisch, P. How Much Range Is Required? A Model Based Analysis of Potential Battery Electric Vehicle Usage. Transportation Research Board 95th Annual Meeting Transportation Research Board(16-3611). <https://trid.trb.org/view/1393332>
- Wiefel, J. & Buxmann, P. (2021). Automated Mobility as a Service – Development of a Hierarchical Quality Scale. ECIS 2021 Research Papers. https://aisel.aisnet.org/ecis2021_rp/75
- Wilensky, U. NetLogo.
- Wilensky, U. & William, R. (2015). An introduction to agent-based modeling: Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo. The MIT Press. <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=976350>
- Wittink, L. (2011). Choice modelling: An overview of theory and development in individual choice behaviour modelling [BMI]. Vrije Universiteit, Amsterdam.
- Yang, C. & Wilensky, U. (2011). NetLogo epiDEM Basic model. Northwestern University, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling. <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/epiDEMBasic>

Anhang I. – Bestehende Verkehrsnachfragemodelle



(Eigene Darstellung)

Anhang II. - Destination Choice Modell von mobiTopp

Der individuelle Nutzen eines Weges V_{ij} von einer aktuellen Zone i in eine weitere Zone j ist dabei folgendermaßen definiert:

$$\begin{aligned}
 V_{ij} = & \beta_{time \times purpose} \cdot (t_{ij} + t_{jn}) \cdot x_{purpose} \\
 & + \beta_{time \times employment} \cdot (t_{ij} + t_{jn}) \cdot x_{employment} \\
 & + \beta_{cost \times purpose} \cdot (c_{ij} + c_{jn}) \cdot x_{purpose} \\
 & + \beta_{opportunities \times purpose} \cdot \log(1 + A_{j,purpose}) \cdot x_{purpose}
 \end{aligned}$$

Die β -Faktoren beschreiben empirisch geschätzte Gewichtungsfaktoren für die Kriterien Reisezeit (time), Kosten (cost) und individuelle Bewertungsgrößen des jeweiligen Wegezwecks (opportunities) (Mallig, Vortisch, 2017, S. 14).

Anhang III. – Statistischer Versuchsplan zur Analyse von Input-Output Beziehungen in mobiTopp

Experiment_Id	cost_car	time_car	cost_pt	time_pt	time_bike	time_walk	parkstress
1	0,5352	1,0977	0,8906	1,707	0,8164	1,8008	1,0977
2	1,2852	1,8477	1,8906	0,957	1,5664	1,0508	1,8477
3	1,6602	0,7227	1,3906	1,332	1,9414	1,4258	1,4727
4	0,9102	1,4727	0,3906	0,582	1,1914	0,6758	0,7227
5	1,0977	0,5352	1,6406	1,8945	1,7539	0,8633	0,9102
6	1,8477	1,2852	0,6406	1,1445	1,0039	1,6133	1,6602
7	1,4727	0,9102	0,1406	1,5195	0,6289	1,2383	1,2852
8	0,7227	1,6602	1,1406	0,7695	1,3789	1,9883	0,5352
9	0,8164	0,8164	0,2656	1,2383	1,4727	1,8945	1,1914
10	1,5664	1,5664	1,2656	1,9883	0,7227	1,1445	1,9414
11	1,9414	1,1914	1,7656	0,8633	1,0977	1,5195	1,5664
12	1,1914	1,9414	0,7656	1,6133	1,8477	0,7695	0,8164
13	1,0039	1,0039	1,0156	1,0508	0,9102	0,582	1,0039
14	1,7539	1,7539	0,0156	1,8008	1,6602	1,332	1,7539
15	1,3789	0,6289	0,5156	0,6758	1,2852	0,957	1,3789
16	0,6289	1,3789	1,5156	1,4258	0,5352	1,707	0,6289
17	0,6758	0,6758	1,3281	1,4727	1,2383	1,2852	1,8945
18	1,4258	1,4258	0,3281	0,7227	1,9883	0,5352	1,1445
19	1,8008	1,0508	0,8281	1,8477	1,6133	1,6602	0,7695
20	1,0508	1,8008	1,8281	1,0977	0,8633	0,9102	1,5195
21	1,2383	1,2383	0,0781	1,2852	1,4258	1,0977	1,707
22	1,9883	1,9883	1,0781	0,5352	0,6758	1,8477	0,957
23	1,6133	0,8633	1,5781	1,6602	1,0508	0,7227	0,582
24	0,8633	1,6133	0,5781	0,9102	1,8008	1,4727	1,332
25	0,7695	0,957	1,9531	0,6289	1,8945	1,5664	1,9883
26	1,5195	1,707	0,9531	1,3789	1,1445	0,8164	1,2383
27	1,8945	0,582	0,4531	1,0039	0,7695	1,9414	0,8633
28	1,1445	1,332	1,4531	1,7539	1,5195	1,1914	1,6133
29	0,957	0,7695	0,7031	0,8164	0,582	1,0039	1,8008
30	1,707	1,5195	1,7031	1,5664	1,332	1,7539	1,0508
31	1,332	1,1445	1,2031	1,1914	1,707	0,6289	0,6758
32	0,582	1,8945	0,2031	1,9414	0,957	1,3789	1,4258
33	0,5586	0,6992	1,8594	1,0273	1,2617	1,2148	0,6992
34	1,3086	1,4492	0,8594	1,7773	0,5117	1,9648	1,4492
35	1,6836	1,0742	0,3594	0,6523	0,8867	0,8398	1,8242

36	0,9336	1,8242	1,3594	1,4023	1,6367	1,5898	1,0742
37	1,1211	0,8867	0,6094	1,2148	1,0742	1,4023	0,5117
38	1,8711	1,6367	1,6094	1,9648	1,8242	0,6523	1,2617
39	1,4961	0,5117	1,1094	0,8398	1,4492	1,7773	1,6367
40	0,7461	1,2617	0,1094	1,5898	0,6992	1,0273	0,8867
41	0,8398	1,168	1,4844	1,8711	0,6055	0,9336	0,793
42	1,5898	1,918	0,4844	1,1211	1,3555	1,6836	1,543
43	1,9648	0,793	0,9844	1,4961	1,7305	0,5586	1,918
44	1,2148	1,543	1,9844	0,7461	0,9805	1,3086	1,168
45	1,0273	0,6055	0,2344	1,6836	1,918	1,4961	0,6055
46	1,7773	1,3555	1,2344	0,9336	1,168	0,7461	1,3555
47	1,4023	0,9805	1,7344	1,3086	0,793	1,8711	1,7305
48	0,6523	1,7305	0,7344	0,5586	1,543	1,1211	0,9805
49	0,6055	1,0273	0,4219	0,793	1,6836	0,6992	1,4961
50	1,3555	1,7773	1,4219	1,543	0,9336	1,4492	0,7461