

# Kognitive Modellierung und Computergestützte Simulation der Räumlich-Sequenziellen Zielauswahl von Fußgängern

---

Peter Michael Kielar

Vollständiger Abdruck der von der Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt der  
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines  
*Doktors der Naturwissenschaften*  
genehmigten Dissertation.

*Vorsitzender:* Prof. Dr. rer.nat. Ernst Rank

*Prüfer der Dissertation:*

1. Prof. Dr.-Ing. André Borrmann
2. Prof. Dr. rer.nat. Hans-Joachim Bungartz
3. Prof. Dr. rer.nat. Christoph Hölscher, ETH-Zürich

Die Dissertation wurde am 11.05.2017 bei der Technische Universität München  
eingereicht und durch die Ingenieur fakultät Bau Geo Umwelt am 19.07.2017 an-  
genommen.



---

## Zusammenfassung

Die Erforschung des Fußgängerverhaltens hat zum Ziel, die Mechanismen der Fußgängerbewegung zu verstehen. Mit Hilfe der gewonnenen Erkenntnisse werden Verhaltensmodelle entwickelt, mit deren Hilfe Fußgängerdynamik computergestützt simuliert werden kann. Derartige Simulationen können Vorhersagen zur Fußgängerdynamik treffen und eingesetzt werden, um beispielsweise die Sicherheit von Fußgängern im Kontext der Planung von Großveranstaltungen zu erhöhen, da gefährliche Situationen im Vorfeld identifizierbar werden. Es zeigt sich jedoch durch neueste Forschungsergebnisse, dass rein auf Bewegungsverhalten fokussierte Modelle nicht alle Verhaltensphänomene von Fußgängern erklären können. Daher müssen die Bewegungsmodelle für die Simulation von hochkomplexen Fußgängerverhalten interdisziplinär mit Konzepten der Kognitionswissenschaften verknüpft werden.

In dieser Arbeit wurden neue auf Kognition und Fußgängerbewegung basierende Konzepte und Modelle für die Simulationen der räumlich-sequentiellen Zielauswahl entwickelt. Die Zielauswahl wird auch als strategisches Verhalten des Fußgängers bezeichnet. Strategisches Verhalten beschreibt, wie Fußgänger Handlungspläne entwickeln, die sie zu verschiedenen Orten ihrer Umgebung führen. Diese Orte sind räumlich positionierte Ziele, wie Geschäfte, Fahrkartenaufschalter, Konzertbühnen oder Bushaltestellen, an denen Fußgänger Aktivitäten und Interaktionen ausführen können. Während ein Fußgänger einen Handlungsplan umsetzt, ist immer auch die physische Bewegung zu und an den Zielorten, wie die Navigation oder das Einreihen und Aufrücken an einer Warteschlange, ein integraler Bestandteil der Simulation des Fußgängerverhaltens.

Mit den neu entwickelten Methoden konnte nachgewiesen werden, dass ein kognitionsbasierter Ansatz in der Modellierung der räumlich-sequentiellen Zielauswahl die Prognosegüte von Simulationen des Fußgängerverhaltens entscheidend verbessern kann. Hierfür wurde eine spezifische kognitive Architektur entwickelt. Dabei handelt es sich um eine integrative Theorie über die Denk- und Bewegungsprozesse des Fußgängers. Die kognitive Architektur ist die Grundlage für ein entwickeltes ganzheitliches Verhaltensmodell der räumlich-sequentiellen Zielauswahl, welches in einem Softwareprototyp für die Simulation von Fußgängerverhalten implementiert wurde. Die entwickelte Methodik wurde mit Hilfe von empirischen Studien validiert, das heißt, auf ihre Übereinstimmung mit echten Fußgängerverhalten überprüft. Die Validierungsergebnisse zeigen in der Vorhersage der Auslastung von Zielorten und der Simulation von Handlungsplänen hervorragende Übereinstimmung mit empirischen Daten.

Die dargelegten Forschungsergebnisse beschreiben nicht allein ein neues interdisziplinäres Konzept für die Modellierung des Fußgängerverhaltens als Ganzes, sondern zeigen auf, dass die entwickelte Methodik einen neuen und vielversprechenden Ansatz für die Erforschung der Fußgängerdynamik bereitstellt.

---

## *Abstract*

The research on pedestrian behavior has the goal to understand the mechanisms of pedestrian movement. The findings help to develop behavior models which provide a means to simulate pedestrian dynamics computationally. Such simulations increase the safety of pedestrians, for example in the context OF planning large public events since dangerous situations can be identified beforehand. However, new pedestrian research findings show that a mere focus on movement behavior cannot explain all behavior phenomena of pedestrians. Movement models rather need to be linked in an interdisciplinary manner to concepts from the cognitive sciences for simulating highly complex pedestrian behavior.

In this research new interdisciplinary concepts and models for simulating spatial-sequential destination choice were developed. In the context of pedestrian dynamics, spatial-sequential destination choice is also known as strategic behavior, which describes how pedestrian create activity plans. These plans guide pedestrians to different locations, which are for example shops, ticket machines, music stages, or bus stops. The locations can be understood as spatial goals where pedestrians can engage with activities. While a pedestrian implements an activity plan, physical movement towards and at goals – such as navigation or queuing up – is an essential part of simulating pedestrian behavior.

By means of the newly developed methods, it was shown that an interdisciplinary approach in modeling spatial-sequential destination choice improves the forecast quality of pedestrian behavior simulations. For this purpose, a specific cognitive architecture was developed. It is an integrative theory that addresses mental and movement processes of a pedestrian. The cognitive architecture is the basis for a developed holistic behavior model for spatial-sequential destination choice, which was implemented in a software prototype that is used for simulating pedestrian behavior. The developed methods were validated with empirical studies, this means that the methods were checked against real pedestrian behavior. The validation results show an outstanding conformity with empirical data regarding the forecast of the occupancy of locations by pedestrian and regarding the simulation of individual activity plans.

The presented research findings not only characterize a new interdisciplinary concept for holistically modeling pedestrian behavior, but also show that the developed methods provide a promising approach for further research in pedestrian dynamics.

# Vorwort

Diese Dissertation entstand im Rahmen meiner Tätigkeit am Lehrstuhl für Computergestützte Modellierung und Simulation von Prof. Dr.-Ing. André Borrmann an der Technischen Universität München.

Ich möchte mich an dieser Stelle herzlich bei allen Personen bedanken, die mich direkt oder indirekt bei meiner Promotion unterstützt haben.

Zu aller Erst geht mein Dank an Herrn Prof. Dr.-Ing. André Borrmann. Professor Borrmann ermöglichte mir im Rahmen des Forschungsprojekts *MultikOSi* und darüber hinaus an den Forschungs- und Lehrtätigkeiten des Lehrstuhls mitzuwirken. Er unterstützte mit vielen konstruktiven und richtungsweisenden Diskussionen, welche die vorliegende Arbeit entscheidend beeinflussten. Die Gespräche mit Professor Borrmann umfassten neben den Inhalten der Promotion auch Themen, die für die Formung der Persönlichkeit eines Wissenschaftlers unerlässlich sind.

Bei Herrn Prof. Dr. rer.nat. Hans-Joachim Bungartz möchte ich für die Übernahme des Zweitgutachtens herzlich bedanken. Die Diskussionen mit Professor Bungartz bereicherten meine Forschung und adressierten neben fachlichen Themen auch unterschiedliche wissenschaftliche Blickwinkel. Auch für die Kooperationen in der Lehre bedanke ich mich.

Herrn Prof. Dr. rer.nat. Christoph Hölscher danke ich für die Übernahme des Drittgutachtens. Professor Hölscher ermöglichte es mir seinen Lehrstuhl für Kognitionswissenschaften an der ETH-Zürich für einen Monat zu besuchen. Die in Zürich entstandenen Diskussionen halfen mir neue Facetten in der Forschung zu entdecken. Auch ein Dank geht an Professor Hölschers Team, wir sind in kurzer Zeit Freunde geworden.

Mein Dank gilt den Kollegen am Lehrstuhl, für das freundschaftliche Miteinander sowie die vielen fachlichen und überfachlichen Diskussionen. In diesem Zusammenhang möchte ich mich vor allem bei Daniel Biedermann für die spannende Zusammenarbeit bedanken. Ganz besonders möchte ich mich auch bei Frau Hanne Cornils bedanken, die mich durch den Reisekostenschwung leitete.

Dank geht an alle Personen der *MultikOSi*-Forschungskooperation.

Meinen Eltern möchte ich für ihre stetige Unterstützung danken. Eure mutigen Entscheidungen sind Teil unserer Geschichte. Auch meiner Schwester möchte ich danken, für ihr offenes Ohr und ihre Zeit. Auch bedanke ich mich bei meinen Freunden, welche die Evolution der kleinen grünen Punkte miterlebt haben.

Ganz besonders danke ich Elisabeth Scherz. Sie unterstützt mich Tag für Tag mit Geduld, Offenheit und Herz. Natürlich soll ihr Rat bei der mitunter delikaten Abgrenzung der psychologischen Termini nicht unbeachtet bleiben.

Zum Schluss ein Dank an Carola Birzele und Verena Schön, die Zeit fanden diese Arbeit gegenzulesen und Hinweise zur sprachlichen Korrektur gaben.

# Inhaltsverzeichnis

<b>Zusammenfassung</b>	<b>ii</b>
<b>Abstract</b>	<b>iv</b>
<b>Vorwort</b>	<b>v</b>
<b>Inhaltsverzeichnis</b>	<b>vi</b>
<b>1 Einführung</b>	<b>1</b>
1.1 Räumlich-sequenzielle Zielauswahl . . . . .	3
1.2 Hypothesen und damit verbundene Teilziele . . . . .	5
1.3 Aufbau der Arbeit . . . . .	7
<b>2 Methoden der Modellierung von Fußgängerverhalten</b>	<b>9</b>
2.1 Strukturierung des Fußgängerverhaltens . . . . .	10
2.2 Modelle der Bewegungsdynamik . . . . .	11
2.3 Modelle der Wegfindungsdynamik . . . . .	13
2.4 Modelle der Wartedynamik . . . . .	15
2.5 Modelle der sozialen Gruppendynamik . . . . .	16
2.6 Modelle der visuellen Wahrnehmung . . . . .	17
2.7 Hybride Modelle . . . . .	18
2.8 Modelle der Zielauswahldynamik und Aktivitätsplanung . . . . .	19
2.8.1 Probabilistische Netze . . . . .	20
2.8.2 Aktivitätsbasierte Ansätze des Verkehrswesens . . . . .	21
2.8.3 Strategische Konzepte aus dem Fußgängerkontext . . . . .	23
2.8.4 Fazit strategische Zielauswahl . . . . .	27
2.9 Empirische Daten in der Personenstrommodellierung . . . . .	28
2.9.1 Individuelle Bewegungseinflüsse . . . . .	29
2.9.2 Selbstorganisierende Phänomene in Personenmassen . . . . .	31
2.9.3 Wegfindungsverhalten in der Navigation . . . . .	32
2.9.4 Ortsauslastung und Aktivitätsmuster . . . . .	33
2.10 Softwarearchitekturen für Fußgängersimulationen . . . . .	34
2.10.1 <i>SteerSuite</i> Framework von Singh et al. (2009) . . . . .	35
2.10.2 Framework von Torrens et al. (2012) . . . . .	35
2.10.3 <i>JuPedSim</i> von Kemloh Wagoum et al. (2015) . . . . .	36
2.10.4 Framework von Toll et al. (2015) . . . . .	37
2.10.5 <i>Vadere</i> -Framework . . . . .	37

---

2.10.6	Menge von Curtis et al. (2016) . . . . .	38
2.10.7	Anforderungen an ein Fußgänger-Simulationsframework . . . . .	40
2.11	Zusammenfassung zur Modellierung von Fußgängerverhalten . . . . .	42
<b>3</b>	<b>Methoden zur Modellierung von kognitiven Agenten</b>	<b>45</b>
3.1	Grundprinzipien von intelligenten Agenten . . . . .	46
3.2	Planung durch intelligente Agenten . . . . .	48
3.3	Kognitive Architekturen für Agenten . . . . .	51
3.3.1	Grundlagen zu kognitiven Architekturen . . . . .	52
3.3.2	<i>Executive Process-Interactive Control</i> (EPIC) . . . . .	53
3.3.3	<i>State, Operator And Result</i> (SOAR) . . . . .	54
3.3.4	<i>Adaptive Control of Thoughts – Rational</i> (ACT-R) . . . . .	55
3.4	Modellierung von kognitiven und intelligenten Fußgängern . . . . .	56
3.4.1	Fußgänger auf Basis von kognitiven Ansätzen . . . . .	57
3.4.2	Kognitives Fußgängerverhalten nach Paris und Donikian (2009) . . . . .	60
3.4.3	Kognitives Fußgängerverhalten nach Wijermans et al. (2013) . . . . .	62
3.4.4	Kognitives Fußgängerverhalten nach Hollmann (2015) . . . . .	63
3.5	Fazit zur Modellierung von kognitiven Agenten . . . . .	67
<b>4</b>	<b>Lösung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl in Fußgängersimulationen</b>	<b>71</b>
4.1	Hintergründe zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl . . . . .	72
4.1.1	Begriff der räumlich-sequenziellen Zielauswahl . . . . .	72
4.1.2	Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl . . . . .	73
4.2	Bestimmung des Simulationsrahmens . . . . .	77
4.2.1	Komponenten eines Simulationsszenarios . . . . .	77
4.2.2	Charakteristika des Agenten . . . . .	80
4.3	Kognitive Architektur zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl . . . . .	82
4.3.1	Erweiterung des Drei-Schichten-Konzepts . . . . .	82
4.3.2	Das Grundkonzept der Architektur . . . . .	84
4.3.3	Identifikation der Kernmodule . . . . .	87
4.3.4	Bestimmung der Verarbeitungszyklen . . . . .	89
4.3.5	Einschränkungen der Architektur . . . . .	91
4.3.6	Zusammenfassung der Architektur . . . . .	92
4.4	Modell der räumlich-sequenziellen Zielauswahl . . . . .	94
4.4.1	Überblick über die Teilmodule . . . . .	94
4.4.2	Modellierung des Gedächtnisses . . . . .	95
4.4.2.1	Modellierung der Szenarioinformationen . . . . .	96
4.4.2.2	Modellierung der Agenteninformationen . . . . .	99
4.4.3	Modellierung der räumlich-visuellen Wahrnehmung . . . . .	100
4.4.3.1	Modellierung der Sichtbarkeit von Objekten . . . . .	101
4.4.3.2	Modellierung der Wahrnehmung von Distanzen . . . . .	103
4.4.3.3	Modellierung der Wahrnehmung von Menschenmengen . . . . .	105
4.4.4	Modellierung der subjektiven Präferenz . . . . .	107
4.4.4.1	Präferenz als kognitive Annäherung an Ziele . . . . .	108
4.4.4.2	Modellierung der subjektiven Präferenz . . . . .	110
4.4.4.3	Subjektive Präferenz im Simulationskontext . . . . .	112
4.4.5	Modellierung des Schlussfolgers . . . . .	114

4.4.5.1	Ableitung von Informationen über Zielorte . . . . .	114
4.4.5.2	Ableitung von Informationen über Agenten . . . . .	116
4.4.6	Modellierung der räumlich-sequenziellen Planung . . . . .	116
4.4.6.1	Die Intra-Alternative Bewertung von Zielorten . . . . .	117
4.4.6.2	Generierung des Handlungsplans . . . . .	122
4.4.6.3	Revision des Handlungsplans . . . . .	127
4.4.7	Modellierung der Operationen . . . . .	129
4.4.7.1	Modellierung der Verhaltensselektion . . . . .	130
4.4.7.2	Modellierung der Wegfindung . . . . .	132
4.4.7.3	Modellierung der Suche . . . . .	136
4.4.7.4	Modellierung des Anstehens . . . . .	138
4.4.7.5	Modellierung des Verweilens . . . . .	139
4.4.8	Modellierung der Motorik . . . . .	141
4.4.8.1	Modellierung der Motorikselektion . . . . .	141
4.4.8.2	Modellierung der Bewegung . . . . .	143
4.4.8.3	Modellierung des Stehens . . . . .	144
4.4.9	Einschränkungen des Modells . . . . .	145
4.4.10	Zusammenfassung des Modells . . . . .	147
4.5	Simulationsframework <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	149
4.5.1	Eingesetzte Paradigmen in <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	149
4.5.1.1	Angewendete Simulationsparadigmen . . . . .	150
4.5.1.2	Angewendete Fußgängermodellierungsparadigmen . . . . .	150
4.5.1.3	Angewendete Softwareentwicklungsparadigmen . . . . .	151
4.5.2	Die Softwarearchitektur von <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	152
4.5.2.1	Paketansicht des <i>MomenTUMv2</i> -Framework . . . . .	155
4.5.2.2	Kontrollfluss in <i>MomenTUMv2</i> -Framework . . . . .	155
4.5.2.3	Modelltypen in <i>MomenTUMv2</i> -Framework . . . . .	159
4.5.2.4	Aufruflogik in <i>MomenTUMv2</i> -Framework . . . . .	162
4.5.3	Umsetzung des <i>Spice</i> -Modells in <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	165
4.5.4	Einsatz von <i>MomenTUMv2</i> in der Forschung . . . . .	166
4.5.5	Erweiterungen von <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	167
4.5.6	Zusammenfassung von <i>MomenTUMv2</i> . . . . .	168
4.6	Zusammenfassung der Methodik . . . . .	168
<b>5</b>	<b>Validierung der Methodik</b> . . . . .	<b>171</b>
5.1	Vorgehenskonzept der Validierung . . . . .	172
5.2	Validitätsuntersuchung der Teilmodule . . . . .	173
5.2.1	Validitätsuntersuchung der kognitiven Teilmodelle . . . . .	175
5.2.2	Validitätsuntersuchung der Teilmodelle der Bewegung . . . . .	177
5.3	Parameter des Modells . . . . .	178
5.4	Fallstudie Industrie-Kontaktmesse . . . . .	181
5.4.1	Randbedingungen der Industrie Kontaktmesse . . . . .	182
5.4.2	Analyse der freien Parameter . . . . .	184
5.4.3	Evaluation der Handlungsplanung . . . . .	195
5.4.4	Diskussion der Simulationsergebnisse . . . . .	200
5.5	Fallstudie <i>Back to the Woods</i> Festival . . . . .	206
5.5.1	Randbedingungen des <i>Back to the Woods</i> Festivals . . . . .	207

---

5.5.2	Simulation und Auswertung der Festivals . . . . .	213
5.6	Fazit zur Validierung der Methodik . . . . .	214
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>219</b>
6.1	Wissenschaftlicher Fortschritt der Arbeit . . . . .	219
6.2	Erweiterungen und offene Fragestellungen . . . . .	222
6.3	Ein Fazit zur interdisziplinären Fußgängerforschung . . . . .	223
	<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>226</b>
	<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>229</b>
	<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>231</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>231</b>
<b>A</b>	<b>Parameter des <i>Spice</i>-Modells</b>	<b>259</b>

# Kapitel 1

## Einführung

Fußgänger sind omnipräsent, denn sie sind in allen Bereichen des täglichen Lebens vorzufinden und deshalb ein Kernelement unserer Verkehrswelt. Fußgänger, ob alleine oder in großen Mengen betrachtet, erzeugen eine Eigendynamik. Die Vorhersage der Fußgängerdynamik (englisch: *Pedestrian Dynamics*) und damit der Fußgängerbewegung ist der zentrale Gegenstand der Fußgängerforschung.

Der Dachbegriff der Fußgängerdynamik schließt alle Forschungsthemen mit ein, die Bewegungsvorgänge von Fußgängern betrachten. Diese können das individuelle Verhalten bei der Kollisionsvermeidung zwischen zwei Personen sein (Park et al. 2013), Bewegungsmuster in sozialen Gruppen (Peters und Ennis 2009) oder auch selbstorganisierende oder gefährliche Phänomene in großen Menschenmassen (Helbing et al. 2005). Die empirischen Untersuchungsstrategien des Forschungsgebiets *Pedestrian Dynamics* sind ebenso vielfältig wie die Aspekte der Fußgängerdynamik selbst. In Laborversuchen werden Verhaltensmuster studiert und fundamentale Zusammenhänge der Bewegungsgeschwindigkeit erforscht (Seyfried et al. 2005), in Analysen werden Unglücksursachen beleuchtet (Helbing und Mukerji 2012) und in Feldversuchen werden unbekannte kulturelle Dynamiken identifiziert, welche das Bewegungsverhalten beeinflussen (Chattaraj et al. 2009). In der Praxis hilft ein fundamentales Verständnis der Fußgängerbewegung bei unterschiedlichsten Aufgaben, beispielsweise bei dem Leiten von Personenmengen (Wijermans et al. 2016), im Kontext von öffentlichen Großevents (Canca et al. 2013), bei der Bewältigung und Vermeidung von Unglücksfällen (AlGadhi und Mahmassani 1991; Wagner und Agrawal 2014) oder bei der Gestaltung von Gebäuden und Infrastrukturbauten (Helbing et al. 2005; Urbani 2012).

Die Untersuchung des Fußgängerverhaltens hat zum Ziel, die unbekanntenen Mechanismen hinter dem Verhalten zu verstehen und mit Hilfe der gewonnenen Erkenntnisse Verhaltensmodelle zu entwickeln, die die Fußgängerbewegung zuverlässig vorhersagen können. Üblicherweise werden die vermuteten Mechanismen des Fußgängerverhaltens als mathematische Modelle

formuliert, welche sich in Computerprogramme übertragen lassen. Solche Computerprogramme sind als Simulatoren zu verstehen, welche helfen, die Verhaltensmodelle für Prognosen zu nutzen. Außerdem können mit Simulatoren die Verhaltensmodelle auf ihre Korrektheit hin geprüft werden, das heißt, validiert werden. Zeigt sich, dass das Fußgängerverhalten mit Hilfe des Computermodells nachvollziehbar und realitätsgetreu simuliert werden kann, so ist anzunehmen, dass die angenommenen Mechanismen korrekt sind. In der Forschung existiert eine große Vielzahl von Computermodellen, welche Fußgängerverhalten beschreiben. Leider wurde bislang noch keine endgültige Lösung gefunden, die Fußgängerverhalten absolut fehlerfrei simulieren kann (Duives et al. 2013).

Die Computersimulationen sind ein Kernwerkzeug für die Überprüfung von Verhaltensmodellen und damit der dahinterliegenden Hypothesen. Die in dieser Arbeit eingesetzte methodische und technische Umsetzung von Fußgängersimulationen ist die Multi-Agenten-Simulation (Wooldridge 2009). Hierbei ist der Agent als Repräsentant eines realen Fußgängers zu verstehen. Das bedeutet, dass ein Agent in seiner virtuellen Welt den echten Fußgänger vertritt und anstatt des echten Fußgängers handelt. Multi-Agenten-Simulatoren berechnen dabei das Verhalten von vielen Fußgängern gleichzeitig. Die komplexen Interaktionen der individuellen Agenten und die Interaktionen der Agenten mit ihrer Umwelt (Bak et al. 1989) lassen die typischen und empirisch beobachtbaren Verhaltensphänomene des Fußgängerverkehrs entstehen (Helbing et al. 2000). Diese Form der Simulation ermöglicht es das Fußgängerverhalten risikofrei und kosteneffizient vorherzusagen, da sie es erlaubt, Experimente im virtuellen Raum durchzuführen (Michel et al. 2009).

Dass noch keine Computermodelle existieren, welche das Fußgängerverhalten zufriedenstellend, umfassend und exakt vorhersagen können, hängt mit der trivialen Tatsache zusammen, dass Fußgänger Menschen sind und dass das menschliche Verhalten äußerst vielschichtig, individuell und kontextabhängig ist. Die Erforschung von Mechanismen des menschlichen Verhaltens wird in unterschiedlichsten Forschungsbereichen forciert. Im Fall des Forschungsgebietes *Pedestrian Dynamics* sind die Bewegungsmuster und darin liegenden Gesetzmäßigkeiten der Forschungskern (Helbing et al. 2000). Es zeigt sich in der Fußgängerforschung aber zunehmend, dass dieser Fokus auf Bewegungsverhalten nicht alle Phänomene erklären kann und Modelle, welche sich mit interdisziplinären Thesen befassen, üblichen Ansätzen überlegen sind (Moussaïd et al. 2011; Sivers et al. 2014; Wijermans et al. 2013). Wijermans (2011) bringt die absolute Notwendigkeit von interdisziplinärem Arbeiten in der *Pedestrian Dynamics* wie folgt auf den Punkt: "[...] *it is impossible to understand what is going on without crossing the borders of multiple scientific fields. To say it differently: one should act as if there are no borders, just options what to include or exclude.*" (Wijermans 2011, p. 26).

Neue und interdisziplinäre Erklärungsansätze für das Fußgängerverhalten liefern insbesondere zwei Fachgebiete: Die Kognitionswissenschaft im Allgemeinen (Anderson 2010) und die

Sozialpsychologie in Kontext von Menschenmengen (Aguirre et al. 2011; Reicher 2012). Während sich die Sozialpsychologie explizit mit der Veränderung des individuellen Verhaltens bei Interaktionen mit oder der Anwesenheit von anderen Menschen befasst (Elliot et al. 2010) – als Beispiel sind der Altruismus und die Aggression zu nennen – erforschen die Kognitionswissenschaften die mentale Verarbeitung von Informationen durch den Menschen (Anderson 2010). Ein für diese Arbeit wichtiger Terminus der Kognitionswissenschaft ist der kognitive Prozess, der in einem kognitiven Modell abgebildet wird und einen mentalen Vorgang der Informationsverarbeitung beschreibt. Ein Beispiel hierfür ist das *Power Law of Learning* (Pirolli und Anderson 1985). Die Theorie beschreibt mittels einer mathematischen Formel, wie das Üben und Lernen von Inhalten die Genauigkeit der Abfrage von Wissen über die Zeit beeinflusst. Verbindet man kognitive Prozesse, ist es möglich, eine Theorie über menschliche Denkmuster aufzubauen, welche kognitive Architektur genannt wird (Langley et al. 2009).

Auf Basis der Erkenntnisse der Kognitionswissenschaften, der Fußgängerverhaltensforschung und auch der Computersimulation wird in dieser Arbeit ein neues Konzept für die Modellierung und Simulationen eines Teilbereiches der *Pedestrian Dynamics* beschrieben. Dieser Teilbereich wird als die räumlich-sequenzielle Zielauswahl (Gärling 1999) beziehungsweise strategische Entscheidungsfindung (Hoogendoorn et al. 2001) bezeichnet und kann im weiteren Sinne als die Ermittlung von Handlungsplänen für Fußgänger verstanden werden. Die in dieser Arbeit entwickelte, spezifische kognitive Architektur, die kognitive Ansätze und Konzepte der Bewegung verbindet, erlaubt es, das komplexe Fußgängerverhalten in einem hohen Detaillierungsgrad zu beschreiben. Es wird im Rahmen der Arbeit gezeigt, dass die fachübergreifende Kopplung der Methoden es gestattet, bisher schwer zu erklärende und schwer zu simulierende Verhaltensmuster abzubilden.

## 1.1 Räumlich-sequenzielle Zielauswahl

Die Kernthematik dieser Arbeit ist die räumlich-sequenzielle Zielauswahl und deren Umsetzung in Fußgängerverhaltenssimulationen. Die räumlich-sequenzielle Zielauswahl beschreibt die Aufgabe, für eine gegebene Menge von Zielorten eine Teilmenge zu extrahieren und eine Reihenfolge der Abarbeitung zu finden (Gärling 1999). Das Ergebnis der Zielauswahl ist ein Handlungsplan, welcher sich als Aktivitätsliste verstehen lässt (Russell et al. 2003). Der Handlungsplan ist hierbei immer räumlich, da die Aktivitäten an physisch erreichbare Zielorte gebunden sind, und sequenziell, denn er beschreibt eine Abfolge von Aktivitäten. Drei praktische Beispiele für solche Handlungspläne sind: Ein Käufer besucht eine Reihe von Läden in einem Einkaufszentrum, ein Besucher eines Restaurants sucht nach dem Eintreten den Kellner und danach einen Tisch auf und ein Studierender kauft sich einen Imbiss an einer bestimmten Cafeteria, bevor sich der Studierende zu einem Hörsaal begibt. Die Abbildung 1.1 zeigt

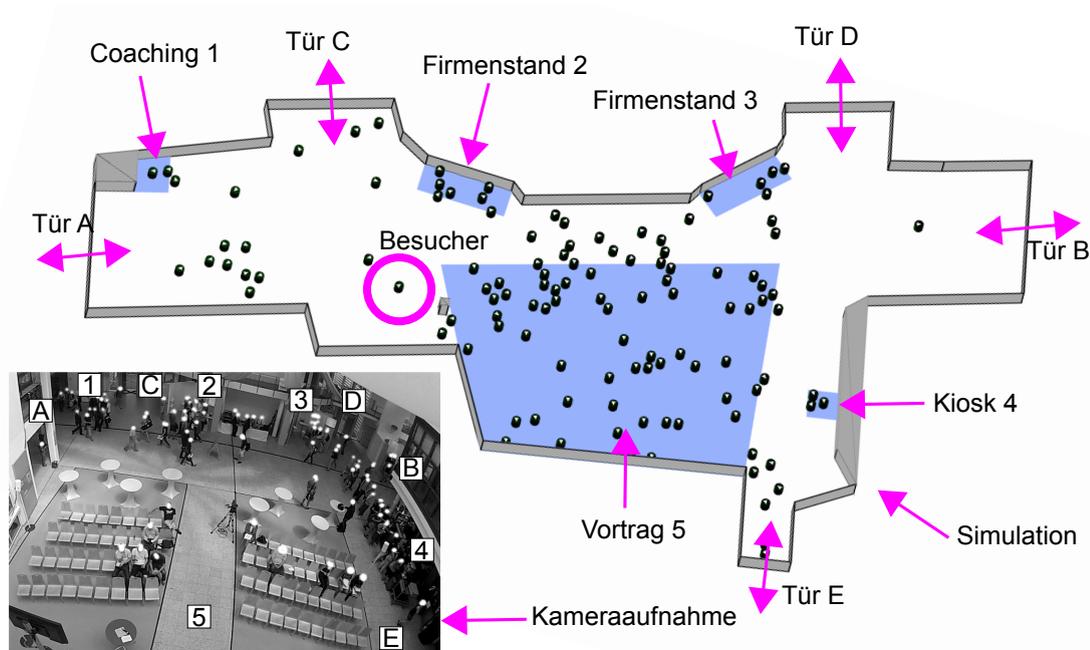


ABBILDUNG 1.1: Ein Bild einer Computersimulation eines Raumes einer Firmenkontaktmesse. Am unteren-linken Rand ist das reale Gebiet zu sehen, welches mit einer Fischaugenkamera aufgenommen wurde. Die Besucher werden als Zylinder, mit weißem Dreieck als Symbol für die Bewegungsrichtung, dargestellt. Das hier eingesetzte Verhaltensmodell wurde in dieser Arbeit entwickelt, ebenso wie das Simulationsframework, mit dem die Simulation realisiert wurde.

ein ähnliches Beispiel anhand eines Ausschnittes einer Firmenkontaktmesse und der zugehörigen Fußgängersimulation. Dieses Beispiel wird im Rahmen der Arbeit ausführlich behandelt. Der markierte Besucher könnte sich zum Podium begeben, danach einen Snack am Kiosk kaufen und schlussendlich den Raum durch eine Tür verlassen. Diese Simulation zeigt, dass die Handlungspläne der Fußgänger, neben der physischen Interaktion und der Bewegung, die Verhaltensmuster der Personen entscheidend mitbestimmen.

Die Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl von Fußgängern beschränkt sich nicht darauf, eine Reihe von zu besuchenden Orten festzulegen, sondern sie befasst sich auch immer mit dem Abwägen von Optionen, der Anpassung von Handlungsplänen und der Umsetzung von Verhaltensplänen (Anderson 2010; Anderson 1993; Gärling 1999; Simon und Newell 1971; Wooldridge 2009). Betrachtet man die Verhaltenskomponenten, so wird jedes Ziel in einem Handlungsplan durch eine weitere Sequenz aus Bewegungsverhalten umgesetzt, das heißt, es wird die Dekomposition von Zielen zu Teilzielen miteinbezogen, welche eine räumliche Bewegung nach sich zieht. Beispielsweise ist es ein Ziel eines Reisenden, ein Zugticket zu kaufen; hierfür muss dieser nach dem Betreten des Bahnhofes zuerst einen der Automaten innerhalb des Gebäudes aufsuchen, was der Fußgänger durch das Verhalten der *Wegfindung* realisiert. Am Automaten stellt sich der Reisende an der Warteschlange an, was ein weiteres Verhaltenskonzept darstellt, das Warteschlangenverhalten. Jedes der Verhaltenskonzepte wird durch die

Bewegung durch den Raum realisiert, was bedeutet, dass ein Fußgänger kontinuierlich seine Position im Raum verändert.

Im Forschungsfeld *Pedestrian Dynamics* ist die räumlich-sequenzielle Zielauswahl weithin als strategisches Verhalten beziehungsweise als strategische Entscheidungsfindung bekannt (Bierlaire und Robin 2009; Hoogendoorn et al. 2001; Hoogendoorn und Bovy 2004). Modelle, die sich mit strategischer Entscheidungsfindung befassen, existieren bereits. Sie beschreiben wie Zielorte, zu welchen sich ein Fußgänger in einer Simulation bewegen soll, ausgewählt werden. Diese Forschungsarbeiten befassen sich mit dem strategischen Verhalten auf unterschiedlichen Detaillierungsgraden; einige Konzepte betrachten nur Teilaspekte (Kwak et al. 2014; Sivers et al. 2014), andere fokussieren sich ausschließlich auf strategisches Verhalten (Borgers und Timmermans 2014; Hoogendoorn und Bovy 2004). Die Diversität der Forschungsarbeiten zeigt, dass sich noch keine vorherrschende Methodik für die Modellierung von strategischem Verhalten durchgesetzt hat.

Es wird klar, dass für die Modellierung und Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl ein über den Stand der Forschung hinausgehender und interdisziplinärer Ansatz notwendig ist. Die in dieser Arbeit im Fokus stehende Forschungslücke wird adressiert, indem eine spezifische kognitive Architektur vorgestellt wird, welche die Konzepte der Fußgängerverhaltensmodelle mit der Forschung der Kognitionswissenschaft verbindet. Hieraus ergeben sich vier Schwerpunkte der Arbeit:

- Die Entwicklung einer spezifischen kognitiven Architektur, die gleichermaßen Fußgängerverhaltensmodelle und Modelle von kognitiven Prozessen einschließt.
- Die Implementierung der Architektur in einem Verhaltensmodell.
- Die Entwicklung eines Simulationsframeworks, welches die Anforderungen von Modell und Architektur umsetzen kann.
- Die Validierung des Modells mit empirischen Daten.

## 1.2 Hypothesen und damit verbundene Teilziele

Das erste Ziel der Arbeit ist es, eine spezifische kognitive Architektur für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern für agentenbasierte Simulationen zu entwickeln. Spezifisch bedeutet in diesem Kontext, dass die Architektur sich ausschließlich für die Simulation von Fußgängerverhalten eignen wird und nicht als allgemeine kognitive Architektur dient, welche umfassend alle kognitiven Mechanismen einbezieht. Dies hat den Vorteil, dass nur kognitive Prozesse miteinbezogen werden müssen, die das Fußgängerverhalten erklären und dadurch

die Komplexität des Systems auf einen handhabbaren Rahmen festlegen, der für eine Multi-Agenten-Fußgängersimulationen aus Gründen der Performanz und Transparenz unverzichtbar ist (Wooldridge 2009). Auf Basis der spezifischen kognitiven Architektur wird ein Verhaltensmodell entwickelt, das den Forschungsgegenstand *Pedestrian Dynamics* erweitert und eine Methodik schafft, die es erlaubt, die bisher nicht ausreichend beschreibbare räumlich-sequenzielle Zielauswahl im Fußgängerverkehr zu verstehen und zu simulieren.

Entsprechend lautet die zu Grunde liegende Forschungshypothese:

**Die räumlich-sequenzielle Zielauswahl im Fußgängerkontext kann durch ein Zusammenspiel von physischer Bewegung und kognitiven Prozessen adäquat beschrieben werden.**

Die Hypothese bezieht sich auf die grundlegende Annahme, dass sich die räumlich-sequenzielle Zielauswahl in der Fußgängersimulation niemals allein durch Bewegung oder mentale Informationsverarbeitung beschreiben lässt. Erklärungsansätze, die einen der beiden Aspekte nicht oder unzureichend beachten, sollten nur bedingt in der Lage sein, komplexes Fußgängerverhalten zu simulieren. Die Hypothese bringt einen Satz von Teilzielen mit sich, die erfüllt werden müssen, um das Forschungsziel erreichen zu können:

1. Es ist darzulegen, dass bisher verwendete Ansätze für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern die kognitiven Prozesse und daraus resultierenden Bewegungsabläufe nicht ausreichend genau modellieren.
2. Es ist eine spezifische kognitive Architektur zu entwickeln, die die physische Bewegung und die kognitiven Prozesse des Fußgängers adressiert.
3. Es ist ein Verhaltensmodell auf Basis der kognitiven Architektur zu entwickeln, welches zeigt, dass der Ansatz mathematisch und algorithmisch umsetzbar ist.
4. Das Verhaltensmodell ist in einem Softwareprototyp zu implementieren, um nachzuweisen, dass der Ansatz technisch realisierbar ist.
5. Das Verhaltensmodell ist mit Daten aus Studien zu validieren, um darzulegen, dass das Modell die räumlich-sequenzielle Zielauswahl vorhersagen und simulieren kann und dass Architektur und Modell somit auf korrekten Prämissen beruhen.

Die Teilziele ermöglichen es die Methodik, welche in dieser Arbeit entwickelt wird, schrittweise zu realisieren. Das Vorgehen wird in Abbildung 1.2 dargestellt. Im ersten Schritt wird die *Spice*-Architektur entwickelt, eine spezifische kognitive Architektur für *(Sp)atial destination cho(ice) modelling in pedestrian dynamics*. Die *Spice*-Architektur beschreibt den allgemeinen Aufbau und die Interaktion der Komponenten der physischen Bewegung und der kognitiven

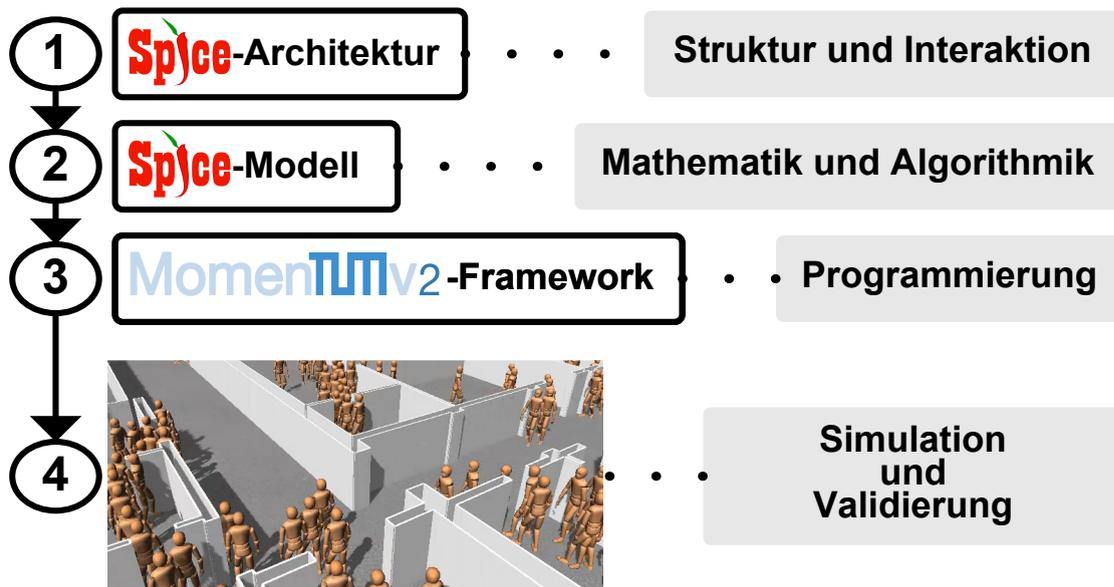


ABBILDUNG 1.2: Das visualisierte Vorgehenskonzept dieser Arbeit. Zuerst wird die spezifische kognitive *Spice*-Architektur entwickelt. Danach wird auf Basis der Architektur das *Spice*-Modell umgesetzt. Das Modell wird in dem entwickelten *MomentUMv2*-Simulationsframework implementiert. Die Implementierung erlaubt es, Fußgängersimulationen durchzuführen, mit deren Ergebnissen die Entwicklungen validiert werden können.

Prozesse. Die *Spice*-Architektur ist die Grundlage für das *Spice*-Modell, welches die mathematische und algorithmische Modellierung, Integration und Umsetzung aller Komponenten in einem Fußgängerverhaltensmodell darstellt. Um das *Spice*-Modell in einer Simulation einsetzen zu können, wurde das *MomentUMv2*-Simulationsframework entwickelt, ein Softwareprototyp für die Simulation von Fußgängerverhalten. Mit Hilfe der Simulationen werden das Modell und die Architektur validiert, das heißt, auf ihre Korrektheit bezüglich des resultierenden Fußgängerverhaltens und der zugrundeliegenden Hypothese hin geprüft.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit besteht neben der Einführung aus fünf weiteren Kapiteln mit folgenden Themenschwerpunkten: Der Stand der Forschung in den Kontexten der Fußgängerverhaltensmodellierung und -simulation, intelligente Agenten, kognitive Architekturen und kognitionsbasierte Fußgängermodelle sowie die Entwicklung der Lösung für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl für Fußgängersimulationen. Zum Schluss wird die Validierung des Ansatzes ausführlich dargelegt und weitere Ausblicke werden gegeben.

Kapitel 2 liefert einen umfassenden Überblick über die Methoden der Modellierung von Fußgängern. Damit schließt das Kapitel die Standardansätze in der Fußgängermodellierung, die

Methoden zur Verwendung und Aufnahme von empirischen Daten und bekannte Simulationsframeworks zur Simulation des Fußgängerverhaltens mit ein. Ein besonderer Fokus liegt in diesem Kapitel auf den bestehenden Konzepten zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl.

Kapitel 3 geht im Detail auf die interdisziplinären Sichtweisen zur Modellierung von kognitiven Agenten ein. Die Erläuterungen fokussieren sich zuerst auf fundamentale Methoden zur Agentenmodellierung, beziehen sich sodann auf die allgemeinen kognitiven Architekturen und schließen das Kapitel mit bekannten Methoden zur Modellierung von kognitiven Fußgängern ab.

Kapitel 4 präsentiert den methodischen Kern der Arbeit. Hierbei werden zuerst Hintergründe zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl erläutert, danach wird die entwickelte spezifische kognitive Architektur für Fußgänger vorgestellt und die Implementierung der Architektur in einem kognitiven Verhaltensmodell beschrieben. Hierbei werden auch alle entwickelten und eingesetzten Modelle erläutert. Ebenfalls wird in diesem Kapitel das Design des entwickelten Simulationsframeworks *MomentUMv2* detailliert beschrieben. Das Framework liefert die technische Grundlage für die softwareseitige Entwicklung des Verhaltensmodells und lässt sich somit als ein Forschungswerkzeug im Sinne einer Laborumgebung verstehen.

Kapitel 5 bezieht sich auf die Validierung der vorgestellten spezifischen kognitiven Architektur und deren Implementierung, dem kognitiven Fußgängerverhaltensmodell. Das Kapitel unterteilt sich in die Erläuterungen und Studien, welche für die Prüfung des entwickelten Ansatzes notwendig sind. Die erste Studie adressiert den Einsatz des Verhaltensmodells für die partielle Simulation einer Firmenkontaktmesse. Die zweite Studie befasst sich mit der Simulation eines Musikfestivals. Die in den Studien gewonnenen Daten werden verwendet, um das Verhaltensmodell und damit die gesamte Methodik zu validieren.

Kapitel 6 fasst den wissenschaftlichen Fortschritt der Arbeit zusammen, zeigt mögliche Forschungsfragen im Anschluss an die Ergebnisse dieser Arbeit auf und gibt ein Fazit zur interdisziplinären Herangehensweise in der Fußgängerforschung.

## Kapitel 2

# Methoden der Modellierung von Fußgängerverhalten

Die Forschung zur Modellierung von Fußgängerverhalten umfasst eine Vielzahl von unterschiedlichen mathematischen, konzeptionellen und algorithmischen Ansätzen. Die grundlegenden Unterscheidungskriterien, nach denen sich die Themen der Verhaltensmodellierung strukturieren lassen, basieren auf der Frage: Wie lässt sich das vielschichtige Handeln von Fußgängern beschreiben und erklären? Die Abbildung 2.1 zeigt durch zwei Momentaufnahmen von Simulationen beispielhaft den Variantenreichtum des Verhaltens von Fußgängern.

In diesem Kapitel werden die Kategorien, Konzepte und Modelle zu Verhaltensbeschreibung erläutert. Hierbei wird ein besonderes Augenmerk auf die Verhaltensmodelle im Kontext der räumlich-sequenziellen Zielauswahl gelegt. Danach verschiebt sich der Fokus auf die empirischen Daten, welche für die Entwicklung und Validierung von Modellen notwendig sind. Zum Abschluss werden bekannte Simulationsframeworks für die Umsetzung und Durchführung von Verhaltenssimulationen erläutert.

Das Verhalten der Fußgänger wird in dieser Arbeit und in den im Folgenden angesprochenen Ansätzen mikroskopisch beschrieben. Dies bedeutet, dass jeder Fußgänger als Individuum betrachtet wird. In der Personenstromforschung sind darüber hinaus Modelle zur Beschreibung von aggregierten Fußgängern bekannt, die sogenannten makroskopischen Modelle. Diese Ansätze betrachten Fußgänger als Fluss, welcher sich in ein oder zwei Dimensionen bewegt (Hartmann und Sivers 2013; Hoogendoorn et al. 2015; Hughes 2002; Predtetschenski und Milinski 1971). Des Weiteren existieren Modelle, die Berechnungsergebnisse von Simulationen, die Fußgänger mikroskopisch simulieren, in einem makroskopischen Ersatzmodell zusammenfassen und mit diesem die Bewegung berechnungseffizient beschreiben können (Dietrich et al. 2016). Die makroskopischen Methoden fallen nicht in den Kontext dieser Arbeit, da sie nicht das Verhalten von einzelnen Fußgängern adressieren.

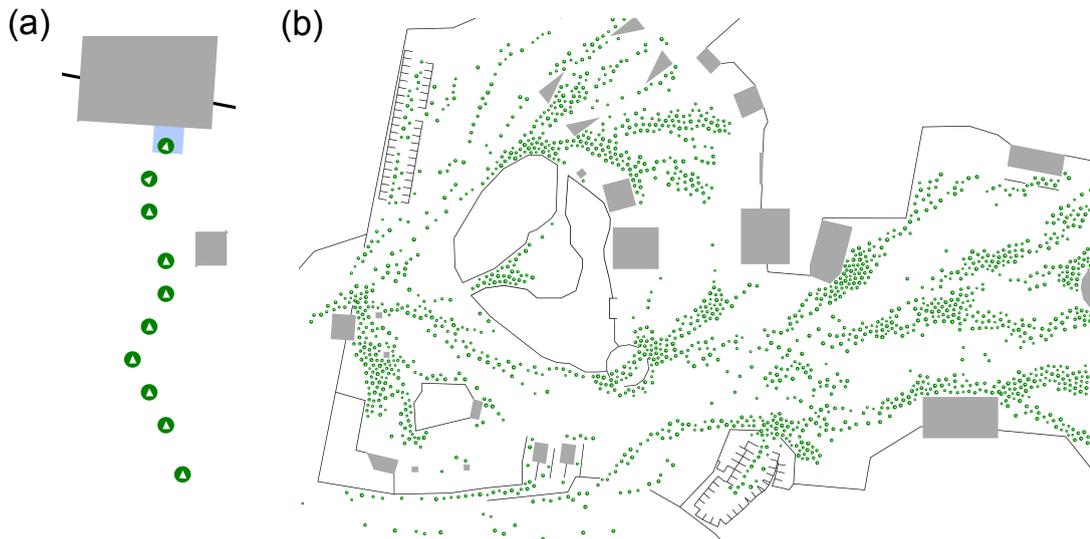


ABBILDUNG 2.1: Zwei Beispiele über den Variantenreichtum des Fußgängerverhaltens. (a) stellt eine exemplarische Simulation des Warteschlangenverhaltens von Fußgängern dar. Die Warteschlangensimulation basiert auf den Verhaltensmodellen von Kneidl (2016) und Helbing et al. (2000). (b) stellt eine exemplarische Simulation des Fluchtverhaltens von Fußgängern dar. Die Entfluchtungssimulation basiert auf den Verhaltensmodellen von Moussaïd et al. (2011) und Kielar et al. (2016b).

## 2.1 Strukturierung des Fußgängerverhaltens

Für die Verhaltensmodellierung von Fußgängern wird meist ein dreischichtiges Konzept eingesetzt, welches die Bewegung des Körpers als operationales Verhalten, die räumliche Wegfindung als taktisches Verhalten und die Erstellung eines Handlungsplans als strategisches Verhalten beschreibt. Das Konzept unterscheidet somit Fußgängerverhalten auf drei miteinander interagierenden Ebenen: strategisches Verhalten, taktisches Verhalten und operationales Verhalten. Der Ansatz stammt ursprünglich von Reynolds (1987) und wurde von Hoogendoorn et al. (2001) in den Fußgängerkontext übertragen. Im Laufe der Zeit hat sich der dreischichtige Ansatz etabliert und ist als Quasi-Standard weit verbreitet und anerkannt (Bierlaire und Robin 2009; Hoogendoorn und Bovy 2004).

Nach Hoogendoorn et al. (2001) wird strategisches Verhalten eines Fußgängers mit der Zielauswahl gleichgesetzt, das heißt, dass anzusteuernde räumliche Lokalitäten in einer Handlungsplanung festgehalten werden. Unter taktischem Verhalten wird hingegen die Wegfindung von Fußgängern verstanden (Hoogendoorn et al. 2001). Hieraus folgt, dass der strategische Plan stückweise durch taktische Verhaltenskonzepte gelöst wird. Diese taktischen Teilziele werden final durch operationales Verhalten umgesetzt, welches die physische Bewegung des Fußgängers beschreibt (Hoogendoorn et al. 2001). Die drei Verhaltensebenen bilden eine hierarchische Struktur, welche ausgehend von der strategischen Planung über die taktische Dekomposition

des Plans in einer operationalen Bewegung mündet. Leider wurden Konzepte wie das Warteverhalten, die Wahrnehmung und die soziale Gruppendynamik bisher noch nicht explizit in der Hierarchie integriert.

Jede der drei Schichten teilt Informationen mit der benachbarten Ebene. Welche Informationen ausgetauscht werden, wurde unscharf festgelegt (Hoogendoorn et al. 2001): Zwischen strategischer und taktischer Ebene werden Informationen bezüglich Zieldefinition und Zielerfüllung übermittelt und zwischen taktischer und operationaler Ebene werden Informationen bezüglich Bewegungsziel und Bewegungserfüllung ausgetauscht. Die Abbildung 2.2 liefert eine schematische Darstellung der drei Schichten und deren Schnittstellen.

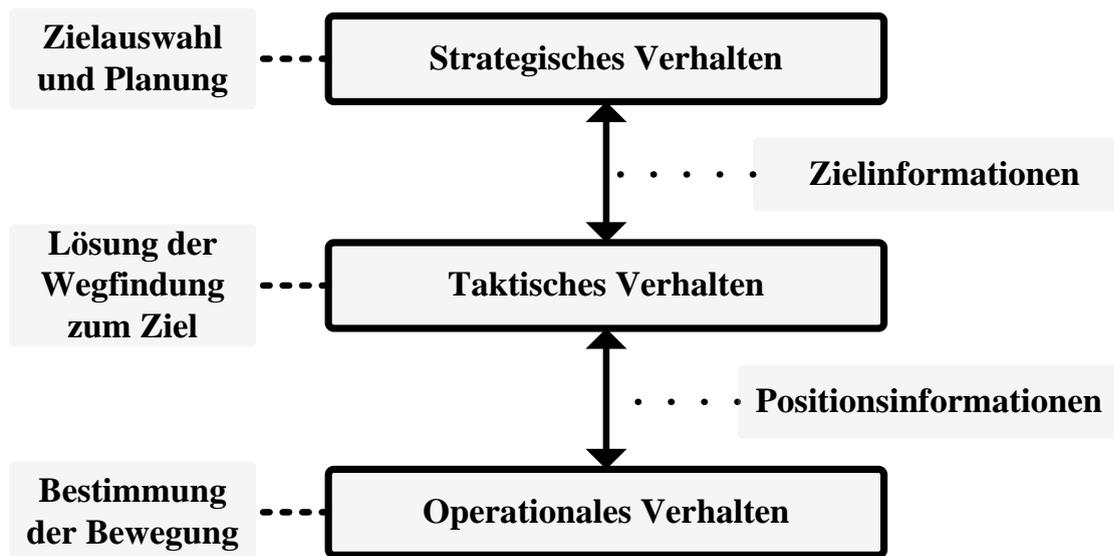


ABBILDUNG 2.2: Konzept von Hoogendoorn et al. (2001) zur Einteilung von Fußgängerverhaltensmodellen in drei Verhaltensebenen. Die Ebenen tauschen Informationen aus. Strategisches Verhalten beschreibt die Planung des Besuchs von Zielorten, taktisches Verhalten beschreibt die Wegfindung zu einem Zielort und operationales Verhalten beschreibt die Bewegung des Fußgängers.

## 2.2 Modelle der Bewegungsdynamik

Die Bewegungsdynamik, welche als operationales Verhalten definiert ist, war historisch das erste Forschungsfeld in der Modellierung von Fußgängerverhalten (AlGadhi und Mahmassani 1991). Die Bewegungsmodelle beschreiben im Allgemeinen die Dynamik der Interaktionen zwischen Fußgängern sowie Fußgängern und Hindernissen. Beispiele für die angesprochenen Dynamiken sind die Kollisionsvermeidung, die Geschwindigkeitsanpassung und der Überholvorgang.

Für die Modellierung des operationalen Verhaltens haben sich viele verschiedene Methoden bewährt. Helbing und Molnár (1995), Blue und Adler (2001) und Moussaïd et al. (2011) lieferten Ansätze, die heute die wichtigsten Methodiken für die Modellierung von Bewegung in der *Pedestrian Dynamics* begründen. Neben den Genannten gibt es eine zunehmende Anzahl von Konzepten, die das Bewegungsverhalten mittels diskreter Entscheidungen beschreiben (Antonini 2005; Seitz und Köster 2012). Des Weiteren konnten auch Methoden aus der Computergrafik und -animation für die Modellierung von Bewegungsverhalten adaptiert werden (Pétré et al. 2014).

Das *Social-Force*-Modell von Helbing und Molnár (1995) beschreibt die Fußgängerbewegung als physikalische Kräftegleichung. Hierbei wirken zwischen Fußgängern und zwischen Hindernissen und jedem Fußgänger gerichtete Kräfte, welche summiert werden. In Verbindung mit einer Zielkraft, die *Self-Driving Force*, welche auf einen von einem taktischen Modell vorgegebenen Punkt im Raum zeigt, wird die neue Position eines Fußgängers aus der Beschleunigung über die Zeit berechnet. Die *Social-Force*-Methodik ist gut erforscht und wurde bereits in verschiedenen Varianten erweitert (Chraïbi et al. 2010; Dai et al. 2013; Lakoba und Finkelstein 2005) und verbessert (Köster et al. 2013; Kretz 2015). Die Körper der Fußgänger werden im *Social-Force*-Modell als Scheibe abstrahiert, ein Ansatz, der in den meisten Bewegungsmodellen eingesetzt wird. Dennoch gibt es Erweiterungen bezüglich der Abbildung des Körpers, beispielsweise setzen Chraïbi et al. (2010) sowie Narang et al. (2015) Ellipsen ein und Alonso-Marroquín et al. (2014) verwendet Torsos auf Basis von Polygonzügen. Mit dem *Social-Force*-Modell und dessen Erweiterungen ist es möglich, die Fußgängerbewegung für die meisten Anwendungsfälle mit einer ausreichenden Genauigkeit zu simulieren (Helbing et al. 2005). Dennoch erfasst es insbesondere sehr feine Bewegungsaspekte nicht, wie die Rotation des Torsos beim Ausweichen einer Kollision (Moussaïd et al. 2011).

Der Ansatz des *Cellular-Automaton* von Blue und Adler (2001) basiert auf der Idee, den Raum nicht als kontinuierlich zu beschreiben, wie bei Kräftenmodellen, sondern ihn zu einem Gitternetz in Form von Sechsecken oder Rechtecken zu diskretisieren. Fußgänger befinden sich immer in einer Gitterzelle und können sich nur diskret zu weiteren Zellen bewegen. Für die Bewegung werden Regeln in Gleichungen abgebildet, die Aussagen über die Auswahl der Folgezelle treffen. Für den *Cellular-Automaton*-Ansatz gibt es viele Varianten in Form von unterschiedlichsten Regelsätzen (Kirchner et al. 2004; Sarmady et al. 2011) und Zellenstrukturen (Chen et al. 2014; Seitz et al. 2016). Durch die Gitterstruktur diskretisiert sich die Bewegung der Fußgänger zeitlich und räumlich. Dies führt zu einer erhöhten Ungenauigkeit in der Bewegungssimulation, gestattet es jedoch, Simulationen schneller zu berechnen (Biedermann et al. 2014a).

Die *Velocity-Based*-Methoden aus der Computergrafik und -animation basieren auf der Antizipation von Kollisionen zwischen Fußgängern und zwischen Fußgängern und Hindernissen.

Die Antizipation führt zu einer Anpassung des Geschwindigkeitsvektors des Fußgängers (Pett-ré et al. 2014). Verschiedene dieser Verfahren wurden erfolgreich auf das Bewegungsverhalten von Fußgängern adaptiert (Best et al. 2016; Hu et al. 2013).

Heuristische Ansätze der Bewegungsmodellierung orientieren sich an der Wahrnehmung (Bonneaud und Warren 2014) oder an Annahmen über allgemeine Verhaltensmechanismen (Lamar-che und Donikian 2004). Die Mechanismen werden als mathematische Formeln modelliert und beschreiben die Reaktionen des Fußgängers auf sein Umfeld. Beispielsweise beachtet ein Fuß-gänger im Modell von Moussaïd et al. (2011) immer das nächstliegende Hindernis und reagiert auf Kollisionen mit einer Anpassung der Bewegung durch eine Rotation des Körpers. Im Mo-dell von Guy et al. (2010) folgen Fußgänger der Vorgabe sich biomechanisch energieeffizient zu bewegen. Die heuristischen Verfahren bilden mit einer starken Anlehnung an menschli-che Verhaltensweisen in Kombination mit bekannten Bewegungsmethoden – wie dem *Social-Force*-Modell (Park et al. 2013), dem *Velocity-Based*-Ansatz (Hu et al. 2013) oder einem *Cellular-Automaton* (Seitz 2016) – eine effektive und realitätsorientierte Herangehensweise an die Mo-dellierung des Bewegungsverhalten von Fußgängern.

## 2.3 Modelle der Wegfindungsdynamik

In der Forschung zu taktischen Modellen wird das Wegfindungsverhalten von Fußgängern be-schrieben. Die Wegfindung im Kontext einer Fußgängersimulation beschreibt das Finden eines zusammenhängenden Pfades, ausgehend von einem Startpunkt, welcher die aktuelle Position des Fußgängers ist, zu einem üblicherweise nicht sichtbaren Zielort. Die Wegfindung erlaubt es dem Fußgänger, eine Route zu seinem Zielort zu finden, wobei die Route aus einer Menge von räumlichen Zwischenzielorten besteht. Der nächste Zwischenzielort liegt hierbei immer im Sichtfeld eines Fußgängers und dient als Bewegungsziel für operationale Modelle. Für alle Wegfindungsmodelle gilt, dass der Fußgänger sein eigentliches Navigationsziel (Zielort) durch ein strategisches Modell erhält.

Betrachtet man das taktische Verhalten aus der Sicht der Kognitionswissenschaft, wird die-ses als *Target-Approximation* bezeichnet (Wiener et al. 2009a). Des Weiteren umschließt der kognitionswissenschaftliche Begriff der Navigation die Kombination der taktischen und ope-rationalen Verhaltensebenen.

Die Abbildung 2.3 zeigt zwei Momentaufnahmen von Simulationen, in denen Fußgänger von einer links unten festgelegten Startzone zu der im Zentrum gelegenen Zielzone navigieren. Die in beiden Simulationen zu Grunde liegenden Paradigmen zur Modellierung der Wegfindung werden nun erläutert.

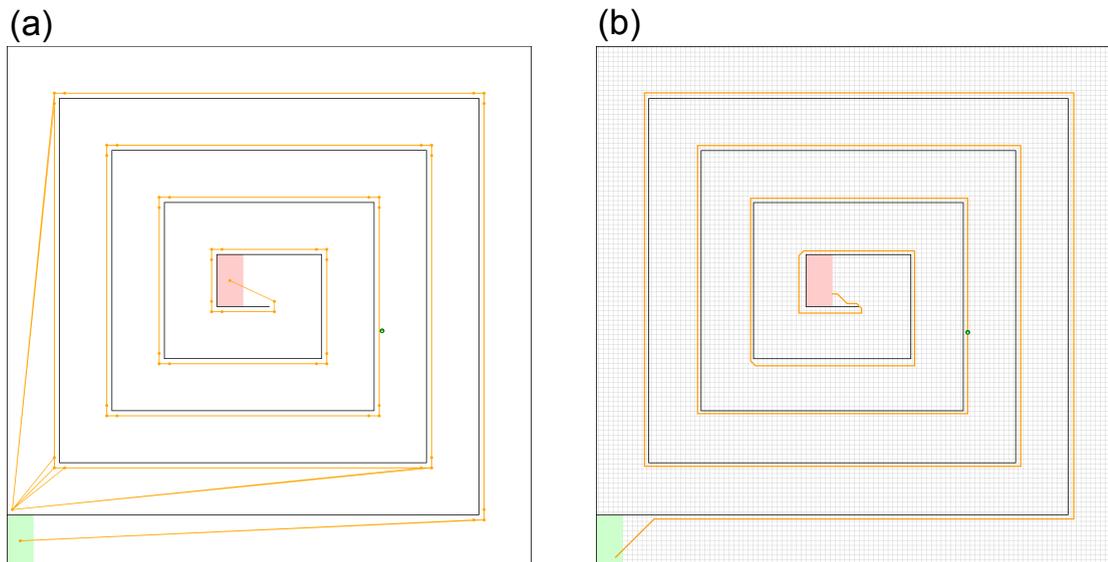


ABBILDUNG 2.3: Darstellung zweier Beispielsimulationen zu den Methoden der Wegfindung. Der Fußgänger startet links unten und bewegt sich zum Zentrum. (a) exemplarische Simulation der Wegfindung auf Graphen. Der Graph wurde mit der Methode von Kneidl et al. (2012) erstellt und die Wegfindung wird durch den Kürzesten-Pfade-Algorithmus nach Dijkstra (1959) durchgeführt. Das operationale Verhalten wird mit dem *Social-Force*-Modell nach Helbing et al. (2000) simuliert. (b) exemplarische Simulation der Wegfindung auf einem Gitternetz. Das eingesetzte *Floor-Field* beruht auf der Arbeit von Kneidl (2013) und das Bewegungsverhalten setzt einen *Cellular-Automaton*-Ansatz nach Biedermann et al. (2016b) ein.

Typische Anwendungsfälle für die Wegfindung sind alle Umgebungen, die nicht vollends überschaubar sind und Hindernisstrukturen beinhalten. Dies sind beispielsweise Städte mit ihren Straßennetzen oder Gebäude mit ihren verbundenen Räumen. Aufgrund der Netzstruktur der Umgebungen hat sich die graphbasierte Wegfindung als wichtiger Modellierungsansatz herausgestellt (Kneidl 2013). Die Abstraktion des Raumes als Graph liefert hier die mathematische Grundlage für die Modellierung der Wegfindung. Heißt, durch den Einsatz von Navigationsgraphen können graphentheoretische Wegfindungsalgorithmen für die Beschreibung des taktischen Verhaltens eingesetzt werden. Ein Navigationsgraph wird entsprechend der Graphentheorie aus Knoten und Kanten modelliert.

Für die Generierung der Graphen werden verschiedenste algorithmische Verfahren eingesetzt (Aumann und Kielar 2016; Geraerts und Overmars 2006; Paris et al. 2006). Die Methoden aus der Graphentheorie, im speziellen verschiedene Kürzeste-Pfade-Konzepte (Dijkstra 1959; Hart et al. 1968), liefern die algorithmischen Grundlagen für die Wegesuche auf den Navigationsgraphen. Auf Basis der Kürzeste-Wege-Suchmethoden wurden verschiedenste Wegfindungsverfahren entwickelt (Höcker et al. 2010; Løvås 1998; Wagoum et al. 2012). Hervorzuheben sind die Modelle, welche sich stärker an der räumlicher Kognition von Fußgängern orientieren (Kneidl 2013; Kneidl und Borrmann 2011; Paris et al. 2006; Stubenschrott et al. 2017). Diese Methoden integrieren die wichtige Annahme, dass Personen selten über das vollständige Wissen ihre

Umgebung verfügen, welches eine Voraussetzung für den Einsatz von Kürzeste-Wege-Suchmethoden ist. Aus diesem Grund setzen die Ansätze mit Bezug zur räumlichen Kognition auf Konzepte, die sich stark an den realen Wegfindungsstrategien der Menschen orientieren.

Für alle auf Graphen basierenden Wegfindungsmodelle gilt, dass das Navigationsziel des Fußgängers mit einem Navigationsknoten des Graphen übereinstimmt. Der Fußgänger navigiert sodann über einen nahen erreichbaren Knoten, der üblicherweise in Zielrichtung liegt, entlang der Kanten über Knoten in Richtung Zielknoten. Ist der Zielknoten nicht oder nur räumlich unklar bekannt, können Methoden von Sivers et al. (2016) und Andresen et al. (2016) eingesetzt werden, um die Suche des Zielorts zu beschreiben.

Neben den graphbasierten Verfahren ist die Wegfindung auf Zellen eines Gitternetzes, welche implizit einen feinmaschigen Graphen modellieren, üblich (Hartmann 2010). Diese oft als *Floor-Field* oder *Potential-Field* bezeichnete Methode findet eine zusammenhängende Kette von Zellen auf dem Gitternetz, beginnend mit der aktuellen Zelle, in dem sich ein Fußgänger aufhält, bis zu einer Zelle des Navigationsziels. Dabei wird das Gitter mathematisch durch eine Welle geflutet, die ausgehend vom Zielort emittiert wird. Anhand der Höhe der Welle lässt sich deren zurückgelegter Weg bestimmen und damit die Distanz von jeder Zelle zum Zielort (Hartmann 2010). Die Welle wird entlang von Hindernissen geleitet, um realistische Weglängen zu erhalten. Auch die partielle Flutung des Gitternetzes ist üblich (Kneidl et al. 2013). Je nach Variante der *Floor-Field*-Methode werden neben der Distanz noch weitere Bewertungen dynamisch oder statisch mit den Zellen des Gitternetzes verknüpft. Durch diesen Ansatz lässt sich die Wegfindung auf verschiedene Weise adaptieren (Burstedde et al. 2001; Guo et al. 2013; Hartmann et al. 2014; Huang und Guo 2008; Schadschneider et al. 2003). In der Regel lassen sich *Floor-Field*-Methoden besonders natürlich und elegant mit *Cellular-Automaton*-Ansätzen verbinden, da beide Methoden mit Gitternetzen arbeiten.

## 2.4 Modelle der Wartedynamik

Betrachtet man das Fußgängerverhalten im Kontext von Warte- und Aufenthaltssituationen, lassen sich spezielle Muster erkennen. In Warteschlangen bilden sich konkrete oder diffuse Personenmengenstrukturen, welche auf Basis der sozialen Normen und Zusammenhänge entstehen (Kneidl 2016; Köster und Zönnchen 2014). In Situationen, in denen Personen sich in Gebieten über einen längeren Zeitraum aufhalten, wie an einem Bahnsteig oder vor einem Bühnenbereich, verteilen diese sich entsprechend der gegebenen Situation nach wiedererkennbaren Mustern im Raum (Johansson et al. 2015). Dies lässt sich als Aufenthalt betrachten.

In der Forschung gibt es zwei Ansätze, um das Warteverhalten in Warteschlangen zu modellieren: Einerseits durch die Umsetzung von Warteverhalten als Erweiterungen von bestehenden operationalen Modellen und andererseits als heuristische Modelle. Der Ansatz, bestehende Modelle zu adaptieren, ist intuitiv und wurde in vielen der bekannten operationalen Methoden umgesetzt. Hierbei ist zu bemerken, dass die meisten Bewegungsmodelle, zum Beispiel das von Helbing et al. (2000), bereits implizit unkoordinierte pilzförmige Schlangenbildung vor Engstellen beschreiben können. Pan et al. (2007) verwendet einen Kräfteansatz, um in die Länge wachsende Warteschlangen darstellen zu können. Tomoeda et al. (2013) sowie Arita und Schadschneider (2014) adaptieren einen *Cellular-Automaton*, um die Reaktionsgeschwindigkeit von Wartenden umzusetzen, und Köster und Zönnchen (2014) präsentieren einen *Floor-Field*-Ansatz für die Beschreibung von in die Länge wachsenden Warteschlangen. Als neuer Ansatz in der Warteschlangenmodellierung ist das Modell von Kneidl (2016) hervorzuheben. Dieses beschreibt das Warteverhalten nicht mittels bestehender Modelle, sondern definiert eine eigene Verhaltensheuristik, die auf der geometrischen Anordnung der Wartenden innerhalb einer Warteschlange beruht. Diese Methode abstrahiert Warteverhalten als eigenes Konzept, unabhängig von Bewegungs- oder Wegfindungsverhalten.

Das längere Verweilen in einem Bereich beschreibt eine Form von Wartedynamik, die sich mit *an einem Ort aufhalten* umschreiben lässt. Die Frage, die sich im Thema Aufenthaltsdynamik ergibt, ist, wie sich Personen in einem Bereich selbständig verteilen (Davidich et al. 2014; Johansson et al. 2015). Typische Anwendungsfälle für den Aufenthalt sind das Warten auf einen Zug, das Teilnehmen an einem Musikkonzert oder das Betrachten eines Straßenkünstlers. In allen Fällen werden Fußgänger zu statischen Hindernissen und schränken so die Bewegungsdynamik anderer Fußgänger ein (Davidich et al. 2014). In diesem Zusammenhang gibt es Erweiterungen der Bewegungsdynamik, um das Meideverhalten von wartenden Fußgängern zu beschreiben (Johansson et al. 2015).

## 2.5 Modelle der sozialen Gruppendynamik

Fußgänger bewegen sich oft in sozialen Gruppen. Die sozialen Verknüpfungen der Personen innerhalb der Gruppe beeinflussen dabei das Verhalten der Gruppenmitglieder. Die Gruppendynamik führt deshalb eine weitere Dimension innerhalb einer jeden Fußgängerverhaltensebene ein.

Im Kontext der Bewegungsmodelle führt Gruppendynamik zu einer Entstehung von Gruppenbewegungsmustern. Diese wurden als *Line-Abreast-Pattern*, *V-Pattern*, *Diagonal-Pattern* und *River-Like-Pattern* identifiziert (Gorrini et al. 2016; Karamouzas und Overmars 2010; Peters und Ennis 2009). Aus den gegebenen Gesetzmäßigkeiten der sozialen Bewegung definieren sich

Anforderungen für die Personenstromsimulation. Um diese zu erfüllen, wurden bekannte Bewegungsmodelle erweitert, beispielsweise durch weitere Kräftegleichungen (Moussaïd et al. 2010), angepasste Zellenselektionsregeln (Bandini et al. 2011) und verschiedene Ansätze zur Geschwindigkeitsadaption (Qiu und Hu 2010; Wu et al. 2013).

Gruppenorientiertes Verhalten in der Wartedynamik besitzt Parallelen zur Bewegungsdynamik, da sich beide verstärkt auf die Positionierung der Gruppenmitglieder im Raum fokussieren. Im Warteschlangenmodell von Kneidl (2016) suchen sich Gruppenmitglieder bezüglich der ersten Person der Gruppe eine Position in der Warteschlange.

In Kontext der Wegfindungs- und Zielauswahlmodelle sind zwei Methodiken zur Beschreibung von Gruppendynamiken vorherrschend. Der erste Ansatz ist das *Leader-Follower-Prinzip*, auch *Leader-Principle* genannt. Hierbei wird ein Gruppenmitglied als Anführer definiert. Alle weiteren Gruppenmitglieder folgen dieser Person und deren Entscheidungen (Loscos et al. 2003; Pelechano et al. 2005; Seitz et al. 2014). Das *Group-Coordination-Prinzip* ist der zweite Ansatz. In diesem bewegen sich soziale Gruppen gemeinsam, um Zielorte zu besuchen. Die Mitglieder der Gruppe können jedoch einzelne Ziele einbringen, was zu erhöhtem Koordinationsaufwand führt (Loscos et al. 2003). In diesem Prinzip spielt demnach das Aufteilen, das Zusammenführen und die gemeinsame Bewegung von Gruppen eine wichtigere Rolle, insbesondere im Kontext von Evakuierungen (Chu und Law 2013; Sivers et al. 2014).

## 2.6 Modelle der visuellen Wahrnehmung

Die visuelle Wahrnehmung von Fußgängern zu beschreiben erfordert es, den visuellen Sinn im räumlichen Kontext zu modellieren. Ein realistisches Wahrnehmungsmodell sollte nicht mehr oder weniger Kapazitäten zur Verfügung stellen als eine Person besitzt. Deshalb ist der Ausgangspunkt für die Beschreibung der Wahrnehmung der Versuch, den vorhandenen Informationsgehalt egozentrisch einzuschränken. Im Kontext der Modellierung der visuellen Wahrnehmung wird die visuelle Erfassung des Raums üblicherweise als *Perceptual-Query* bezeichnet (Curtis et al. 2016).

Die einfachste Form der visuellen Wahrnehmung wird durch das Modellieren der Umgebung in Form von Datenstrukturen beschrieben. Dabei ist die Wahrnehmung das Lesen der Informationen aus den Daten ohne weitere Filterung bezüglich Sichtbarkeit des wahrzunehmenden Objektes (Helbing und Farkas 2002; Raubal 2001; Schelhorn et al. 1999).

Der oft gewählte Ansatz zur Beschreibung der Wahrnehmung basiert auf der Umsetzung eines zweidimensionalen und endlichen Wahrnehmungsraums, welcher sich in Blickrichtung des

Fußgängers erstreckt. In diesem Gebiet wird die Wahrnehmung per räumlicher Abfrage modelliert und nur innerhalb dieses Raumes können Umgebungsinformationen gewonnen werden. Es existieren verschiedenste Formen für Wahrnehmungsräume: Kreisausschnitt (Antonini et al. 2006; Moussaïd et al. 2011; Park et al. 2013; Xu et al. 2013), Ellipsenausschnitte (Qiu und Hu 2010) und Rechtecke (Bandini et al. 2011). Je nach Diskretisierung dieser Räume muss eine Datenstruktur bereitstehen, welche die wahrzunehmenden Objekte ortsgebunden indiziert zur Verfügung stellt, oder ein Algorithmus angeboten werden, der die nicht indizierten Daten filtert. Für die Filterung wird üblicherweise eine vereinfachte Variante des *Ray-Tracing*-Verfahrens aus der Computergrafik eingesetzt und in einem *Sweep-Line*-Ansatz gebündelt (Ferreira et al. 2013; Pan et al. 2007; Shao und Terzopoulos 2007). Dies bedeutet, dass Strahlen den Raum abtastend erfassen und dabei ihren Ursprung im Fußgänger haben. Der abzutastende Raum wird hierbei entweder kontinuierlich oder als diskretes Gitter modelliert. Das *Ray-Tracing* auf Gittern lässt sich algorithmisch mittels einer *Bresenham*-Linie (Bresenham 1965) umsetzen. Im Gitter werden okkupierte Zellen durch Markierungen als Hindernis dargestellt. Auf diese Weise lassen sich die Informationen der Gitterzellen erfassen, welche von einem Strahl gekreuzt werden. Beim Einsatz der algebraischen Lösung für das *Ray-Tracing* werden Geraden durch den Raum gelegt, welche mittels einer Kollisionsberechnung mit anderen Objekten ermitteln, ob Hindernisse gefunden wurden. Die Wahrnehmungsgenauigkeit wird durch die Länge der Abtaststrahlen und die Granularität des Abtastwinkels beziehungsweise des Abtastgitters definiert.

Neuere Verfahren der Modellierung der Wahrnehmung basieren auf einer dreidimensionalen Abbildung der Sicht, ähnlich einer *First-Person*-Ansicht (Schrom-Feiertag et al. 2016). Diese Verfahren sind rechentechnisch sehr aufwendig, erlauben aber die Berücksichtigung der dritten Dimension und die Integration von komplexeren Wahrnehmungsheuristiken.

## 2.7 Hybride Modelle

Alle Modelle, die Verhalten von Fußgängern beschreiben, sind auf die eine oder andere Weise unvollständig oder gehen mit Nachteilen einher. Das heißt, je nach methodischer Umsetzung bringt jedes Modell spezifische Vor- und Nachteile mit sich. Ein Ansatz, um die Nachteile zu reduzieren, ist der Einsatz von hybriden Verhaltensmodellen (Ijaz et al. 2015).

In hybriden Ansätzen werden verschiedene Modelle sowohl parallel als auch exklusiv verknüpft. Die Verknüpfung basiert in der Regel auf einer räumlichen oder verhaltensorientierten Kopplung. In der räumlichen Kopplung beschreibt ein Modell das Verhalten des Fußgängers exklusiv, solange dieser sich in bestimmten Simulationsbereichen aufhält (Biedermann et al. 2014b; Chooramun et al. 2012). In der verhaltensorientierten Kopplung werden Modelle je nach geforderter Aufgabe aktiviert (Bierlaire und Robin 2009; Kneidl et al. 2013). Der dreischichtige

Ansatz von Hoogendoorn et al. (2001), bestehend aus operationalem, taktischem und strategischem Verhalten, ist im Grunde eine verhaltensorientierte Kopplung.

Auf welche Art die Modelle gekoppelt werden, ist in der Regel durch den hybriden Ansatz bestimmt und somit unabhängig von den verbundenen Verhaltensmodellen.

## 2.8 Modelle der Zielauswahldynamik und Aktivitätsplanung

Das strategische Verhalten (Hoogendoorn et al. 2001) beschreibt die Zielauswahl und Aktivitätsplanung von Fußgängern und wird in anderen Fachbereichen auch räumlich-sequenzielle Zielauswahl (Gärling 1999), *Trip-Chaining* (Newmark und Plaut 2005; Timmermans et al. 1992) oder *Activity-Based-Behavior* (Arentze et al. 2011; Fox 1995) genannt.

Im Kontext der Forschung zum Fußgängerverhalten werden strategisches Verhalten, strategische Zielauswahl und strategische Entscheidungsfindung in der Regel als Synonyme eingesetzt. Die Bewegung spielt in der strategischen Verhaltensebene des Fußgängers eine untergeordnete Rolle, da diese sich mit der Generierung von Handlungsplänen und Aktivitätsketten beschäftigt, während auf der operationalen und der taktischen Verhaltensebene die Pläne realisiert werden. Es lässt sich jedoch ein generelles Konzept ableiten, mit dem sich strategisches Verhalten beschreiben lässt. Strategisches Verhalten basiert in erster Linie auf der Auswahl verschiedener Aktivitäten, die an Zielorten durchgeführt werden können. Das heißt, aus einer Menge von Aktivitäten werden einige vom Fußgänger ausgewählt, welche dieser ausführen möchte. Wie in der Tabelle 2.1 dargestellt sind die Aktivitäten welche Fußgänger ausführen können, in der Regel an Orte gebunden. Im städtischen Kontext sind die Orte umfassendere Lokalitäten wie die Arbeitsstelle, ein Einkaufszentrum oder das Wohngebäude. Üblicherweise generieren sich Fußgänger Pläne, die beschreiben, in welcher Reihenfolge und in welchem zeitlichen Rahmen Zielorte besucht werden. Fußgänger können jedoch dynamisch von ihrem Plan abweichen, sollte dies aufgrund interner oder externer Bedingungen notwendig sein.

TABELLE 2.1: Hier werden exemplarisch Aktivitäten und Orte aufgelistet, welche in der strategischen Zielauswahl ein Teil der Planung einer Aktivitätskette sein können.

Aktivität	Zielort
Ticket lösen	Ticketautomat
Gebäude verlassen	Gebäudeausgang
Personenkontrolle	Sicherheitsbereich
Waren bezahlen	Kasse in einem Geschäft
Warten	Auf dem Bahnsteig

In den folgenden Abschnitten werden die gängigsten Ansätze dargelegt, um die Zielauswahl zu beschreiben. Die in Abschnitt 2.8.1 erläuterte Methodik basiert auf *Markov*-Ketten, welche ein

bewährtes Konzept sind. In Abschnitt 2.8.2 liegt der Fokus für die Zielauswahl in der räumlich und zeitlich expandierten geografischen Transportplanung für tägliche Verhaltens- und Reiseentscheidungen. In Abschnitt 2.8.3 wird hingegen der Schwerpunkt auf den Fußgängerkontext und damit auf zu Fuß zu bewältigende Strecken gelegt. Hierbei wird die Interaktion zwischen der Umgebung und dem Fußgänger zunehmend wichtiger, ganz im Gegensatz zur räumlich und zeitlich expandierten Transportplanung (Batty 2003).

### 2.8.1 Probabilistische Netze

Betrachtet man die Orte, die Fußgänger besuchen können, als Knoten und die Auswahl eines möglichen Nachfolgeziels als Kante, so lässt sich ein Graph aufspannen, der als *Markov-Kette* oder probabilistisches Netz verstanden werden kann. In der Forschung zum strategischen Verhalten ist diese Struktur eine oft genutzte Grundlage und wird üblicherweise als *Origin-Destination-Matrix*, *Markov-Prozess* oder *Markov-Kette* bezeichnet (Bera und Rao 2011; Borgers und Timmermans 1986; Sasaki 1972; Timmermans et al. 1992).

Um die Zielauswahl mit probabilistischen Netzen umzusetzen, muss an jeder Kante eine Auswahlwahrscheinlichkeit gebunden sein und die Summe der Werte auf allen ausgehenden Kanten eines Knotens muss 1 ergeben. Die Zielauswahl erfolgt sodann abhängig vom Startknoten nach dem Zufallsprinzip auf Basis der angegebenen Wahrscheinlichkeiten. Durch diese Methode können Fußgänger sequenziell weitere Zielorte auswählen, wenn der aktuelle Zielort der neue Startort ist. Es ist üblich, zwischen über die Zeit konstanten und über die Zeit variierenden *Origin-Destination-Matrizen* zu unterscheiden (Bera und Rao 2011). Im variablen Fall verändert sich die Wahrscheinlichkeit bezüglich der zeitlichen Dimension, oft über ein kontinuierliches Feedback durch Messungen im Onlinebetrieb von Transportinfrastrukturen (Kitamura 1990).

Obwohl der *Origin-Destination-Matrix* Ansatz bereits lange existiert, wird er weiterhin erforscht (Ferguson et al. 2012; Martínez und Olmeda 2014) und bezüglich Verbesserungen in den Wahrscheinlichkeitsschätzungen erweitert (Caggiani et al. 2012; Hänseler et al. 2014). Eine wesentliche Einschränkung der Methode besteht darin, dass sie keine Reaktivität im Verhalten erlaubt, da die Planung allein an den Startorten erfolgt. Des Weiteren ist das Erlangen der Wahrscheinlichkeitswerte praktisch nur mit einer exakten Datengewinnung möglich, welche für jedes Szenario einzeln aufgenommen werden muss. Hierfür müsste die Auswahlwahrscheinlichkeit von und zu allen  $n$  Orten gemessen werden, was  $n \cdot (n - 1)$  Werten entspricht. Als einfachere Methode, um Daten zu gewinnen, kann an den Zielorten die über die Zeit veränderliche Anzahl der Besucher gemessen werden. Die Anzahl der Besucher gibt Auskunft über die Häufigkeit, mit der Fußgänger den jeweiligen Zielort aufsuchen. Des Weiteren sind zur Datengewinnung Schätzungen mit Hilfe von einzelnen Zählstationen üblich (Hänseler et al. 2014).

Insbesondere in Fußgängersimulationen, in der kein Zugriff auf Online-Datenschätzungen vorhanden ist, spricht die Ungenauigkeit der Methode gegen ihren Einsatz, da Fehler bei der Vorhersage eintreten, je länger eine Zielauswahl mit der *Origin-Destination-Matrix* Methode simuliert wird (Kielar und Borrmann 2016b).

Eine Erweiterung der probabilistischen Netze wurde von Danalet et al. (2014) entwickelt. Hierbei werden die Wahrscheinlichkeiten und die damit verbundene sequenzielle Zielauswahl in Form von Aktivitätssequenzen mittels *WiFi*-Signalmessungen gewonnen und mit Hilfe von Ausgleichsrechnungen, welche Methoden aus dem Abschnitt 2.8.2 einsetzen, aufgewertet. Der Ansatz führt zu einem Aktivitätsnetz, in der die Zufallskomponente genauer ermittelt wurde.

## 2.8.2 Aktivitätsbasierte Ansätze des Verkehrswesens

In der Modellierung des täglichen Mobilitätsverhaltens der Einwohner von Städten werden typischerweise aktivitätsbasierte Methoden eingesetzt (Dong et al. 2006; Joh et al. 2001; Kitamura et al. 1997). In diesen Ansätzen werden die Aktivitätspläne von Haushalten und deren Haushaltsmitgliedern modelliert und wird dabei das Entscheidungsverhalten unter verschiedensten Aspekten betrachtet (Fox 1995; Rasouli und Timmermans 2014). Beispielsweise werden die Abfahrtszeiten, die Fahrtziele, bekannte Unsicherheiten in der Mobilität, die sozio-ökologischen Faktoren und die grundlegenden Bedürfnissen miteinbezogen. Das Verhalten von Fußgängern wird im geografischen Kontext von Städten nicht explizit integriert, dennoch sind die Methoden der Transportplanung für die Zielauswahl als Grundlage zu betrachten.

Nach Borgers und Timmermans (1988), Train (2009) und Rasouli und Timmermans (2014) sind zur Beschreibung der Aktivitätsplanung *Discrete-Choice-Theory*-Modelle mit integrierter *Utility-Maximization*-Annahme die vorherrschende Methodik. Neben der *Discrete-Choice-Theory* existieren aber noch weitere Konzepte zur Modellierung der Aktivitätsplanung (Khattak 1996; Li et al. 2016).

Nach Train (2009), lässt sich das grundlegende Konzept hinter der *Discrete-Choice-Theory*, wie folgt erläutern:

*Discrete-Choice*-Modelle basieren auf der Annahme, dass die Vorhersage des Treffens einer Auswahl aus  $i$  alternativen Aktivitäten probabilistisch möglich ist. Die Entscheidungsfunktion einer Person  $h$  evaluiert hierbei verschiedene Attribute der  $i$  Alternativen. Als Attribut lässt sich eine für die Entscheidungsfindung relevante Eigenschaft einer Alternative bezeichnen, beispielsweise die Fahrtkosten oder die Reisedauer. Von diesen Attributen sind  $x_i$  diejenigen, welche korrekt beobachtet (gemessen) werden können. Dies gilt jedoch für Attribute  $\epsilon_i$  nicht. Dies führt zu einem Nicht-Determinismus in der Entscheidungsfunktion  $h(x_i, \epsilon_i)$ , denn die unbekannt Attribute folgen einer Verteilungsfunktion  $f(\epsilon)$ . Weiter beschreibt Train (2009),

dass die korrekte Wahl der Entscheidungsfunktion  $h$  neben der Wahl der Verteilungsfunktion  $f$  ausschlaggebend ist. Als Entscheidungsfunktion werden in der Regel *Utility*-Funktionen eingesetzt, welche die Nutzenfunktionen von Attributen beschreiben. Ein Beispiel für eine *Utility*-Funktion ist  $U(\epsilon_i) = \beta' \cdot x_i + \epsilon_i$ , mit  $\beta'$  als Parametervektor für die Attribute  $x$  der Alternative  $i$ .

Damit auf Basis der obigen Formeln Entscheidungen getroffen werden können, wird angenommen, dass Personen immer die Alternativen auswählen, die die höchste *Utility* (deutsch: Nützlichkeit) für die gegebene *Utility*-Funktion liefern. Dies bedeutet, es wird von der *Utility-Maximization*-Annahme ausgegangen, die beschreibt, dass Entscheidungen immer darauf abzielen, den Nutzen zu maximieren. Aufgrund der unbekanntem Attribute  $\epsilon_i$  mit Verteilungsfunktion  $f(\epsilon)$  können die Entscheidungen probabilistisch erfasst werden. Das Ergebnis ist eine kumulative, oft mehrdimensionale, Dichtefunktion über die Wahrscheinlichkeit der Auswahl einer Alternative auf Basis von  $h(x_i, \epsilon_i)$ . Die *Utility-Maximization*-Annahme wurde früher durchgängig in der Transportplanung verwendet (Adler und Ben-Akiva 1979; Horowitz 1980). Wie neuere Forschung zeigt, wird die Annahme jedoch auch kritisch betrachtet (Rasouli und Timmermans 2014), da die Antizipation der Entscheidungen von anderen Individuen nicht ausreichend detailliert in die Zielauswahl eingebunden werden kann.

Die Form der Verteilungsfunktion  $f(\epsilon)$  beschreibt die eingesetzte *Discrete-Choice*-Modellvariante (Train 2009). Beispielsweise wird häufig die logistische Verteilung  $f(\epsilon) = e^{-\epsilon} / (1 + e^{-\epsilon})^2$  für die Charakterisierung der unbekanntem Attribute bezüglich der Alternativen angenommen.

Es existiert eine hohe Zahl von verschiedenen Modellen, die eine aktivitätsbasierte Zielauswahl in der Transportplanung einsetzen. Arentze und Timmermans (2009) präsentieren ein mehrere Planungstage umspannendes dynamisches Aktivitätsmodell, welches sich auf die Bedürfnisse von Haushaltsmitgliedern fokussiert und hierbei das Mitgliedergesamtresultat in der Planung optimiert. Auch Zhang et al. (2009) befassen sich mit Entscheidungsmodellen bezüglich mehrerer Haushaltsmitglieder. Arentze et al. (2011) wie auch Arentze und Timmermans (2011) beschreiben Konzepte für die dynamische Abschätzung von Aktivitäten für mehrere Tage überspannende Planungen. Sehnaz et al. (2012) präsentieren ein lernendes und vergessendes Modell, welches für kurz-, mittel- und langfristige Aktivitätsplanungen eingesetzt werden kann. Rasouli und Timmermans (2014) beleuchtet Entscheidungsmodelle in der Transportplanung bezüglich Unsicherheiten.

Die Forschung zur aktivitätsbasierten Zielauswahl in der Transportplanung liefert wichtige konzeptionelle Grundlagen und kann in ihrem Aktivitätsansatz klar im Kontext der Modellierung von strategischem Fußgängerverhalten eingesetzt werden. Zu sehen ist dies in der Forschung von Danalet et al. (2016), Liu et al. (2012) und Liu et al. (2014), in denen die *Discrete-Choice-Theory* zur Modellierung des strategischen Fußgängerverhaltens eingesetzt wird.

### 2.8.3 Strategische Konzepte aus dem Fußgängerkontext

Im Gegensatz zum Transportwesen hat sich in der Modellierung von strategischem Fußgänger-  
verhalten keine Methodik als allgemeingültig durchsetzen können. Infolgedessen existiert eine  
Vielzahl von Lösungsansätzen, welche in diesem Abschnitt in Form eines Querschnittes aufbe-  
reitet werden. Dennoch lassen sich Kernfragen in allen strategischen Modellen wiederfinden:  
Wie wird ein Plan generiert, wie wird der nächste Zielort ausgewählt, wie werden Planände-  
rungen modelliert, welche Eigenschaften der Zielorte und der Umgebung werden einbezogen,  
und wird das strategische Verhalten unabhängig von taktischer und operationaler Ebene be-  
schrieben.

Im Folgenden werden einzelne Modelle und ihre Herangehensweisen zur Modellierung des  
strategischen Verhaltens aufgeschlüsselt.

In Haklay et al. (2001) wird strategisches Verhalten durch vordefinierte Aktionspläne bestimmt.  
Zusätzlich beinhaltet ein Plan auch Wegpunkte, somit wird im Modell nicht klar zwischen tak-  
tischem und strategischem Verhalten unterschieden. Nach den Autoren sollen Abweichungen  
vom Plan möglich sein.

Im Modell von Hoogendoorn und Bovy (2004) ist das strategische Verhalten eng mit dem tak-  
tischen gekoppelt. Aus einer Menge von möglichen Aktivitäten, die auch an verschiedenen  
Orten ausgeführt werden können, berechnet das Verfahren eine Aktivitätskette durch eine  
Optimierung der Eigenschaften der Routen. Hierbei werden die Reisezeit, die Reisedistanz, die  
Nähe zu Hindernissen, die Ausprägung der Pfadabweichung, die Stärke der Interaktion mit  
anderen Fußgängern und die Bedingungen der Umgebung (Wetter) miteinbezogen. Ein Akti-  
vitätsplan wird basierend auf der gemeinsamen Optimalität aller Zielorte bezüglich der Fakto-  
ren bestimmt. Des Weiteren integriert das Modell auch Abhängigkeiten zwischen Aktivitäten.  
Hoogendoorn und Bovy (2004) sagen aus, dass die Berechnungskomplexität des Modells pro-  
blematisch sei, da das Optimum über alle möglichen Aktivitätsketten berechnet werden muss.

Im Modell von Zacharias et al. (2005) wird die Zielauswahl von Besuchern eines Einkaufszen-  
trums mittels Verhaltensheuristiken beschrieben, welche durch die Auswertung von Fragebö-  
gen inspiriert sind. Die drei Heuristiken lauten: Zufällige Zielauswahl, zufällige Zielauswahl  
mit Distanzlimit und zufällige Zielauswahl nach einem Gravitationsmodell, welches die Häu-  
figkeit der Auswahl eines Geschäftes in Abhängigkeit zu der Ladenfläche setzt. Keiner der  
Ansätze konnte das in der Befragung gefundene Verhalten korrekt wiedergeben. Es stellt sich  
dennoch heraus, dass Modelle, die zielgerichtetes Verhalten integrieren, bessere Ergebnisse  
liefern.

Shao und Terzopoulos (2007) modellieren die Zielauswahl durch die Beschreibung von Bedürf-  
nissen, die sich über die Zeit intensivieren. Hierbei wird immer das wichtigste Bedürfnis als

zielgebend ausgewählt. Jedes Bedürfnis ist mit Orten in Beziehung gesetzt, an denen es erfüllt werden kann. Durch die Erfüllung des Bedürfnisses wird es zurückgesetzt. In diesem Ansatz wird kein Formalismus für den Anstieg der Bedürfnisse präsentiert.

Klügl et al. (2009) entwickelten ein strategisches Modell für Entfluchtungen von Tunneln. In diesem wird der Fußgänger zuerst bezüglich der Ventilationsrichtung geleitet, bis eine Informationstafel mit Ausgangsinformationen gegeben ist. Dort lernt der Fußgänger die Zielorte (Ausgänge) kennen. Sollten Staus auftreten, kann der Fußgänger eine neue Richtung wählen. Im Hochgefahrenbereich (Feuer) wird das nächste Zielort unmittelbar angesteuert. Das Konzept basiert demnach auf einem Set aus fixen Verhaltensregeln, welche für den Anwendungsfall der Tunnelentfluchtung das Verhalten ausreichend genau beschreiben können. In den hinterlegten Regeln verschwimmen dabei die Grenzen zwischen taktischen und strategischen Ansätzen.

In Ming et al. (2010) wird die Zielauswahl in Transportknotenpunkten modelliert. Hierbei wird den Fußgängern ein vordefinierter Plan gegeben, der notwendige, entbehrliche und alternative Aktivitäten enthalten kann. Der Fußgänger folgt den Plan Zielort für Zielort, wobei für alternative Aktivitäten der Ansatz von Hoogendoorn und Bovy (2004) eingesetzt wird. Notwendige Aktivitäten werden immer verfolgt und entbehrliche werden über einen nicht näher beschriebenen Schwellenwert aussortiert.

Im Modell von Xi et al. (2011) ist ein Einkaufszentrum als Anwendungsfall gegeben, ähnlich wie im Ansatz von Zacharias et al. (2005). Vergleichbar mit Zacharias et al. (2005) wird durch Xi et al. (2011) die Entscheidungsfindung aufgrund von empirisch ermitteltem Einkaufsverhalten modelliert. Die Handlungspläne werden durch Prozessgraphen beschrieben, welche exklusive und inklusive Verzweigungen erlauben. Hierbei gibt es Einkäufer mit und ohne vordefinierten Einkaufsplan. Ein Einkäufer ohne Plan selektiert den nächstliegenden Laden als Zielort, wobei der Laden nur betreten wird, wenn dieser nicht überfüllt ist, was durch einen Schwellenwert bezüglich der Personendichte modelliert ist. Eine weitere Möglichkeit einen Laden zu betreten basiert auf einer probabilistischen Bewertung. Die Berechnung integriert hierbei das persönliche Interesse am Laden und die Attraktivität des Ladens. Liegt die Auswertung der Funktion über einem festgelegten Schwellenwert, wird der Laden besucht. Für vordefinierte Pläne gelten die Berechnungen ebenso wie für Einkäufer ohne Pläne. Durch die Vorgehensweise wird die Distanz zu einem Zielort implizit in die Berechnung miteinbezogen, da Einkäufer ohne vordefinierten Verhaltensplan immer den nächstliegende Zielort ansteuern. Des Weiteren enthält das Modell eine auf dem Mehrheitsprinzip basierende Gruppenzielauswahl für soziale Gruppen von Einkäufern.

Joo et al. (2013) beschreiben ein Fußgängerverhaltensmodell für Evakuierungsfälle. Das Bewegungsverhalten wird mittels eines *Cellular-Automaton* umgesetzt, welcher Umweltinformationen, wie Hindernisse oder Feuer, einbezieht. Damit wird das statische und dynamische Wissen

des Fußgängers im Zellengitter hinterlegt. Die Planung des Fußgängers wird aus Daten einer angepassten *Floor-Field*-Methode umgesetzt, damit durch ein Kürzeste-Wege-Suchverfahren modelliert (Dijkstra 1959). Fußgänger besitzen eine Wahrnehmung, die ihnen egozentrisch erlaubt, einige Zellen des Automaten zu überblicken und so Informationen der Zellen zu erfassen. So können Planänderungen erzwungen werden, da sich die Passierbarkeit einer Zelle durch ein sich ausbreitendes Feuer verändern kann. Im Generellen enthält das Modell von Joo et al. (2013) eine vereinfachte Form des strategischen Verhaltens, das speziell für den Anwendungsfall Evakuierung konstruiert wurde. Problematisch ist die Vermischung der taktischen und strategischen Ebene, denn die Zielauswahl ist unmittelbar an die *Floor-Field*-Methode gekoppelt.

In Canca et al. (2013) werden die zentralen Entscheidungsfaktoren der Zielauswahl als die Attraktivität eines Ortes und die Warteschlangenlänge am Ort definiert. Die Akzeptanz einer Warteschlange wird in Abhängigkeit mit der an einem Zielort verbrachten Zeit gesetzt. Diese Zeit ist wiederum von der Aktivität des Zielorts abhängig. Da in Canca et al. (2013) der Anwendungsfall Messe betrachtet wird, sind die Zielorte Pavillons, deren Attraktivität von ihrer Ausdehnung, also der Fläche des Zielorts, abhängt.

Im Modell von Jørgensen und Lamarche (2013) sowie Jørgensen und Lamarche (2014) wird strategisches Verhalten mittels eines Aktivitätsnetzes definiert, welches mit Informationen wie Öffnungszeiten von Zielorten angereichert ist. Das Netz ist demnach ein komplexer Plan mit Nebenbedingungen. Die Auswahl des nächsten Zielorts nach der Durchführung einer Aktivität wird über eine Kostenfunktion mit einem  $A^*$ -Suchverfahren durchgeführt (Hart et al. 1968), welche Reisezeit, Reisedauer, Aufwand der Aktivität und Wartezeit einbezieht. Das Suchverfahren operiert hier auf dem Netz der Aktivitäten. Die Kostenfunktion integriert die Einflussfaktoren linear und additiv miteinander, was die Monotoniebedingung der Suche erfüllt.

Bezüglich Einkaufszentren modellieren Dijkstra et al. (2013), ähnlich wie Xi et al. (2011), inwieweit ein Fußgänger sich dazu entscheidet, einen Laden zu betreten. Welche Arten von Geschäften ein Fußgänger grundsätzlich besuchen möchte, wird vorab festgelegt. Die Entscheidung über das Betreten eines Ladens wird als die Aktivierung eines Fußgängers bezeichnet und basiert auf verschiedenen Faktoren: Die Sichtbarkeit eines Geschäftes, die sozio-ökonomischen Eigenschaften der Besucher, die Vertrautheit des Ladens, Persönlichkeitsmerkmale der Besucher, Attraktivität des Geschäfts und der aktuelle Handlungsplan. Die Attraktivität, als relevantes nicht messbares Kriterium, wird mittels einer multiplikativ verknüpften Bewertung von Attributen des Geschäfts berechnet. Hierbei wird ein Reaktionsparameter verwendet, welcher die Attraktivität beeinflusst und zum Fitten der Attraktivitätsberechnung zu empirischen Daten verwendet wird. In Dijkstra et al. (2014a) wird das Modell durch das ungeplante Besuchen

von Läden erweitert, dies wird mittels einer Einführung einer Zielorientiertheit umgesetzt. Eine Gamma-Verteilung dient als Grundlage für die Beschreibung der Zielorientiertheit und ist alters- und geschlechtsabhängig.

Der Grad des Vorwissens über die Umgebung wird von Waş und Lubaş (2014) als Grundlage für strategisches Verhalten verwendet. Sollte ein Fußgänger hohes Vorwissen besitzen, so kann er mit Hilfe einer globalen Kostenfunktion einen neuen Zielort finden. Wenn niedriges Wissen gegeben ist, so werden Zielorte implizit gewählt, beispielsweise durch Beschilderung oder Herdenverhalten. Die Kostenfunktion ist abhängig von der Distanz zum Zielort und der Personendichte am Zielort.

Jablonski et al. (2014) beschreiben eine auf Verteilungsfunktionen basierende Zielauswahl, die sich auf Fußgängerrollen bezieht. Typische Rollen sind der Geschäftsmann oder der Einkäufer. Die Verteilungen adaptieren die probabilistische Auswahl eines Zielorts bezüglich vermuteter Gewichtungen je Rolle. Zugleich werden die Umgebung und die darin enthaltenen lokalen und globalen Ereignisse, wie Wetteränderungen, in die probabilistische Zielauswahl integriert.

Handel (2016) beschreibt den Einsatz der *System-Dynamics*-Methode zur Modellierung von strategischem Verhalten. Die Zielauswahl wird durch nichtlineare akkumulierende Reservoirs beschrieben. Jede Aktivität hat für jeden Fußgänger ein Aktivierungspotenzial in Form eines Reservoirs. Ein gefülltes Reservoir kann Handlungen aktivieren. Diese Methodik ist vergleichbar mit dem Konzept der Bedürfnisse nach Shao und Terzopoulos (2007). Insbesondere relevant in der Arbeit von Handel (2016) ist die Modellierung der Zusammenhänge zwischen Reservoirs. Wird eine Handlung aktiviert, werden andere Reservoirs schneller befüllt.

Die verschiedenen Einflussfaktoren, die in den Methoden für die Zielauswahl von Fußgängern gefunden wurden, liefern eine Menge an potentiell zu beachtenden Entscheidungseinflüssen. Folgende Einflusskonzepte wurden identifiziert:

- Anwendungsspezifische Verhaltenskomponenten
- Vertrautheit mit der Aktivität
- Reisedistanz, Reisezeit und Reisezeit-zu-Distanz-Ratio
- Personendichte am Zielort
- Personenanzahl am Zielort
- Länge von Warteschlangen
- Öffnungszeiten beziehungsweise Nutzungsphasen
- Logische Abhängigkeiten von Aktivitäten

- Identische Handlungen an verschiedenen Zielorten
- Limitierte Größe des Handlungsplans
- Soziale Gruppeneinflüsse
- Mentale Repräsentation der Umgebung
- Demographische Einflüsse
- Subjektives Interesse an den Aktivitäten an Zielorten

Grundsätzlich befassen sich alle Ansätze im Kontext des strategischen Fußgängerverhaltens mit Bewegung. Ein integratives Konzept, welches Bewegung und Kognition verbindet, wurde bislang nicht entwickelt. Einige Ansätze in diese Richtung werden jedoch in Abschnitt 3.4 ausführlich betrachtet.

#### 2.8.4 Fazit strategische Zielauswahl

Die in den letzten drei Abschnitten betrachteten vielfältigen Ansätze zur Modellierung des strategischen Verhaltens zeigen die Breite und die Interdisziplinarität des Themenfeldes. Es konnte sich jedoch im Speziellen für die Modellierung des strategischen Verhaltens im Fußgängerkontext kein Ansatz als Standard etablieren.

Die auf *Markov*-Ketten beruhende *Origin-Destination*-Matrix Methode, welche in Abschnitt 2.8.1 beschrieben wurde, wird häufig angewendet und stützt sich massiv auf zuvor ermittelte empirische Daten.

Die Methoden aus der Transportplanung, beschrieben in Abschnitt 2.8.2, liefern grundsätzlich einen guten Ansatz für die Modellierung des strategischen Verhaltens. Die Methodologie wurde bisher jedoch nur selten konsequent auf die Fußgängerbewegung und auf nicht-geografische Anwendungsszenarien angewendet. Hier ist zu erwarten, dass die Fußgängerdynamik in kleinen Systemen die Genauigkeit der Vorhersagen des Ansatzes schmälert, da hier die Interaktionen zwischen Fußgängern und Umgebung einen viel stärkeren Einfluss haben als in großen Systemen. Dennoch ist das Grundkonzept der *Discrete-Choice-Theory* fundamental ein möglicher Ansatz für die Modellierung von strategischem Fußgängerverhalten.

Der große Variantenreichtum der strategischen Modelle im Kontext der Fußgängersimulationen zeigt, dass noch kein optimales Verfahren für alle Anwendungsfälle gefunden wurde. Der starke Fokus auf spezielle Anwendungsfälle, zum Beispiel Evakuierungen oder Kaufhäuser, unterstützt diese These. Dennoch wurden einige Ansätze für die Bestimmung eines Handlungsplans für Fußgänger identifiziert: Zufallsauswahl, vordefinierte Pläne, Verhaltensprozesse für

spezielle Anwendungsfälle und Optimierungsberechnungen. Zur Aktivierung von Handlungen sind drei Methoden vorherrschend: Handlungsaktivierung mittels Schwellenwerten, Aktivierung der Planung durch Wahrnehmungsfeedback und Aktivierung durch den Vergleich von Ist-Zuständen zu Optimal-Zuständen von Zielparametern.

## 2.9 Empirische Daten in der Personenstrommodellierung

In der Entwicklung von Fußgängerverhaltensmodellen besitzt die empirische Forschung einen besonderen Stellenwert. Die beobachteten qualitativen Phänomene und gemessenen quantitativen Kennwerte sind die Kernressource für die Kalibrierung und Validierung von Modellen (Campanella et al. 2014; Frydenlund et al. 2014; Köster et al. 2014; Oreskes et al. 1994).

Des Weiteren sind Randbedingungen, in ihrer Gesamtheit als Simulationsszenario oder Anwendungsfall zu verstehen, von nicht zu unterschätzender Relevanz. Diese beschreiben in der Regel äußere Einflüsse, wie die geometrische Struktur der Umwelt, und können auf vielfältigem Wege gewonnen werden. Es wurden bereits Versuche unternommen, Frameworks für das Testen von Verhaltensmodellen unter verschiedenen Randbedingungen zu entwickeln (Kapadia et al. 2011; Lubaś et al. 2014; Singh et al. 2009; Zhou et al. 2015).

Üblicherweise nehmen Fußgängerverhaltensmodelle einen oder mehrere Parameter entgegen, welche die Berechnungsformeln der Modellgleichungen auf Kategorien von Anwendungsfällen adaptieren (RiMEA e.V. 2016; Schiermeyer et al. 2016). Notwendig ist dies, da aufgrund der unterschiedlichen Anwendungsfälle sich fundamentale Aspekte des Fußgängerverhalten verändern. Mit Hilfe von empirischen Daten kann die Adaption auf Anwendungsfallkategorien durchgeführt werden. Die Adaption wird üblicherweise als Kalibrierung bezeichnet.

Die Berechnungsergebnisse einer Simulation mit realen Daten aus Testfällen zu vergleichen, um nachzuweisen, dass das zugrundeliegende Modell genaue und realistische Vorhersagen liefert, wird als Validierung bezeichnet (Lubaś et al. 2014). Die Validierung zeigt deshalb auf, dass ein Modell das Fußgängerverhalten in gegebenen Rahmenbedingungen korrekt erklären kann. Die Validierung und die Kalibrierung sind zu unterscheiden. Bei der Kalibrierung für einen Anwendungsfall wird davon ausgegangen, dass ein Modell bei der richtigen Wahl der Parameter korrekte Prognosen trifft. Die Validierung liefert hingegen die Evidenz für die Korrektheit eines Modells, da geprüft wird, ob ein Modell die Verhaltensdynamiken eines Systems vorhersagen kann. Damit ergeben sich für den Vorgang der Validierung und der Kalibrierung Abhängigkeiten vor dem Einsatz eines Modells in der Praxis, wie in Abbildung 2.4 dargestellt.

In den folgenden Abschnitten werden verschiedene Kenngrößen und Messmethoden der Fußgängerforschung beschrieben. Je nach Verhaltensebene sind verschiedene qualitative und quantitative Ansätze von besonderer Bedeutung. Gleichmaßen verändern sich die eingesetzten

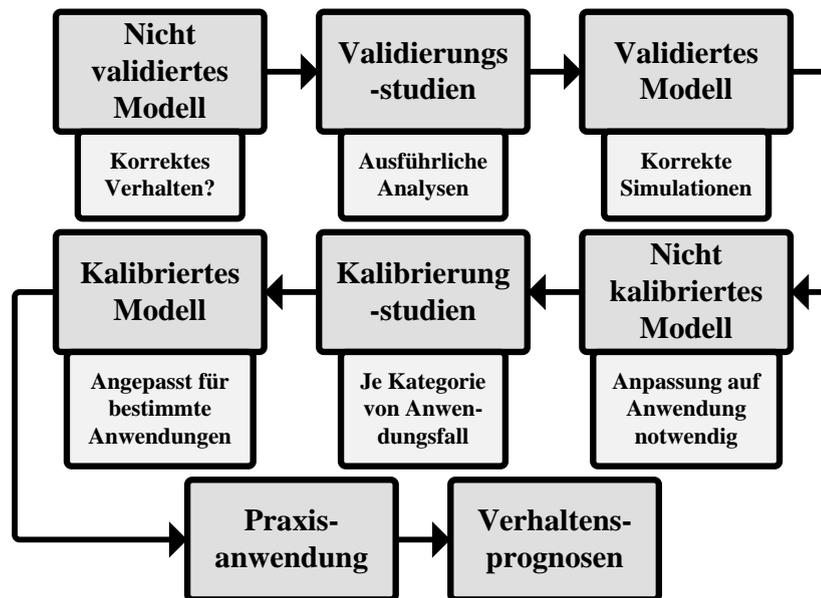


ABBILDUNG 2.4: Die Abhängigkeiten zwischen Validierung und Kalibrierung eines Verhaltensmodells vor dem Einsatz in der Praxis. Empirischen Daten sind wichtige Vergleichswerte für Validierung und Kalibrierung.

Messmethoden je nach untersuchter Verhaltensebene. Zudem wird kurz dargelegt, wie die gewonnenen Informationen dazu beitragen, die Verhaltensmodelle zu validieren. Das heißt, Real- und Simulationsdaten werden verglichen, um zu zeigen, dass das untersuchte Modell verlässliche Vorhersagen über das Personenverhalten trifft.

### 2.9.1 Individuelle Bewegungseinflüsse

Operationales Verhalten beschreibt das Bewegungsverhalten von Personen. Beobachtungen dieser lassen sich im Labor (Haghani et al. 2016) wie auch in Feldstudien durchführen (D’Orazio et al. 2014). Mit beiden Methodiken lassen sich die wichtigsten Verhaltenscharakteristika bestimmen: Das Fundamentaldiagramm und das individuelle Bewegungsverhalten.

Das Fundamentaldiagramm stammt ursprünglich aus dem Verkehrswesen und beschreibt die Abhängigkeiten zwischen der Dichte der Verkehrsteilnehmer bezüglich einer Fläche, der Geschwindigkeit der Verkehrsteilnehmer und dem Bewegungsfluss der Verkehrsteilnehmer. Das Fundamentaldiagramm ist im Fußgängerkontext genauso zu verstehen. Da Fußgängerverkehr nicht eindimensional ist, besitzt das Fundamentaldiagramm je nach Randbedingung und demografischem Hintergrund der Fußgänger individuelle Charakteristika (Chattaraj et al. 2009; Seyfried et al. 2005) und beschreibt den Fußgängerstrom auf einer zweidimensionalen Ebene (Wageningen-Kessels et al. 2014). Neben dem Fundamentaldiagramm existieren im Fußgängerkontext weitere statistische Zusammenhänge, welche die Einflüsse auf das individuelle

Bewegungsverhalten beschreiben (Weidmann 1993). Beispielsweise verändert sich die Bewegungsgeschwindigkeit und der Bewegungsrhythmus bei der Treppennutzung gegenüber der Bewegung auf der Ebene (Norén et al. 2014). Auch sind das Alter und die Körpergröße Einflussfaktoren der Bewegungsgeschwindigkeit (Weidmann 1993). Einen stärkeren Einfluss auf das Bewegungsverhalten haben die individuellen Bewegungsentscheidungen, welche beispielsweise die Reaktionen auf bevorstehende Kollisionen durch Ausweichen oder Stehenbleiben sind (Duives et al. 2016).

Die Personendichte spielt in Fußgängersimulationen eine besondere Rolle und wird mittels *XT*-, *Voronoi*-, *Grid*- oder *Continuous-Density*-Methode berechnet (Duives et al. 2015; Johansson et al. 2015; Zhang und Seyfried 2014). Die Abbildung 2.5 stellt beispielhaft die Dichtemessung mit *XT*-Methode dar, welche über eine Zeitphase und in Gitterzellen die Dichte der Personemengen berechnet. Mittels der gemessenen örtlichen Verteilung der Dichte und des Flusses lassen sich operationale Verhaltensmodelle unmittelbar über die gerichteten Geschwindigkeitsvektoren und Fußgängerpositionen validieren. Die Dichte wird in der Regel aus den einzelnen Bewegungspfaden von Fußgängern berechnet. Diese werden wenn möglich mit Hilfe von Kamerasystemen automatisch erfasst (Boltes et al. 2016; Seer et al. 2014) oder in aufwändigen händischen Messungen, welche oft mit Software unterstützt werden, gewonnen (Dambalmath et al. 2016). Für das Studium des Gruppenverhaltens in der Bewegung wird ebenfalls auf Kamerasysteme (Peters und Ennis 2009) und Handmessung (Dyer et al. 2009) zurückgegriffen. Trotzdem verhindern hohe Personendichten oft den Einsatz von automatischen Methoden und reduzieren die Effektivität von händischen Zählungen (Dambalmath et al. 2016).

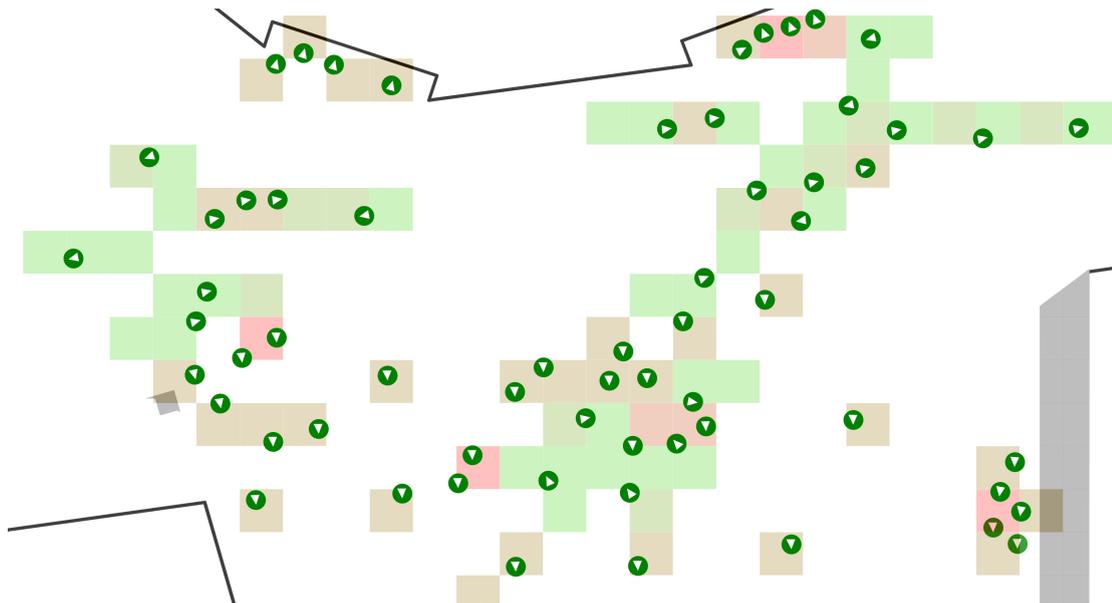


ABBILDUNG 2.5: Die Abbildung stellt eine exemplarische Fußgängersimulation mit *XT*-Dichtemessung dar. Die Zellengröße ist mit  $1\text{ m}^2$  und die Zeitphase über die in einer Zelle die Dichte ermittelt wird ist 3 sec. Die maximale Dichte und damit ein tief rote Farbe einer Zelle beträgt  $5\text{ Fußgänger/m}^2$ .

In der aktuellen Forschung werden computergestützte Versuche zum Verständnis der individuellen Verhaltenseinflüsse eingesetzt (Moussaïd et al. 2016). Diese Versuche spielen sich in virtuellen Welten ab und erlauben es, Verhalten in dynamischen Laborversuchen zu erforschen. Die Methode des virtuellen Labors und damit die Authentizität der Entscheidungen, die die Probanden treffen, werden in eigenen Studien geprüft (Weisberg et al. 2014). Im Allgemeinen haben die virtuellen Ansätze einen höheren technischen Aufwand, ermöglichen es aber, verschiedenste Versuchsaufbauten virtuell umzusetzen.

Grundsätzlich werden die gewonnenen Daten, ob in Form eines Fundamentaldiagramms oder in Form von individuellen Verhaltensweisen, für die Validierung von operationalen Modellen eingesetzt. Die zu beweisende Frage lautet hier: Bildet das Bewegungsmodell die fundamentalen Zusammenhänge ab und wird das Individualverhalten reproduziert?

## 2.9.2 Selbstorganisierende Phänomene in Personenmassen

Beim Erfassen der Bewegung von größeren Personenmengen lassen sich selbst-organisierende Phänomene beobachten. Diese Phänomene können nur erkannt werden, wenn bestimmte Personendichten und -geschwindigkeiten, also bestimmte Situationen, gegeben sind. Resultat sind zeitlich-geometrische Strukturen, die sich klar aus einer Übersichtpositionen heraus in der Menschenmenge erkennen lassen. Zur Erfassung der Phänomene können die gleichen händischen oder automatischen Methoden eingesetzt werden wie für die Messung individueller Bewegungseinflüsse. Die hohen Personendichten in Situationen mit Selbstorganisation führen aber in der Regel zu einem erschwerten Einsatz von automatischen Ansätzen (Dambalmath et al. 2016). Im Folgenden werden die wichtigsten Phänomene zusammengefasst.

Das Bilden von *Lane-Formationen* ist üblich bei gegenläufig aufeinander treffenden Personenmengen. Hierbei optimiert sich der Gesamtfluss der Personen indem sich Personen in Linien hintereinander bewegen (Helbing et al. 2005).

Es zeigte sich, dass sich der Gesamtfluss in Personenmassen mit hohen Dichten reduziert, wenn die Individuen eine erhöhte Bewegungsgeschwindigkeit anstreben. Dieses als *Freezing-By-Heating* oder *Faster-Is-Slower* bekannte Phänomen führt dazu, dass sich die Bewegung der Gesamtpersonenmasse reduziert (Garcimartín et al. 2014; Helbing et al. 2000).

Ein *Oscillatory-Effect* entsteht, wenn zwei Personenmengen gleichzeitig eine Tür passieren möchten (Helbing et al. 2005). Hierbei ist die Bewegungsrichtung der beiden Gruppen invers. Der entstehende Druck auf den Türbereich führt zu einem wechselseitigen Durchbrechen von Personen, welches als Oszillation erkannt wird.

Die *Stop-And-Go-Waves* sind ein Phänomen, welches in großen Personenmassen entsteht, die sich unter relativ hohen Dichtebedingungen in eine Richtung bewegen (Portz und Seyfried

2010). Die Personenmenge hat hierbei in der Regel nicht genug Platz, um einen freien Bewegungsfluss zu realisieren, und ist temporär im Stillstand. Da meist an der Front der Masse eine geringere Dichte vorherrscht, können die vorderen Personen sich freier voranbewegen. Dies führt zu einer *Go-Wave*, die sich von vorne nach hinten in der Menschenmasse bewegt. Hierbei wechseln sich *Stop-And-Go-Waves* ab. Das heißt, die Personen stoppen und bewegen sich abwechselnd.

*Turbulent-Flows* oder *Crowd-Quakes* beschreiben keine systematische Bewegung von Personmengen, sondern eine zufällige und unkontrollierte Massenbewegung (Helbing et al. 2007; Helbing und Mukerji 2012). Diese entstehen durch und führen zu spontanen Druckveränderungen in dichten Personmengen. Diese Druckverhältnisse werden auch *Force-Chain* genannt (Alonso-Marroquín et al. 2014). Solche Situationen des asymmetrischen Drucks können zu Stürzen führen und weitere Stürze auslösen; ein kritischer Umstand, der Unfälle einleiten kann.

Alle Phänomene lassen sich, wenn ethisch vertretbar, in Laborversuchen (Portz und Seyfried 2010), Feldstudien (Biedermann et al. 2015) und Analysen von Unglücken feststellen (Alonso-Marroquín et al. 2014; Helbing und Mukerji 2012). Des Weiteren sind bestimmte Phänomene auch bei Tierherden zu beobachten (Garcimartín et al. 2015; Wang et al. 2015). Bezüglich der Validierung gelten die Phänomene als qualitative Kriterien für operationale Modelle. Das heißt, es stellt sich die Frage, ob die Bewegungsmodelle die beobachtbaren Massenbewegungen darstellen können.

### 2.9.3 Wegfindungsverhalten in der Navigation

Für die Validierung von taktischen Modellen der Wegfindung wird in der Regel die Wegewahl von Personen in Netzwerken mit der simulierten Wegfindung verglichen (Kneidl 2013).

Studien zum Wegfindungsverhalten werden häufig in Feldversuchen durchgeführt (Yue et al. 2014). Für eine ausführliche Messung der Wegewahl müssen die Probanden in diesen Studien, die in Städten oder Gebäuden stattfinden, ein Entscheidungsprotokoll führen oder von Versuchshelfern begleitet werden, die die Entscheidungen erfassen (Hölscher et al. 2011). Eine Alternative zu diesem aktiven Messen der Wegfindung ist der Einsatz von *Global-Positioning-System*-Geräten (GPS) (Biedermann et al. 2016a; Kielar et al. 2016b; Torrens et al. 2012). Diese garantieren, dass die Navigation der Probanden ohne unmittelbare Beeinflussung aufgezeichnet werden kann. Leider ist die Wegewahl in Gebäuden durch GPS nicht erfassbar. Dennoch erlauben es die Daten aus Versuchen unter offenem Himmel, die Entscheidungen der Wegewahl festzuhalten. Dieser auf GPS- und auf Kartenmaterial basierende Messansatz wurde erst

durch die vielen Vorarbeiten im Kontext der *Geographical-Information-Systems* (GIS) ermöglicht. Hier sind exemplarisch die *Open-Street-Map*-Kartendatenbank (OpenStreetMap Foundation 2016) und Software zum Visualisieren von GPS-Tracks (Google 2016) zu nennen. Neben den GPS-basierten Ansätzen werden auch auf Basis von Kamerasystemen Laborversuche für einfache Routenentscheidungen durchgeführt (Crociani et al. 2016).

Ähnlich wie das Studium der Verhaltensweisen auf der Ebene des operationalen Verhaltens werden virtuelle Welten für die Erforschung der Wegfindung eingesetzt (Dijkstra et al. 2014b; Gillner und Mallot 2007; Kraemer et al. 2016; Schrom-Feiertag et al. 2016). Diese Versuche gestatten es, Hypothesen zur Wegfindung genauer zu prüfen, da die baulichen Gegebenheiten von virtuellen Gebäuden und Städten verändert werden können. In realen Umgebungen ist diese Veränderung nahezu unmöglich.

Mit Hilfe der empirisch aufgezeichneten Wegewahl der Probanden ist es möglich, taktische Modelle zu validieren. Es ist zu prüfen, ob die simulierte Routenauswahl statistisch mit der Routenwahl der Probanden übereinstimmt.

#### 2.9.4 Ortsauslastung und Aktivitätsmuster

Die Erfassung des strategischen Verhaltens von Personen gehört zu den am wenigsten erforschten empirischen Fragen in der Fußgängerforschung. Das große Problem ist, dass sich die Studien im Allgemeinen nicht unter Laborbedingungen durchführen lassen, da der Einfluss und die Interaktion mit der Umwelt und mit Personenmengen zu den wichtigsten Faktoren der strategischen Zielauswahl gehören. Wird das strategische Verhalten auf einzelne Entscheidungen reduziert, so können durchaus Studien unter Laborbedingungen eingesetzt werden (Gärting 1995). Dies ermöglicht den Einsatz von virtuellen Welten oder klassischen Versuchsmethoden. Dennoch erlauben es nur Feldstudien, die über einen längeren Zeitraum gebildeten Aktivitätsmuster von Personen nachzuvollziehen, das heißt, die räumlich-sequenziellen Pläne retrospektiv zu evaluieren.

Für die Messung der Aktivitätsmuster bieten sich vier Hauptmethoden an. Die erste ist die Verwendung von Fragebögen, um stichpunktartig die Handlungspläne von beispielsweise Besuchern einer Einkaufspassage oder eines Festivals zu ermitteln (Dijkstra und Jessurun 2014; Dijkstra et al. 2014a; Dijkstra et al. 2013; Handel 2016). Die zweite Methode ist der Einsatz von GPS-Geräten (Bergner und Steffen 2015; Daamen et al. 2016). Dieser Ansatz eignet sich nur für Freiluftveranstaltungen, in denen Besucher die GPS-Messgeräte freiwillig mit sich tragen. Eine weitere Methode ist der Einsatz von *WiFi*- oder *Bluetooth*-basierter Personenmessung (Danalet et al. 2014; Danalet et al. 2016; Yoshimura et al. 2017). Durch ein flächendeckendes Netz aus Sensoren können die von den mobilen Kommunikationsgeräten der Fußgänger ausgesendeten

Informationen erfasst werden. Dies ermöglicht es die Aktivitätsmuster der Personen nachzuvollziehen.

Keine der vorgestellten Methoden ist in der Lage, ein vollständiges Bild des strategischen Verhaltens aller Fußgänger im untersuchten System bereitzustellen. Grund hierfür ist entweder die begrenzte Anzahl an Messungen (GPS und Umfragen) oder die Unsicherheit in der Messung (*WiFi* und *Bluetooth*).

Ein alternatives Vorgehen zur Messung des strategischen Verhaltens es, die Ortsauslassungen eines Systems zu bestimmen. Dies bedeutet, dass die Anzahl der Personen an jedem der Zielorte über einen längeren Zeitraum aufgenommen wird. Hierfür eignet sich jede Form von Zählmethodik, beispielsweise können Aufnahmen von Kameras ausgewertet werden (Biedermann et al. 2015). Mittels der Daten der Ortsauslastung und der bekannten Anzahl aller Fußgänger im System ist es möglich, Rückschlüsse über die strategischen Verhaltensmuster zu gewinnen (Hänseler et al. 2014; Kiejar und Borrmann 2016b). Die Methoden für die Zählungen unterliegen den gleichen Einschränkungen wie bereits in Abschnitt 2.9.1 beschrieben, denn Kameramessungen und Handzählungen können ungenau sein.

## 2.10 Softwarearchitekturen für Fußgängersimulationen

Die Erforschung und Modellierung des Fußgängerverhaltens ist eng mit der Entwicklung von Simulationskonzepten gekoppelt. Forscher implementieren ihre Modelle in Verhaltenssimulatoren, um die Validität der Vorhersagen ihrer Ansätze aufzuzeigen. Dementsprechend existiert, bezogen auf die große Anzahl von Verhaltensmodellen, eine Vielzahl an Verhaltenssimulatoren, die konkret ein Modell in Programmcode umsetzen. Dem entgegengestellt fokussiert sich dieser Abschnitt auf die Simulationsarchitekturen und Frameworks, die dazu verwendet werden, Fußgängersimulationen zu konstruieren. Das bedeutet, dass ein Framework mit seinen Infrastrukturkomponenten und Routinen dazu genutzt werden kann, verschiedenste Verhaltensmodelle einzubetten und diese in Simulationen einzusetzen. Hierdurch kann sich der Modellentwickler konkret auf das Verhaltensmodell konzentrieren und muss keine modellunspezifischen Komponenten des Simulators entwickeln.

Im Folgenden wird ein Überblick über die in der Forschung eingesetzten Simulationsframeworks gegeben, wobei nur die rein auf Fußgängerverhalten ausgelegten Frameworks betrachtet werden. Allgemeine Frameworks sind beispielsweise die Ansätze von Collier (2001) oder Luke et al. (2004). Eine Übersicht solcher Frameworks wurde von Tianfield et al. (2003) und Theodoropoulos et al. (2009) zusammengestellt. Grund für das Ausklammern von allgemeinen Frameworks ist, dass deren hoher Grad an Abstraktion dazu führt, dass eine Implementierung des Fußgängerverhaltens und der dazugehörigen Simulationsklassen einen teils sehr hohen

Aufwand erfordert, welcher der Entwicklung eines spezialisierten Fußgängersimulationsframeworks in nichts nachsteht. Gleichzeitig unterliegt der Entwickler den eventuell für die Fußgängersimulation nachteiligen Beschränkungen des allgemeinen Frameworks.

Mit der Evaluation der Frameworks kann eine möglichst umfassende Liste von Anforderungen gewonnen werden. Diese wird in Abschnitt 4.5 verwendet, um das *MomenTUMv2*-Framework zu strukturieren.

### 2.10.1 *SteerSuite* Framework von Singh et al. (2009)

Singh et al. (2009) publizierten *SteerSuite*, ein Framework für Fußgänger-Lenkungsalgorithmen. Das Konzept ist ein mikroskopisches Simulationsframework für Fußgänger und setzt sich zum Ziel, eine Plattform zu schaffen, die den Vergleich und die Evaluierung von Modellen des Bewegungsverhaltens ermöglicht. Lenkung beziehungsweise *Steering* kann als Mischung aus operationalem und taktischem Verhalten beschrieben werden, obwohl *SteerSuite* auch unspezifisch das strategische Verhalten mit einschließt. *SteerSuite* besitzt Module für das Testen und den Leistungsvergleich von Modellen sowie eine Simulationsinfrastruktur.

Das Testen von Lenkungsmodellen ist möglich per Definition von Fallspezifikationen, welche Simulationsszenarien ähneln. Die Simulationsinfrastruktur verwendet die Konfigurationen, um Simulationen durchzuführen. Der Leistungsvergleich, welcher mit einem Analysemodul gleichzusetzen ist, erlaubt es, Metriken zu definieren und diese in Simulationen aufzunehmen.

Singh et al. (2009) beschreiben *SteerSuite* als modular. Leider wird nicht erläutert, wie diese Modularität technisch im Framework umgesetzt wird. Dennoch werden Schnittstellendefinitionen erläutert, welche zwischen Verhaltensmodellen eingehalten werden müssen, um in *SteerSuite* Lenkungsmodelle zu integrieren.

### 2.10.2 Framework von Torrens et al. (2012)

Die Frage nach der korrekten Vorhersage von Verhalten durch Bewegungsmodelle wird von Torrens et al. (2012) als Motivation zur Entwicklung eines Simulationsframeworks gegeben. Das Framework ist als erweiterbare Architektur konzipiert, um verschiedene Verhaltensmodelle zu integrieren. Das Framework beinhaltet des Weiteren ein Konzept für Metriken, welches die Grundlage für den Vergleich von Modellen und deren Leistungen bezüglich der Realitätskonformität ist.

Das Framework umfasst folgende Kernmodule: Konfiguration, Fußgängerfabrik, Modelle, GIS, Messung, Validierung und Visualisierung. Die Fußgängerfabrik ist für die Definition von Fußgängern gedacht und ermöglicht es so, Grundeigenschaften für die Population von Fußgängern

zu modellieren. Die Konfiguration stellt die Parameter und Randbedingungen für Simulationen bereit. Das Modellmodul umfasst alle implementierten Bewegungsmodelle. Das GIS-Modul ermöglicht den Zugriff auf räumlich-geometrische Objekte und deren Relationen; es liefert damit Methoden, um räumliche Anfragen durchzuführen. Das Messmodul dient dazu, spezifische Daten aus der Simulation abzufragen und mittels des Validierungsmoduls zu vergleichen.

Das Framework enthält einige der obligatorischen Module eines Simulationsframeworks für Fußgängerverhalten. Darüber hinaus zeigen Torrens et al. (2012) auf, dass sich verschiedene Modelle mit einem gemeinsamen Interface in dem Framework integrieren lassen, indem exemplarisch verschiedene Modelle verglichen werden. Das Framework erlaubt es, operationale und auch taktische Modelle zu integrieren, strategische Konzepte sind jedoch nicht enthalten. Ähnlich wie in *SteerSuite* von Singh et al. (2009) ist das Framework von Torrens et al. (2012) sehr ausgereift. Dennoch fehlt die Möglichkeit alle üblichen Modellierungsstrukturen des Fußgängerverhaltens zu adressieren.

### 2.10.3 *JuPedSim* von Kemloh Wagoum et al. (2015)

*JuPedSim* von Kemloh Wagoum et al. (2015) ist ein Simulationsframework für mikroskopisches Fußgängerverhalten. Das Hauptziel des Frameworks ist es, eine Plattform zu schaffen, die es Forschern erlaubt, sich stärker auf die Verhaltensmodellierung konzentrieren zu können.

*JuPedSim* beinhaltet vier Module: Editor, Modelle, Berichte und Analyse. Das Editormodul erlaubt die geometrischen Eigenschaften des Simulationsszenarios und die Eigenschaften der Fußgängerpopulationen zu definieren. Das Ergebnis dieser Definitionen wird als Konfiguration in das Modellmodul übergeben, welches die eigentliche Simulation ausführt. Hierbei werden operationale, taktische und strategische Verhaltensmodelle als individuelle und austauschbare Einheiten behandelt. Die Simulationsergebnisse lassen sich in das Berichts- und Visualisierungsmodul übertragen. Die Berichte fassen die Ergebnisse bezüglich einer Menge an vordefinierten Auswertungsmetriken zusammen. Diese Eigenschaft ist hervorzuheben, da auch reale Bewegungstrajektorien eingeladen werden können und so Simulationsergebnisse und Realmessung auf Trajektorienbasis vergleichbar sind.

*JuPedSim* ist bezüglich der Integration von operationalem, taktischem und strategischem Fußgängerverhalten modular und erweiterbar konstruiert. Leider lassen sich weitere Konzepte, wie hybride Modelle oder Wahrnehmungsmodelle, nicht auf die gleiche modulare Vorgehensweise integrieren. Des Weiteren wird in der Arbeit von Kemloh Wagoum et al. (2015) nicht klargestellt, inwieweit die Schnittstellen zwischen den Verhaltensmodellen strukturiert sind und ob eine generische Kopplung verschiedener Modelle möglich ist.

#### 2.10.4 Framework von Toll et al. (2015)

Toll et al. (2015) entwickelten ein fünf Abstraktionsstufen beinhaltendes Framework für mikroskopische Fußgängerbewegung. Die Ebenen abstrahieren das Fußgängerverhalten von grob nach fein: hohe Planung, globale Planung, Pfadnachverfolgung, lokale Bewegung und Animation. Diese Hierarchie ähnelt der Drei-Ebenen-Struktur zur strategischen, taktischen und operationalen Verhaltensbeschreibung von Fußgängern, da die Pfadnachverfolgung und lokale Bewegung dem operationalen Verhalten, die globale Planung dem taktischen Verhalten und die hohe Planung der strategischen Zielauswahl entspricht. Das Framework integriert die Animation als weitere Ebene, die üblicherweise in Visualisierungswerkzeugen übernommen wird. Die Ebenen sind miteinander verbunden. Details über die genaue Interaktion der Ebenen werden von Toll et al. (2015) nicht gegeben.

Das Simulationsszenario wird im Framework per Regionen und Graphen modelliert. Die Graphen sind explizit zur Navigation geeignet. Des Weiteren enthält das Framework sogenannte Fußgängerprofile, die die Eigenschaften der Fußgängerpopulationen definieren. Das Framework ist insbesondere bezüglich der Modularität der Modelle und der sequenziellen Aktualisierung der Zustände der Fußgänger elegant konzipiert. Beide Ansätze sollten in einem Framework vertreten sein. Des Weiteren enthält das Framework Parallelisierungstechniken in seinem grundlegenden Design, eine ebenfalls notwendige Eigenschaft für Frameworks, die mit einer Vielzahl von Fußgängern simulieren.

Das Framework erfüllt viele Anforderungen, die ein mikroskopisches Simulationsframework für Fußgängerverhalten vorgibt. Dennoch wird deutlich, dass bezüglich der Verhaltensmodellierung von Fußgängern die Konzepte für hybride Modelle sowie Analysekonzepte fehlen. Des Weiteren ist eine ausführliche Beschreibung der Modellschnittstellen nicht gegeben.

#### 2.10.5 *Vadere*-Framework

Nach den Erläuterungen von Seitz (2016) wird das *Vadere*-Simulationsframework von verschiedenen Wissenschaftlern der Hochschule für angewandte Wissenschaften München entwickelt. *Vadere* ist ein mikroskopisches Fußgängersimulationsframework, in dem Verhaltensmodelle implementiert, verglichen und validiert werden können. Das Framework beinhaltet verschiedene Kernfunktionalitäten: Die Fußgängersimulation, die Szenarioerstellung, die Konfiguration, das Simulationsausgabekonzept, die Post-Visualisierung, die Post-Analyse und Hilfsmodule.

Die Architektur von *Vadere* folgt dem *Model-View-Controller*-Entwurfsmuster (MVC) (Gamma et al. 1995). Im MVC-Ansatz von *Vadere*, beschreibt das *Model* den Simulationszustand, der *Controller* das Simulationsmodell und die *View* die Benutzerschnittstelle. Die *Controller* sind

dabei Methoden, um Fußgänger zu generieren, die Fußgänger zu entfernen, das Fußgängerverhalten zu simulieren, die Simulationsergebnisse auszugeben und Nachverarbeitungsschritte auszuführen. Die *Controller* sind in einer Simulationsschleife angeordnet, welche die *Controller*-Aktionen ausführt. Die meisten der *Controller* können das *Model*, den Simulationszustand, bestehend aus dem Szenario, dynamischen Elementen, Attributen und Typen, manipulieren.

Jeder *Controller* ist ein Simulationsmodell und implementiert eine spezifische Modellschnittstelle. Die Schnittstellen werden in aktive Funktionen, welche den Simulationszustand ändern können, und passive Funktionen, welche den Zustand der Simulation nur lesen können, unterteilt. Alle Schnittstellen sind Varianten dieser beiden Konzepte. Die Simulationsmodelle sind im Simulationszyklus eingebettet. Vor dem Starten des Zyklus wird eine Vorverarbeitung ausgeführt und nach dem Zyklus starten die Nachverarbeitungsroutinen. Die Aufrufreihenfolge der Modelle im Zyklus ist größtenteils vordefiniert. Zuerst wird die Generierung von Fußgängern ausgeführt und danach die *Controller* für Zielzonen, die aktiviert werden, wenn Fußgänger einen Bereich des Simulationsszenarios betreten. Danach werden alle weiteren *Controller* mit aktiven Funktionen ausgeführt. Die Reihenfolge der aktiven *Controller* kann durch den Benutzer definiert werden. Als letzter Schritt eines Simulationszyklus werden die Ausgabemodule aktiviert und weitere passive Funktionen ausgeführt.

*Vadere* ist ein gut strukturiertes Framework für mikroskopische Verhaltenssimulationen und beinhaltet die meisten der notwendigen Konzepte für die Fußgängersimulation. Das Konzept der Schnittstellen und des Simulationszyklus ist besonders hervorzuheben, da es gestattet, verschiedene Simulationsmodelle zu integrieren, ohne die Struktur des Frameworks zu verändern. Allerdings wurde das dreischichtige Konzept nach Hoogendoorn et al. (2001) nicht explizit integriert, welches problematische und versteckte Abhängigkeiten zwischen nicht-operationalen Modellen einbringen kann. Des Weiteren ist nicht klar, ob mit *Vadere* auch hybride Simulationen möglich sind.

#### 2.10.6 Menge von Curtis et al. (2016)

*Menge* ist ein Simulationsframework für Fußgängerverhalten von Curtis et al. (2016), das mit dem Ziel entwickelt wurde, Forschergruppen zu unterstützen, indem die Softwareentwicklung bezüglich der Simulationen durch das Framework vereinfacht wird. *Menge* ist ein modulares, plattformunabhängiges *Open-Source*-Simulationsframework.

*Menge* enthält mehrere Module, die mit verschiedenen Teilproblemen assoziiert sind: Zielauswahl, Planberechnung und Planadaption. Dieses Konzept hat Ähnlichkeiten mit der geschichteten Verhaltensaufteilung nach strategischer, taktischer und operationaler Ebene. Jede Ebene ist abstrakt als Funktion definiert. Hierarchisch werden pro Funktion die Ausgabeergebnisse

als Eingabe für die Funktion der nächsten Ebene verwendet. Schlussendlich wird eine Veränderung der Geschwindigkeit eines jeden Fußgängers berechnet. Für jede Ebene können unterschiedliche Modellimplementierungen eingesetzt werden. Allerdings ist die Kombination der Ebenen mittels der Funktionsverknüpfung vordefiniert, was insbesondere dazu führt, dass hybride Ansätze nicht umgesetzt werden können.

*Menge* gibt den Ansatz für die strategische Zielauswahl fest vor und reduziert hierdurch die Modularität. Der Ansatz beschreibt eine endliche Zustandsmaschine (Hart et al. 1968), welche selbst austauschbare Module hat: Bedingungen, Ziele, Aktionen, und Zielwahl. Die Methode liefert insbesondere für das Skripten von Verhalten eine optimale Lösung, da die Aktivierung von Aktionen leicht beschrieben werden kann. Leider können damit Aktionen in die strategische Verhaltensebene gebracht werden, die keinen Bezug zum Fußgängerverhalten haben, beispielsweise das unmittelbare Transportieren von Personen für das Einhalten von kontinuierlichen Randbedingungen. Solche Aktionen sollten unabhängig vom Fußgängerverhalten verankert sein.

In der Planberechnung wird das taktische Verhalten mittels einer Geschwindigkeitskomponente und eines Geschwindigkeitsmodifizierers umgesetzt. Jeder Zustand der Zustandsmaschine kann diese Module beinhalten, um entsprechend des globalen Plans eine Geschwindigkeitsänderung umzusetzen. Bewegungsmodelle, die in der Planadaptation umgesetzt sind, erhalten den berechneten Geschwindigkeitsvektor von der Planberechnung. Diese Schnittstelle zwischen taktischem und operationalem Verhalten scheint nicht für alle Fußgängerverhaltensmodelle gültig zu sein, da eine gegebenenfalls gewünschte Torsoausrichtung und Bewegungszielposition nicht explizit modelliert wird.

Des Weiteren enthält *Menge* Methoden für räumliche Abfragen, welche es erlauben, Informationen über den Zustand des Simulationsszenarios zu ermitteln. Zusätzlich sind Sichtbarkeitsabfragen gegeben.

*Menge* enthält ein sogenanntes Aufgabenkonzept, welches beliebige Berechnungen in einer Phase einer Simulationsschleife pro Modell ermöglicht. Bezüglich der Generierung von Fußgängern bietet *Menge* die Möglichkeit, initiale Profile und Zustände zu beschreiben, ein Ansatz, der für die Definition von Fußgängerpopulationen ideal ist. Das Konfigurationsmodul von *Menge* folgt dem aktuellen Stand der Technik und erlaubt es, alle dynamischen Elemente des Frameworks per *eXtensible Markup Language* (XML) zu steuern.

*Menge* ist ein gut strukturiertes Framework und erfüllt die meisten wichtigen Anforderungen für ein Simulationsframework für Fußgängerverhalten. Der Ansatz, auf Zustandsmaschinen als Kernkonzept für strategisches Verhalten zu setzen, liefert Vorteile für das Skripten von Verhalten, erzeugt aber eine inverse Ausführungslogik, denn die Zielauswahl ist innerhalb von Zuständen als Teil des globalen Plans integriert.

### 2.10.7 Anforderungen an ein Fußgänger-Simulationsframework

Die dargestellten Simulationskonzepte für Fußgängerverhalten reichen von einfachen bis gut strukturierten und komplexen Systemen. Gleichwohl zeigen sich Lücken in den Frameworks, die es nicht gestatten, das in dieser Arbeit entwickelte Konzept für die Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl umzusetzen. Die bisherige Forschung an mikroskopischen Simulationskonzepten für Fußgängerverhalten erlaubt es, eine notwendige Menge an Modulen, Funktionalitäten und Konzepten zu definieren. Diese und weitere Anforderungen zu erfüllen führt zu einem generischen, modularen und erweiterbaren Simulationsframework für mikroskopisches Fußgängerverhalten. Im Folgenden werden die Anforderungen, die ein Framework für Simulationen von mikroskopischem Fußgängerverhalten als integraler Bestandteil besitzen sollte, aufgelistet.

- Ein Simulationsframework soll durch das Softwaredesign nicht auf eine feste Anzahl von Modellen beschränkt sein.
- Die Architektur muss das Drei-Schichten-Konzept des operationalen, taktischen und strategischen Verhaltens integrieren.
- Die Schnittstellen zwischen den Modellen müssen generisch gehalten werden.
- Die Modellausführungsreihenfolge soll nicht vollständig durch das Framework festgelegt werden, auch wenn vordefinierte Ausführungsreihenfolgen integriert sind.
- Neben den Verhaltensmodellen sollen Wahrnehmungskonzepte und räumliche Abfragen integriert sein.
- Die Konfiguration von Simulationen darf nicht erfordern, Quellcode zu schreiben.
- Implizite Konfigurationen müssen vermieden werden, um den Forschern vollständigen Zugriff auf den Modellparametersatz zu geben.
- Werkzeuge für Validierung von Simulationsergebnissen müssen angebunden werden können.
- Die Struktur und das Medium für das Ausgeben von Ergebnissen einer Simulation müssen adaptiv sein.
- Die domänenrelevanten Datenklassen müssen mindestens Zielzonen, Regionen, Graphen, Gitter, Hindernisse und Fußgängerdaten enthalten.
- Alle Datenklassen sollen die Funktionalität besitzen, dynamisch von Modellen erweitert werden zu können.

- Analysemethoden müssen enthalten sein, welche Zugriffsmöglichkeiten auf die Simulationsergebnisse und Realdaten besitzen.
- Analysemethoden müssen mit zeit- und instanzbasierten Datengrundlagen arbeiten können.
- Konzepte zur Definition von Populationen von Fußgängern müssen enthalten sein; diese sollen die Generierungsregion, initiale Parameter und Modellbezüge enthalten.
- Ein paralleles Verarbeitungsschema ist zu integrieren, welches es erlaubt, Modelle nebenläufig ausführen zu können.
- Die Interaktion mit den Dateninstanzen muss bezüglich Nebenläufigkeit und Zugriffsbeschränkung koordiniert werden.
- Simulationen sollen in einer Ausführungsmethodik wiederholt ausführbar sein und dabei die initiale Parameterisierung adaptieren können.

Die Anforderungsliste ist keineswegs erschöpfend. Trotzdem ist sie ausreichend vollständig, um die Entwicklung eines mikroskopischen Simulationsframeworks für Fußgängerverhalten über den aktuellen Stand der Forschung hinausgehend zu ermöglichen.

Es werden im Folgenden drei nicht explizit angegebene Themenfelder besprochen.

Die Anforderungen schließen hybride Modellierungsansätze mit ein, da in hybriden Konzepten mehrere unterschiedliche Modelle in eine individuelle Ausführungsreihenfolge gebracht werden müssen. Das hybride Modell sorgt in allen Fällen dafür, dass die Abstimmungen zwischen den verbundenen Konzepten aus Domänensicht korrekt ist.

Ein zusätzlicher Aspekt in Fußgängersimulationen ist das soziale Gruppenverhalten (Chu und Law 2013; Peters und Ennis 2009), welches nicht explizit als Anforderung definiert wurde. Um dieses zu integrieren, scheint das Hinzufügen einer Verhaltensebene, welche Gruppenverhalten beschreibt, ein fehlerhafter Ansatz zu sein. Der Grund hierfür ist, dass Gruppenverhalten in der Regel durch die Erweiterung der bestehenden Modelle beschrieben wird, welche Individualverhalten erklären.

Es existieren Konzepte, welche die Bewegungsanimationen darstellen und berechnen, wie beispielsweise das Framework *Agent Development and Prototyping Testbed* (ADAPT) von Shoulson et al. (2013). Bewegungsanimationen sind nicht notwendigerweise im Framework zu integrieren, da diese in der Regel von einem Visualisierungswerkzeug umgesetzt werden können. Falls Modelle biomechanische Repräsentationen des menschlichen Körpers integrieren, sollte dies durch eine Erweiterung des Datenkontextes der Fußgängerobjekte möglich sein.

## 2.11 Zusammenfassung zur Modellierung von Fußgängerverhalten

Die *Pedestrian Dynamics* zeigen sich als ein vielschichtiges Feld mit diversen Lösungsansätzen und Methoden für die Erforschung und Modellierung des Fußgängerverhaltens. Die Modelle zur Simulation von Bewegungsverhalten sind größtenteils ausgereift und fokussieren sich immer stärker auf echte menschliche Verhaltensheuristiken, anstatt auf übertragene Theorien aus anderen Wissenschaften, beispielsweise der Bewegung von Flüssigkeiten oder physikalischen Teilchen.

Die taktischen Modelle stehen hier auf der gleichen Entwicklungsstufe, denn es wurden erste Ansätze entwickelt, in der die menschliche Kognition in der Wegfindung in den Fokus rückt. Die Wartedynamik ist ein bisher nur gelegentlich betrachteter Bereich, der von einem Fortschritt in der Forschung profitieren kann. Die grundlegenden Phänomene in der Bewegung von sozialen Gruppen sind bereits gut beschrieben, demgegenüber ist die Gruppendynamik auf der Ebene der taktischen und strategischen Modelle wenig erschlossen. Wahrnehmungsmodelle nutzen gleichbleibende Methoden und haben den Trend die dritte Dimension einzubeziehen.

Die Forschung zu strategischem Verhalten zeigt eine klare Zersplitterung bezüglich der Fußgängerforschung und der allgemeineren Transportplanung. Der gemeinsame Forschungsschwerpunkt, welcher die Modellierung der Zielauswahl ist, kann in allen Ansätzen identifiziert werden. Die Fachbereiche könnten sich hier durchaus gegenseitig bereichern.

Ein hervorzuhebender Punkt ist die fehlende gemeinsame Struktur aller Kernelemente des Fußgängerverhaltens. Das heißt, die drei Schichten aus strategischem, taktischem und operationalem Verhalten integrieren die Wartedynamik und Wahrnehmung nicht explizit. Diese fehlende Struktur erschwert es, die Modelle im Sinne eines einheitlichen Ansatzes zu verbinden und damit die Forschungsfelder stärker zu vernetzen. Dies führt insbesondere bei einer kognitiven Herangehensweise der Modellierung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl zu Einschränkungen, da hierfür verschiedenste Modelle verbunden werden müssen.

Die Methoden zur Gewinnung von empirischen Daten sind vielfältig, leiden aber meistens unter Ungenauigkeiten, die bei hohen Personendichten entstehen, oder an Einschränkungen aufgrund der Bedingungen in Labor- und Feldversuchen. Neue digitale Methoden für virtuelle Versuche werden immer intensiver eingesetzt und können in Zukunft die Empirie in der Fußgängerforschung verbessern.

Für die Computersimulation des Fußgängerverhaltens existiert eine Reihe von Simulationsframeworks. Einige von diesen basieren auf gut fundierten Konzepten. Dessen ungeachtet zeigt

sich, dass ein komplexes Zusammenspiel von unterschiedlichsten Verhaltensmodellen nicht oder nur eingeschränkt in diesen umsetzbar ist.



## Kapitel 3

# Methoden zur Modellierung von kognitiven Agenten

Der in dieser Arbeit verfolgte methodische Ansatz für Fußgängersimulationen ist die agentenbasierte Modellierung. In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen dieser Form von Modellierung dargelegt und die bekannten Paradigmen für die Modellierung der Entscheidungsfindung und Planung von intelligenten Agenten beschrieben. Diese Grundlagen zu prüfen, ist aufgrund des fehlenden Konsenses in der Modellierung der strategischen Zielauswahl in der Fußgängermodellierung notwendig. Daher wird ein Überblick über Konzepte gegeben, welche für die planerischen Komponenten für Agenten eingesetzt werden können.

Der zweite methodische Ansatz dieser Arbeit ist die kognitive Modellierung. Diese Methode basiert auf der mathematischen Beschreibung von mentalen Informationsverarbeitungsprozessen. Eine Struktur aus vielen einzelnen kognitiven Modellen erlaubt es, kognitive Architekturen zu bilden. Eine kognitive Architekturen stellt eine Theorie über die menschlichen Denkmuster- und prozesse darstellen. Das Studieren der existierenden kognitiven Architekturen wird die Grundlage für die Strukturierung der in dieser Arbeit entwickelten spezifischen kognitiven Architektur für Fußgänger sein. Somit wird sichergestellt, dass eine Architektur modelliert wird, die sich an echten menschlichen Denkmustern orientiert.

Schlussendlich werden in diesem Kapitel bestehende Methoden geprüft, die Fußgängersimulationen mit kognitiven beziehungsweise intelligenten Agenten umsetzen. Es wird gezeigt, dass die bestehenden Methoden auf die eine oder andere Weise ungenügend sind. Beispielsweise wurden die Methoden nicht in einer angemessenen Form validiert oder es wurden die Bewegungsaspekte von Fußgängern ohne ausreichende Beachtung des Forschungsgebiets der Fußgängerdynamik umgesetzt. Ebenfalls werden die kognitiven Aspekte oft ohne Betrachtung der theoretischen Grundlagen eingesetzt. Das bedeutet, dass keiner der bekannten Ansätze die in Kapitel 1 formulierten Anforderungen an Fußgängersimulationen erfüllt.

Am Ende dieses Kapitels über intelligente Agenten, kognitive Architekturen und kognitive Fußgängeragenten werden die methodischen Kernaspekte der in dieser Arbeit entwickelten spezifischen kognitiven Architektur zusammengefasst.

### 3.1 Grundprinzipien von intelligenten Agenten

In diesem Abschnitt werden die Eigenschaften von intelligenten Agenten sowie Multi-Agenten-Systemen zusammengefasst.

Ein Agent ist, ähnlich wie ein Objekt im Sinne der objektorientierten Programmierung, konzeptionell als eine Softwareeinheit zu sehen (Wooldridge und Ciancarini 2001). Agenten haben jedoch im Vergleich zu Objekten noch weitere Eigenschaften. Softwareeinheiten, die als intelligente Agenten bezeichnet werden, sollten nach der *Weak Notion* vier Attribute besitzen, welche sie von einfachen Objekten unterscheiden (Alonso 2002; Castelfranchi 1994; Wooldridge und Ciancarini 2001; Wooldridge und Jennings 1995):

- *Autonomie*: Der Agent agiert selbständig und hat eine gewisse Kontrolle über sein Verhalten und seinen Zustand.
- *Reaktivität*: Der Agent ist in seine Umgebung eingebettet; dies ist eine Kombination der Fähigkeiten, die Umgebung wahrzunehmen und auf die Umgebung rechtzeitig reagieren zu können.
- *Proaktivität*: Dem Agenten ist es möglich, zielorientiertes Verhalten durch Eigeninitiative auszuführen.
- *Soziale Fähigkeiten*: Ein Agent muss mit seinesgleichen mittels einer Agentensprache interagieren können.

Um von intelligenten Agenten sprechen zu können, sind Autonomie, Reaktivität oder Proaktivität notwendige Bedingungen. Softwareobjekten fehlen in der Regel derartige Eigenschaften, denn sie sind meist nicht in der Lage, sich wie ein selbstbestimmtes Individuum zu verhalten (Wooldridge und Ciancarini 2001). Die sozialen Fähigkeiten sind von Bedeutung, wenn sich weitere Agenten in der gleichen Umwelt befinden und diese miteinander interagieren, beispielsweise im Kontext von Verhandlungen (Chen et al. 1999).

Neben der *Weak Notion* existiert eine *Strong Notion*. Die *Strong Notion* definiert, dass die Eigenschaften des intelligenten Agenten stark nach dem Vorbild von menschlichen Attributen umgesetzt werden (Wooldridge und Jennings 1995).

Zusätzlich zu den vier Basisattributen wurden weitere Attribute für Agenten definiert: Die *Mobilität*, die *Aufrichtigkeit*, das *Wohlwollen* und die *Rationalität* (Wooldridge und Jennings 1995). Die *Mobilität* bezieht sich auf transportable Softwareagenten, welche sich zwischen Computersystemen bewegen können. Die *Aufrichtigkeit* und das *Wohlwollen* sind Eigenschaften, die im Kontext der Kommunikation zwischen Agenten zu betrachten sind. Die *Rationalität* beschreibt, dass ein Agent versucht, seine Ziele zu erfüllen und Fehlverhalten rational vermeidet.

Wie bereits angesprochen, sind die sozialen Fähigkeiten von Bedeutung, wenn mehrere Agenten miteinander kommunizieren oder komplexe soziale Interaktionen durchführen (Dignum et al. 2008). Deswegen sind die sozialen Fähigkeiten insbesondere in Multi-Agenten-Systemen und Simulationen relevant. In solchen Systemen befindet sich eine hohe Zahl von Agenten in der gleichen Umwelt, in der sie miteinander interagieren.

Die geistige Grundlage von Multi-Agenten-Simulationen ist die Modellierung des Schwarmverhaltens von Tieren (Reynolds 1987; Wooldridge 2009). Das Verhalten des Schwarms kann auf Basis von Verhaltensregeln erläutert werden. Die Regeln werden von jedem Individuum des Schwarms gleichermaßen beachtet und umgesetzt. Dies führt zu Verhaltensmustern, welche konzeptionell Ähnlichkeiten mit den Fußgängerphänomenen aus Abschnitt 2.9.2 haben. Dies liefert im Kontext der Multi-Agenten-Simulation zwei Grundsätze über Veränderungen des Zustandes eines Multi-Agenten-Systems auf Basis der Handlungen der einzelnen Agenten (Bak et al. 1989; Michel et al. 2009; Reynolds 1987):

- *Bottom-Up*: Die Agenten eines Systems interagieren miteinander; hierdurch entstehen großflächige, über das Individuum hinausgehende Interaktionsmuster, die von einem externen Beobachter erfasst werden können.
- *Top-Down*: Die großflächigen Interaktionsmuster führen zu einer Rückkopplung auf das Individualverhalten eines Agenten. Das bedeutet, dass die Handlungsmöglichkeiten der Agenten sich durch das nicht von Einzelagenten erfassbare Gesamtverhalten verändern.

Der Einsatz von Multi-Agenten-Modellen ist weit verbreitet und wird neben der Simulation von Fußgängern (Helbing et al. 2000) und Schwarmverhalten (Reynolds 1987) auch für die Simulation der dynamischen Interaktionen von Teilnehmern in Märkten, Organisationen und allgemein sozialen Systemen eingesetzt (Balke und Gilbert 2014; Bonabeau 2002; Dignum et al. 2008). Der Einsatz der agentenbasierten Modellierung überschreitet bisweilen die Grenzen zur physischen Welt. Beispielsweise setzen Löttsch et al. (2006) sowie Risler (2010) Agentenmodelle in autonomen Robotern ein, sodass diese im Team kooperierend Ziele erfüllen.

## 3.2 Planung durch intelligente Agenten

Die Forschung bezüglich intelligenter Agenten brachte eine Vielzahl von Konzepten hervor, welche beschreiben, wie Agenten planen und Entscheidungen treffen. Die Kernthematik dieser Arbeit, die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern, beinhaltet die Bewegungsplanung im Raum und unterliegt dementsprechend den Beschränkungen der Planung. Im Umkehrschluss können die Methoden für intelligente Agenten auf die räumlich-sequenzielle Zielauswahl angewendet werden. Aus diesem Grund sind in diesem Abschnitt die klassischen Methoden für die Entscheidungsfindung und Planung zusammengefasst.

Im Kontext der intelligenten Agenten sind die Begriffe Wissen, Entscheiden, Schlussfolgern, Aktionen, Plan und Ziel von Bedeutung und werden im Folgenden entsprechend der Definitionen von Russell et al. (2003) und Anderson (1993) erläutert.

Das Konzept des Wissens beschreibt den Zustandsraum der Fakten, welche dem Agenten zur Verfügung stehen. Durch Fakten ist es möglich, eine Entscheidung zu treffen und Schlussfolgerungen zu ziehen. Schlussfolgerungen können auch zu neuem Wissen führen. Das heißt, es können auf Basis von bestehenden Informationen neue Fakten abgeleitet werden.

Entscheidungen erlauben es, eine von vielen möglichen Aktionen oder Aktivitäten als nächsten Aktionsschritt auszuwählen. Die Entscheidung darüber, welche der möglichen Aktivitäten selektiert werden soll, führt zu der Frage, welche Handlung den Agenten seinem Ziel näher bringt. Hierbei ist ein Ziel ein definierter Endzustand, in der Regel die Lösung eines Problems. Ein Zielzustand kann beispielsweise die Endposition der Scheiben des *Türme von Hanoi*-Problems sein. Damit ist eine Reihe von aufeinanderfolgenden Aktivitäten oder Handlungen, die den Agenten zu der Lösung einer Problemstellung führt, als Plan zu verstanden. Eine Entscheidung ist folglich die Auswahl einer nächsten Aktivität.

Jede Aktion ist ein Teil eines Plans, welcher ausgeführt wird, um ein Ziel zu erfüllen und damit den Endzustand eines Problems zu erreichen. Die verschiedenen Varianten eines Plans sind verschiedene Varianten, den Problemraum zu durchlaufen, um das gleiche Ziel zu erfüllen. Der Problemraum beschreibt ganzheitlich alle Problemzustände und zugehörigen anwendbaren Aktionen.

Die Möglichkeiten, um einen Plan zu beschreiben, sind vielfältig. Die hierarchische Zerlegung von Zielen in Teilziele ist im Allgemeinen eine gängige Methode für die Beschreibung von Plänen. Beispielsweise ist ein hierarchischer Zustandsbaum ein Format für die Darstellung der Zerlegung (Funge et al. 1999; Russell et al. 2003). Des Weiteren werden die Abhängigkeiten zwischen Aktionen und Zielen oft mittels eines Aufgabennetzes, modelliert als Graph, dargestellt (Meneguzzi und De Silva 2013).

Im Folgenden werden die Methoden für das Entscheiden auf Basis des bestehenden Wissens zusammengefasst. Dieser Aspekt ist in der Planung eines intelligenten Agenten ein zentrales Element, denn mittels Entscheidungen werden Aktionen selektiert, die den Agenten näher zu seinem Ziel bringen sollen.

Einer der grundlegenden Mechanismen zur Modellierung von Entscheidungen sind Produktionsregeln (Anderson 1993; Balke und Gilbert 2014). Das Prinzip basiert auf der Anwendung von *Wenn-Dann-Sonst-Regeln* auf vorhandenem Wissen. Erlaubt das bestehende Wissen eines Agenten die Anwendung einer *Wenn-Dann-Sonst-Regel*, so wird sie ausgeführt. Der resultierende Satz an Regelanwendungen kann sodann als Plan betrachtet werden. Es ist hervorzuheben, dass bei mehreren parallel anwendbaren Regeln eine Prioritätssteuerung eingesetzt werden muss. Das Konzept der Produktionsregeln lässt sich unter anderem mittels der Methode der Zustandsmaschinen umsetzen (Harel 1988). Exemplarisch lässt sich dies durch die Modellierung des Verhaltens von physischen Roboteragenten (Lötzsch et al. 2006) und durch Modellierung der Konversation von Softwareagenten (Pauchet et al. 2005) zeigen. Ähnlich wie in einer einfachen und reflexartigen Planung (Russell et al. 2003) operieren prozedurale Regeln nur auf dem aktuell gegebenen Zustandsraum. Sollte keine Regel auf den Zustand anwendbar sein, so sind keine Handlungen mehr möglich und der Agent ist blockiert.

Eine Alternative zu den Produktionsregeln ist das Ausführen von Suchstrategien im Zustandsraum des Problems (Russell et al. 2003). Die Suchstrategien im Problemraum basieren größtenteils auf graphentheoretischen Suchverfahren (Turau und Weyer 2015), wie der Breitensuche. Um den Problemraum effizienter nach einer Lösung zu durchsuchen, werden heuristische Verfahren wie die *A\*-Suche* (Hart et al. 1968) eingesetzt. Des Weiteren können Entscheidungen bei vollständig bekanntem Zustandsraum des Problems mit iterativen Lösungsverfahren wie dem *Hill-Climber-Algorithmus* (Russell et al. 2003) gelöst werden.

Das logische Schließen, welches beispielsweise mit der Prädikatenlogik erster Stufe umgesetzt werden kann, erlaubt es, eine rein logische Entscheidungsfindung zu modellieren (Russell et al. 2003; Wooldridge 2009). Das logische Schlussfolgern gestattet es des Weiteren, das Wissen mit Fakten zu erweitern, das heißt, neues Wissen aus bestehendem Wissen abzuleiten.

Die *Utility-Theory* ist ein weiteres Kernkonzept für die Modellierung der Entscheidungsfindung (Coombs et al. 1970; Russell et al. 2003; Wooldridge 2009). Die *Utility-Theory* basiert fundamental auf Wahrscheinlichkeiten, die beschreiben, dass ein positiver oder negativer Systemzustand und der damit verbundene Gewinn oder Verlust eintreffen kann. Eine *Utility-Function* definiert hierbei den erwarteten Gewinn (und Verlust). Im Kontext der *Utility-Theory* ist insbesondere die *Utility-Maximization-Annahme*, welche bereits in Abschnitt 2.8.2 anzutreffen war, von Relevanz. Unter der *Utility-Maximization* wird ein Agent immer die Aktionen selektieren, die das System in einen für ihn mit dem größten Gewinn (geringsten Verlust) verbundenen Zustandsraum überführt (Rasouli und Timmermans 2014).

Alternative Ansätze zur Modellierung der Entscheidungsfindung und damit für die Aktivierung einer Handlung sind die Mechanismen, die die Entscheidung mittels akkumulierter Werte und einem Schwellenwert beschreiben, wie beispielsweise von Sevin und Thalmann (2005), Urban (2000) sowie Silverman et al. (2006) umgesetzt. In diesem Konzept wird eine Handlung aktiviert, wenn der Wert eines sich über die Zeit verändernden Systemzustandes einen Schwellenwert überschreitet. Die methodische Erweiterung dieses Konzeptes sind *Diffusion*-Modelle (Busemeyer und Townsend 1993; Tversky 1972). Ähnlich der *Utility-Theory* besagt der Grundgedanke in den *Diffusion*-Modellen, dass Entscheidungen mit einer positiven oder negativen Bewertung versehen sind. Über die Zeit führt ein stochastischer Prozess eine Segregation der Bewertungen der Handlungsoptionen aus (Diederich und Busemeyer 2003; Russell et al. 2003). Durch die probabilistische Grundlage der stochastischen Prozesse ist das Ergebnis nicht deterministisch.

Mit einer Anpassung eines Plans ist es möglich, problematische Systemzustände zu überwinden. Beispielsweise sind die Konzepte des bedingten Planens und der Neuplanung dazu ausgelegt, blockierende Systemzustände zu vermeiden (Russell et al. 2003). Bedingte Planung bezieht mögliche zukünftige Zustände des Systems mit ein und erlaubt es, im Voraus verschiedene Planvarianten zu evaluieren. Diese können unter Umständen nie eintreten. Reine Neuplanung verzichtet auf jede Art von alternativen Plänen und erzeugt, sollte ein Systemzustand eintreten, welcher nicht mehr mit dem ursprünglichen Plan lösbar ist, einen vollkommen neuen Plan. Eine konsequente Erweiterung der Planung ist die Betrachtung von Unsicherheiten, wenn der aktuelle, frühere oder zukünftige Zustandsraum als nicht gesichert angenommen werden kann (Russell et al. 2003). Dies führt zur probabilistischen Entscheidungsfindung auf unsicherem Wissen.

Die bekannteste Methode für die Strukturierung der Planung ist das *Belief-Desire-Intention*-Konzept (BDI) (Balke und Gilbert 2014; Rao und Georgeff 1991; Rao, Georgeff et al. 1995). Der Zustandsraum des Wissens sind die *Beliefs*, der Zustandsraum der möglichen Ziele sind die *Desires* und die *Intentions* sind die Aktionen beziehungsweise die geplanten Aktionen eines Agenten. Die Einsatzmöglichkeiten des BDI-Konzepts für die Planung von Agentenverhalten sind vielfältig, denn für verschiedene Anwendungsdomänen wurden spezielle BDI-Varianten entwickelt (Balke und Gilbert 2014). Des Weiteren können verschiedenste Planungsverfahren in die BDI-Architektur eingebettet werden (Meneguzzi und De Silva 2013). Auch wurden spezielle Erweiterungen für die BDI-Architektur entwickelt, die es erlauben, die Entscheidungsfindung nach menschlichem Vorbild zu beschreiben (Funge et al. 1999; Lee 2009). Ein Alternative zur BDI-Architektur ist das Konzept des *Intelligent Distribution Agent* (IDA) (Franklin et al. 1998).

Nach Wooldridge (2009) lassen sich menschliche Entscheidungsmechanismen als praktisches Überlegen verstehen. Dies bedeutet, dass ein Mensch zuerst nachvollzieht, was zu erreichen ist, und danach die Möglichkeiten für das Erreichen des Ziels exploriert. Wooldridge (2009)

bezeichnet das Vorgehen des Zielverstehens als *Deliberation* und das Konzept, dem Ziel durch Handlungen näherzukommen als *Means-Ends Reasoning*. Das Konzept des *Means-Ends Reasoning* (Wooldridge 2009) ist auch als *Means-Ends Analysis* oder *Means-Ends Problem-Solving* bekannt und ist ein übliches Vorhersagemodell des menschlichen Problemlösens (Anderson 2010; Anderson 1993; Newell, Simon et al. 1972; Simon und Newell 1971; Sweller 1988). Das *Means-Ends Problem-Solving* kann beschrieben werden als der Versuch, die Entscheidungen zu treffen, die die stärkste Reduktion der Differenz vom Ist-Zustand zum Ziel-Zustand ermöglicht (Anderson 2010; Anderson 1993). Ziele und Teilziele sind als *Ends* zu verstehen und die zur Verfügung stehenden Handlungsoptionen als *Means*. Für die konsistente Zielerfüllung muss der Agent eine *Temporal Persistence* gegenüber den gewählten *Ends* und *Means* haben. Das bedeutet, das Festhalten, das *Commitment*, an einem *Means-Ends* Plan kann als zeitlich nicht persistent modelliert werden (Wooldridge 2009). Es werden dabei *Blind Commitment*, *Single-Minded Commitment* und *Open-Minded Commitment* unterschieden (Rao und Georgeff 1991; Wooldridge 2009). Das *Blind Commitment* führt zu einem dauerhaften Festhalten an einem Plan, das *Single-Minded Commitment* bedeutet, dass an einem Plan so lange festgehalten wird, bis das Ziel erreicht wurde oder er nicht mehr erfüllbar ist, und ein *Open-Minded Commitment* beschreibt, dass ein Plan auch unter anderen Umständen revidiert werden kann.

Zusammenfassend liefern die Methoden für die Modellierung der Planung von intelligenten Agenten wohldefinierte und anerkannte methodische Grundlagen, welche für den Einsatz im Kontext der strategischen Entscheidungsfindungen von Fußgängeragenten eingesetzt werden können. Ein hervorzuhebender Aspekt ist, dass der Fokus auf Methoden gelegt werden muss, welche sich an den menschlichen Entscheidungsmechanismen orientieren. Denn nur diese ermöglichen die Umsetzung von intelligenten Fußgängeragenten im Hinblick zur Hypothese dieser Arbeit.

### 3.3 Kognitive Architekturen für Agenten

In diesem Abschnitt wird das Konzept der kognitiven Architekturen zuerst allgemein erläutert. Das bedeutet, dass die Eigenschaften und die grundlegenden Modellierungsparadigmen aufgeschlüsselt werden.

Des Weiteren werden drei bekannte und etablierte kognitive Architekturen genauer beschrieben, um aus ihnen die praktische Umsetzung der Modellierung von menschlichen Informationsverarbeitungsprozessen ableiten zu können.

Die Begutachtung der Architekturen hat folglich zum Ziel, eine plausible und kognitionswissenschaftlich einwandfreie spezifischen kognitive Architektur für den Fußgängerkontext modellieren zu können. Hierbei bedeutet *spezifisch*, dass die Architektur kein Framework für die

Modellierung jeglicher kognitiver Fähigkeiten darstellt, sondern für den Anwendungsfall des Fußgängerverhaltens spezialisiert ist.

### 3.3.1 Grundlagen zu kognitiven Architekturen

Anderson (1996) definiert das Wesen von Intelligenz als die Fähigkeit, kleine Einheiten von Wissen derart zu verbinden und anzuordnen, dass hieraus komplexe Denkmuster entstehen. Für die computergestützte Simulation solcher Mechanismen sind kognitive Architekturen entwickelt worden. Eine kognitive Architektur ist daher ein Modellierungsframework mit dem Ziel, das Lösen kognitiver Aufgaben zu simulieren und zu beschreiben (Langley et al. 2009; Taatgen et al. 2006). Es ist wichtig, dass das Framework die Modellierungsfreiheiten dahingehend beschränkt, dass nur Modelle konstruiert werden können, die Denkmuster beschreiben, zu denen ein Mensch in der Lage wäre (Langley et al. 2009). Nach Laird (2008) ist eine weitere wesentliche Eigenschaft von kognitiven Architekturen, dass sie eine Abstraktion der neuronalen Strukturen des menschlichen Denkens sind und gleichzeitig in ausreichend detailliertem Maße die Modellierung von intelligenten Agenten ermöglichen.

Langley et al. (2009) und Sun (2007) haben die kognitiven Architekturen ausführlich behandelt und kommen auf folgende, mit den Schichtweisen von Laird (2008) und Anderson (1996) übereinstimmende, allgemeine Anforderungen für kognitive Architekturen:

- Eine kognitive Architektur beinhaltet ein Kurzzeit- und ein Langzeitgedächtnis.
- Im Gedächtnis einer kognitiven Architektur werden Intentionen, Ziele und Wissen gespeichert und verändert.
- Die Informationen im Gedächtnis sind in Strukturen angeordnet und wohldefiniert repräsentiert.
- Funktionale Prozesse operieren, nutzen und verändern die Gedächtnisstrukturen.

Langley et al. (2009) definieren im Detail noch weitere Anforderungen, die sich auf die möglichen Teilmodule einer kognitiven Architektur beziehen. Hierbei ist der Detaillierungsgrad jedes Teilmoduls explizit vom Anwendungsgebiet abhängig. Im Allgemeinen soll ein Agent auf Basis einer kognitiven Architektur

- die Umgebung wahrnehmen und interpretieren können.
- Situationen oder Ereignisse erkennen und kategorisiert können.
- zukünftige Ereignisse und Situationen vorhersagen können.

- Entscheidungen treffen und Möglichkeiten auswählen können.
- Schlüsse ziehen und damit sein Wissen erweitern können.
- Probleme lösen und Pläne finden und revidieren können.
- einfache bis komplexe Handlungen ausführen können.
- mit anderen Agenten kommunizieren und interagieren können.

Auch lassen sich die Konzepte Erinnern, Lernen und Reflektieren in die obigen Teilbereiche integrieren (Langley et al. 2009).

Die allgemeinen Anforderungen an kognitive Architekturen liefern ein grundlegendes Verständnis über die Architekturkomponenten. Im Folgenden werden drei bekannte kognitive Architekturen betrachtet, um individuelle Interpretationen von kognitiven Architekturen aufzuschlüsseln.

### 3.3.2 *Executive Process-Interactive Control (EPIC)*

Die Architektur der *Executive Process-Interactive Control (EPIC)* (Kieras und Meyer 1995) ist ein kognitives Konzept für die Modellierung des menschlichen Nutzers einer künstlichen Schnittstelle, beispielsweise einer Software oder einer Maschine. Hierbei werden Aufgaben als Produktionsregeln hinterlegt und die Architektur führt diese auf Basis der passenden sensorischen Eingabeinformationen und unter Einhaltung der menschlichen Beschränkungen hinsichtlich der Leistung und Verbreitungszeit in der Motorik und Wahrnehmung aus. Dies gilt insbesondere für die teils parallele und teils sequenzielle Steuerung der Aufmerksamkeit. Hierdurch können die Handlungen, die eine Mensch-Maschine-Interaktion erfordert (Kieras und Meyer 1995), beispielsweise die Anforderungen an einen Piloten, akkurat simuliert werden.

EPIC, wie in Abbildung 3.1 dargestellt, definiert verschiedene Prozessoren, die verarbeitenden Einheiten sowie Gedächtnismodule und setzt Produktionsregeln ein. Wichtig im Kontext der Prozessoren ist, dass eine mentale und motorische Verbreitungszeit aller Prozessoren simuliert wird. Im Allgemeinen arbeiten die Prozessoren in Zyklen und verarbeiten die anstehenden Informationen mit wiederkehrenden Prozeduren. Das Gedächtnis wird durch das Arbeitsgedächtnis, welches aktuelle Informationen zu jedem Prozessor hält, dem Langzeitgedächtnis, das aussagenlogisches Wissen und Faktenwissen integriert, und dem Produktionsgedächtnis, welches die Produktionsregeln speichert, beschrieben. Schlussendlich sind alle Prozessoren mit den ausführenden und sensorischen Einheiten des Körpers verbunden. Die Einheiten interagieren mit der Aufgabenumgebung, welche beispielsweise die Benutzeroberfläche einer Software ist.

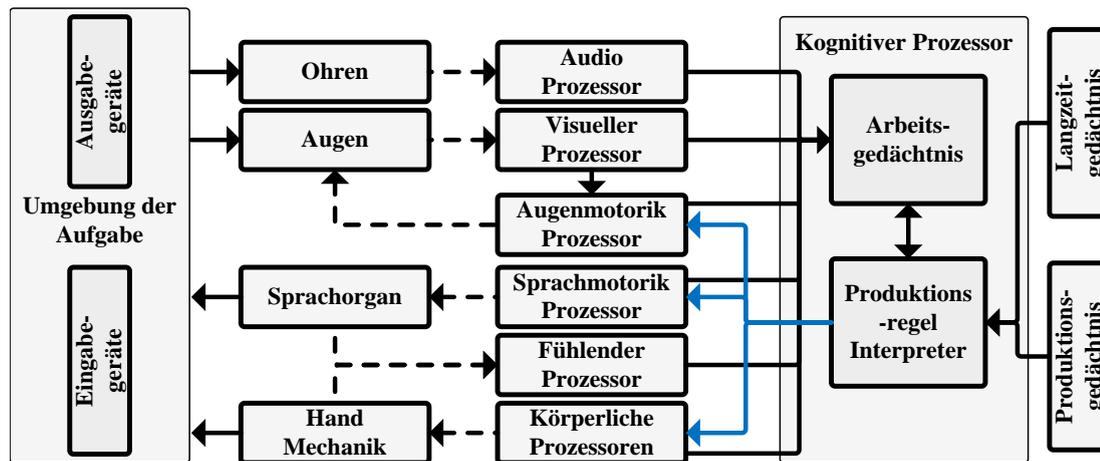


ABBILDUNG 3.1: Die Struktur der EPIC-Architektur, adaptiert nach Kieras und Meyer (1995). Die EPIC-Architektur wird in erster Linie dafür eingesetzt, die Interaktionen zwischen Mensch und Maschine zu simulieren. Die festen Pfeile beschreiben den Datenfluss, die gestrichelten Pfeile beschreiben die mechanische Kontrolle und die blauen Pfeile definieren den Datenfluss zu den motorischen Prozessoren.

### 3.3.3 State, Operator And Result (SOAR)

Die *State, Operator And Result*-/Architektur (SOAR) (Laird 2008; Laird et al. 1987; Lehman et al. 1996) zielt darauf ab, ein Rahmenwerk für allgemeines intelligentes Verhalten zu geben, beginnend von einfachen Routineaufgaben bis hin zu komplexen Aufgaben mit offenem Ende. Die Architektur wurde mehrfach überarbeitet und die neunte Revision der SOAR-Architektur nach Laird (2008) wird in Abbildung 3.2 schematisch wiedergegeben.

SOAR integriert insbesondere Konzepte zur Beschreibung des Gedächtnisses und Mechanismen, die es erlauben, Verhalten zu aktivieren. Das Langzeitgedächtnis speichert prozedurales Wissen, welches Regeln für Entscheidungen beinhaltet, semantisches Wissen, was als Faktenwissen verstanden wird, und episodisches Wissen, welches bekannte Ablaufmuster von komplexeren Erlebnis- und Handlungssträngen definiert (Anderson 2010; Tulving 1986). Zwischen diesen drei symbolischen Langzeitgedächtniskomponenten sind mehrere Verbindungen zum symbolischen Kurzzeitgedächtnis gegeben. Jede der Gedächtnisverbindungen ist mit einem Lernmechanismus gekoppelt. Das Kurzzeitgedächtnis ist mit einer auf Produktionsregeln basierenden Entscheidungslogik sowie den Ein- und Ausgabekomponenten, der Wahrnehmung und der Aktion, verbunden. Die Architektur setzt die Module in einem zentralisierten Verarbeitungszyklus ein. Zuerst werden Eingabeinformationen verarbeitet, aus diesen Informationen werden die notwendigen Handlungen abgeleitet und zum Schluss werden die Handlungen aktiviert, welche eine Ausgabe zur Folge haben. Die Ableitung der Handlungen wird durch Produktionsregeln ermöglicht. Das Langzeitgedächtnis, mit allen Strukturen und Lernmechanismen, interagiert mit dem Kurzzeitgedächtnis und beeinflusst damit die Auswahl

der Handlungen, je nach bereitgestellten Langzeitinformationen. Auch wird in der SOAR-Architektur fundamental zwischen gegebenem Wissen und über die Zeit erlangtem Wissen unterschieden, was definiert, dass ein initialer Wissenszustand existieren kann (Laird 2008). Die Architektur bindet zusätzlich Konzepte des visuellen Gedächtnisses mit ein, welche die Aktionen und die Wahrnehmung unmittelbar beeinflussen.

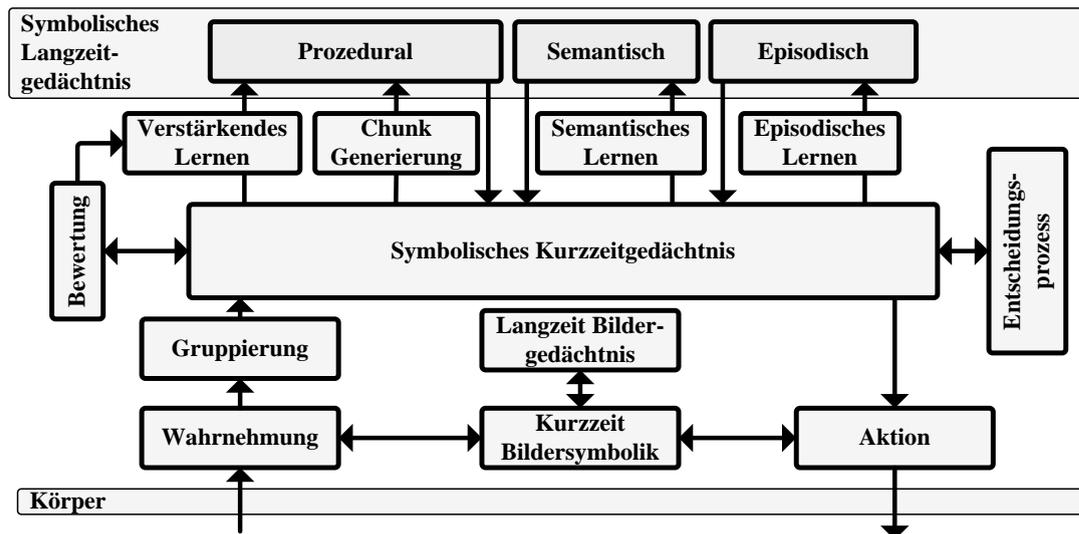


ABBILDUNG 3.2: Die Struktur der neunten Revision der SOAR-Architektur, adaptiert nach Laird (2008). SOAR ist eine Architektur, die darauf abzielt, allgemeines intelligentes Verhalten darzustellen. Die Pfeile beschreiben den Datenfluss zwischen den Komponenten.

### 3.3.4 Adaptive Control of Thoughts – Rational (ACT-R)

Die *Adaptive Control of Thoughts – Rational* (ACT-R) ist eine von Anderson (1996) entwickelte kognitive Architektur, die über die Zeit fortlaufend erweitert wurde (Anderson et al. 1997; Taatgen et al. 2006). Die Abbildung 3.3 stellt das Schema der ACT-R-Architektur in ihrer sechsten Revision nach Taatgen et al. (2006) dar.

Anderson (1996) beschreibt, dass die ACT-R sich im Kern mit der Repräsentation, dem Erlangen und dem Einsatz von Wissen befasst. In der ACT-R wird das Wissen in Deklarativ (Fakten) und Prozedural (Regeln) unterteilt. Die Repräsentation von Faktenwissen basiert auf dem *Chunk*-Konzept, welches die Fakten in Netzen gliedert und hierbei auf benachbartes Wissen verweist. Das System ist des Weiteren in der Lage, mittels Beispielen neues Wissen zu erlernen. Die Beispiele werden in neuen *Chunks* organisiert und mit den alten Informationen vernetzt. Für das Lösen von kognitiven Aufgaben werden Produktionsregeln eingesetzt. Die Auswahl der notwendigen Fakten für das Ausführen von Regeln wird in der ACT-R durch einen wahrscheinlichkeitsbasierten Aktivierungslevel der *Chunks* modelliert. Während der Abarbeitung einer Aufgabe mittels Produktionsregeln werden in der ACT-R Pläne strukturiert, welche streng hierarchische Strukturen mit Teilzielen darstellen. Im Gegensatz zu der SOAR- und

EPIC-Architektur existiert in der ACT-R nach Taatgen et al. (2006) auch ein Absichtsmodul zur Handhabung und Organisation von Zielen. Im Allgemeinen ist die ACT-R-Architektur durch die sehr abstrakte Systemstruktur auf verschiedene Anwendungsfälle adaptierbar. So können beispielsweise Laborexperimente mit Probanden in der ACT-R nachgestellt werden, um Theorien über menschliche Kognition zu überprüfen (Anderson et al. 2004; Gunzelmann und Lyon 2011; Taatgen et al. 2006).

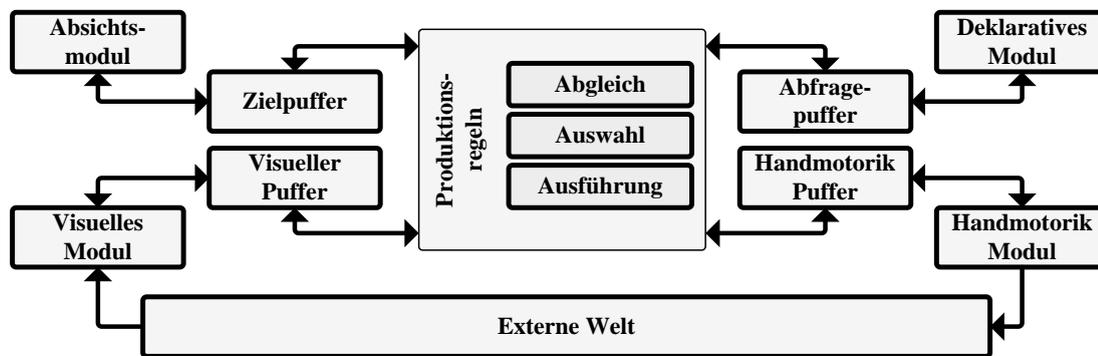


ABBILDUNG 3.3: Die Struktur der sechsten Revision der ACT-R-Architektur, adaptiert nach Taatgen et al. (2006). In der ACT-R ist die Repräsentation, das Erlangen und der Einsatz von Wissen ein zentraler Punkt in der Modellierung der kognitiven Prozesse. Die Pfeile beschreiben den Datenfluss zwischen den Komponenten.

### 3.4 Modellierung von kognitiven und intelligenten Fußgängern

Neben den in Abschnitt 2.8 betrachteten Methoden für die Modellierung der Zielauswahl im Kontext der *Pedestrian Dynamics* wurden noch weitere Modelle entworfen, die explizit kognitive Aspekte in Fußgängerverhalten integrieren. Im Folgenden werden diese Modelle und ihre Vorgehenskonzepte für die Modellierung des Fußgängerverhaltens untersucht. Es wird gezeigt, dass die Modelle nur unzureichend die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern mit Kognition und Bewegung adressieren.

Es werden zuerst Modelle vorgestellt, die auf bestehenden Agentenarchitekturen aufbauen oder eigene kognitive Strukturen definiert haben. Diese Modelle sind meist in ihrer Funktionalität beschränkt. Danach werden drei hochentwickelte und durchaus kompetitive Modelle vorgestellt. Es wird darauf hingewiesen, dass diese Ansätze keine Validierung durchgeführt haben oder empirisch nicht bestätigte Annahmen für die Zielauswahl treffen.

### 3.4.1 Fußgänger auf Basis von kognitiven Ansätzen

Hier werden Modelle für intelligente Fußgänger erläutert, welche bestehende kognitive Agentenarchitekturen einsetzen oder selbst kognitive Strukturen definieren. Dies führt oft zu einfachen und unflexiblen Modellen, da die Schnittstellen und definierten kognitiven Annahmen sich nur bedingt für die Simulation von Fußgängerverhalten eignen. Zusätzlich erfassen die Modelle nicht alle Verhaltensaspekte der räumlich-sequenziellen Zielauswahl oder sind auf sehr konkrete Anwendungsfälle spezialisiert.

Das Modell nach Park et al. (2003) hat zum Ziel, einen intelligenten Agenten zu konzeptionieren, der menschliches Verhalten im Evakuierungsfall nachstellen kann. Das Modell wird dabei auf der *Physis, Emotion, Cognition, Social Status*-Architektur (PECS) aufgebaut. PECS basiert auf dem BDI-Konzept und fokussiert sich auf die Beschreibung der sozialen, physischen, kognitiven und emotionalen Aspekte. Das Modell beschreibt die Wahrnehmung, die Operationen des Verhaltens, die Abbildung der Umwelt, die Repräsentation der vergangenen Handlungen und die Planung. Die Planung soll hierbei mit einer Motivation umgesetzt werden, die sich über die Zeit verändert, das heißt, die Entscheidungsfindung wird mittels akkumulierter Werte und Schwellenwerte beschrieben. Es ist theoretisch möglich, vielschichtiges Verhalten abzubilden, welches auf den vier Komponenten basiert. Park et al. (2003) setzen das PECS-Modell ohne weitere Erläuterung von Details ein und verbindet es mit einem *Social-Force*-Modell (Helbing und Molnár 1995) als Bewegungskomponente.

Van Lent et al. (2004) beschreiben ein Modell, das für Militärsimulationen konzipiert ist und sich deshalb auf die in militärischen Einsätzen interagierenden Agenten fokussiert. In dem Beispielszenario von Van Lent et al. (2004) werden die SOAR (Laird et al. 1987) und weitere Architekturen für intelligente Agenten in einer Simulation integriert. Auch wenn die Agenten sich in der Simulationen bewegen, sowie planen, handeln und durchaus vielschichtige Interaktionen durchführen können, ist keinerlei Bezug auf das übliche Verhalten von Fußgängern gegeben.

Iglesias und Luengo (2004) und Iglesias und Luengo (2005) beschreiben ein Zielauswahlmodell für autonome Agenten in künstlichen Cyberwelten. Das Modell beinhaltet eine Repräsentation der Umwelt, ein physikalisches System und ein Verhaltenssystem. Das physikalische System integriert die Wahrnehmung sowie die motorischen Fähigkeiten und ist mit dem Verhaltenssystem verbunden, welches dem Agenten erlaubt, die Wahrnehmung und Motorik einzusetzen. Die wahrgenommenen Informationen werden in ein Analysemodul weitergeleitet. Die analysierten Informationen werden in ein Wissensmodul eingespeist, welches aus den Informationen lernen kann und diese mit Faktenwissen abgleicht. Die im Wissensmodul extrahierten Informationen werden in verschiedenen internen Zuständen, wie die physische Energie, die Müdigkeit und ähnliches, überführt. Die Ausprägungen der internen Zustände werden in das

Zielauswahlmodul übermittelt. Das Zielauswahlmodul priorisiert die Ziele mittels Produktionsregeln, welche dem Konzept von Tu und Terzopoulos (1994) folgen. Das wichtigste Ziel wird sodann in Teilziele aufgeteilt, welche an das physikalische System übermittelt werden. Die Verhaltenskomponente des physischen Systems besteht aus einer  $A^*$ -Suche (Hart et al. 1968), welche gleichzeitig das taktische und operationale Verhalten umsetzt.

Das kognitive Fußgängerverhaltensmodell von Lyell und Becker (2005) integriert drei Persönlichkeiten für die Verhaltensbeschreibung von Fußgängern in Evakuierungssimulationen. Die Persönlichkeiten basieren auf den Charakteristiken *neugierig*, *ängstlich* und *sozial*. Eine Zustandsmaschine definiert die Entscheidungsfindung der Agenten, indem extern wahrgenommene Informationen und Schwellenwerte, die den Persönlichkeiten zugeordnet sind, die Zustandsübergänge beschreiben. Mögliche Aktionen der Agenten sind: Normales Verhalten, das Gebiet verlassen, Informationen suchen und die Unfallstelle betrachten. Das Bewegungsverhalten wird mit einem nicht näher spezifizierten *Cellular Automaton* umgesetzt.

Das für militärisches Training konzipierte Verhaltensmodell von Nguyen et al. (2005) integriert ein physisches und ein kognitives Modell mit dem Ziel, neutrale und zivile Teilnehmer eines Militäreinsatzes zu simulieren. Die beiden Modelle sind mittels einer Schnittstelle verbunden. Das kognitive Modell überträgt Verhaltensbefehle an das physische Modell und das physische Modell überträgt Stimuli an das kognitive Modell. Die Stimuli sind in Ereignisse, Wahrgenommenes und Zustände unterteilt und sind inhaltlich strikt auf das militärische Szenario bezogen. Nguyen et al. (2005) setzen die Kognition primär in Abhängigkeit zum Aggressionslevel der Agenten, den Führungsstrukturen, den Gruppengrößen, der Demographie und weiteren Informationen. Die Aktualisierung der Informationen basiert auf Produktionsregeln, welche die Informationen auf Basis von Stimuli anpassen und hiermit den Aggressionslevel verändern. Mittels des Aggressionslevels werden Verhaltensoptionen selektiert und an das physische Modell weitergegeben. Das Modell von Nguyen et al. (2005) zeigt grundlegend eine mögliche Herangehensweise zur Integration von kognitiven und physischen Modellen, lässt jedoch methodische Grundlagen in den beiden Kontexten vermissen.

Pelechano et al. (2005) beschreibt ein Fußgängerverhaltensmodell, welches Bewegung und psychologische Faktoren für Evakuierungssimulationen vereinbart. Für das Bewegungsverhalten wird ein *Social-Force*-Modell (Helbing und Molnár 1995) eingesetzt und für die Wegfindung eine Kürzeste-Wege-Suche (Dijkstra 1959). Die Wegfindung verändert sich auf Basis der Ausprägung des Wissens eines Fußgängers. Wissende Personen haben bereits einen vollständigen räumlichen Navigationsgraphen zur Verfügung. Personen mit unvollständigem Wissen können durch Erkundung ihr Wissen erweitern. Das Fußgängersimulationsmodell ist mit

dem kognitiv-psychologischen Modell *Performance Moderator Function Servers* (PMFServ) verknüpft (Silverman et al. 2006). PMFServ kann mittels Funktionen psychologische Abhängigkeiten abbilden und ist im Allgemeinen eine Architektur, die Entscheidungsfindung mittels akkumulierter Werte und Schwellenwerte modelliert. Mit PMFServ werden die Ziele des Agenten gewählt und an die Fußgängersimulation weitergegeben, welche diese durch die Wegfindung und Bewegung erreichen. Das Konzept von Pelechano et al. (2005) ist ein vielversprechender theoretischer Ansatz, der allerdings technisch nicht umgesetzt wurde. Die Vermutung liegt nahe, dass PMFServ die Anforderungen an eine Fußgängersimulation nicht adäquat abbilden kann.

Shendarkar et al. (2008) entwickelten ein auf dem BDI-Konzept basierendes Fußgängerverhaltensmodell für die Evakuierung von städtischen Distrikten. Die Entscheidungsfindung der Agenten wird mit Hilfe von Versuchsdaten aus virtuellen Evakuierungsexperimenten ermittelt. Das Verhalten der Probanden wurde in Zustandsmaschinen überführt, um diese in den Simulationen zu nutzen. Das Wahrnehmungsmodul, welches mittels Produktionsregeln operiert, interpretiert in der Simulation eingehende Informationen. Ein kognitiver Prozessor selektiert mittels der Zustandsmaschine die mögliche Aktivität, welche sich auf den Anwendungsfall der Evakuierung und des Normalbetriebs bezieht. Ist eine Aktivität ausgewählt, wird über eine Kürzeste-Wege-Suche (Dijkstra 1959) der Pfad zum Zielort berechnet. Durch die experimentellen Daten können Varianten der Wegauswahl mittels einer Verteilung generiert werden.

Timpf (2008) beschreibt die strategische Entscheidungsfindung von Fußgängern bezüglich der Auswahl von Handlungen in öffentlichen Parks. Hierbei werden der Angebotscharakter der im Park befindlichen Plätze (Gibson 1978) sowie persönliche, kognitive und sensorische Faktoren miteinbezogen. Der Angebotscharakter definiert Produktionsregeln, die darlegen, welche Lokalität des Parks bestimmte Handlungen ermöglicht. Die eigentliche Auswahl der Örtlichkeit wird über eine Kombination aus der kürzesten Distanz zum Zielort und einer Zufallsauswahl durchgeführt. Des Weiteren wird der soziale Aspekt der Zielauswahl mittels Gruppenzugehörigkeiten modelliert. Der Gruppeneinfluss basiert auf dem Mehrheitsprinzip oder dem *Leader-Principle*. Nach der Auswahl eines Ortes wird das operationale Verhalten durch das *Social-Force*-Modell nach Helbing und Molnár (1995) realisiert.

Im Modell von Tsai et al. (2011) werden für den Kontext von Evakuierungssimulationen mehrere Modelle integriert, welche das Fluchtverhalten von Gruppen simulieren. Das Verhalten der Agenten ist mittels eines BDI-Konzepts umgesetzt. Hierbei werden individuelle Eigenschaften, wie ein Angstlevel, die soziale Gruppenzugehörigkeit, die individuelle Geschwindigkeit, die Ausprägung des räumlichen Wissens oder die innewohnende Rolle, berücksichtigt. Die Agenten sind je nach Rolle in der Lage, unterschiedliches Verhalten auszuführen; so folgen beispielsweise Kinder den Eltern. Das Verhalten wird mittels einer probabilistischen Matrix ausgewählt, wie in Abschnitt 2.8.1 erläutert. Die kognitiven Aspekte des Modells beziehen

sich auf das Erhöhen des räumlichen Wissens, welches durch die Kommunikation zwischen Agenten und der Imitation und Anpassung des individuellen Verhaltens auf Basis von sozial-psychologischen Modellen ermöglicht wird.

### 3.4.2 Kognitives Fußgängerverhalten nach Paris und Donikian (2009)

Das von Paris und Donikian (2009) entwickelte Konzept für die Simulation von Fußgängerverhalten beinhaltet ein umfangreiches kognitives Modell. Der Fokus von Paris und Donikian (2009) liegt auf der methodisch vielschichtigen Umsetzung des Verhaltens von Fußgängern. Die Validierung der Gesamtmethode mit empirischen Daten wird hingegen vernachlässigt.

Paris und Donikian (2009) beschreiben ein Modell, welches aus verschiedenen Teilmodellen besteht. Wie in Abbildung 3.4 dargestellt, integriert das Modell fünf hierarchische Schichten. Die unterste Schicht repräsentiert das biomechanische Verhalten. Darüber liegt die reaktive Schicht, die kognitive Schicht, die rationale Schicht und als oberste Schicht das soziale Verhalten. Alle Schichten erhalten Eingabeinformationen durch die visuelle Wahrnehmung und können gemeinsam Aktionen bereitstellen, um den Agenten zu steuern. Diese Struktur basiert auf der *Unified Theory of Cognition* von Newell (1994). Nach Paris und Donikian (2009) wurde die soziale Schicht der Architektur eingeschränkt implementiert.

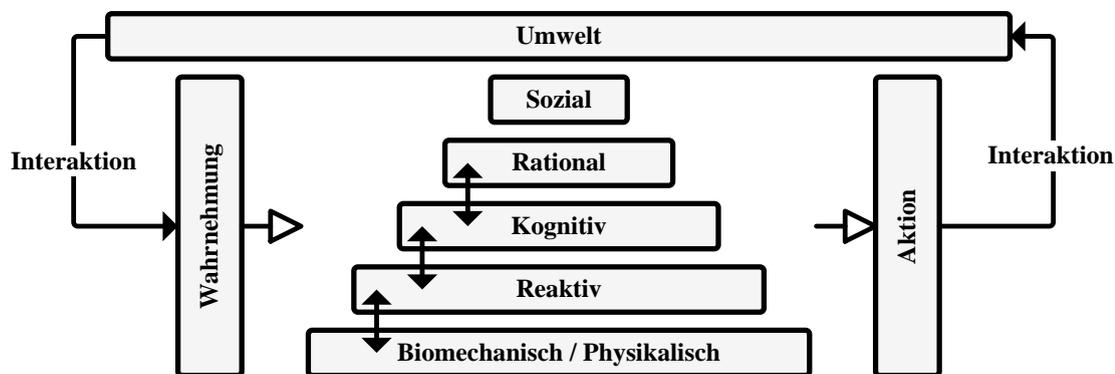


ABBILDUNG 3.4: Die Struktur des Modells nach Paris und Donikian (2009) für die Simulation von kognitivem Fußgängerverhalten, welches fünf hierarchische Schichten integriert. Die Abbildung ist adaptiert nach Paris und Donikian (2009).

Die biomechanische Schicht beschreibt die animierte Bewegung des Fußgängers in einer 3D-Visualisierung. Die Bewegung ist direkt mit der reaktiven Schicht gekoppelt und passt sich der aktuellen Bewegungsrichtung an. Die Bewegungsrichtung zeigt zu einem aktuellen Bewegungsziel, ähnlich der Kopplung der operationalen und taktischen Verhaltensebenen nach Abschnitt 2.1. Ein Bewegungspfad wird mittels eines Navigationsverfahrens nach Paris et al. (2006) umgesetzt, welches die Reisezeit, den Drang zum Entdecken, die Präferenz bezüglich

des Weges, die Personendichte auf dem Weg, die Breite des Weges und weitere Kriterien integriert. Die operationalen Verhaltensmechanismen werden durch ein Bewegungsmodell nach Paris (2007) umgesetzt.

In der kognitiven Schicht sind ein Kurzzeit- und ein Langzeitgedächtnis vorhanden. Das Langzeitgedächtnis speichert topologische Informationen der Umgebung und das Kurzzeitgedächtnis speichert physikalische Zustände und Informationen, die mit dem Verhalten in Beziehung stehen. Die Entscheidungsfindung und Planung wird nach Paris und Donikian (2009) in der rationalen Schicht ausgeführt. Ein Plan besteht aus einem Graph, der die Interaktionen mit der Umwelt mit Abhängigkeiten und Teilzielen beschreibt. Interaktionen können inaktiv sein, da diese aktuell nicht durchführbar sind, oder aktiv, wenn sie nutzbar sind. Die Interaktionen sind strukturiertes und unstrukturiertes Warten sowie das Verweilen vor einem Attraktor, zum Beispiel einer Anzeigetafel. Des Weiteren wird konkurrierenden Interaktionen durch das Zuweisen von Prioritäten eine Ordnung gegeben. Leider ist nicht klargestellt, auf welche Weise die Prioritäten vergeben werden.

Basierend auf der Interaktion mit der höchsten Priorität wird ein Ort, beispielsweise ein Verkaufsstand, selektiert und ein Navigationspfad von der reaktiven Schicht berechnet. Das Modell prüft die geplanten Interaktionen bezüglich einer Kostenfunktion und wählt den eigentlichen Interaktionsort aus, welcher die geringsten Kosten hat. Dies ist notwendig, da die gleiche Interaktion an verschiedenen Lokalitäten ausgeführt werden kann. Die Kostenfunktion berechnet die Benutzungskosten als Summe der relativen Interaktionskosten und der Bewegungskosten. Bewegungskosten werden ähnlich dem Navigationskonzept von Paris et al. (2006) auf Basis von verschiedenen Kriterien, wie Reisezeit und Personendichte, errechnet. Interaktionskosten  $C_i$  sind definiert als  $C_i = T \cdot C_r + C_w$  mit den Kosten für die maximale Interaktionszeit  $T$  multipliziert mit der relativen Anzahl von Interaktion  $C_r$  am Ort, welche mit mehr möglichen Interaktionen an einem Ort sinkt. Zusätzlich wird die Wartezeit  $C_w = U_t(a) \cdot (1 + \log(W(a)))$ , mit  $U_t(a)$  als die durchschnittlichen Wartezeit und mit  $W(a)$  als die Anzahl bereits an der Interaktion beteiligter Personen zu den Interaktionskosten summiert. Es ist relevant, dass diese Benutzungskosten nicht die initiale Berechnung der Prioritäten der Interaktionen beschreiben, sondern innerhalb eines Interaktionstyps, beispielsweise dem Kaufen eines Zugtickets, für die Selektion des Handlungsortes genutzt werden.

Für das Management der Durchführung von Interaktionen, welche das Erreichen des Ortes, das Warten am Ort und die Interaktion mit dem Zielort beinhalten, wird im Modell von Paris und Donikian (2009) eine hierarchische Zustandsmaschine eingesetzt (Harel 1988).

Das Modell für Fußgängerverhalten von Paris und Donikian (2009) integriert eine Vielzahl von relevanten Mechanismen für kognitive Modelle. Es ist hervorzuheben, dass die grundlegenden Komponenten, wie reaktives Bewegungsverhalten, komplexe Interaktion mit der Umgebung, ein Gedächtnis und die Planung der Interaktionen, ein guter Ansatz für die Strukturierung von

Fußgängerverhalten für Multi-Agenten-Simulationen sind. An der Arbeit Paris und Donikian (2009) sind zwei Hauptkritikpunkte festzustellen. Zuerst fehlt in allen Teilmodellen, beschrieben in Paris und Donikian (2009), Paris (2007) und Paris et al. (2006), eine empirische Validierung mit Felddaten. Des Weiteren setzen die Autoren das finale Modell ohne echten Bezug zu empirisch messbarem strategischem Fußgängerverhalten. Das bedeutet, dass insbesondere die wichtige Gesamtvalidierung des Systems fehlt. Die zweite Problematik ist das fehlende Konzept zum Finden von Prioritäten innerhalb der Aktionsplanung, was bedeutet, dass eine Simulation praktisch nicht möglich ist.

### 3.4.3 Kognitives Fußgängerverhalten nach Wijermans et al. (2013)

Das Modell von Wijermans et al. (2013), basierend auf Wijermans (2011), ist ein kognitives Modell für die Simulation und Modellierung von Fußgängerverhalten. Der Fokus von Wijermans et al. (2013) liegt auf den Sozialsimulationen.

Das *CROwd behaviour in a Simulation with Situated individuals*-Framework (*CROSS*) wurde von Wijermans et al. (2013), basierend auf Wijermans (2011), entwickelt und mit dem Multi-Agenten-System *Recursive Porous Agent Simulation Toolkit (Repast)* umgesetzt (Collier 2001). Diesem Modell geht von einem strikten, auf Kognition basierenden Verhalten aus und vereint soziale, physische, situationsdynamische und individuelle Verhaltensfaktoren. Als Prämisse wird formuliert, dass das Verhalten eines Agenten aus der engen physikalischen und sozialen Kopplung mit seiner Umgebung entsteht. Da die menschliche Auffassungsgabe beschränkt ist, kann das rationale Verhalten nur in einem zeitabhängigen Rahmen umgesetzt werden.

In *CROSS* sind zwei kognitive Komponenten definiert: Das Gedächtnis und die Physiologie. Das Gedächtnis enthält Regeln, Fakten sowie Ziele und ist nach dem probabilistischen Konzept von Anderson (1996) strukturiert. Damit besitzt jeder Gedächtnisinhalt einen Aktivierungslevel. Die Physiologie besteht aus der Wahrnehmung, dem Körper und *Arousal*, der Zustand der Erregung im Sinne von Stress und der Aktivierung von Überlebensinstinkten. Der *Arousal* wird durch externe Stimuli verändert, wobei nur die Personendichte integriert wurde (Wijermans 2011).

Die in *CROSS* abgebildeten Ziele sind festgelegt auf: Energie sparen, in Sicherheit bleiben, zu einer Gruppe gehören und sich vergnügen. Der Wunsch ein Ziel zu verfolgen wird über Reservoirs modelliert. Die Reservoirs füllen sich über die Zeit und durch äußere Faktoren. So kann eine hohe Personendichte verstärken, dass sich Personen in Sicherheit bringen möchten. Damit ermöglicht es das Modell, Abhängigkeiten zwischen Zielen und dem Ausmaß ihrer Erfüllung abzubilden. Die Dominanz eines Zieles wird durch die Differenz bezüglich der Füllhöhe des Zielreservoirs und dem Ausmaß der Zielerfüllung modelliert.

CROSS enthält zwei kognitive Prozesse: Die Wahrnehmung und die Verhaltensauswahl. Durch die Wahrnehmung werden die Physiologie und das Gedächtnis aktualisiert. Durch die Erfassung von Elementen der Umwelt werden die Gedächtniselemente stärker aktiviert und leichter abrufbar. Die Verhaltensauswahl wird in Abhängigkeit verschiedener Faktoren umgesetzt. In CROSS werden die Zeit und die Ausprägung des *Arousal*-Wertes als primäre Einflussfaktoren für die Entscheidungsfindung verwendet. Der Verhaltensprozess aktiviert Verhaltensroutinen aus dem Gedächtnis, um diese in die Zielauswahl einzubringen. Hierbei verringert sich die zur Verfügung stehende Zeit für die Aktivierung der Routinen in Abhängigkeit vom *Arousal*-Wert. Je mehr Stress gegeben ist, desto eher wird Verhalten einbezogen, welches als letztes ausgeführt war und damit einen hohen Aktivierungslevel hatte. Das heißt, unter hohem Zeitdruck werden die zuletzt aktivierten hoch priorisierten Aktivitäten abermals aktiviert, da das Zeitbudget für den deliberativen Prozess nicht ausreicht, um eine neue Wahl zu treffen. Dieser Ansatz basiert auf Forschungen zu Überlebensinstinkten sowie menschlicher Aggression und Stress (Elliot et al. 2010) sowie deren Effekten auf die kognitiven Prozesse von Menschen. Für die Selektion von einer der aktivierten Handlungen wird eine Bewertung der Handlungsoptionen durchgeführt. Dies geschieht, indem die *Utility*  $U_b$  für das Ziel  $b$ , basierend auf der Formel  $U_b = D_b \cdot E_b$  mit  $D_b$  als Zieldominanz und  $E_b$  als Erwartungswert, berechnet wird (Wijermans 2011). Das Verhalten mit der höchsten *Utility* wird sodann selektiert.

Das Modell von Wijermans et al. (2013), basierend auf Wijermans (2011), liefert ein kognitives Verfahren, welches neue Aspekte bezüglich der kognitiven Verarbeitungszeit in die strategische Entscheidungsfindung einbezieht. Dennoch fehlen validierte mathematische Definitionen, die beschreiben, wie sich die Zielpräferenzen exakt verändern. Beispielsweise wird nach Wijermans (2011) der *Arousal*-Wert als 1 gegeben, wenn die Personendichte unter 3 Fußgänger/m<sup>2</sup> fällt, und die Bedürfnisse mit linearen Funktionen modelliert. Des Weiteren werden Verhaltensmodelle der Fußgängerforschung ignoriert und ein für einfache Roboter ausgelegtes Bewegungsmodell<sup>1</sup> nach Braitenberg (1986) wird eingesetzt. Dies hat zur Folge, dass Fußgänger sich fehlerhaft bewegen. Ein letzter Kritikpunkt ist, dass im Ansatz von Wijermans et al. (2013), basierend auf Wijermans (2011), keine Validierung vorgenommen wurde. Das heißt, die Simulationsergebnisse des Modells werden ohne echten Bezug zu empirisch gemessenen Fußgängerverhalten betrachtet. Damit ist das Modell nicht validiert.

#### 3.4.4 Kognitives Fußgängerverhalten nach Hollmann (2015)

Hollmann (2015) beschreibt ein umfangreiches kognitives Modell für Fußgängeragenten mit dem Anspruch, zielgerichtetes Verhalten zu simulieren. Hollmann (2015) setzt das Konzept auf

<sup>1</sup>Diese Erkenntnis gewann der Autor, Peter Michael Kielar, aus der Evaluation der CROSS Quellcode Datei *LocomotionRule.java*, welcher von Wijermans et al. (2013) unter <https://www.openabm.org/model/2310/version/2/view> öffentlich zugänglich gestellt wurde.

dem Fußgänger-Simulationsframework *buildingEXODUS* (Galea et al. 2015) auf. Das in *buildingEXODUS* eingesetzte Bewegungsmodell ist ein *Cellular Automaton*, der sich durch verschiedene Parameter, beispielsweise die Eile, adaptieren lässt. Die Hauptkritikpunkte des Ansatzes von Hollmann (2015) sind eine fehlende Validierung mit empirischen Daten und eine unüberschaubare Menge an zu kalibrierenden Parametern der Teilmodelle. Des Weiteren wird von Hollmann (2015) ein kognitives Framework für die Modellierung des Fußgängerverhaltens auf strategischer Ebene vorgestellt, aber die Umsetzung des Modells und die Definition des Frameworks überschneiden sich maßgeblich in ihrer Arbeit. Die Abbildung 3.5 stellt die Architektur des Modells von Hollmann (2015) dar. Es wird ein weiterer Kritikpunkt deutlich, denn die Bewegungsaspekte wurden nicht in das Konzept eingearbeitet.

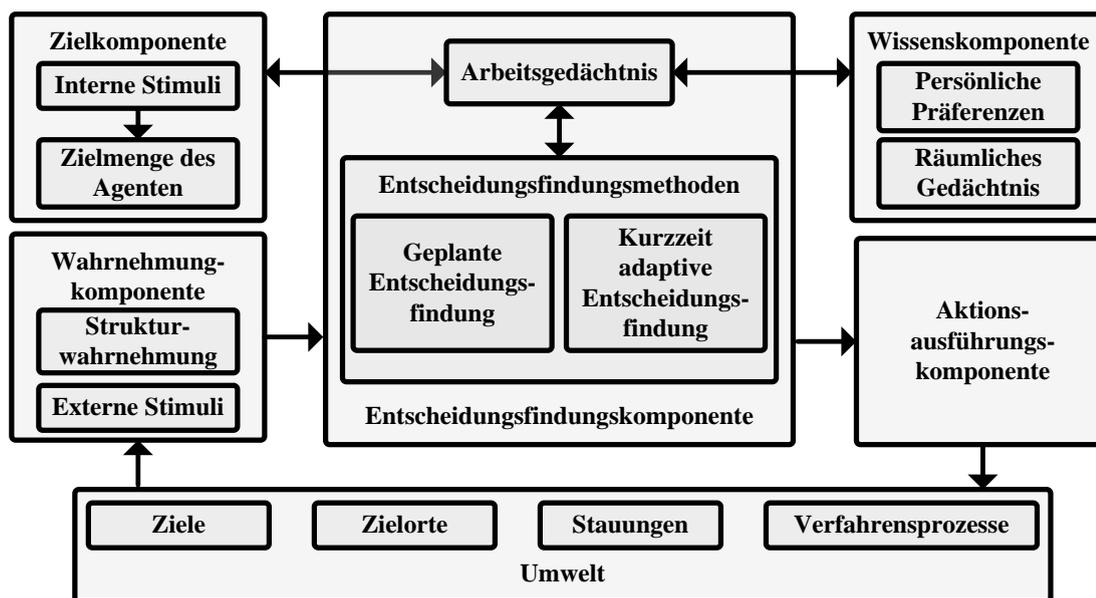


ABBILDUNG 3.5: Die Struktur des kognitiven Frameworks nach Hollmann (2015) für die Simulation von kognitivem Fußgängerverhalten. Die Abbildung ist adaptiert nach Hollmann (2015).

Das Modell von Hollmann (2015) unterteilt sich in eine Umwelt- und eine Agentenkomponente. Die Agentenkomponente integriert die Wahrnehmung, die Aktionsdurchführung, die Entscheidungsfindung, Ziele und Wissen. Die Zielkomponente integriert Motivationen (interne Stimuli) und die Verwaltung des aktuellen Plans. Die Wissenskomponente beinhaltet die sogenannten optimalen Attributkombinationen, eine Beschreibung der subjektiven Präferenz eines Agenten, und das räumliche Wissen. Die Entscheidungsfindung beinhaltet das Arbeitsgedächtnis, die Planung und Kurzzeitentscheidungen. Die Umweltkomponente beinhaltet die räumlichen Eigenschaften des Simulationsszenarios, wie die Lokalisation der Zielorte, die Gruppierung von mehreren Zielen an einem Ort und die Beziehungen zwischen Zielen in Form von Prozessen.

Im Konzept von Hollmann (2015) haben Agenten drei Wissenskomponenten: ein räumliches Gedächtnis, ein Zielgedächtnis und ein Arbeitsgedächtnis. Die Informationen sind nach dem

Aktivierungskonzept von Anderson (1996) probabilistisch zugreifbar. Das räumliche Gedächtnis beschreibt das Wissen über die Umgebung. Das Zielgedächtnis beinhaltet alle geplanten Aktivitäten und das Arbeitsgedächtnis die aktuellen Handlungen des Agenten. Hollmann (2015) unterscheidet zwischen Navigationszielen, Aktivitätszielen und prozeduralen Zielen, welche die anwendungsspezifischen Aktivitätsketten beschreiben. Aktivitäten sind: *Sich in einer Warteschlangen anstellen, eine Selektion durchführen* (beim Einkauf) oder *sich setzen*. Die Wahrnehmung beinhaltet das Erfassen von Wegfindungsinformationen wie Beschilderungen. Eine eigentliche algorithmische oder technische Erläuterung der Wahrnehmung ist nicht gegeben.

Im Framework von Hollmann (2015) wird die Entscheidungsfindung planerisch oder adaptiv umgesetzt. Die planerische Entscheidungsfindung erfolgt mit Hilfe einer mehrstufigen Optimierung und die adaptive Entscheidungsfindung ist eine heuristische Methode, die für die Anpassung von Plänen eingesetzt wird.

Die planerische Entscheidungsfindung nutzt für die Optimierung sogenannte Attributkombinationen. Für jedes Zielort wird als Simulationsparameter eine Attributkombination definiert, welche die individuellen Charakteristika und Eigenschaften des Zielorts modelliert. Diese können beispielsweise die Verkaufsfläche eines Ladens und die Art der angebotenen Artikel sein. Für jeden Agenten wird als Simulationsparameter eine optimale Attributkombination bereitgestellt. Hierdurch können Typen von Agenten mit spezifischen Vorlieben bezüglich der Charakteristika der Zielorte modelliert werden. Für die planerische Entscheidungsfindung wird die Optimierung auf jedem der Attribute zwischen Zielorten und optimaler Attributkombination ausgeführt und die Kleinsten-Quadrate-Methode als Gütekriterium eingesetzt. Des Weiteren bevorzugt die Optimierung auch Pläne, in denen einzelne Zielorte mehrere Aktivitäten gleichzeitig erfüllen können und interne Stimuli (siehe unten) mit hoher Ausprägung. Der letzte Schritt in der Planung ist die Auswahl der Reihenfolge, in der die Zielorte besucht werden. Dies wird auf Basis eines *Travelling-Salesman-Algorithmus* gelöst (Wiener et al. 2009b), der zuerst die Zielort in physisch nahe Regionen gruppiert. Danach werden Regionen basierend auf einem bidirektionalen Minimalen-Distanz-Ansatz verbunden, welcher von einem Startzielort zu einem Endzielort und vice versa rechnet. Innerhalb der Regionen werden die Zielorte ebenfalls nach dem Minimalen-Distanz-Ansatz besucht, wobei die Eintritts- und Austrittsziele einer jeden Region durch den kürzesten Abstand zwischen der geordneten Menge an Regionen bestimmt werden.

Die adaptive Entscheidungsfindung ist eine heuristische Methode für die Anpassung von Plänen. Hierbei werden alle Attribute eines Zielorts nach ihrer Wichtigkeit sortiert, welche durch die optimale Attributkombination des Agenten definiert ist, und danach wird der Zielort gewählt, der die beste Attributsausprägung besitzt. Die Aktivierung der adaptiven Entscheidungsfindung hängt mit den unten erläuterten Emotionen zusammen.

Ein wichtiger Punkt in der Planung sind interne Stimuli, die von Hollmann (2015) als Motivation beschrieben werden. Diese Motivationen sind als sich über die Zeit verändernde lineare Funktionsläufe definiert. Hollmann (2015) integriert darüber hinaus drei verschiedene Motivationsfunktionen für Hunger, Durst und Erschöpfung, welche empirisch belegte Zusammenhänge im menschlichen Energieverbrauch beschreiben. Die Evolution der Motivation ist in drei Phasen unterteilt. In der ersten Phase hat die Motivation keinen Effekt, in der zweiten einen normalen Effekt und in der dritten einen hohen Effekt auf die Zielauswahl. Die initialen Werte für diese Motivationen werden durch eine Randomisierung gesetzt und verändern sich linear wachsend über die Zeit hin zum Wert 1. Die Motivation wird in Abhängigkeit der globalen Motivationsausprägungen aller anderen Ziele integriert, um eine relative Wichtigkeit zu bestimmen. Die Motivationen, die eine normale Wichtigkeit erreicht haben, können in die Zielauswahl des Agenten eingebracht werden. Hierbei ist die Distanz zum Zielort im Verhältnis zur Dringlichkeit, einer internen Variable des Agenten, das Hauptkriterium für das Einbringen des Zielorts in die Zielauswahl. Es wird des Weiteren definiert, dass Aktivitäten sich gegenseitig kompensieren können, in dem Fall, dass Handlungen zeitweise nicht ausführbar sind, da andere Motivationen eine höhere Priorität in der Planung besitzen.

Der zweite Punkt in der Planung sind Emotionen, welche von Hollmann (2015) als Reaktion auf externe Stimuli definiert sind. Die externen Reize sind in dem Framework auf die Veränderung der Personendichte beschränkt. Die Personendichte kann die Reisezeit erhöhen und damit den Dringlichkeitswert, welcher wiederum die adaptive Planungskomponente aktivieren kann. Hierbei wird die Signifikanz der Dichteänderung mittels eines Schwellenwerts modelliert, welcher durch eine vordefinierte Verteilung bestimmt wird, sodass nicht die absoluten Dichten, sondern der Anstieg der Dichte die Dringlichkeitsfunktion beeinflusst. Im Framework wird die Personendichte auf dem Weg zum Zielort, die zielortsgebundene Personendichte und die globale Personendichte unterschieden. Das Wahrnehmungsmodul misst in regelmäßigen zeitlichen Abständen die Dichten. Des Weiteren werden lokale Personendichten erst evaluiert, wenn der Agent nahe am Zielort ist. Die Personendichte auf dem Weg zum Zielort und die damit eventuell entstehende Verlängerung der Reisezeit kann die Bewegungsgeschwindigkeit beeinflussen.

Hollmann (2015) beschreibt die Ausprägung des räumlichen Wissens der Fußgänger durch drei Kategorien: Erster Besuch, gelegentlicher Besucher und oft Besuchender. Die Wissensstufen werden modelliert, indem dem Agenten die Positionen von nur einem Anteil aller Zielorte gegeben werden. Sollte kein Wissen gegeben sein, wird ein einfaches Suchverfahren ausgeführt, so dass der Agent die Umgebung erkunden kann.

Das kognitive Modell von Hollmann (2015) ist ein Konzept für die Simulation von strategischem Fußgängerverhalten, welches eine Vielzahl von einzelnen Problemstellungen betrachtet. Dennoch besitzt das Konzept einige kritische Punkte, welche im Folgenden erläutert werden.

Ein Problem bei der Entscheidungsfindung nach Hollmann (2015) ist, dass eine Vorabdefinition der Attributkombinationen für Zielorte und Agenten absolut notwendig ist. Das Problem wird hier auf den Parameterraum ausgelagert, das heißt, nur mit einer adäquaten initialen Bestimmung der Relevanz einzelner Attribute für Zielorte und Agenten ist eine planerische Entscheidungsfindung erst möglich. Forschungsergebnisse, welche die Attribute wie Distanz, Präferenz und Auslastung in Beziehung stellen, wurden von Hollmann (2015) nicht ausreichend eingebracht. Die Kritik der fehlenden psychologischen Grundlagen gilt gleichermaßen für die planerische und adaptive Variante der Entscheidungsfindung. In der adaptiven Planung wird eine *Intra-Attributive*-Entscheidungsfindung verfolgt, die beschreibt, dass Ziele bezüglich der Attribute geordnet und Ziele bezüglich der Güte einzelner Attribute aussortiert werden. Diese Sichtweise folgt Chase et al. (1998) und widerspricht Gärling (1999), der ein *Intra-Alternative*-Vorgehen für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl als korrekt beschreibt. Des Weiteren ist die planerische Entscheidungsfindung durch eine Optimierung modelliert. Es ist jedoch nicht zu erwarten, dass Menschen eine optimale Einschätzung der Attribute beherrschen. Die Berechnung der Reihenfolge der Zielorte beginnt mit einer Bildung von Zielregionen, die vielversprechend ist. Die Zielreihenfolge über das *Travelling-Salesman-Problem* zu betrachten, was eine andere Problemstellung als die räumlich-sequenzielle Zielauswahl beschreibt, ist nach den empirischen Studien in Abschnitt 4.1.2 in Frage zu stellen.

Das kognitive Modell für Fußgänger von Hollmann (2015) wird keiner Validierung mit empirischen Daten der strategischen Zielauswahl unterzogen. Damit ist nicht überprüft, ob das Framework auch realistisches Verhalten simulieren kann.

### 3.5 Fazit zur Modellierung von kognitiven Agenten

Die methodischen Grundlagen für die Modellierung und Implementierung der spezifischen kognitiven Architektur für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern lassen sich in drei Themengebiete gruppieren: Multi-Agenten-Simulation, Planungsmechanismen des Agenten und Strukturierung der kognitiven Komponenten des Agenten.

Betrachtet man die Eigenschaften von Agenten, so ergibt sich ein klares Bild für den Einsatz des Agentenkonzepts in Fußgängerverhaltenssimulationen. Eine mikroskopische Fußgängersimulation ist eine Multi-Agenten-Simulation, da eine große Zahl von individuellen Fußgängern

gleichzeitig simuliert wird und *Bottom-Up*- sowie *Top-Down*-Mechanismen im Fußgängerverhalten allgegenwärtig und empirisch belegt sind. Betrachtet man den Fußgänger als intelligenten Agenten, erfüllt dieser folgende notwendige Eigenschaften: *Autonomie*, *Reaktivität*, *Proaktivität*, *Soziale Fähigkeiten* und die *Rationalität*. Die *Aufrichtigkeit* und das *Wohlwollen* werden implizit vorausgesetzt, da im hier betrachteten Anwendungsfall nicht angenommen wird, dass Fußgängeragenten schadhaftes Verhalten ausführen. Das Konzept der *Mobilität* ist nicht auf Fußgängersimulationen anwendbar, da dabei davon ausgegangen wird, dass ein Stück Software sich von einer Hardware zur nächsten bewegt.

Im Kontext der Methoden für die Planung und Entscheidungsfindung von intelligenten Agenten zeigt sich, dass die Ansätze ein breites Fundament für die Umsetzung von räumlich-sequenzieller Zielauswahl liefern. Die Verfahren können effektiv in ein kognitives Fußgängerverhaltensmodell eingebettet werden, da die Planungen im Kontext der intelligenten Agenten auf den gleichen Überlegungen beruhen, wie sie die Forschung im Kontext der kognitiven Mechanismen des menschlichen Planens beschreibt. Es zeigt sich, dass die begrifflichen Grenzen zwischen intelligenten Agenten und kognitiven Agenten auch deshalb unscharf sind (Funge et al. 1999), weil sich die grundlegenden Annahmen der Fachbereiche überschneiden.

Die Umsetzung eines kognitiven Planungsmechanismus für strategisches Fußgängerverhalten sollte auf folgendem allgemeinen Planungskonzept basieren: Ein Agent versucht seine Ziele mit den zur Verfügung stehenden Mitteln zu erreichen und kann, wenn nötig, den Plan revidieren. Der Ansatz lässt sich unter dem *Means-Ends Problem-Solving* mit *Open-Mind Commitment* einordnen. Für die Entscheidungsfindung steht eine Reihe von Methoden zur Verfügung, welche für den komplexen Problemraum der räumlich-sequenziellen Zielauswahl individuell verknüpft werden müssen. Es können Produktionsregeln, logisches Schließen, Schwellenwertkonzepte, *Utility*-Methoden, Heuristiken und Optimierungsverfahren eingesetzt werden. Dennoch wird ein neues Konzept zur subjektiven Einschätzung der Eigenschaften von Zielorten notwendig sein, welches die individuellen Anforderungen des strategischen Fußgängerverhaltens erfassen kann. Des Weiteren sollten die Methoden ausgeschlossen werden, die von einem Menschen üblicherweise nicht angewendet werden. Hierzu zählt beispielsweise mathematische Optimierung. Die in Kapitel 4 dieser Arbeit umgesetzten Planungs- und Entscheidungsmechanismen beinhalten Produktionsregeln, logisches Schließen, Heuristiken und ein neues Konzept für die subjektive Bewertung der Wichtigkeit von Zielorten.

In Abschnitt 3.3 wurden verschiedene kognitive Architekturen betrachtet, welche im Speziellen dazu entwickelt wurden, menschliche Informationsverarbeitungsprozesse zu modellieren und zu simulieren. Die Architekturen liefern wichtige Erkenntnisse für eine spezifische kognitive Architektur des Fußgängerverhaltens. Es zeigt sich, dass neben der Planung, welche die Entscheidungsfindung enthält, Konzepte für die Modellierung eines Gedächtnisses sowie für das Schlussfolgern, die subjektive Präferenz, die Wahrnehmung und das Handeln gegeben sein

müssen. Allgemein muss ein Netzwerk von Modulen zur Verfügung stehen, welches eine Vielfalt von kognitiven Prozessen in einer Theorie über die Informationsverarbeitung beschreibt. Für diese Arbeit wird eine spezifische kognitive Architektur für das Fußgängerverhalten entwickelt. Die sogenannte *Spice*-Architektur setzt auf den Erkenntnissen der allgemeinen kognitiven Architekturen auf und verbindet diese mit den Konzepten zur Modellierung des Fußgängerverhaltens. Das Resultat der Verbindung ist eine Theorie über die Denk- und Bewegungsprozesse eines Fußgängeragenten in Multi-Agenten-Simulationen. Eine Implementierung der Theorie in einem Fußgängerverhaltensmodell ist folglich von dem Konzept der Architektur einseitig entkoppelt. Hierdurch kann der Vielfalt der Fußgänger- und Kognitionsforschung Rechnung getragen werden, da eine Weiterentwicklung und Adaption von bestehenden Teilmustern der Implementierung möglich ist, ohne die grundlegenden Annahmen über die Denk- und Bewegungsprozesse der Fußgänger neu entwickeln zu müssen. Die hieraus gegebene Modularität und Trennung der Architektur vom Modell ist ein Fortschritt in der Modellierung des Fußgängerverhaltens. In Kapitel 4 wird die in dieser Arbeit entwickelte spezifische kognitive Architektur erläutert und der wissenschaftliche Fortschritt in der Grundlagenforschung über Fußgängerverhaltensstrukturierung in Multi-Agenten-Simulationen dargelegt.

In Abschnitt 3.4 dieses Kapitels wurden Modelle und spezielle kognitive Konzepte für die Modellierung von intelligenten Fußgängeragenten diskutiert und gesichtet. Alle betrachteten Modelle integrieren Methoden für intelligente Agenten mit verschiedener Granularität und Tiefe. Die drei herausragenden Konzepte nach Paris und Donikian (2009), nach Wijermans et al. (2013) und nach Hollmann (2015), welche alle eine extrem hohe Güte bezüglich der kognitiven Plausibilität haben, vermissen grundlegende empirische Ansätze der Forschung zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl und zur Fußgängerbewegung und sind empirisch nicht validiert. Des Weiteren werden Teilmechanismen vereinzelt nicht ausgeführt, welche jedoch für eine vollständige und autarke Umsetzung in einer Fußgängersimulation notwendig wären. Diese sind beispielsweise die korrekte Modellierung der Prioritäten oder der Bewegungsmechanismen. Die Konzepte sind in der Regel nicht als kognitive Architektur für Fußgängerverhalten zu verstehen sondern allein als kognitives Modell. Dies bedeutet, dass diese, im Gegensatz zur *Spice*-Architektur, keine Vorgehensmodelle für die Umsetzung eines kognitiven Fußgängeragenten beschreiben. Damit fehlt den kognitiven Modellen die notwendige Abstraktion zur mathematischen und algorithmischen Beschreibung des Fußgängerverhaltens und sie liefern keinen Ansatz, um die Denk- und Bewegungsprozesse eines Fußgängers zusammenhängend zu verstehen. Trotzdem helfen die wissenschaftlichen Fortschritte in den Arbeiten von Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) und Hollmann (2015) zu differenzieren, welche Ansätze jeweils für eine speziellen kognitive Architektur für Fußgängerverhalten notwendig sind. In der Tabelle 3.1 sind die Kernaspekte der Ansätze aufgeschlüsselt, welche konzeptionell als Anforderungen an die *Spice*-Architektur gestellt wurden.

TABELLE 3.1: Hier werden die Kernaspekte der kognitiven Fußgängerverhaltensmodelle von Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) und Hollmann (2015) aufgeschlüsselt, welche konzeptionell als Anforderungen in die *Spice* Architektur übertragen werden.

Ansatz nach Paris und Donikian (2009)	
Komponente	Erläuterung
Verhaltensvarianten	Die Integration verschiedener Verhaltenstypen, wie die Wegfindung und das Warten, müssen gegeben sein. Zustandsmaschinen verwalten die Verhaltenszustände.
Verhaltensintegration	Die Steuerung des Bewegungsverhaltens muss über eine einheitliche Schnittstelle gegeben sein.
Planung	Die Weitergabe von Zielinformationen an Verhaltenskomponenten für die Umsetzung des zielgerichteten Verhaltens muss gegeben sein.
Gedächtnis	Ein Gedächtniskonzept, welches topologische Informationen sowie physikalische Zustände und Informationen verwaltet, muss gegeben sein.
Wahrnehmung	Ein Wahrnehmungskonzept, dass es erlaubt Zielorte, Hindernisse und andere Agenten zu erfassen und diese Informationen in das Gedächtnis zu übertragen, muss gegeben sein.
Ansatz nach Wijermans et al. (2013)	
Komponente	Erläuterung
Integrative Prämisse	Die Annahme, dass Fußgängerverhalten auf einer Interaktion von sozialen, physischen, situationsdynamischen und individuellen Faktoren basiert, muss gegeben sein.
Gedächtnis	Ein Gedächtniskonzept, welches Fakten, Regeln und Ziele beinhaltet, muss gegeben sein.
Planungsdauer	Ein grundsätzlicher Mechanismus für die Bestimmung der Dauer der Planung muss gegeben sein.
Zieldominanz	Ein grundsätzlicher Mechanismus für die Bestimmung der subjektiven Relevanz eines Zielorts muss gegeben sein.
Ansatz nach Hollmann (2015)	
Komponente	Erläuterung
Prozesse	Aktivitäten können bezüglich ihrer Erfüllbarkeit in Relation stehen. Deshalb sind Prozesse als Abarbeitungsreihenfolgen von Zielorten notwendig.
Gedächtnis	Ein Gedächtniskonzept, das Wissen über Ziele, räumlichen Informationen und die aktuelle Handlung eines Agenten verwaltet, muss gegeben sein.
Räumliches Wissen	Die Ausprägung des räumlichen Wissens muss über die Wahrnehmung und mittels nicht-zielgerichteten Verhalten vergrößert werden können.
Trennung der Zielauswahl	Die Trennung der strategischen Zielauswahl in einer planerischen und adaptiven Komponente, muss gegeben sein.
Interne Stimuli	Ein Mechanismus für die Beschreibung der über die Zeit ansteigenden Attraktivität eines Ziels muss gegeben sein.
Startwert der Stimuli	Ein korrekter Startwert für die Ausprägung der Attraktivität eines Ziels muss gegeben sein.

## Kapitel 4

# Lösung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl in Fußgängersimulationen

Dieses Kapitel bildet den Kern der vorliegenden Arbeit und beschreibt die gewonnenen wissenschaftlichen Erkenntnisse im Detail. Die Forschung fokussiert sich auf die Modellierung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl im Fußgängerkontext mittels einer Integration von Bewegungskonzepten und kognitiven Komponenten für die Simulation des Fußgängerhaltens in komplexen Umgebungen. Der Ansatz überschreitet die bisherigen Grenzen der in den Kapiteln 2 und 3 vorgestellten Forschungen zum strategischen Fußgängerhalten. Des Weiteren hat dieses Kapitel auch zum Ziel, ein integratives und interdisziplinäres Vorgehen in der Modellierung des strategischen Fußgängerhaltens im Kontext aller Bewegungsaspekte der Fußgängermodellierung zu präsentieren und zu etablieren. Die Validierung der im Folgenden Ansätze wird in Kapitel 5 durchgeführt. Dabei wird gezeigt, dass die Kernhypothese dieser Arbeit aus Kapitel 1 zutrifft.

Im einleitenden Abschnitt 4.1 werden die wissenschaftlichen Hintergründe zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl mit Hilfe von Abgrenzung und Begriffsdefinition erläutert. Darauf aufbauend werden empirische Studien ausgewertet und die Einflussfaktoren, welche den Fußgänger in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl leiten, identifiziert. In Abschnitt 4.2 verlagert sich der Fokus auf die Fußgängersimulation und es wird ein struktureller Rahmen festgelegt sowie die Simulationselemente definiert, die für eine umfassende Simulation mit integrierter räumlich-sequenzieller Zielauswahl notwendig sind.

Der darauffolgende Hauptteil, beginnend mit Abschnitt 4.3, beschreibt die in dieser Arbeit entwickelte *Spice*-Architektur. Die Architektur ist eine spezifische kognitive Architektur für

(*Spatial destination choice*) modelling in pedestrian dynamics. In der *Spice*-Architektur werden die Voraussetzungen und alle notwendigen Modellierungskomponenten und deren Interaktionen für die Umsetzung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl abstrakt definiert. In diesem Prozess werden die Modellierungsansätze der Fußgängerverhaltenssimulation und der kognitiven Komponenten integriert. In Abschnitt 4.4 befasst sich die Arbeit mit dem *Spice*-Verhaltensmodell, welches die Implementierung der *Spice*-Architektur darstellt. Durch die Realisierung des Modells wird gezeigt, dass die *Spice*-Architektur mathematisch und algorithmisch umsetzbar ist. Damit ist das *Spice*-Modell ein repräsentatives Muster für das Vorgehen der Überführung der *Spice*-Architektur in einem Verhaltensmodell für kognitive Fußgängeragenten mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl. In Abschnitt 4.5 wird das *MomentUMv2*-Framework vorgestellt. Dabei handelt es sich um ein Simulationsframework, das das *Spice*-Modell implementiert und auf dem alle im Zuge dieser Arbeit durchgeführten Simulationen beruhen.

## 4.1 Hintergründe zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl

Die Forschung beschäftigt sich mit der räumlich-sequenziellen Zielauswahl aus unterschiedlichen Gesichtspunkten und aus verschiedenen Fachbereichen heraus. Um ein besseres Bild der Sichtweisen zu gewinnen und die empirischen Grundlagen für die Modellierung darzulegen, wird in diesem Abschnitt der Begriff der räumlich-sequenziellen Zielauswahl erfasst und Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl aufgearbeitet.

### 4.1.1 Begriff der räumlich-sequenziellen Zielauswahl

Die räumlich-sequenzielle Zielauswahl ist ein Begriff, der durch Gärling (1999) und seine früheren Studien geprägt wurde. Hierbei bezieht sich Gärling auf die Planungsaspekte für das sequenzielle Besuchen von Orten in einem festgelegten räumlichen System, beispielsweise einem städtischen Distrikt oder einem Einkaufszentrum. Damit beschreibt die räumlich-sequenzielle Zielauswahl im Fußgängerkontext die Auswahl von einem Satz an räumlich erreichbaren Zielorten, die Priorisierung der Zielorte in einer sequenziellen Reihe und dem stückweise Erfüllen der Reihe durch physisches Aufsuchen der Zielorte, was die Interaktion mit dem Zielort mit einschließt.

Betrachtet man die räumlich-sequenzielle Zielauswahl aus allgemeiner Sicht, so ist das zu beobachtende Verhalten eines Agenten der sequenzielle Besuch von Orten. Diese Verallgemeinerung wird je nach Anwendungsbezug und Forschungsfeld variabel als *Activity Choice* (Gärling et al. 1994), *Travel Choice* (Gärling et al. 1994), *Trip Chaining* (Newmark und Plaut 2005; Timmermans et al. 1992), *Multi-Purpose Trips* (O’Kelly 1981), *Action Selection* (Sevin und Thalmann 2005), *Location Choice* (Danalet et al. 2016), *Destination Choice* (Kielar und Borrmann

2016b), *Strategic Behavior* (Hoogendoorn et al. 2001) oder *Activity-Based Behavior* (Arentze et al. 2011; Fox 1995) bezeichnet. Ungeachtet der verschiedenen Nomenklaturen der räumlich-sequenziellen Zielauswahl sind die tatsächlichen Unterschiede marginal. Das grundlegende Prinzip ist unter allen Gesichtspunkten gleich: Der Agent strukturiert einen räumlich-zeitlichen Handlungsplan für das Besuchen und Interagieren mit Zielorten.

Eine weitere Perspektive, aus der die räumlich-sequenzielle Zielauswahl betrachtet werden kann, ist die der Lösung eines Optimierungsproblems, genauer dem *Traveling-Salesman-Problem*. Die Studien zur menschlichen Leistung im Lösen des *Traveling-Salesman-Problems* führten zur Entwicklung von heuristischen Modellen, die das Vorgehen von Probanden beim Lösen des Problems beschreiben (Hirtle und Gärling 1992; Layton et al. 2009; MacGregor 2015; MacGregor et al. 2000; Wiener et al. 2009b). Diese Ansätze lassen sich in der Regel nicht auf die Simulation von Fußgängerverhalten adaptieren, da die räumlich-sequenzielle Zielauswahl einschränkende Prämissen mit sich bringt, beispielsweise werden einige Orte von bestimmten Fußgängern durchaus mehrfach besucht oder andere Orte völlig ignoriert. Des Weiteren werden im *Traveling-Salesman-Problem* neben der räumlichen Konfiguration und der Distanz zwischen den Zielorten keine weiteren Einflussfaktoren betrachtet. Auch lässt sich durch einen Vergleich der *Traveling-Salesman-Modelle* mit der Studie von Säisä und Gärling (1987) und Gärling et al. (1986) ableiten, dass sich die Heuristiken des Lösens des *Traveling-Salesman-Problems* sich von den Heuristiken der räumlich-sequenziellen Zielauswahl unterscheiden.

Mit der Frage, welche kognitiven Zusammenhänge gegeben sind, wenn Fußgänger die Planung ihrer räumlich-sequenziellen Aktivitäten umsetzen, hat sich Gärling et al. in einer Reihe von Studien auseinandergesetzt. Die Auswertung der Erkenntnisse der Studien und damit der empirischen Grundlagen für die Modellierung der Planung wird in Abschnitt 4.1.2 dargelegt.

#### **4.1.2 Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl**

Die in dieser Arbeit entwickelte Methodik für die räumlich-sequenziellen Zielauswahl für Fußgängersimulationen beruht auf empirischen Grundlagen. Im Gegensatz hierzu fehlt den Methoden von Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) und Hollmann (2015) ein umfassender Bezug zur empirischen Forschung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl. Diese aus Sicht des Verfassers zwingend notwendige Grundlage wird in dieser Arbeit bereitgestellt, indem im Folgenden die Studien von Gärling et al. vorgestellt und die fundamentalen Zusammenhänge, die eine räumlich-sequenzielle Zielauswahl im Fußgängerkontext auszeichnen, dargelegt werden.

Die von Gärling et al. durchgeführten Studien basieren in der Regel auf Laborexperimenten. In den Experimenten wird mit Probanden und echten oder fiktiven Stadtplänen gearbeitet. Hierbei haben die Probanden meist die Aufgabe, eine Menge von Zielorten in eine Besuchsreihenfolge zu überführen. Die Experimente wurden unter verschiedenen Konfigurationen durchgeführt, um Fragestellungen zu den Einflüssen der räumlichen Straßennetzgeometrien, des Gedächtnisses und der Attribute der Zielorte zu untersuchen.

In der Studie von Gärling et al. (1986) wird geprüft, ob Probanden die Wege zwischen einer verschiedenen Anzahl von Zielorten lokal oder global bezüglich der Distanz optimieren können. Im globalen Fall wäre die kürzeste Rundreise über alle Zielorte (die Lösung des *Traveling-Salesman Problems*) gefunden worden. Es zeigt sich, dass menschliche Akteure die Distanzen meistens zwischen einzelnen Zielorten und damit lokal optimieren. Des Weiteren wird in der Studie die Zeitdauern während der Lösung der Planungsaufgabe gemessen und die Stadtkarte so präsentiert, dass das Kurz- und Langzeitgedächtnis verschieden stark beansprucht wird. Es zeigte sich klar, dass Pläne mit einer höheren Anzahl von gegebenen Zielen eine längere Verarbeitungszeit benötigen und dies im Fall der Langzeitgedächtnisbedingung verstärkt eintritt.

Die Studie von Säisä et al. (1986) evaluiert, wie Probanden die Entfernungen zu und zwischen Zielorten einschätzen. Hierbei wird zwischen der Luftlinie, der Reisedistanz und der Reisezeit unterschieden. Ergebnis der Untersuchung war, dass die Reisezeit und die Reisedistanz von den Probanden proportional zueinander geschätzt werden. Des Weiteren wird die Luftlinie in komplexeren städtischen Geometrien als kürzer eingeschätzt, als die echte Distanz der Luftlinie.

Die Studie Säisä und Gärling (1987) untersucht, welche Form von kognitiver Heuristik Probanden anwenden, wenn sie versuchen, die Distanz zwischen Zielorten zu minimieren. Die Studie evaluiert *Nearest-Neighbor*, *Straight-Line*, *Travel Distance* und *Travel Time* Heuristiken und es zeigt sich, dass die meistens Probanden das nächstliegende Zielort, folglich die *Nearest-Neighbor* Heuristik, favorisieren.

Mittels einer Befragung von Einkäufern eines Einkaufszentrums prüften Gärling und Gärling (1988), ob die Personen den Reiseplan bezüglich der Distanzen zwischen den besuchten Läden optimiert haben. Es zeigt sich, dass 69 % der Befragten zustimmen. Es liegt jedoch die Vermutung nahe, dass die Einkäufer die Distanz bezüglich des zu tragenden Gewichts der Einkäufe minimiert haben und somit eine subjektive Priorisierung angewendet wurde.

Die Distanz von Zielort zum Proband ist ein fundamentales Attribut eines jeden Zielorts in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl. Neben der Distanz wird in der Studie von Gärling (1994) die Wartezeit betrachtet. Die Wartezeit beschreibt hier die Dauer, in der Probanden in einer Warteschlange stehen müssen, bis sie die Aktivität am Zielort umsetzen und den Zielort verlassen können. Das Laborexperiment zeigt, dass es Grenzen für zu tolerierende Wartezeiten

gibt, selbst wenn die gesamte Aufgabe der räumlich-sequenziellen Zielauswahl trotz Wartezeit rein rechnerisch immer lösbar ist. Die Forschungsergebnisse von Gärling (1994) verdeutlichen, dass menschliche Akteure Kompromisse bezüglich der Wartezeit am Zielort und der Distanz zum Zielort eingehen.

Die Studie von Gärling (1995) integriert neben der Wartezeit und der Distanz noch das Attribut Priorität je Zielort. Es zeigt sich, dass die Priorität zu der Wartezeit und der Distanz im Verhältnis steht und Kompromisse bezüglich der drei Attribute eingegangen werden. Dennoch sollten die Prioritäten eine extreme Dringlichkeit haben, beispielsweise der Kauf von Medikamenten, wurde niemals ein Kompromiss eingegangen. Dies zeigt, dass Prozessketten aus notwendigen Aktivitäten eingehalten werden.

Gärling (1999) stellt in seiner zusammenfassenden Arbeit klar, dass die physische Distanz allein nicht ausreichend ist, um die Entscheidungsfindung in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl zu beschreiben. Es sind mindestens noch die Kriterien Wartezeit und Priorität, die auf die Entscheidungsfindung zur Auswahl der Reihenfolge der zu besuchenden Zielorte einwirken. Des Weiteren diskutiert Gärling (1999), inwieweit die Attribute zur Entscheidungsfindungen kognitiv verarbeitet werden. Grundlage hierfür ist, dass Menschen den Attributen Distanz, Wartezeit und Priorität eine Güte zuschreiben. Die Güte der Distanz hängt direkt von dem Abstand zwischen Fußgänger und Zielort ab, je geringer desto besser. Die Güte der Wartezeit am Zielort verhält sich analog, je geringer die Wartezeit desto besser. Je relevanter ein Zielort, desto höher ist die Ausprägung Güte der Priorität. Bei der Verarbeitung der Attribute geht Gärling (1999) davon aus, dass eine *Intra-Alternative* und keine *Intra-Attribute* Evaluierung der Zielorte stattfindet. *Intra-Attribute* bedeutet, dass die Attribute Distanz, Wartezeit und Priorität einzeln bewertet werden und Entscheidungen allein auf den Ausprägungen der Güte einzelner Attribute beruht. *Intra-Alternative* beschreibt hingegen eine Evaluierung, die allein zwischen alternativen Zielorten entsteht. Hierbei werden die Attribute kombiniert und als abstrakter Gesamtwert verglichen. Leider beschreibt Gärling (1999, p. 97) "[...] it is not clear how subjects accomplished this.", was bedeutet, dass die Art und Weise, wie Personen die Kombination der Attribute durchführen, unklar ist.

Neben der Frage, in welcher Form die Attribute kognitiv verarbeitet werden, bleiben weitere Punkte offen. Die Priorität ist ein kaum messbarer Einflussfaktor, der in den Studien vorgegeben wurde. In einer Fußgängersimulation muss die Priorität eines Zielorts in einer nachvollziehbaren Form bestimmt werden. Auch die Wartezeit ist strittig, denn an Zielorten, an denen kein Warteverhalten anzunehmen ist, beispielsweise vor einer Informationstafel oder einem Schaufenster, muss ein anderer Faktor die Wartezeit ersetzen. Als allgemeines Attribut bietet sich die Auslastung des Zielorts an, welche mit der Menge an Personen am Zielort zusammenhängt. Diese Verallgemeinerung gilt gleichermaßen für Warteschlangen, da die Wartezeit mit einer erhöhten Personenanzahl korreliert, sowie für Aufenthaltsbereiche, da mehr Personen

die Aufenthaltsqualität reduzieren und das Finden einer guten Aufenthaltsposition erschweren.

Trotz der offenen Fragen kondensieren die Studien insofern deutlich, als dass die Distanz zum Zielort, die Wartezeit am Zielort, beziehungsweise die Auslastung des Zielorts, und die subjektive Priorität der Aktivität, die am Zielort ausgeführt wird, die fundamentalen Faktoren sind, die Fußgänger beim Entwickeln von räumlich-sequenziellen Plänen berücksichtigen. Diese elementaren Attribute eines jeden Zielorts, welche sich immer bezüglich eines Fußgängers verändern, sind die wichtigsten Größen für eine Planungskomponente für die strategische Verhaltenssimulation von Fußgängern.

## 4.2 Bestimmung des Simulationsrahmens

Im Folgenden verlagert sich der Betrachtungsschwerpunkt von der Empirie auf die Simulationspraxis und es wird dargelegt, welche einzelnen Simulationselemente einer Fußgängersimulationen, die die räumlich-sequenzielle Zielauswahl berücksichtigt, mindestens einbringen muss.

Zuerst werden die Eigenschaften des Simulationsszenarios aufgeschlüsselt. Dem gegenübergestellt werden die Charakteristika der Fußgänger im darauffolgenden Abschnitt zusammengefasst und mit den Informationen des Simulationsszenarios verknüpft.

### 4.2.1 Komponenten eines Simulationsszenarios

Ein Simulationsszenario für Fußgängersimulationen beschreibt den virtuellen Raum, in dem die Simulation durchgeführt wird und die darin enthaltenen Simulationsobjekte als Modelle der Wirklichkeit. In diesem Abschnitt werden alle Eigenschaften dieses virtuellen Raums zusammengefasst, welcher den konzeptionellen Rahmen für die folgenden Abschnitte bildet. Für ein spezielles Simulationsszenario, dem Anwendungsfall, kann der Rahmen konkret mit Randbedingungen und Simulationsobjekten gefüllt werden, worauf bereits in Abschnitt 2.9 hingewiesen wurde. Die Abbildung 4.1 visualisiert exemplarisch die Elemente und Beziehungen eines konkreten Simulationsszenarios, welche in den folgenden Paragraphen erläutert werden.

Ein Simulationsszenario besitzt als Grundkörper eine geometrische Fläche, die von zwei orthogonalen Vektoren in einer metrischen Dimension aufgespannt wird. In dieser Fläche liegt der Simulationsbereich, welcher in der Realität einen endlichen Raum darstellt. Der Simulationsbereich könnte beispielsweise ein Gebäude, ein Einkaufszentrum mit Geschäften, ein Festivalgelände, ein Bahnhof oder ein Distrikt einer Stadt sein. Neben dem Simulationsbereich sind die für Fußgänger passierbaren Flächen des Szenarios als die Bereiche definiert, auf welchen Fußgängeragenten physisch präsent sein können. Invers hierzu sind Hindernisse nicht passierbare Bereiche, welche als Flächen oder Linien modelliert sind. Auch ist es möglich, Einbahnhindernisse mit erlaubter Richtung zu definieren, um beispielsweise Sicherheitstüren in Flughäfen zu beschreiben. Die Hindernisse der Simulation werden im kontinuierlichen Raum definiert. Sollte ein *Cellular Automaton* oder *Floor-Field*-Ansatz eingesetzt werden, so kann der Raum und die Hindernisse mit Hilfe eines Gitternetzes, welches durch Zellenform, Zellengröße und Startpunkt definiert wird, diskretisiert werden.

Die Hindernisgeometrie und damit die Topologie eines Szenarios lässt sich mittels eines Navigationsgraphen abstrahieren. Diese Graphen beschreiben die passierbaren Freiflächen in Knoten- und Kantenstrukturen, die für graphbasierten Wegfindungsalgorithmen notwendig sind. Der

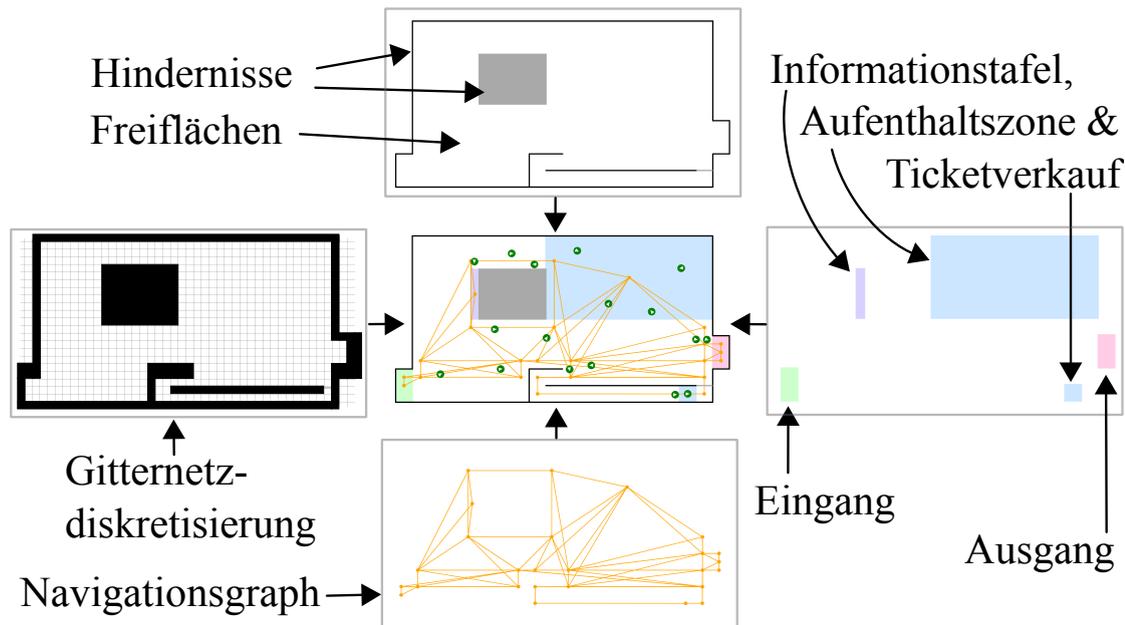


ABBILDUNG 4.1: Beispielhafter Überblick über die Elemente eines Simulationsszenarios. Die Modellierungselemente bestehen aus Hindernissen (blockierende Wände und Flächen), den aus Hindernissen resultierenden Elementen (Freiflächen, Abstraktionen durch Graphen und Gitternetzen) und Zonen (Eingänge, Ausgänge und Interaktionsorte). Fußgänger bewegen sich auf den Freiflächen eines Szenarios und interagieren mit Zielorten. Sie werden in Eingängen erzeugt und in Ausgängen aus dem System entfernt.

Navigationsgraph bildet gleichzeitig das räumliche Wissen ab, heißt, dass Agenten mit geringen topologischen Wissen nur auf einen Teilgraphen zugreifen können. Mit einem Navigationsgraphen wird deshalb die kognitive Karte eines Agenten umgesetzt (Golledge 1999).

Eine weitere Komponente der Modellierung sind die Zielzonen eines Szenarios. Zielorte beschreiben endliche räumliche Zonen, in denen Fußgänger Interaktionen mit der Umgebung durchführen können, beispielsweise ein Ticketverkauf oder ein Aufenthaltsbereich. Dies bedeutet, dass Zielorte nach dem Verständnis der räumlich-sequenziellen Zielauswahl als Flächen oder Linien modelliert sind. Neben den Interaktionszonen existieren Transitbereiche, welche die Grenzen des Simulationsszenarios definieren und damit die Ein- und/oder Ausgänge des Systems beschreiben. Auch diese sind per Flächen oder Linie zu modellieren. Zielorte sind des Weiteren als Informationsgeber beschreibbar, wie Hinweisschilder und Informationsstände.

Neben den geometrischen Eigenschaften besitzen Interaktionszonen und Transitbereiche, gemeinsam als Zielorte bezeichnet, weitere Informationen, welche als nicht geometrische Randbedingungen für eine Simulation verstanden werden.

Die Eingänge eines Szenarios integrieren ihren *In-Flow*, heißt, die Menge an Personen, die über die Zeit in das Szenario strömen sowie eine Agentenpopulation. Die Population der Agenten

definiert die Verteilung der Grundeigenschaften der Fußgänger, die das System über den Eingang betreten. Typische Eigenschaften sind die Wunschgeschwindigkeit und die Identifikation der sozialen Gruppe eines Agenten. Eine weitere, mit Eingängen verbundene, Annahme ist, dass ein Agent schon vor dem Betreten des Systems existiert hat und deshalb valide Anfangsbedingungen für alle Eigenschaften des Fußgängers gegeben sein müssen. Dieser Umstand kann als *Boundary-Condition* bezeichnet werden.

Ausgänge aus dem System sind Zielorte, welche einen Fußgänger aus der Simulation entfernen. Diese Sichtweise impliziert, dass der Besuch eines Ausgangs den Fußgänger vollständig aus der Simulation entkoppelt.

Die Zielorte, mit denen Fußgänger interagieren können, sind in zwei Verhaltenskategorien eingeteilt, in Verweil- und Warteziele. An Verweilzielen, auch Aufenthaltsziele genannt, positionieren sich Fußgänger im Raum für einen Aufenthalt vor einem Attraktor, beispielsweise einem Schaufenster, einem Straßenkünstler oder einer Hinweistafel. An Wartezielen bilden sich Warteschlangen bezüglich eines Servicepunktes, beispielsweise einem Ticketstand, einer Getränkeausgabe oder einem Informationspunkt. Informationsziele sind eine Erweiterung von bestehenden Zielorten und modellieren einen Informationsgewinn durch die Interaktion mit einem Zielort. Dies ist beispielsweise eine Hinweistafel, die ein Aufenthaltsziel ist, oder ein Informationsschalter, der ein Warteziel ist. Solche Zielorte können räumliche, topologische, präferenzbezogene und zeitliche Informationen des Szenarios und anderer Zielorte während einer Interaktion an den Agenten weitergeben.

Jedes der Zielorte besitzt mindestens einen Präferenztyp. Präferenztypen beschreiben Kategorien von Zielorten, die die identische Aktivität, beziehungsweise Interaktion, anbieten. Eine typische Aktivität einer Präferenz wäre die Nutzung der Sanitäreinrichtung, der Besuch eines Ausgangs in Richtung der Innenstadt oder das Einkaufen an einem Verkaufsstand. Präferenzen können voneinander abhängig sein und damit Prozessketten definieren. Zum Beispiel muss zuerst ein Bahnticket gekauft werden, bevor ein Zug betreten wird. Im Allgemeinen sind Präferenztypen als eine zuweisende Beziehung zwischen einer durch die Präferenz definierten Aktivität und den Orten zu verstehen, an denen die Aktivität ausgeführt werden kann.

Eingänge, Ausgänge und Interaktionsziele können mit zeitlichen Beschränkungen belegt werden. Mit diesem Konzept lassen sich Nutzungsphasen beschreiben, die für die Modellierung alltäglicher Vorgänge, wie das Warten auf öffentliche Verkehrsmittel, typische Essenszeiten, Öffnungszeiten von Läden und Vergleichbares, notwendig sind.

### 4.2.2 Charakteristika des Agenten

Im Folgenden werden die Charakteristika der Agenten und der Agentenpopulationen beschrieben. Eine Agentenpopulation liefert die Grundmenge der möglichen Ausprägung der Eigenschaften eines Fußgängers mittels Verteilungen. Die Definition der Verteilungen je Population ist eine notwendige Randbedingung eines konkreten Simulationsszenarios, wie in Abschnitt 2.9 erläutert.

Ein Szenario ist von Fußgängern mit physischer Repräsentation bevölkert. Die Physis wird üblicherweise als Ellipse oder Kreis modelliert und beinhaltet eine Körperausrichtung, welche durch einen Einheitsvektor charakterisiert ist. Der Körper des Fußgängers ist immer an einem Ort des Simulationsszenarios mittels eines Vektors lokalisiert und seine Bewegung mit Hilfe eines Geschwindigkeitsvektors nachvollziehbar. Des Weiteren ist die Wunschgeschwindigkeit in Form eines Skalars gegeben. Fußgänger besitzen diverse nicht geometrische Eigenschaften, welche in drei Kategorien eingeteilt werden: Soziale Eigenschaften, Wissen über die Umwelt und Verhalten.

Zu den sozialen Eigenschaften gehören die soziale Gruppenzugehörigkeit und die Identifikation der Führungsperson einer sozialen Gruppe. Das Wissen über die Umwelt beschreibt die Ausprägung der zur Verfügung stehenden Informationen über das Simulationsszenario. Dies sind das Wissen über die Geometrie, die Topologie, die Zielzone des Szenarios sowie die Agenten im Szenario. Die Zielinformationen beschreiben das Wissen über Nutzungsphasen und Aktivitätsprozesse von Zielorten. Personen beinhalten Informationen über andere Fußgänger, wie deren Position. Die Geometrie beschreibt die Lokalisation der Hindernisse und der Zielorte des Szenarios. Die Topologie umfasst die Zusammenhänge der räumlichen Strukturen des Szenarios mittels eines Navigationsgraphen. Das Verhalten bildet den aktuellen Handlungsplan und dessen Teilziele ab.

Aus verhaltensorientierter Sicht müssen dem Agenten ein Satz an Mechanismen zur Verfügung stehen, um das vielschichtige Verhalten von Fußgängern umsetzen zu können:

- Agenten müssen sich mittels Bewegungsverhalten über die passierbaren Flächen bewegen können.
- Agenten benötigen Mechanismen zur gezielten Wegfindungen und zur Suche von unbekanntem Orten.
- Agenten müssen sich an Warteschlangen anstellen und eine Aufenthaltsposition vor einem Attraktor zu finden können.
- Die Wahrnehmung des Agenten kann prüfen, ob Simulationselemente sichtbar sind.

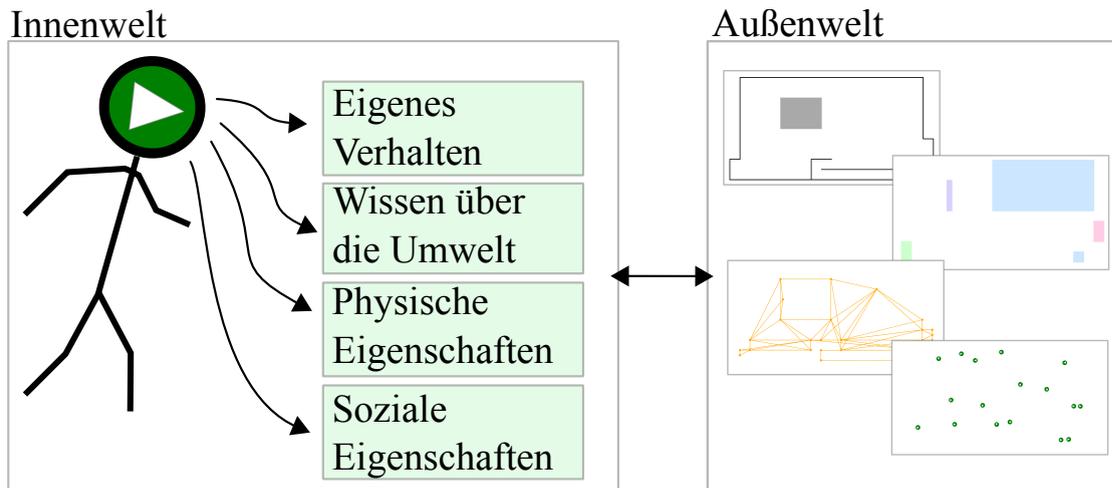


ABBILDUNG 4.2: Überblick über die Charakteristika eines Fußgängeragenten. Der Agent besitzt soziale Eigenschaften, welche nicht physisch im Simulationsszenario abgebildet werden, physischen Eigenschaften, die eine direkte Auswirkung auf den Zustand des Simulationsszenarios haben, ein Verhalten mit direktem Bezug auf andere Simulationsobjekte und Wissen über seine Umwelt, welches dem Agenten bekannte Teilaspekte des Simulationsszenarios beschreibt.

- Agenten müssen in der Lage sein, räumlich-sequenzielle Zielauswahl zu betreiben.

Fasst man die Mechanismen zusammen, beschreiben diese, dass ein Fußgänger Handlungspläne generieren, verarbeiten und durch physischen Besuch und Interaktion abarbeiten können muss.

Betrachtet man die Eigenschaften des Agenten und stellt diese den Szenarienkomponten gegenüber, definiert die innere Repräsentation der Informationen die Notwendigkeit, die äußere Repräsentation eines Szenarios erfassen und verstehen zu können. Die Abbildung 4.2 beschreibt abstrakt alle notwendigen Charakteristika des Agenten sowie den Bezug zum Simulationsszenario.

### 4.3 Kognitive Architektur zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl

Die hier erläuterte spezifische kognitive Architektur beschreibt Konzepte und deren Zusammenhänge, die notwendig sind, um die Zielauswahl von Fußgängern zu modellieren und für Multi-Agenten-Simulationen zugänglich zu machen. Die *Spice*-Architektur löst dabei Problemstellungen, die sich durch die Vereinbarung des Fußgängerverhaltens mit Konzepten der kognitiven Prozesse ergeben, indem eine Struktur und Vernetzung für alle Teilkonzepte gegeben wird. Deshalb dient die Architektur in erster Linie als Vorgehensmodell für die Umsetzung von kognitiven Fußgängeragenten in Computersimulationen, welche das Fußgängerverhalten in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl umfassend adressieren.

In den folgenden Abschnitten wird die Modellierung der *Spice*-Architektur stückweise erläutert. Zuerst wird das Drei-Schichten-Konzept der Verhaltensebenen des Fußgängeragenten erweitert, da die Ebenen beispielsweise das Warteverhalten nicht explizit integrieren. Danach werden die erweiterten Verhaltensebenen strukturell und bidirektional mit kognitiven Prozessen verknüpft. Dies liefert die Grundstruktur der Architektur. Auf Basis der Struktur werden alle Teilmodelle in Verarbeitungszyklen eingeordnet und damit verknüpft.

#### 4.3.1 Erweiterung des Drei-Schichten-Konzepts

Die *Spice*-Architektur verbindet das Drei-Schichten-Konzept der Verhaltensmodellierung von Fußgängern mit kognitiven Konzepten und Modellen der menschlichen Informationsverarbeitung. Dies wird realisiert, indem alle Teilkonzepte in ein Netzwerk aus gekoppelten und verschachtelten Modellen eingebettet werden.

Bevor das Komponentennetzwerk strukturiert werden kann, muss der dreischichtige Ansatz von Hoogendoorn et al. (2001) erweitert werden. Wie bereits in Abschnitt 2.1 erläutert, integriert das Konzept beispielsweise die Modellierungsebenen der Wahrnehmung und des Warteverhaltens nicht explizit. Dies führt dazu, dass das Drei-Schichten-Konzept ungenügend ist, um die räumlich-sequenzielle Zielauswahl mit komplexen Verhaltensstrukturen adäquat abzubilden. Das Drei-Schichten-Konzept wird im Folgenden durch Wahrnehmung und verallgemeinertes taktisches Verhalten erweitert. Die Erläuterungen beziehen sich teils auf die Veröffentlichung von Kielar und Borrmann (2016a)<sup>1</sup>.

Die erste Erweiterung besteht darin, die Wahrnehmung als Modell zu beschreiben und explizit in die Schichten zu integrieren. Die Wahrnehmung kann auf jeder der drei Verhaltensebenen

---

<sup>1</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwertet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.



ABBILDUNG 4.3: Schema des angepassten Konzepts für die Strukturierung des Fußgängerverhaltens nach Hoogendoorn et al. (2001). Die integrierte Wahrnehmung kann *Perceptual-Queries* annehmen und die Wahrnehmungsinformationen als Feedback an die Verhaltensebenen zurücksenden. Dies reduziert die, in der Forschung, unklar definierte bidirektionale Verbindungen zwischen den Modellen auf eine unidirektionale Kopplung.

eine notwendige Rolle spielen, je nach eingesetztem Verhaltensmodell. Die Wahrnehmung ermöglicht es, einem Agenten Ausschnitte seiner Umgebung zu erfassen und in sein Wissen über die Umwelt zu überführen. Die Wahrnehmung umfasst dabei die Prüfung der Sichtbarkeit eines Zielorts, die Ermittlung der Distanz zu einem Simulationsobjekt oder die Schätzung der Personenmenge an einer Lokalität und ist technisch durch räumliche Abfragen gelöst. Hervorzuheben ist, dass durch ein Wahrnehmungsmodul die Kommunikation zwischen den Schichten vereinfacht und der Informationsaustausch der Schichten unidirektional modelliert werden kann. Das heißt, dass der Austausch von aus der Umgebung ableitbaren Informationen nun über die Abfrage von Wahrnehmungsinformationen realisiert werden kann. Ein Beispiel ist das Feedback über das Erreichen eines Zielorts. Diese notwendige Information benötigen taktische Modelle, denn es muss klargestellt werden, ob der Fußgänger eine Zielzone erreicht hat. Dieser Zusammenhang kann und muss unmittelbar über die Wahrnehmung hergeleitet werden.

Die Abbildung 4.3 beschreibt die Integration der Wahrnehmung und dessen Schnittstellen zu den Ebenen, sowie die angepassten Schnittstellen zwischen den Modulen. Die Wahrnehmungsschnittstelle stellt hier allen Modulen *Perceptual-Queries* zur Verfügung.

Betrachtet man das taktische Verhalten aus einer aufgabenorientierten Sichtweise, so kann die Wegfindung als eine räumlich-orientierte Aufgabe definiert werden. Diese Aufteilung kann für taktische Verhaltenskonzepte in Anlehnung an die Taxonomie der menschlichen Wegfindungsaufgaben nach Wiener et al. (2009a) durchgeführt werden. Dabei gibt es Verhaltenskonzepte für die Umsetzung von räumlich komprimierten Aufgaben, wie Warteschlangenverhalten, und

räumlich expandierte Aufgaben, wie die Wegfindung. In der Wegfindung besteht die räumliche Aufgabe im Finden eines zusammenhängenden Pfades, der von einem Startpunkt bis zu einem Zielort verläuft. Auch das Warteverhalten und Verweilverhalten kann mit diesem Ansatz beschrieben werden. Im Warteverhalten muss die räumliche Aufgabe des Teilhabens an einer Warteschlange gelöst werden. Beim Verweilen muss der Fußgänger eine Position zum Aufenthalt aussuchen und erreichen. Als zusätzliche Aufgabe ist die Suche ohne Hilfsmittel zu integrieren. Ohne Hilfsmittel bedeutet hier, dass dem Agenten keine externen Informationen für das Finden seines Zielorts zur Verfügung stehen (Karten, Hinweisschilder oder digitale Geräte). Die Suche beschreibt allgemein die Form der Wegfindung, in welcher der Zielort unbekannt ist.

Mit der Definition der räumlich-orientierten Aufgabe kann die taktische Ebene aufgespannt und generalisiert werden. Die taktische Ebene wird damit als Container für verschiedene Lösungskonzepte gesehen. Der Container aktiviert das richtige Lösungskonzept, je nach anstehender räumlich-orientierter Problemstellung. Die Auswahl des Lösungskonzepts basiert hierbei auf Wahrnehmungsabfragen, allgemeinen Informationen aus dem Gedächtnis und Aufgabeninformationen, die ein strategisches Modell zur Verfügung stellt. Des Weiteren haben alle Lösungskonzepte die identischen Schnittstellen zur operationalen und strategischen Verhaltensebene. Für die Bewegungsmodelle der operationalen Ebenen liefert der Container den nächsten Zielpunkt für die Bewegung und, wenn gewünscht, die Ausrichtung des Torsos des Fußgängers. Das Ausrichtungsziel ist notwendig, wenn Personen die Blickrichtung vorgegeben wird, beispielsweise um die Aufmerksamkeit auf eine Bühne oder eine Hinweistafel zu fokussieren. Abbildung 4.4 beschreibt die Struktur und die Schnittstellen der Verhaltensebenen mit integriertem taktischem Container.

### 4.3.2 Das Grundkonzept der Architektur

Die grundlegende Frage, die bei der Strukturierung der Architektur geklärt werden muss, ist, wie die Verbindung von kognitiven Prozessen mit Fußgängerverhaltensmodellen umgesetzt werden kann. Die Lösung der Problemstellung kann mit einer Aufschlüsselung des Fußgängerverhaltens aus kognitionswissenschaftlicher Sicht ermöglicht werden.

Wie erläutert, beschäftigen sich strategische Modelle mit dem Finden von räumlichen Handlungsplänen, wie auch mit der Revision von Plänen. Jedes der Ziele eines Plans wird schrittweise in einzelne räumliche Aufgaben zerlegt und jede Aufgabe wird durch ein taktisches Modell gelöst. Dies bedeutet, dass im Lösungsprozess eines Agenten das aktuell aktive Ziel des Plans taktisch zergliedert wird. Die taktischen Aufgaben werden beim Lösen in weitere kleine Bestandteile zerlegt, die aus einer Menge von Bewegungszielen mit möglichen Unterbrechungen



ABBILDUNG 4.4: Schema des angepassten Konzepts für die Strukturierung des Fußgängerverhaltens nach Hoogendoorn et al. (2001), welches bereits mit der Wahrnehmung erweitert wurde. Das integrierte Containerkonzept für taktisches Verhalten unterteilt dieses in einzelne Lösungsmethoden für räumlich-orientierte Aufgaben, wie das Anstehen und die Wegfindung. Die Auswahl des korrekten taktischen Verhaltens wird auf Basis von Wahrnehmungsabfragen, allgemeinen Informationen aus dem Gedächtnis und Informationen über den Handlungsort bestimmt.

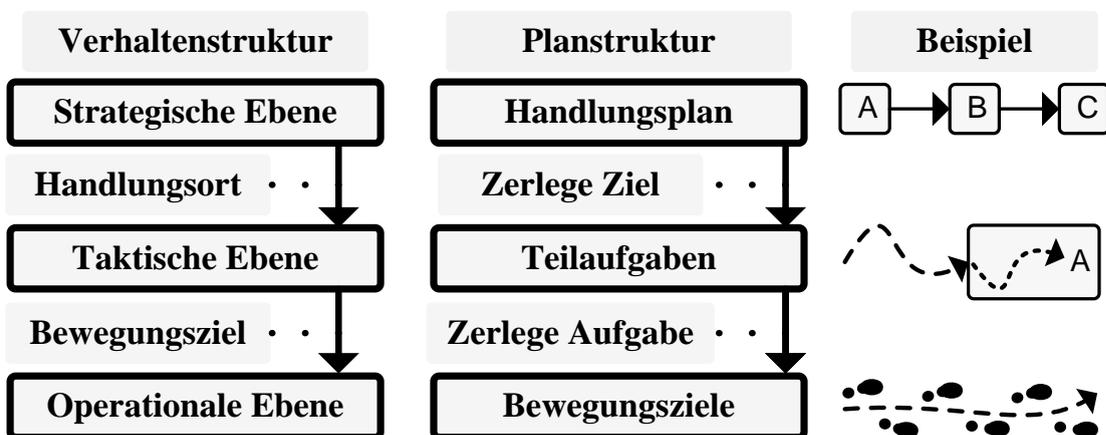


ABBILDUNG 4.5: Gegenüberstellung der Verhaltensstruktur, der Struktur eines Plans sowie einem visualisierten Beispiel für einen Plan. Die hierarchische und stückweise Zergliederung eines Plans in Einzelziele, räumliche Aufgaben und Bewegungsziele ist jederzeit gegeben.

durch Stillstehen, bestehen. Die Abbildung 4.5 stellt das Konzept des Zerlegens bei der Erfüllung von Handlungsplänen in Verbindungen zu den Verhaltensebenen visuell dar. Dass sich die Zerlegung über hierarchische Kompositionsbeziehungen darstellen lässt, wird in Abbildung 4.6 beispielhaft durch mehrere über die Zeit integrierte Momentaufnahmen eines Handlungsplans beschrieben. In Abbildung 4.7 wird die vollständige Erfüllung eines Handlungsplans visualisiert, indem der hypothetische Bewegungspfad eines Fußgängers dargestellt wird.

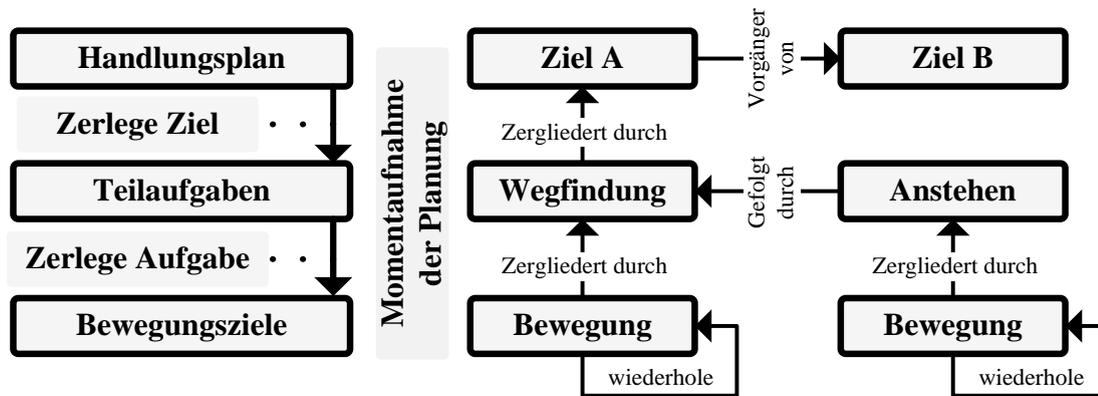


ABBILDUNG 4.6: Eine exemplarische Darstellung eines über die Zeit integrierten Handlungsplans, welcher die Kompositionsbeziehungen des Plans darlegt. Der Handlungsplan besteht hier aus zwei Zielen, A vor B. Das bedeutet, dass A aktiv ist und B noch nicht zerlegt wurde. Die Dekomposition von A stellt die über die Zeit dargestellten Aufgaben und Bewegungen dar. Der Fußgänger bewegt sich zuerst per Wegfindung zum Zielort von A und befindet sich danach in der Warteschlange von A.

Die dargelegte Zerlegung des Handlungsplans als Vorgehen von Fußgängern beim Lösen des Plans, wie sie hier in der erweiterten Strukturierung des Fußgängerverhaltens beschrieben wird, entspricht dem Vorgehen beim *Means-Ends Problem-Solving* von intelligenten Agenten. Wie in Abschnitt 3.2 erläutert, zielt das *Means-Ends Problem-Solving* darauf ab, den aktuellen Zustandsraum schrittweise an die Lösung anzupassen. Dieses Vorgehen ist eine von Menschen üblicherweise angewendete Methode für die Lösung von Aufgaben. In dem vorliegenden Fall des Fußgängerverhaltens stellt der Handlungsplan die zu lösende Aufgabe dar. Durch Zerlegung und Erfüllung betreibt der Fußgänger *Means-Ends Problem-Solving*, heißt, der Agent löst den Plan durch Lösung von Teilproblemen (*Ends*) durch Anwendung seiner zur Verfügung stehenden Mittel (*Means*), welche die taktischen Modelle in Verbindung mit einem operationalen



ABBILDUNG 4.7: Ein exemplarischer Bewegungspfad, der durch die Zerlegung eines Handlungsplans bestimmt wurde. Die verschiedenen räumlichen Aufgaben sind je Ziel aufgeschlüsselt.

Modell sind. Da es in einer Fußgängersimulation möglich ist, dass Ziele und einzelne räumliche Aufgaben aufgrund von äußeren (Umgebung) oder inneren (Agent) Einflüssen revidiert werden müssen, ist ein *Open-Minded Commitment* unabdingbar. Dies bedeutet, dass der Agent die Erfüllbarkeit von Zielen und Aufgaben bewerten muss. Ein letzter wichtiger Aspekt bezieht sich auf die Entstehung der Handlungspläne. Ein Agent erzeugt sich diese dynamisch auf Basis des implizierten Ziels mit der Simulationsumgebung zu interagieren.

Als Schlussfolgerung dieses Abschnitts wird festgehalten, dass Fußgängerverhalten im Kontext der räumlich-sequenziellen Zielauswahl dem Konzept des *Means-Ends Problem-Solving* unter *Open-Minded Commitment* entspricht. Die Handlungsoptionen (*Means*) zur Planerfüllung stammen aus dem Forschungsbereich des Fußgängerverhaltens. Der Plan wird vom Fußgänger eigenständig erzeugt, unter der Annahme, dass der Agent das implizite Hauptziel hat, mit dem Simulationsszenario zu interagieren.

### 4.3.3 Identifikation der Kernmodule

In diesem Abschnitt werden unter Einsatz der Erweiterung der Verhaltensstruktur eines Fußgängers aus Abschnitt 4.3.1 und mit dem Grundkonzept der Architektur aus Abschnitt 4.3.2, alle Module der Architektur beschrieben. Die Module sind für einen kognitiven Fußgängeragent mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl unabdingbar. Im Folgenden wird die Fußgängerverhaltensstruktur mit kognitiven Prozessen verknüpft. Damit werden einzelne Subnetze aus Modulen definiert, welche sich eindeutig den jeweiligen Verhaltensschichten zuordnen lassen.

Ein Gedächtnismodul enthält und verwaltet die dem Agenten zur Verfügung stehenden Informationen in Form von Wissen über Fakten, Zusammenhänge und Handlungen (Lindberg 2013). Das Gedächtnis ist deshalb als Informationsnetz definiert (Anderson 2010; Graf und Schacter 1985; Tulving 1986) und bildet Informationen der Innenwelt und Außenwelt des Agenten ab. Externe Informationen sind beispielsweise räumlich-kognitive Zusammenhänge, wie die topologischen Eigenschaften in Form eines Navigationsgraphen und Informationen über die Selbstlokalisierung des Agenten (Gärling 1999). Das Gedächtnismodul spielt folglich eine zentrale Rolle und ist mit allen Verhaltensebenen des Agenten verbunden. Die gelernten Verhaltensprozesse, welche als prozedurales Wissen eines Menschen hinterlegt sind (Anderson 2010; Willingham et al. 1989), werden in der *Spice*-Architektur nicht expliziert über Regeln im Gedächtnis abgebildet, sondern sind fester Bestandteil des Konzepts. Es wird damit davon ausgegangen, dass Fußgänger bereits Experten im Lösen vom Bewegungsverhalten und taktischem Verhalten sind und diese Fähigkeiten nicht mehr erlernen müssen (Anderson 2010; Anderson 1993). Eine geringe Problemlösungskompetenz kann durch eine Reduktion der Informationen modellieren werden, die ein Agent zur Verfügung hat.

Die Wahrnehmung steht mit allen Verhaltensebenen in Verbindungen und wird in drei Teilmodulen detailliert. Das erste Modul integriert alle Wahrnehmungsmechanismen der Sichtbarkeit, das zweite Modul alle Mechanismen für die Distanzabschätzung und das letzte Modul alle Konzepte für die Abschätzung der Größe von Menschenmengen.

Das operationale Verhalten eines Agenten beschreibt seine Bewegung und damit das von anderen Agenten wahrnehmbare Wirken eines Fußgängers auf dessen Umwelt. Damit ist das operationale Verhalten direkt mit den motorischen Fähigkeiten verbunden. Des Weiteren ist das operationale Verhalten intuitiv und direkt an die Wahrnehmung gekoppelt, da Hindernisse und andere Agenten erkannt werden müssen. Beispielsweise kann ausweichendes Verhalten reflexartig durch Wahrnehmung initiiert werden. Die operationale Ebene hat des Weiteren eine Verbindung zum Gedächtnis des Agenten, da Hindernisse und Bewegungsziele als solche erkannt werden müssen. Die Verbindung zum Gedächtnis ist bidirektional, da die automatische Integration der Position im Raum als Rückkopplung der Motorik gegeben ist (Wang 2004). Neben der Bewegung ist auch das operational gesteuerte Stillstehen einzuordnen, welches für die Interaktion mit Zielorten notwendig ist.

Ebenso wie die operationale Ebene, haben alle taktischen Modelle – nun vereinfacht gemeinsam als taktische Ebene zusammengefasst – eine Verbindung zum Gedächtnis. Die taktische Ebene greift hierbei insbesondere auf topologische Informationen und die Positionierung der Zielorte im Simulationsraum zu. Die taktische Ebene beschreibt die Transformation der räumlichen Aufgaben in Bewegungsziele und ist der Steuerungsmechanismus operationalen Routinen. Damit gibt die taktische Ebene die Existenz eines Moduls zur Ableitung von Handlungsoperationen vor, welches als Operation bezeichnet wird. Es wird davon ausgegangen, dass jeder Fußgänger Experte im Lösen von bewegungsorientierten Handlungen ist und bei gegebenen Informationen automatisch die passende Operation, wie beispielsweise das Wartenverhalten oder die Wegfindung, selektiert. Wahrnehmung ist direkt mit der taktischen Ebene verbunden, da unmittelbar Rückschlüsse über Distanzen gewonnen werden müssen und die eigene Position relativ zu anderen Elementen in der Topologie des Szenarios bestimmt wird.

Die strategische Ebene beinhaltet den größten Anteil an kognitiven Konzepten. Für die Erstellung und Verarbeitung von Handlungsplänen muss umfassend auf Information aus dem Gedächtnis und der unmittelbaren Wahrnehmung zurückgegriffen werden. Neben diesen muss ein Konzept für die Beschreibung von Interessen, Wünschen, Bedürfnissen oder allgemein von Handlungspräferenzen integriert werden. Dieses Modul wird als Präferenz beschrieben. Die gegebenen Informationen des Gedächtnisses werden des Weiteren dazu verwendet, Schlüsse über die Eigenschaften der Zielorten zu ziehen. Beispielsweise können Aussagen abgeleitet werden, welche beschreiben, ob ein Ziel bereits erfüllt wurde oder ob alle Vorgängerpräferenzen des Ziels erfüllt worden sind. Für diese Fähigkeiten ist ein Modul für Schlussfolgerungen erforderlich. Der Kern der Planung der strategischen Ebene besteht aus drei Modulen. Das

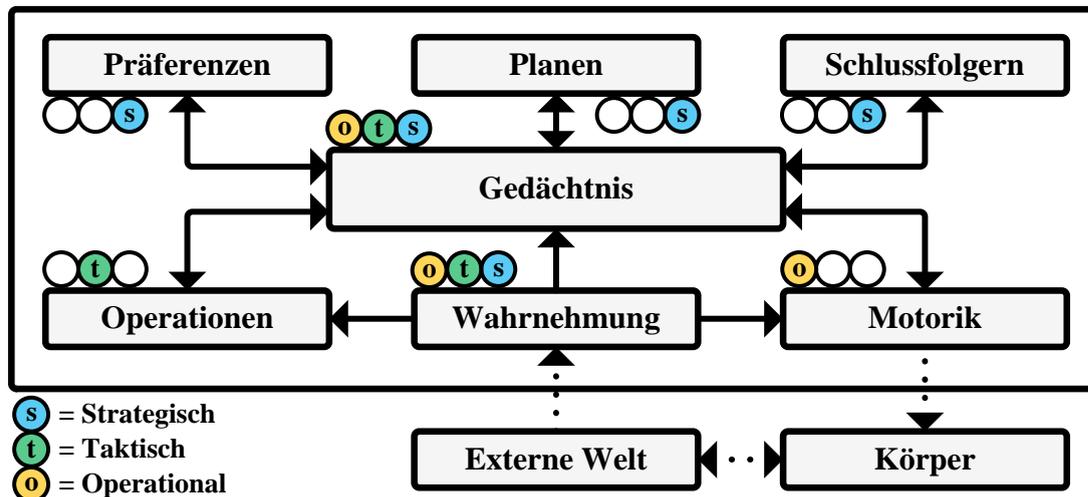


ABBILDUNG 4.8: Die schematische Darstellung der Module und Relationen der *Spice*-Architektur im Kontext der Verhaltensebenen des Fußgängers. Die gefärbten Markierungen an den Modulen beschreibt die Umsetzung der Verhaltensebenen. Hierbei kennzeichnet die orange Farbe die operationale Ebene, die grüne Farbe die taktische Ebene und die blaue Farbe die strategische Ebene. Ein gepunkteter Pfeil symbolisiert Auswirkungen und Informationsflüsse bezüglich der Außenwelt und Physis des Agenten. Ein fester Pfeil beschreibt den Informationsfluss zwischen den Modulen.

erste Modul beschreibt die subjektive Evaluierung der Attribute von Zielorten im Kontext der Planung. Die Evaluierung bezieht sich dabei explizit auf die Forschung von Gärling (1999). Das zweite Modul der Planung umschreibt die Generierung von Plänen unter Berücksichtigung von Randbedingungen, dies bedeutet, das Modul befasst sich mit der Erstellung von Aktivitätsplänen. Das letzte Modul der Planung ist die Revision. Die Revision nutzt die Evaluation und den aktuellen Plan, um festzustellen, ob der derzeit ausgeführte Plan noch gültig ist. Damit setzt die Revision das *Open-Minded Commitment* um.

Betrachtet man die Module, kann das *Means-Ends Problem Solving* durch die Kombination aller Teilmodule erreicht werden. Genauer, das Planungsmodul erzeugt einen Handlungsplan, welcher Teilziele beinhaltet. Teilziele beschreiben den Besuch von Orten, welche mit den taktischen Handlungsroutinen, selektiert im Operationsmodul, erfüllt werden. Die Motorik setzt die Operationen schrittweise um. Der Prozess löst den Plan rekursiv durch Lösen aller Teilziele.

Die Abbildung 4.8 stellt die generelle Struktur und das Komponentennetzwerk der *Spice*-Architektur unter Berücksichtigung der Verbindungen zu den Verhaltensebenen des Fußgängers dar.

#### 4.3.4 Bestimmung der Verarbeitungszyklen

Neben den in Abschnitt 4.3.3 erläuterten statischen Zusammenhängen der *Spice*-Architektur, beschreiben zeitlich-dynamische Aspekte den zweiten Grundpfeiler des Konzepts. Wie von

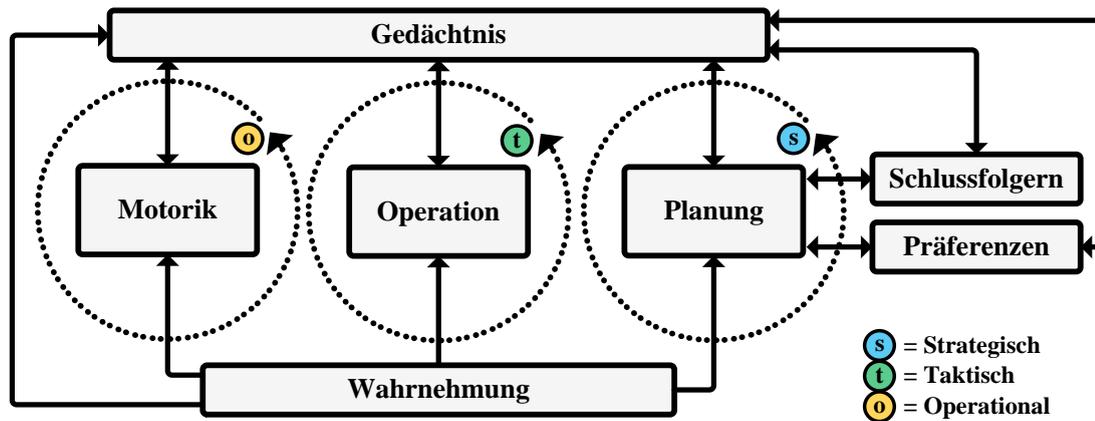


ABBILDUNG 4.9: Die schematische Darstellung der Zyklen in der *Spice*-Architektur im Kontext der Verhaltensebenen des Fußgängers. Die gestrichelten Pfeile beschreiben die definierten Zyklen und die festen Pfeile definieren den Informationsfluss zwischen den Modulen. Hierbei kennzeichnet die orange Farbe den operationalen Zyklus, die grüne Farbe den taktischen Zyklus und die blaue Farbe den strategischen Zyklus.

Russell et al. (2003) und den Architekturen aus Abschnitt 3.3 klar dargelegt, definieren Verarbeitungszyklen die zeitlichen Verarbeitungsprozesse in einer kognitiven Architektur.

Die *Spice*-Architektur integriert drei zentrale Verarbeitungszyklen, einen für jede Verhaltensebene. Alle drei Zyklen arbeiten parallel mit unterschiedlichen Verarbeitungszeiten – ein Ansatz, der die Autonomie der Verhaltensebenen gewährleistet. Die Zeitspanne beschreibt die Dauer bis zur Wiederholung eines Zyklus in einer Simulation und wird entweder extern definiert oder durch die enthaltenen kognitiven Prozesszeiten berechnet. Es kann davon ausgegangen werden, dass operationale Zyklen kürzer als taktische Zyklen und diese kürzer als strategische Zyklen sind. Die stückweise Verkürzung bezieht sich auf die relative Häufigkeit einer Revision in der Ebene des Plans. Operationales Verhalten kann sich schnell und kurzfristig ändern (Bruchteile von Sekunden) und strategische Pläne sind üblicherweise über einen längeren Zeitraum stabil (Sekunden bis Stunden). In Abbildung 4.9 sind alle Zyklen und deren Zugriffe auf die kognitiven Prozesse dargestellt.

Der strategische Zyklus der Abbildung 4.9 integriert alle für die Verarbeitung des Handlungsplans notwendigen Prozesse. Die Wahrnehmung erfasst alle zielrelevanten Informationen. Als nächster Schritt werden die Präferenzen bezüglich aller Zielorte ausgewertet. Der Schlussfolgerungsmechanismus evaluiert danach die bekannten Informationen der Zielorte. Auf der nun gegebenen Informationsmenge verarbeitet das Planungsmodul den aktuellen Plan mit seinen drei Teilmodulen. Die Planinformationen werden danach im Gedächtnis hinterlegt. Die Planungsprozedur kann sich durchaus über mehrere Zyklen erstrecken und somit aus Simulationssicht ein Vielfaches der Zyklendauer überspannen.

Der taktische Zyklus der Abbildung 4.9 fokussiert sich auf die Erfüllung der räumlich-orientierten Teilziele. Die Wahrnehmung erfasst relevante Informationen des Teilziels. Als nächster

Schritt liest das Operationsmodul die Informationen über das aktuelle Teilziel. Sollte die aktuelle Operation angepasst werden müssen, wird diese adaptiert und das Gedächtnis entsprechend aktualisiert.

Der operationale Zyklus der Abbildung 4.9 beschreibt die Kontrolle der Motorik auf Basis des Bewegungsziels. Die Wahrnehmung erfasst die Informationen bezüglich des Bewegungsziels und der Umgebung. Die Motorik verarbeitet die Informationen, führt eine Bewegungsanpassung aus und aktualisiert die Selbstlokalisierung im Gedächtnis.

Da kognitive Architekturen grundsätzlich eine Form der Abstraktion der menschlichen Denkmuster sind, steht die exakte Reihenfolge und eine Erhöhung der parallelen Verarbeitungseinheiten je Zyklus zum Diskurs. Im Kontext einer Fußgängersimulation sind die dargelegten Zyklusstrukturen optimal auf den Einsatz in Multi-Agenten-Simulationen ausgerichtet, da die Zyklen sich auf die drei Verhaltensebenen beschränken.

#### 4.3.5 Einschränkungen der Architektur

Die *Spice*-Architektur umfasst alle notwendigen Komponenten der Kognition und der Fußgängerhaltenssimulation für die Umsetzung eines Modells für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl in Multi-Agenten-Fußgängersimulationen. Dennoch werden vier Konzepte nicht integriert, welche für weitaus umfangreichere Simulationen relevant sein können: Die Emotion, die Kommunikation, die hierarchische Planung und die Aufmerksamkeit.

Affekte und Emotionen sind Faktoren, die die Handlungen einer Person über einen kurzen oder langen Zeitraum beeinflussen können (Baumeister et al. 2007). So können die Bewegung und die Zielfindung fundamental durch Emotionen beeinflusst werden. Beispielsweise können Personen unter positiven oder negativen Gefühlen ihre Bewegungsgeschwindigkeit unbewusst adaptieren (Fu et al. 2016) und die Zielfindung kann durch negative oder positive Emotionen eine weitere Dimension erhalten (Abdelhak et al. 2012; Tsai et al. 2011). Im Allgemeinen haben im Kontext der Fußgängerbewegung die körperliche Beengung, Angst und Stress einen entscheidenden Einfluss auf das Verhalten von Personen in sehr dichten Menschengruppen und in Evakuierungssituationen (Alonso-Marroquín et al. 2014; Helbing et al. 2007; Helbing und Mukerji 2012). Hierbei muss der Diskurs über die *Panik* in Menschenmengen während Unglücksfällen vielschichtig geführt werden, denn nach Mawson (2005) sowie Reicher (2012) sind soziale Bindungen zwischen Personengruppen wie Familien und Gleichgesinnten (Sivers et al. 2014) der Einflussfaktor für das Verhalten von Personen während Gefahrensituationen und Unglücken.

Für eine umfassende soziale Interaktion ist Kommunikation notwendig, welche direkt mit der Verarbeitung von Sprache sowie nonverbalen Signalen verbunden ist (Anderson 2010). Zwar kann in einer Fußgängersimulation über das Wahrnehmen von Handlung und das Abrufen von

Gedächtnisinformationen eine Form der Kommunikation und des gegenseitigem Verstehen etabliert werden, dennoch ist eine explizite Kommunikationsform ein integraler Bestandteil einer auf soziale Aspekte fokussierten Simulation. Das bedeutet, für die Integration komplexer sozialer Interaktion, wie sie auch von Wijermans (2011) diskutiert wird, ist Kommunikation ein wichtiger Teilaspekt. Nichtsdestotrotz ist durchaus zu evaluieren, inwieweit eine Fußgängersimulation durch Integration von kognitiver Sprachverarbeitung tatsächlich profitiert und ob ein einfaches Sprachkonzept in Form einer Agentensprache genügt.

Eine bisher in der Architektur nicht direkt adressierte Planung erweitert das Drei-Schichten-Konzept der Fußgängerforschung weiter und beschreibt die Erweiterung der strategischen Zielauswahl zu einer hierarchischen Planung. So ist es durchaus üblich, dass ein Fußgänger für den Innenraum eines Geschäfts einen räumlich-sequenziellen Plan hat und gleichzeitig einen räumlich-hierarchisch höheren Plan für seine Aktivitätsreihenfolge einer Einkaufspassage besitzt. Eine Erweiterung des Drei-Schichten-Konzepts der Fußgängerforschung und eine Integration der Erweiterung kann zu einer Verbesserung der Simulationsleisten von Modellen auf Basis der *Spice*-Architektur in geographisch-räumlich und zeitlich expandierten Anwendungsszenarien führen. Dies bedeutet, dass die *Spice*-Architektur für das Reiseverhalten von Personen im Kontext städtischen Transportplanung, wie in Abschnitt 2.8.2 erläutert, eingesetzt werden kann.

Die Einflüsse der inneren und äußeren Gegebenheiten eines Agenten können die gerichtete Aufmerksamkeit verändern und damit die Lösungskompetenz des Fußgängers beeinflussen (Anderson et al. 1997; Sperling und Weichselgartner 1995). Eine Erweiterung der Architektur mit Aufmerksamkeitskomponenten führt zu Verbindungen zu allen Teilmodulen und damit zu Veränderungen der Verarbeitungszeitspannen und der Qualität der Prozesse eines jeden Teilmoduls. Dies verändert die Genauigkeit verschiedener Prozesse und gestattet Fehlverhalten und Fehlinterpretationen zu simulieren.

#### 4.3.6 Zusammenfassung der Architektur

Betrachtet man die Komplexität der räumlich-sequenziellen Zielauswahl in Fußgängersimulationen unter kognitiven Gesichtspunkten, so sind eine Menge von vernetzten Modulen erforderlich, um eine adäquate kognitive Architektur zu modellieren, die das Verhalten beschreiben kann. Die Module der Architektur sind das Gedächtnis, die Wahrnehmung, die Präferenz, das Schlussfolgern, die Planung, die Operation und die Motorik. Jede Verhaltensebene des Fußgängers wurde eindeutig einem Satz von Modulen zugeordnet und damit in dem Netz der Komponenten verankert. Die Errungenschaft in der Umsetzung der Architektur war es durch die Erweiterungen des drei Schichten Konzepts eine eindeutige Abstimmung zwischen den Ebenen

des Fußgängerverhaltens und den kognitiven Prozessen zu identifizieren, welche dem Agenten die Fähigkeit einer *Means-Ends Problem-Solving* und *Open-Minded Commitment* basierten Planung ermöglicht.

Die Module sind in drei zentrale Verarbeitungszyklen angeordnet, welche sich an der dreischichtigen Struktur des Fußgängerverhaltens anlehnen. Jeder der Zyklen befasst sich explizit mit einem anderen Teil des Handlungsplans. Der strategische Zyklus erstellt, bewertet und revidiert Handlungspläne auf Basis der Wahrnehmung, der Präferenzen, des Schlussfolgerns und des bestehenden Wissens des Gedächtnisses. Der taktische Zyklus selektiert adäquate taktische Verhaltensoperationen, wie das Anstehen oder die Wegfindung, und greift dabei auf die Wahrnehmung und gespeicherte Gedächtnisinformationen zurück. Damit befasst sich der taktische Zyklus mit der Zerlegung des aktuellen Ziels in Bewegungsaufgaben. Die Lösung der Bewegungsaufgaben wird durch den operationalen Zyklus realisiert. Der Zyklus beschreibt die Steuerung des Körpers mittels der Motorik auf Basis der Wahrnehmung und den Informationen des Gedächtnisses

Die *Spice*-Architektur setzt die Anforderungen der Fußgängersimulationen um, indem die drei Verhaltensschichten sowie allgemeine Anforderungen des Simulationskontextes, eingearbeitet wurden. Die Architektur umfasst alle notwendigen Mechanismen, die für eine Fußgängersimulationen benötigt werden. Das bedeutet, dass ein Simulationsmodell auf Basis der Architektur die Verhaltensprozesse eines Fußgängeragenten in komplexen Simulationen, die eine räumlich-sequenziellen Zielauswahl einschließt, abbilden kann.

## 4.4 Modell der räumlich-sequenziellen Zielauswahl

Die *Spice*-Architektur beschreibt ein Vorgehensmodell für die Umsetzung von Modellen für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl in Multi-Agenten-Fußgängersimulationen. Die Implementierung der Architektur in Form des konkreten *Spice*-Modells, wird in diesem Abschnitt beschrieben.

Für die Umsetzung des Modells müssen alle Module der Architektur mit Modellen beschrieben werden und dies unter der Beachtung der Anforderungen und Randbedingungen für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl aus den Abschnitten 4.1 und 4.2. Des Weiteren sind alle Teilmodelle unter den Gesichtspunkten der kognitiven Modellierung und der Fußgängerbewegung zu konzipieren. Zusammengefasst bedeutet dies, dass die Implementierung der Module und Zusammenhänge der *Spice*-Architektur eine Balance zwischen dem Detaillierungsgrad der kognitiven Modelle und den Anforderungen des Anwendungsgebiets der Multi-Agenten-Fußgängersimulation, erfordert (Bonabeau 2002).

Die folgenden Abschnitte beschreiben die Umsetzung der Module der Architektur mit Modellen. Begonnen wird mit einem Überblick über die Module. Danach werden die Elemente und Vernetzungen des Gedächtnisses erläutert, da alle Module mit diesem interagieren. In den nächsten Schritten werden die Wahrnehmung, die Präferenz und das Schlussfolgern erläutert. Anschließend wird die Planung ausführlich behandelt. Zum Schluss werden das Operationsmodul und die Motorik durch Fußgängerverhaltensmodelle beschrieben.

### 4.4.1 Überblick über die Teilmodule

Das *Spice*-Modell implementiert die *Spice*-Architektur. Auf Basis dieser Prämisse lassen sich zu jedem Modul der Architektur korrespondierende Modelle einsetzen, welche in den folgenden Abschnitten ausführlich erläutert werden. Für ein genaueres Verständnis der Zusammenhänge stellt die Abbildung 4.10 alle Beziehungen zwischen den Modellimplementierungen und den Architekturmodulen her.

Als weiterer und übergeordneter Konzeptionsaspekt des *Spice*-Modells müssen die Zyklen aus Abschnitt 4.3.4 adressiert werden. Jedem Zyklus wird je eine zeitliche Ausführungsvariable  $t_s$  (strategisch),  $t_t$  (taktisch) und  $t_o$  (operational) zugeordnet. Die Variablen beschreiben die Zeitspanne der Verarbeitungsdauer eines Zyklus in Simulationszeit als Vielfaches des allgemeinen Simulationszeitschritts  $t_c$ .

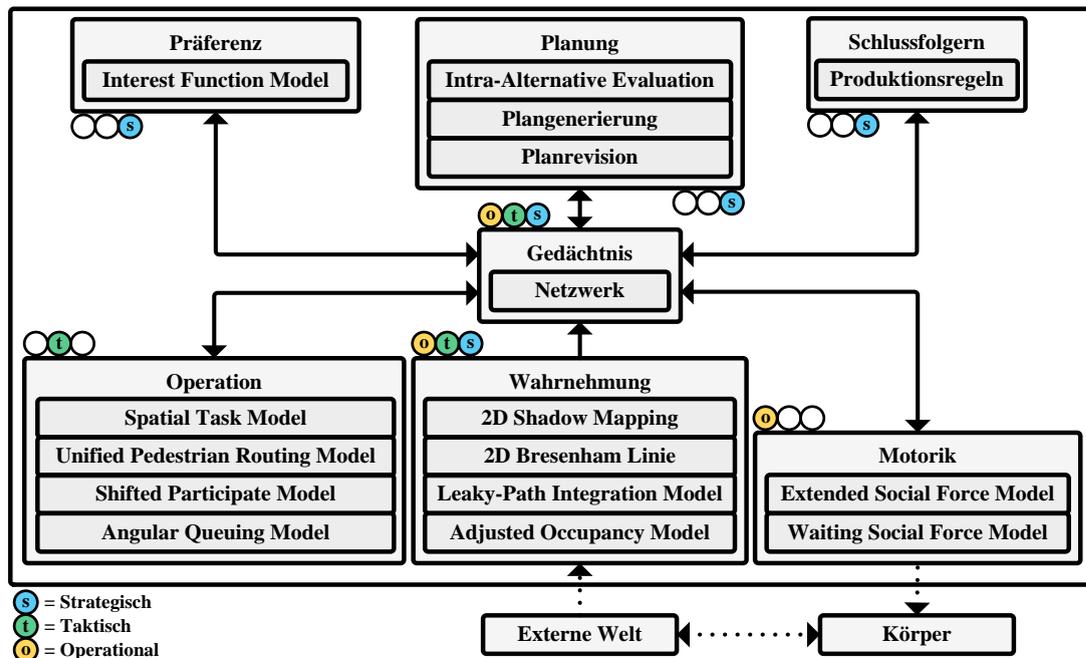


ABBILDUNG 4.10: Die schematische Darstellung aller Teilmodule und Relationen des *Spice*-Modells. Die Strukturierung folgt den Vorgaben der *Spice*-Architektur. Eine eingefärbte Markierung an den Modulen beschreibt die Vorgabe der Verhaltensebenen durch die Architektur. Hierbei kennzeichnet die orange Farbe die operationale Ebene, die grüne Farbe die taktische Ebene und die blaue Farbe die strategische Ebene. Ein gepunkteter Pfeil symbolisiert Auswirkungen und Informationsflüsse bezüglich der Außenwelt und der Physis des Agenten. Ein fester Pfeil beschreibt den Informationsfluss zwischen den Modulen.

#### 4.4.2 Modellierung des Gedächtnisses

Das Gedächtnis beschreibt ein Netzwerk aus Informationsstrukturen, welche dynamisches und statisches Wissen fassen und die ein Agent in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl benötigt. Des Weiteren wird durch das Gedächtnis der Zugriff durch Module auf die Wissensstrukturen definiert.

Die Inhalte des Gedächtnisses ergeben sich aus den allgemeinen Beschreibungen der Elemente einer Fußgängersimulation mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl, welche in Abschnitt 4.2 beschrieben worden. In diesem Abschnitt werden die aus der allgemeinen Beschreibung abgeleiteten Wissensstrukturen mittels einer an die *Unified Modeling Language* (UML) (Rumbaugh et al. 2004) angelehnte Notation modelliert. Die Wissensstrukturen umfassen des Weiteren die notwendigen Elemente für die Implementierung des *Spice*-Modells. Deshalb ist das Gedächtnis im Folgenden für die in dieser Arbeit eingesetzten Teilmodelle konzipiert<sup>2</sup>.

Im *Spice*-Modell ist das Gedächtnis als Netz aus Wissensstrukturen modelliert, welche Informationen speichern, sowie ein Prozess, der anderen Modulen Zugriff auf vordefinierte Teile

<sup>2</sup>Jedes Teilmodell des *Spice*-Modells kann mit alternativen Modellen ausgetauscht werden, welche in weiterführender Forschung entwickelt werden können. Der Austausch eines Teilmodells erzwingt unter Umständen das Wissensstrukturen des Gedächtnisses mit weiteren Informationen ergänzen werden müssen.

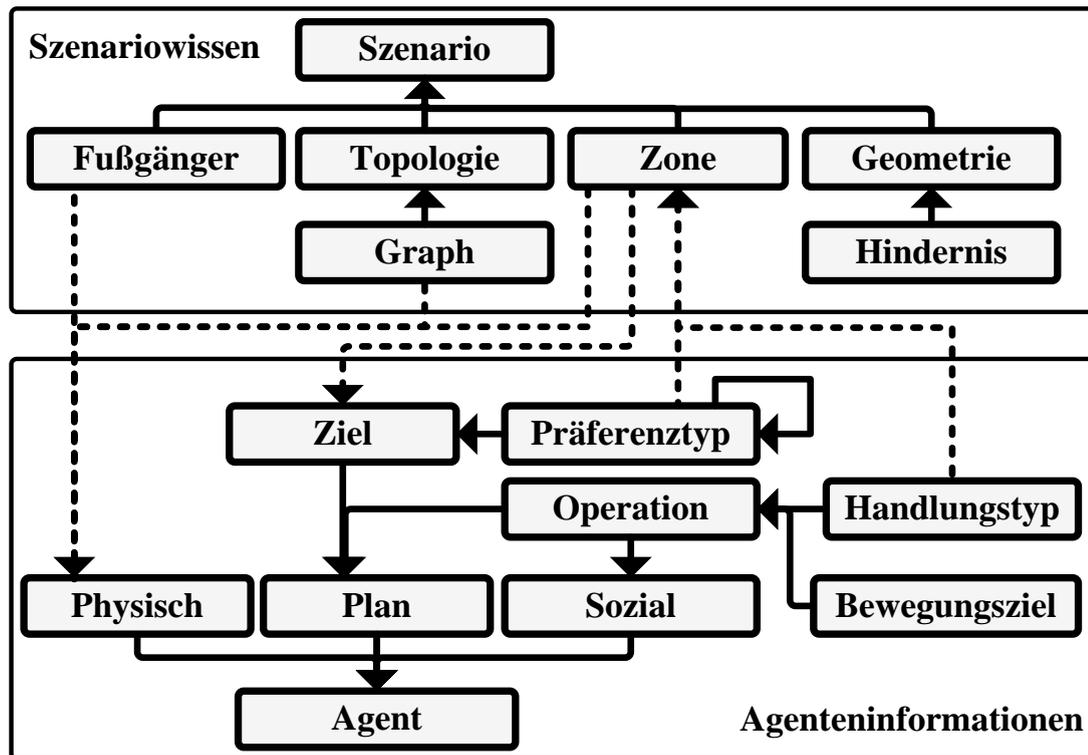


ABBILDUNG 4.11: Die generelle Struktur des Gedächtnisses eines Agenten. Die teils statischen und teils dynamischen Informationen sind miteinander vernetzt und bilden dadurch Beziehungen zwischen Wissen ab. Ein gerichteter Pfeil definiert eine Relation, die beschreibt, dass eine Informationsstruktur an der Spitze eines Pfeils die Informationsstruktur am Beginn des Pfeils hierarchisch einbindet (*ist Teil von Beziehung*). Gestrichelte Pfeile modellieren den Übergang zwischen Szenariowissen zu Agentenwissen und vice versa.

des Informationsnetzes gewährt. Dabei beinhalten die Wissensstrukturen Informationen bezüglich des Szenarios und des Agenten. Die Informationen lassen sich in zwei Kernkategorien einordnen: Dynamisch und statisch. Statische Informationen beschreiben Faktenwissen, das sich über die Zeit nicht verändert. Dies modelliert das Langzeitgedächtnis. Dynamische Informationen verändern sich in Abhängigkeit von der Position des Agenten, den Positionen anderer Agenten und der Zeit. Dies modelliert das Kurzzeitgedächtnis. Alle Informationen sind im Gedächtnis vernetzt und bilden hierdurch Beziehungen, die komplexere Wissenszusammenhänge beschreiben.

Die Kernstruktur des Wissensnetzes des Gedächtnisses, ohne explizite Ausprägung der Gedächtniselemente, wird in Abbildung 4.11 dargestellt. Eine Detaillierung der Struktur wird in den folgenden zwei Abschnitten erläutert.

#### 4.4.2.1 Modellierung der Szenarioinformationen

Die Szenarioinformationen beschreiben im Kern vier Kategorien von Wissen: Die Szenariogeometrie, die Szenariotopologie, die Zonenkontexte und andere Agenten. Die Abbildung 4.12

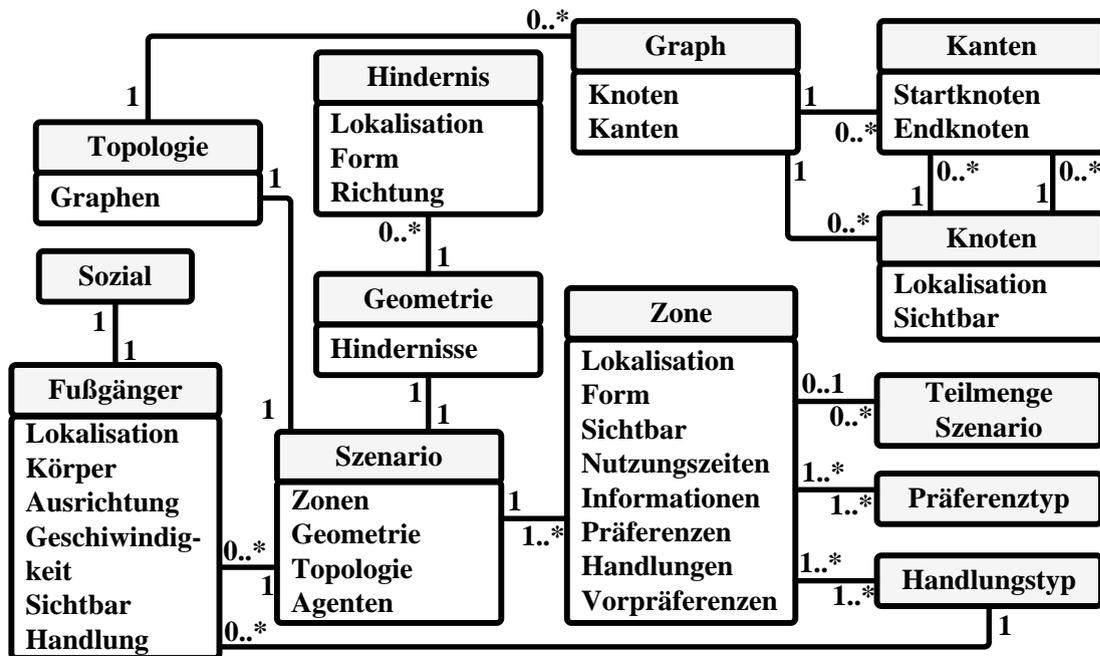


ABBILDUNG 4.12: Die Struktur des Gedächtnisses hinsichtlich des Szenariowissens. Die Inhalte des Gedächtnisses spiegeln immer den aktuellen Wissensstand des Agenten über das Szenario wieder. Die Verbindungen zur Sozial, Präferenz und Handlung geht in das Gedächtnis der Agenteninformationen über. Die Verbindung zu einer Teilmenge des Szenarios wird genutzt, um Inhalte von informationsgebenden Zielzonen zu beschreiben. Für die Grafik wurde eine Adaption der UML Notation für Assoziationen und Klassen eingesetzt.

beschreibt die Netzstruktur des Gedächtnisses eines Agenten bezüglich der Szenarioinformationen, welche im Folgenden aufgeschlüsselt werden. Die aktuellen Wissensinhalte der Informationsstruktur der Szenarioinformationen modelliert grundsätzlich den aktuellen Wissensstand eines Agenten. Weiter unten im Text wird dieses Konzept näher erläutert.

Der Szenarioraum ist zweidimensional. Sollten mehrere Stockwerke oder zusammenhängende, als einzeln beschreibbare Ebenen existieren, sind diese unabhängig voneinander als weitere Instanz des Szenariowissens zu beschreiben.

Die Szenariogeometrie summiert die Informationen über physisch erfassbaren Hindernisse. Dynamische Hindernisse beschreiben temporär oder durch Ereignisse entstandene Blockaden der passierbaren Bodenflächen. Des Weiteren kann Hindernissen eine Richtung gegeben werden, um sie nur in eine Richtung blockierend zu beschreiben. Dies gestattet es, Szenarien mit Drehtüren oder Sicherheitstüren an Flughäfen zu modellieren.

Die Topologie beschreibt die räumlichen Zusammenhänge eines Szenarios mittels einem Navigationsgraphen. Es wird deshalb davon ausgegangen, dass die Methoden der Generierung von Graphen ein ausreichend genaues Abbild der topologischen Strukturen des Szenarios wiedergeben (Aumann und Kielar 2016; Kneidl et al. 2012). Im Kontext von dynamischen Hindernissen müssen die Graphen adaptiert werden. Das bedeutet, es müssen Kanten geschlossen oder

geöffnet sowie Knoten neu positioniert werden.

Die Zonenkontexte beinhalten neben geometrischen auch die zielrelevanten Informationen der Zone. Jede Zone, ob nun Wartebereich, Aufenthaltsbereich, Informationsziel oder Transitbereich, ist einem Ort zugeordnet. Der Ort besitzt eine physische Ausdehnung. Des Weiteren hat jede Zone Nutzungszeiten, mit denen beispielsweise Öffnungszeiten modelliert werden können, und ist einem oder mehreren Präferenztypen und Handlungstypen zugeordnet. Handlungstypen beschreiben eine gelernte Relation zwischen Handlung und Ort und damit die geforderte Verhaltensroute in Form einer prozeduralen Wissenskomponente (Willingham et al. 1989). Zusätzlich dürfen einem Zielort notwendige Vorpräferenzen zugewiesen werden. Hierdurch bildet sich implizit durch Verkettung von Aktivitäten an Zielorten die Abhängigkeiten zwischen Präferenzen das episodische Wissen ab (Tulving 1986).

Die Positionen der anderen Agenten beschreiben die Lokalisation anderer Fußgänger im Simulationsraum. Dabei wird der Körper des Agenten als Kreis beschrieben sowie die Torsoausrichtung, die Bewegungsgeschwindigkeit und die Lokalisation mittels Vektoren. Durch eine Verknüpfung der sozialen Personeninformationen mit einem Fußgänger im Szenarioraum kann mit Hilfe der Wahrnehmung die Gruppenzugehörigkeit eines Agenten erfasst werden. Ein Agent exponiert des Weiteren immer eine Handlung, welche von anderen Agenten interpretiert werden kann.

Ein wichtiger Punkt im Kontext der Szenarioinformationen ist die Ausprägung des Wissens, welches ein Fußgängeragent über das System hat. Wird ein globales Wissen angenommen, so enthält das Gedächtnis das volle Abbild der Szenarioinformationen. Dieser einfache Fall genügt durchaus für Simulationen, in denen Lerneffekte nicht notwendigerweise ein Teil des Untersuchungsgegenstands sind. Bei nicht vollständigem Wissen gestatten es Wahrnehmungsabfragen, die Informationen der Umgebung ausschnittsweise in das Gedächtnis des Agenten zu übertragen. In diesem Kontext sind Informationsziele, welche als Erweiterung der Wartebereichs- oder Aufenthaltsziele modelliert sind – ein Mechanismus, um die Szenarioinformationen eines Agenten anzureichern. Dies wird über den Zusammenhang zwischen dem Informationsattribut einer Zone und einer Teilmenge der Szenarioinformationen explizit modelliert. Bei unvollständigem Wissen ist das Szenariowissen des Agenten reduziert. Die Anpassung des Vorwissens wird in einer Agentenpopulation definiert. Im Kontext der Wissensausprägung des Szenarios können des Weiteren Lerneffekte sowie Effekte des Vergessens mit einbezogen werden. Im *Spice*-Modell werden im Allgemeinen keine komplexen Lernmechanismen adressiert, diese könnten jedoch durch verschiedene kognitive Modelle als Teil des Gedächtnisprozesses implementiert werden (Anderson 1983; Anderson 1993; Laird 2008).

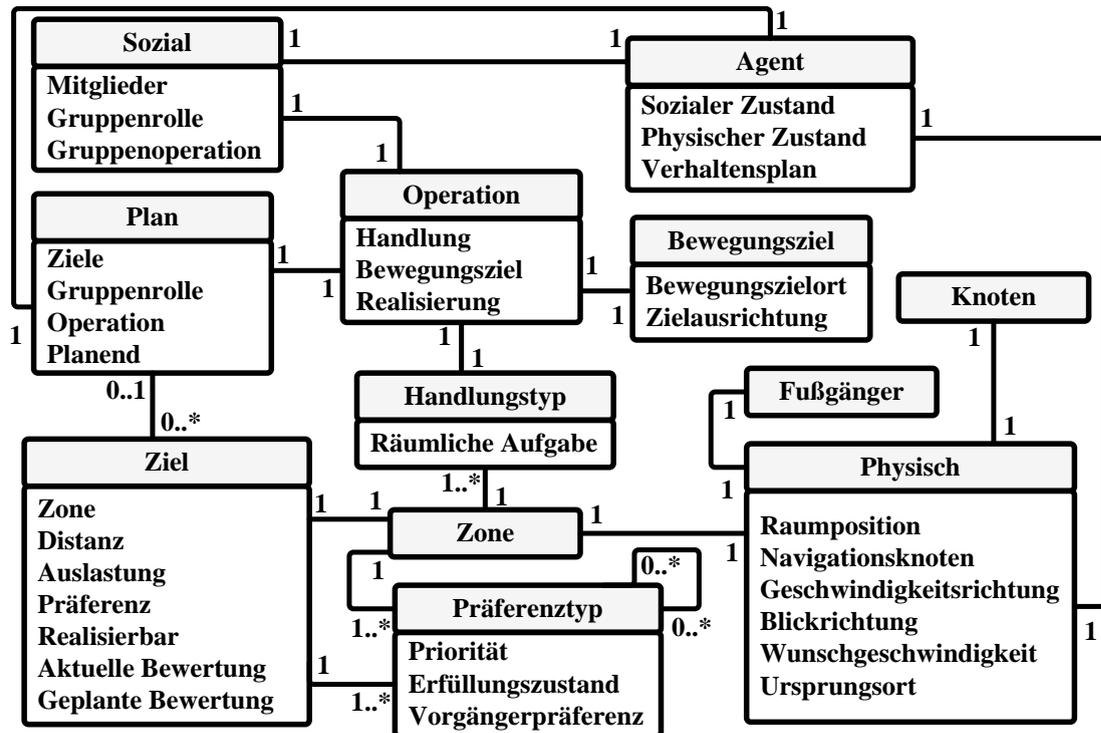


ABBILDUNG 4.13: Die Struktur des Gedächtnisses hinsichtlich der Agenteninformationen, welche aus Verhaltensplan, sozialem Zustand und physischem Zustand besteht. Die Inhalte des Gedächtnisses beschreiben die Abbildung des Agentenwissens über eigene Charakteristika. Die Verbindungen zur Zone und zum Fußgänger vernetzen die Wissensstrukturen der Agenteninformationen und der Szenarioinformationen. Für die Grafik wurde eine Adaption der UML Notation für Assoziationen und Klassen eingesetzt.

#### 4.4.2.2 Modellierung der Agenteninformationen

Die Eigenschaften eines Agenten beziehen sich auf alle Informationen, die dem Agenten als soziale Charakteristika, physische Repräsentation und gegenwärtiges Verhalten zugeordnet werden können. Die Abbildung 4.13 beschreibt die Netzstruktur des Gedächtnisses eines Agenten bezüglich seiner Charakteristika.

Die sozialen Interaktionen im *Spice*-Modell werden durch die taktischen und operationalen Modelle individuell gelöst. Die strategisch-soziale Planung wird hingegen mit dem *Leader Principle* modelliert. Um dies umzusetzen, ist jeder Agent einer sozialen Gruppe zugeordnet, bestehend aus mindestens einer Person, die soziale Zustände besitzt. Jeder Agent kennt seine soziale Gruppe, seinen Status in der Gruppe und die taktische Operation, die die Gruppe durchführt, beispielsweise die Wegfindung. Es ist einem Agenten des Weiteren möglich, seine Gruppenmitglieder über die Relation zu den Agenten im Szenariowissen zu identifizieren.

Der Zustand der physischen Repräsentation definiert den Körper als einen Kreis, bestehend aus einem Radius, einem Positionsvektor, der Bewegungsrichtung mit einem Geschwindigkeitsvektor und der Blickrichtung mit einem Einheitsvektor. Die Lokalisation des Agenten wird

durch einen aktuellen Navigationsknoten (topologisch) und einem Ortsvektor (physisch) beschrieben. Die Wunschgeschwindigkeit modelliert einen wichtigen Einflussfaktor für operationale Modelle und der Ursprungsort definiert die Transitzone (Eingang), an dem der Agent das Szenario betreten hat, womit dieser in Relation mit dem Szenariowissen gesetzt wird.

Der Verhaltenszustand eines Agenten beinhaltet einen Handlungsplan mit Teilzielen. Die Teilziele hinterlegen zusätzlich dynamischen Eigenschaften der Zielorte. Diese Wissensstruktur ist ein Kernaspekt für die Umsetzung der räumlich-sequenziellen Zielauswahl nach Strukturierung des Fußgängerverhaltens nach Abschnitt 4.3.2. Der Plan besitzt konkret eine Reihe von Zielen, hierbei ist das erste Ziel das aktuell aktivierte. Folglich beschreibt die aktuelle taktische Operation das Verhalten zur Realisierung des Ziels. Zusätzlich wird im Plan hinterlegt, ob der Planungsvorgang gerade durchgeführt wird. Die aktive taktische Operation besitzt einen Handlungstypen, der die räumliche Aufgabe an der Zielzone beschreibt, und das aktuelle Bewegungsziel, bestehend aus Zielpunkt und Zielausrichtung.

Die Ziele eines Plans beinhalten die für die Modellierung des strategischen Verhaltens notwendigen Eigenschaften. Hierzu zählt eine Relation zur physischen Repräsentation des Ziels, damit die Zone beziehungsweise der Zielort. Auch umfasst ein Ziel fünf planungsrelevante Komponente: Die Präferenz, die Distanz, die Auslastung, die Realisierbarkeit, die aktuelle Bewertung und die geplante Bewertung. Die Präferenz setzt sich aus dem Präferenztyp, der Ausprägung der subjektiven Priorität, den möglichen Vorgängerprioritäten und dem Erfüllungszustand zusammen. Der Erfüllungszustand beschreibt, ob die Präferenz nur einmal erfüllt werden kann, bereits erfüllt wurde oder mehrfach erfüllbar ist. Die Distanz eines Ziels beschreibt die geschätzte Entfernung zum Zielort. Die Auslastung modelliert die geschätzte Wartezeit am Zielort, wobei hier gleichermaßen der geschätzte Füllgrad einer Aufenthaltszone beschrieben wird. Die Realisierbarkeit vermerkt die Information, ob ein Zielort zum aktuellen Zeitpunkt die Möglichkeit zur Interaktion ermöglicht. Die aktuelle Bewertung beschreibt die Integration aller Attribute eines Zielorts in einer vergleichenden Variablen über den Verlauf der Simulation und die geplante Bewertung zum Zeitpunkt der letzten Planung.

#### 4.4.3 Modellierung der räumlich-visuellen Wahrnehmung

Die visuelle Wahrnehmung ist die zentrale Schnittstelle des Agenten für die Aufnahme von externen Informationen. Im Kern befasst sich die Wahrnehmung mit Prüfung der Sichtbarkeit von Simulationsobjekten sowie mit der Einschätzung von Distanzen zu Zielorten und der Größe der Menschenmenge an Zielorten.

Die Sichtbarkeitsabfragen erlauben es zu überprüfen, ob ein Agent einen anderen Agenten, einen Zielort oder einen Knoten des Navigationsgraphen erblicken kann. Die Bedeutung der Agent-zu-Agent und Zielort-zu-Agent Sichtbarkeit ist intuitiv verständlich. Die Sichtbarkeit

im Kontext eines Knotens des Navigationsgraphen, welcher die topologischen Eigenschaften des Szenarios abbildet, beschreibt das Erblicken der Umgebung des Knotens. Exemplarisch bestätigt die positive Sichtbarkeitsabfrage eines Knoten, dass der Agent die Kreuzung (Knoten) in Abhängigkeit der angrenzenden Straßenzüge (Kanten) visuell erfassen kann.

Die Wahrnehmung erlaubt es, Schätzungen durchführen. Dies sind einerseits Schätzungen bezüglich der Luftlinien- sowie der Reisedistanz zu Simulationsobjekten und andererseits Schätzungen bezüglich der Größe von Menschenmengen und Warteschlangen. Die Schätzungen werden insbesondere im Rahmen des strategischen Verarbeitungszyklus eingesetzt.

Nicht Teil der Wahrnehmung im *Spice*-Modell ist das komplexe Zusammenspiel des Abgleichs der durch Licht in die Augen eintretende Informationen mit den Gedächtnisinformationen für das Wiedererkennen von Objekten (Anderson 2010). Das Modell setzt auf einer höheren Abstraktionsebene an und es wird beispielsweise davon ausgegangen, dass ein Agent automatisch Hindernisse und Zielzonen differenzieren kann. Eine hoch detaillierte Simulation des Wahrnehmungsprozesses wäre mit dem dadurch generierten rechentechnischen Aufwand nicht zielgerichtet, wie in Abschnitt 2.6 adressiert.

Es wird des Weiteren aus kognitiver Sicht davon ausgegangen, dass der Agent visuelle Informationen kontinuierlich aktualisiert. Diese Sichtweise ist im Einklang mit der Forschung über die automatische Aktualisierung der räumlichen Gedächtniskomponenten (Wang 2004). Das bedeutet, dass ein Agent die Informationserfassung durch die visuelle Wahrnehmung ohne bewusste aktive kognitive Steuerung durchführt. Dieses Konzept wird mit einer Erweiterung durch gerichtete Aufmerksamkeit in zukünftiger Forschung neu gestalten.

#### 4.4.3.1 Modellierung der Sichtbarkeit von Objekten

In Abschnitt 2.6 der visuellen Wahrnehmung wurden die Standardansätze für Wahrnehmung im Fußgängerkontext erläutert. Das grundlegende Vorgehensmodell liegt darin, einen räumlichen Wahrnehmungsbereich zu definieren und auf dessen Basis Sichtbarkeitsabfragen auszuführen. Ein Bereich könnte beispielsweise ein Kreisausschnitt sein. Im *Spice*-Modell wird kein Wahrnehmungsbereich eingesetzt, sondern mit *Shadow Mapping* (Williams 1978) im kontinuierlichen Raum und mit *Bresenham*-Linien (Bresenham 1965) auf Gitternetzen gearbeitet. Zuerst wird im Folgenden der abweichende Ansatz begründet und danach die Methoden dargestellt.

Der abweichende Ansatz wurde aus zwei Gründen gewählt. Die Sichtbarkeitsabfragen sind grundsätzlich rechenintensiv. Je nach Genauigkeit der Abfragen und gegebener räumlicher Datenstruktur zeigte sich in Testsimulationen, dass die Sichtbarkeitsmethoden die Simulationsperformanz stark beeinflussen. Durch den Einsatz von *Shadow-Mapping* für die Sichtbarkeit zwischen Agenten und Zielzonen wurde die Berechnungsphase in eine Vorverarbeitung

ausgelagert. Dies führt bei Sichtbarkeitsabfragen zu einer linearen Zeitkomplexität. Der zweite Grund liegt darin, dass Agenten mit Wahrnehmungsbereichen daran gehindert werden, Simulationsobjekte außerhalb des Bereichs zu erfassen. Im Fall einer räumlich-sequenziellen Zielauswahl ist es jedoch notwendig, dass ein Agent Simulationsobjekte in höherer Entfernung wahrnehmen kann.

Die Sichtbarkeit zwischen Agenten und Zonen sowie Agenten und Knoten des Navigationsgraphen wird mittel *Shadow Mapping* (Williams 1978) umgesetzt. Eine *Shadow-Map* beschreibt die Ausleuchtung des Raums bezüglich einer Lichtquelle und ist mit dem Konzept eines *Isovist* nach Benedikt (1979) gleichzusetzen. Das *Shadow Mapping* wird im Kontext der Fußgängersimulation auf dem zweidimensionalen Raum durchgeführt. Eine *Shadow-Map* besitzt eine Lichtquelle, welche nicht der Fußgänger ist, sondern der Zielort oder ein Knoten des Graphen. Da die Zonen, Hindernisse und Knoten üblicherweise eine feste Verortung haben, ist es möglich, jede *Shadow-Map* vor einer Simulation zu berechnen und als Liste von Dreiecken bereitzustellen. Sollte eine Veränderung der Knoten-, Zonen- oder Hindernisposition stattfinden, muss die *Shadow-Map* aktualisiert werden. Die Abfrage, ob ein Fußgänger die Zone oder den Knoten sehen kann, wird invers mit der Abfrage, ob die Objekte den Fußgänger erfassen können, gestellt. Algorithmisch ist dies ein *Punkt-Im-Dreieck* Test bezüglich der Liste der Dreiecke der *Shadow-Map* und der Position des Fußgängers. Die Abbildungen 4.14 (a) und (b) stellen exemplarisch den Einsatz des *Shadow-Mapping* für die Sichtbarkeitsabfrage dar.

Die Sichtbarkeit zwischen Agenten und im Allgemeinen jedem Punkt im Raum, welcher weder Knoten oder Zone repräsentiert und folglich keine *Shadow-Map* besitzt, wird durch *Bresenham-Linien* (Bresenham 1965) modelliert. Hierbei wird der Raum der Simulation in einem Gitternetz diskretisiert und algorithmisch auf dem Gitter eine Linie zwischen Startzelle und Zielzelle gelegt. Die Auflösung der Zelle ist der Körperradius eines Fußgängers, der als Kreis modelliert ist. Diese Genauigkeit hat sich in der Praxis als ausreichend erwiesen. Alle statischen Hindernisse des Szenarios führen zu einer Markierung in der entsprechenden Gitterzelle. Eine Markierung modelliert damit eine undurchsichtige Zelle. Bei dem Einsatz von dynamischen Hindernissen müssen die Markierungen den Veränderungen der Hindernisgeometrie angepasst werden. Die Sichtbarkeitsabfrage zwischen zwei Zellen beginnt mit dem Aufbau der *Bresenham-Linien* ausgehend von einer Startzelle, dem Fußgänger, hin zu einer Endzelle. Dabei wird beim Ziehen der Linie in jeder Zelle geprüft, ob diese undurchsichtig ist. Wenn dies der Fall ist, wird das Verfahren abgebrochen und die Endzelle als nicht sichtbar definiert. Wird die Endzelle erreicht, so ist diese folglich sichtbar. Die Abbildung 4.14 (c) stellt exemplarisch den Einsatz des *Bresenham-Algorithmus* für Sichtbarkeitsabfragen dar.

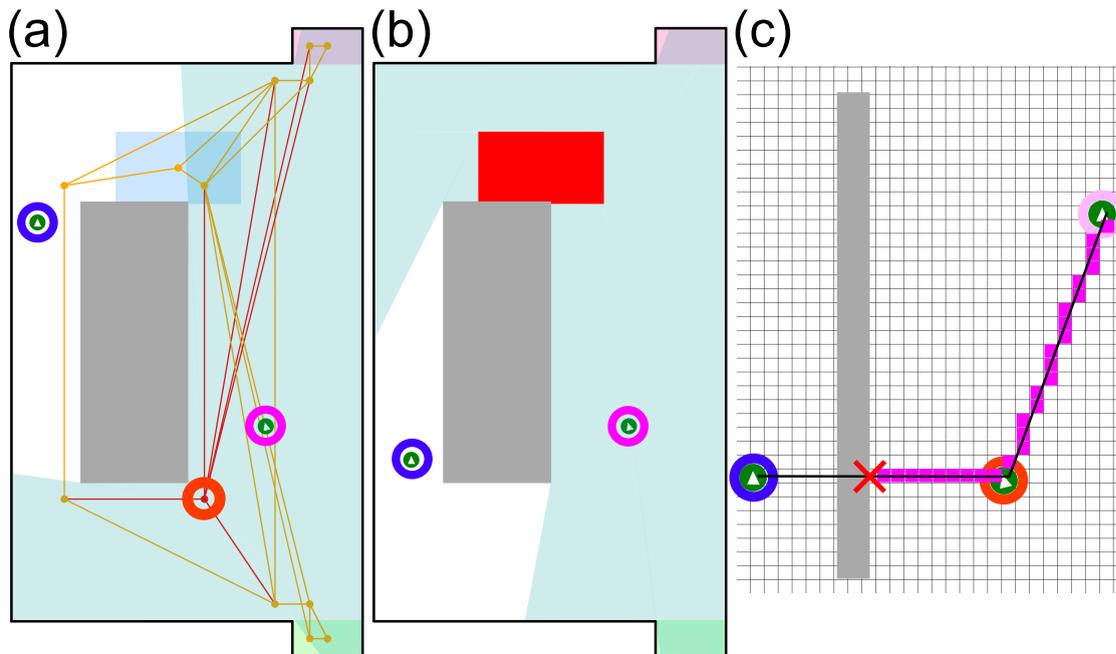


ABBILDUNG 4.14: Die Abbildungen erläutern die Sichtbarkeitsalgorithmen beispielhaft. In den Abbildungen sind die farbigen Bodenflächen Zielorte, die grauen Flächen und Linien Hindernisse, das gelbe-rote Netz der Navigationsgraphen und grüne Kreise die Fußgänger. (a) zeigt in Türkis die *Shadow-Map* eines Navigationsknotens, welcher mit einem roten Ring markiert ist und dessen Kanten mit roten Linien dargestellt sind. Der Fußgänger, hervorgehoben mit einem pinken Kreis, der innerhalb der türkisen *Shadow-Map* positioniert ist, kann den roten Navigationsknoten sehen. Der mit einem dunkelblauen Kreis markierte Fußgänger kann den roten Navigationsknoten nicht sehen. (b) zeigt in Türkis die *Shadow-Map* einer mit Rot hervorgehobenen Zielzone. Der Fußgänger, markiert mit einem pinken Kreis, der innerhalb der türkisen *Shadow-Map* positioniert ist, kann die rote Zone sehen. Der mit einem dunkelblauen Kreis markierte Fußgänger kann die rote Zone nicht sehen. (c) zeigt das Gitternetz und die *Bresenham*-Linien für die Fußgänger-zu-Fußgänger-Sichtbarkeit. Die pink markierten Zellen beschreiben die Linien und die mit einem roten Kreuz markierte Zelle beschreibt die Unterbrechung der Linie. Der rot markierte Fußgänger sendet die Sichtbarkeitsabfrage aus und kann nur den leicht pink markierten, aber nicht den dunkelblau markierten Fußgänger, sehen.

#### 4.4.3.2 Modellierung der Wahrnehmung von Distanzen

In Fußgängersimulationen werden Distanzen üblicherweise als exakte metrische Distanz zwischen zwei Simulationsobjekten erfasst. Aus kognitiver Sicht ist zu bezweifeln, dass Menschen die Entfernungen perfekt einschätzen können. Aus diesem Grund wird für die Wahrnehmung zwischen dem Agenten und einer Zielzone ein alternatives Konzept eingesetzt, das *Leaky-Path Integration*-Modell nach Lappe et al. (2007). Das *Leaky-Path Integration*-Modell erlaubt, die von der metrischen Distanz abhängigen akkumulierten Fehler der menschlichen Distanzschätzung abzubilden und hat demnach die exakte Distanz als funktionalen Eingabewert. Deshalb sind für den Einsatz der Methode zuerst die echten Distanzen zu ermitteln.

Es sind zwei Fälle für die Distanzermittlung zu unterscheiden, die Distanz zu einem sichtbaren oder nicht sichtbaren Simulationsobjekt. Ist ein Objekt sichtbar, so wird die metrische Distanz bestimmt. Bei nicht sichtbaren Objekten muss die metrische Reisedistanz zwischen der Position

des Fußgängers und dem Objekt bestimmt werden. Dafür wird das gegenwärtige Abbild des Navigationsgraphen im Gedächtnis des Agenten eingesetzt. Hierbei wird der dem Agenten nächstgelegene Knoten und der nächstgelegene Knoten zum Zielort ermittelt und die metrische Distanz entlang des Pfades zwischen den Knoten berechnet. In der Arbeit von Kneidl (2013) wurde für die Bestimmung des Pfades das eingesetzte Wegfindungsmodell verwendet. Diese Methode führt jedoch zu massiven Einbrüchen in der Performanz, da für jede Zielzone und jeden Agenten eine Berechnung für jeden strategischen Verarbeitungszyklus notwendig ist. Aus Gründen der Berechnungsgeschwindigkeit wird der kürzeste Weg zwischen allen Knoten als adäquate Distanzberechnung angenommen und mittels des *Floyd-Warshall-Algorithmus* für den Navigationsgraphen berechnet (Floyd 1962). Sollte der Graph sich durch dynamische Hindernisse anpassen, so ist auch eine Aktualisierung der kürzesten Distanzen notwendig.

Auf Basis der metrischen Distanz erlaubt der Ansatz des *Leaky-Path Integration*-Modells die Berechnung der Distanzschätzung, indem es den Fehler in der Distanzschätzung vorhersagt (Lappe et al. 2007). Es wird explizit eine Erweiterung der zweiten Gleichung nach Lappe et al. (2007) eingesetzt. Die originale Gleichung haben Lappe et al. (2007) durch ein Experiment bestimmt, in welchem Probanden die zurückgelegte Distanz in einem virtuellen Korridor mit variierenden Längen schätzen mussten. Die geschätzte Distanz  $d_x$  auf Basis der metrischen Distanz  $x$  lautet:

$$d(x) = k/(\alpha \cdot E) \cdot \left(1 - e^{-\alpha \cdot (E/r \cdot x)}\right) \quad (4.1)$$

Der Parameter  $k \in [0, 1]$  beschreibt die Genauigkeit der Schätzung. Das bedeutet, wenn  $k = 1$  ist, wird perfekt geschätzt. Der Parameter  $\alpha > 0$  modelliert die Verfallsrate der Distanz und damit den akkumulierten systematischen Fehler. Es wird  $k = 0.98$  und  $\alpha = 0.0076$  gesetzt, da diese für Daten der Experimente von Lappe et al. (2007), die besten Vorhersagen treffen. Die Konstante  $E = 32$  m wurde als Zusatz in die ursprüngliche Gleichung von Lappe et al. (2007) eingebracht und entspricht der mittleren metrischen Ausdehnung aller Experimente von Lappe et al. (2007). Die Konstante erweitert die Formel für Schätzungen für beliebige Entfernungen und normiert den Wertebereich auf  $[0, 1]$ . Für Distanzen ist der Wert von 0 die Position des Agenten und der Wert 1 die maximale Distanz  $r$  bezüglich des nächst höheren Bezugssystems des Simulationsraums. Damit beschreibt der in die Formel eingeführte Parameter  $r$  die metrische Ausdehnung des nächst höheren Bezugssystems. Es wird davon ausgegangen, dass Menschen die relativen Distanzen immer bezüglich eines Bezugssystems schätzen. Beispielsweise ist die Distanz in einem Raum relativ zum umfassenden Gebäude klein, aber die Distanzen im Raum und im Gebäude sind bezüglich der umfassenden Stadt gleichermaßen als klein zu betrachten. Die Berechnung  $x' = (E/r \cdot x)$  skaliert folglich den Experimentalraum aus Lappe et al. (2007) auf dem Simulationsraum und modelliert die Erweiterung des *Leaky-Path Integration*-Modells für die Normierung im Bezugssystem.

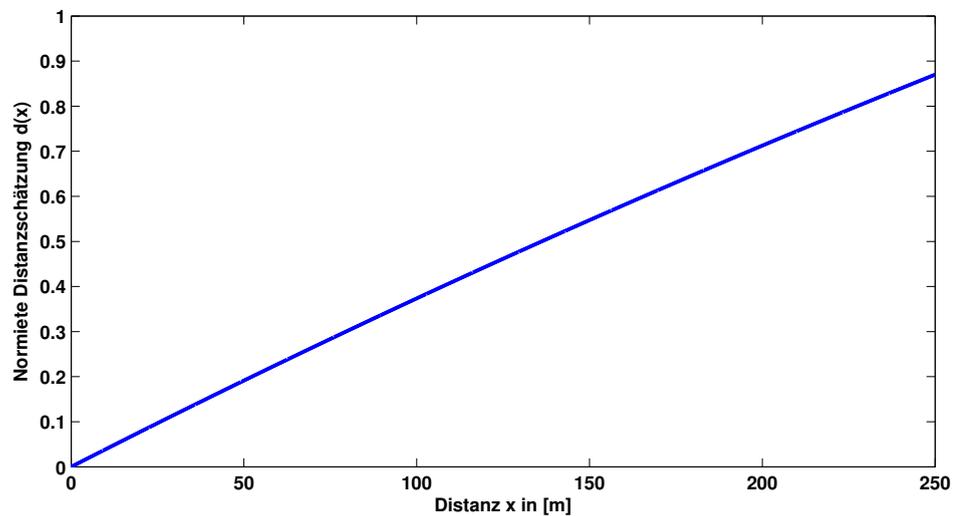


ABBILDUNG 4.15: Ein Diagramm, das die Schätzung der Reisedistanz, normiert auf  $[0, 1]$  unter einem Bezugssystem mit der Größe  $r = 250$  m und der Konstante  $E = 32$  m. Eine exakte metrische Schätzung der Distanz würde für  $x = 250$  m das Ergebnis  $d(x) = 1$  liefern.

Die Abbildung 4.15 beschreibt beispielhaft den Verlauf der Schätzfunktion 4.1 in einem Bezugssystem mit der Größe  $r = 250$  sowie mit Konstante  $E = 32$  und der zu schätzenden metrischen Distanzen  $x$ .

#### 4.4.3.3 Modellierung der Wahrnehmung von Menschenmengen

Die Einschätzung der Größe einer Menschenmenge ist neben der Distanzschätzung ein weiteres Kernelement für die Modellierung der Planung in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl. Ähnlich der Distanzschätzung wird nicht davon ausgegangen, dass Menschen exakte Informationen über die Größe der Menschenmenge erfassen können, sondern einen subjektiven Schätzwert bestimmen. Die Mengenschätzung unterscheidet sich im *Spice*-Modell zwischen der Einschätzung der Auslastungen von Warteschlangen und Aufenthaltszonen. Für Aufenthaltszonen wird eine Adaption des *Occupancy*-Modells von Allik und Tuulmets (1991) eingesetzt und für Warteschlangen eine Kombination aus dem *Occupancy*-Modell von Allik und Tuulmets (1991) und den Ideen von Canca et al. (2013) eingesetzt. Beide Schätzwerte werden, wie die Distanz, auf den Wertebereich  $[0, 1]$  normiert. Ein Wert von 0 bedeutet, dass sich keine Personen an dem beobachteten Ort aufhalten, ein Wert von 1 bedeutet, dass der Ort maximal befüllt ist, beziehungsweise eine lange Warteschlange gegeben ist.

Die Einschätzung von Menschenmengen auf Freiflächen basiert auf einer Adaption des *Occupancy*-Modells von Allik und Tuulmets (1991). Das Modell beschreibt im Allgemeinen das menschliche Einschätzen der Menge von Objekten auf einer Fläche. Hierbei wird die Anzahl der Objekte nicht gezählt, sondern unmittelbar wahrgenommen. Die Schätzung hängt dabei

fundamental von der Fläche ab, die die Objekte überdecken. Je mehr Fläche gegeben ist, desto kleiner scheint die Menge mit der gleichen Anzahl von Objekten zu sein. Basierend auf dieser Überlegung wurde von Allik und Tuulmets (1991) mit Hilfe der mathematischen Grundlagen von Schachter und Ahuja (1979) die Überdeckung einer Fläche durch  $s(n) = 1 - e^{-\pi \cdot r^2 \cdot n / a^2}$  angegeben. Die gegebene Grundfläche ist ein Rechteck mit  $a^2$ . Die gegebenen  $n$  Objekte sind Kreise mit dem Radius  $r$ . Allik und Tuulmets (1991) beschrieben, dass die Form der Objekte unkritisch ist. Für die Einschätzung von Menschenmengen im Kontext von Fußgängern ist die von einem Agenten überdeckte Fläche nicht das alleinige Kriterium für die Wahrnehmung der Flächenüberdeckung. Es wird davon ausgegangen, dass der private Raum nach Hall (1966) und die minimalen Körperbewegungen, wie das Verschieben des Gewichtes von einem Bein auf das andere, den subjektiven Flächenverbrauch eines jeden Fußgängers mitbestimmt. Mit dieser Annahme und der Grundformel von Allik und Tuulmets (1991) wird die Einschätzung von der von Menschenmassen besetzten Fläche wie folgt berechnet:

$$s(x) = 1 - e^{-n \cdot (2 \cdot r + p)^2 \cdot a^{-1}} \quad (4.2)$$

Hierbei ist  $a$  die Fläche des Polygons einer Zielzone,  $2 \cdot r$  die Grundfläche des Fußgängers als Rechteck unter der Annahme der minimalen Bewegungen,  $n$  die tatsächliche Anzahl der Personen in der Zone und  $p$  die Ausdehnungsvariable des privaten Raums eines Fußgängers. In Abbildung 4.16 wird der Verlauf der Schätzfunktion von Menschenmengen in Aufenthaltszonen in Abhängigkeit von  $p$  und  $a$  für  $n = 10$  und  $r = 0.23$  m beispielhaft dargestellt. Die Ausdehnung  $p$  des privaten Bereichs wird als freier Parameter des Modells betrachtet. Genaueres zur  $p$  wird in Kapitel 5 erläutert.

Die Einschätzung der Länge und Auslastung einer Warteschlange basiert ebenfalls auf dem *Occupancy*-Modell von Allik und Tuulmets (1991). Der Kernunterschied ist, dass die Abschätzung über den Füllgrad der Warteschlange mittels der Servicezeiten geschätzt wird, wie von Canca et al. (2013) vorgeschlagen. Für die Modellierung der Wartezeiten muss dem Simulationssystem für jede Zone  $i$  eine Servicezeitenverteilung  $S(i)$  zugewiesen werden, welche die Dauer  $x$  der Interaktion mit dem Service am Kopf der Warteschlange der Zone  $i$  angibt. Hierbei ist die Zufallsvariable  $x$  nach  $S(i)$  verteilt und besitzt den Mittelwert  $E(x)$  sowie die Standardabweichung  $\sigma(x)$ . Mit der Grundformel von Allik und Tuulmets (1991) wird die Einschätzung der Warteschlangenauslastung auf Basis der Kennzahlen der Servicezeiten wie folgt berechnet:

$$w(x) = 1 - 1 / e^{(n \cdot (E(x) + \sigma(x) \cdot a)) / (E(x) + 2 \cdot \sigma(x))} \quad (4.3)$$

Hierbei ist  $n$  die Anzahl an Fußgängern in der Warteschlange und  $a$  eine Aversionsvariable, welche die Ausprägung der Vermeidung von längeren Wartezeiten beschreibt. Dass diese Aversion in räumlich-sequenzieller Zielauswahl üblich ist, zeigte bereits die Studie von Gärling (1994). Trotzdem ist die Ausprägung von  $a$  unbekannt, deshalb ist  $a$  ein freier Parameter des

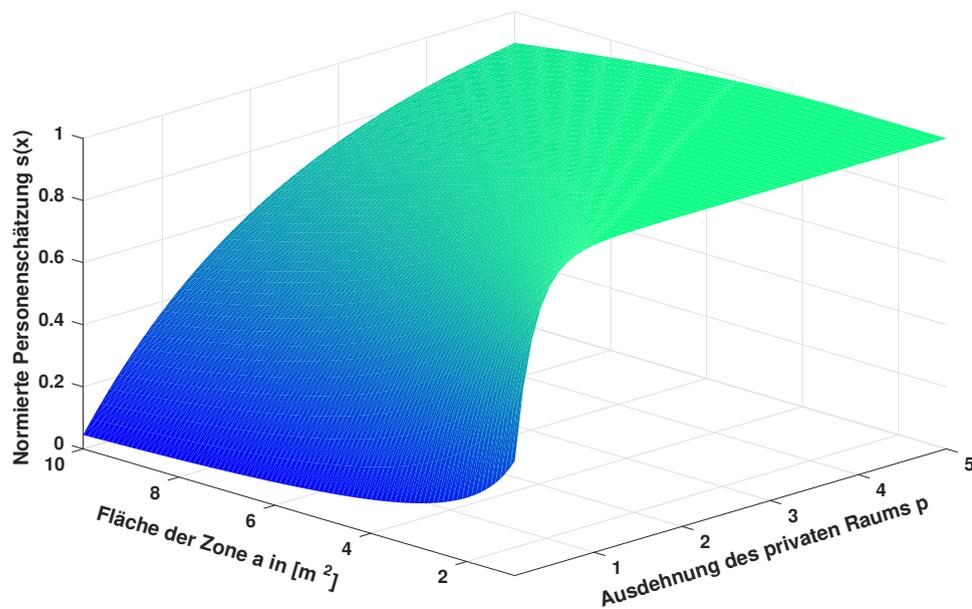


ABBILDUNG 4.16: Das Diagramm zeigt beispielhaft die auf  $[0, 1]$  normierte Schätzung der Personenmenge in einer Zone. Es ist eine Fläche  $a = [1, 10]m^2$  gegeben, auf der sich  $n = 10$  Personen mit je dem Körperradius  $r = 0.23$  m und einer Ausdehnung des privaten Raums von  $p = [0.1, 5]m$  befinden.

Modells, welcher in Kapitel 5 erläutert wird. Der Rahmen der Wartezeit ist als  $E(x) + 2 \cdot \sigma(x)$  modelliert und spiegelt damit die Grundfläche des *Occupancy*-Modells wider. In Abbildung 4.17 wird der Verlauf der Schätzfunktion von Warteschlangenlängen in Abhängigkeit von  $a$  und  $n$  für  $E(x) = 15$  s und  $\sigma(x) = 5$  s beispielhaft dargestellt.

#### 4.4.4 Modellierung der subjektiven Präferenz

Ein kritischer Punkt in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl ist die Modellierung der subjektiven Präferenz von Fußgängern und damit deren Interesse eine Aktivität an einem Zielort auszuführen.

In der Forschung zu Fußgängerverhalten existieren kaum nachvollziehbare Ansätze für die Beschreibung solcher Motivationen, Interessen, Bedürfnisse oder allgemein Präferenzen. Dies gilt ebenfalls für die Methoden aus den Abschnitten 3.4.2, 3.4.3 und 3.4.4. Paris und Donikian (2009) modelliert die Präferenzen nicht, Wijermans et al. (2013) setzt unrealistische lineare Funktionen ein und Hollmann (2015) verwendet lineare Ansätze und nur für wenige Spezialfälle, wie dem Grad der Erschöpfung, korrekte Modelle.

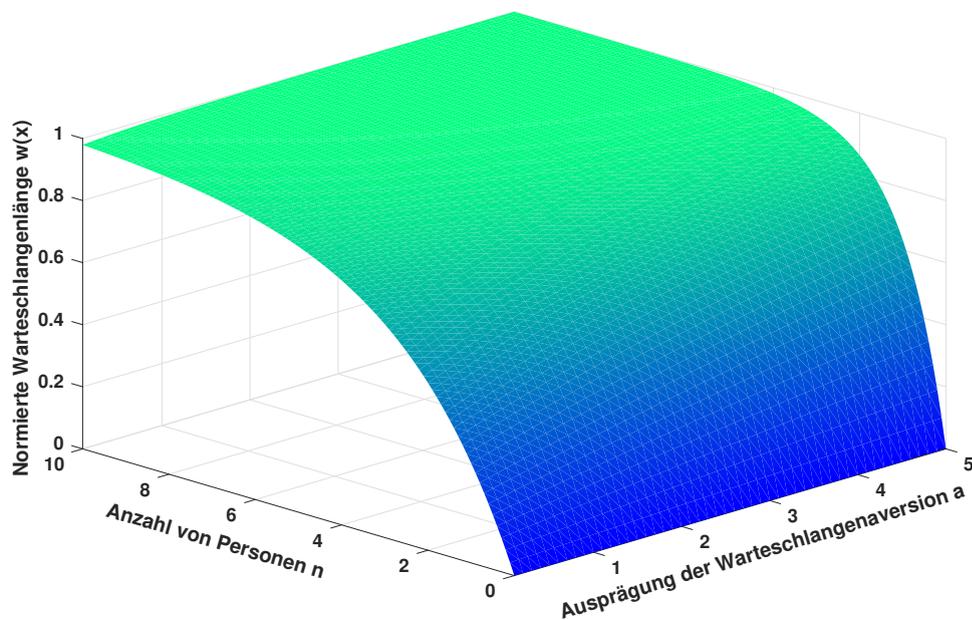


ABBILDUNG 4.17: Das Diagramm zeigt beispielhaft die auf  $[0, 1]$  normierte Schätzung der Befüllung einer Warteschlange. Die gegebene mittlere Servicezeit ist  $E(x) = 15$  s, die gegebene Standardabweichung ist  $\sigma(x) = 5$  s und der Bereich der Ausprägung der Warteschlangenaversion ist  $a = [0, 5]$ . Die aktuelle Anzahl von Personen in der Schlange ist gegeben als  $n = [0, 10]$ .

In diesem Abschnitt wird das *Interest-Function*-Modell beschrieben, welches die Präferenzen der Fußgänger mittels empirischer Daten des Fußgängerverhaltens schätzt. Zu Beginn werden die kognitionstheoretischen Hintergründe aufgeschlüsselt, danach die mathematische Beschreibung des Modells gegeben und schlussendlich der Ansatz für den Einsatz in der Fußgängersimulation algorithmisch aufgearbeitet. Die Erläuterungen beziehen sich teils auf die Veröffentlichung von Kielar und Borrmann (2016b)<sup>3</sup>.

#### 4.4.4.1 Präferenz als kognitive Annäherung an Ziele

Die theoretischen Grundlagen des *Interest-Function*-Modells basieren auf einer Verknüpfung von verschiedenen Forschungsergebnissen aus dem Kontext der Kognitionsforschung. Es werden die Ideen des *Widespread-Interest* von Masicampo und Ambady (2014) auf den Fußgängerkontext übertragen. Hierfür muss zuerst ein Grundverständnis der Teiltheorien gewonnen werden.

<sup>3</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwendet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

Anderson (2010) beschreibt, dass Menschen Wissen konzeptuell speichern. Damit ist es möglich, das Gedächtnis als Netzwerk von Inhalten zu beschreiben, welche aussagenlogisch Verknüpft werden. Auf Basis dieser Grundlage ist auch das Gedächtnis des *Spice*-Modells beschrieben. Eine wichtige Folgerung dieser Theorie ist, dass die Erinnerung an einzelne Gedächtnisinhalte beim Abruf anderen mit dem Inhalt vernetzter Elemente verstärkt werden (Anderson 1983; Anderson 2010). Dieses als Aktivierungslevel bekannte Konzept wurde bereits in Kapitel 3 angesprochen. Mit dem Aktivierungslevel lässt sich im Folgenden die subjektive Präferenz erklären. Wenn ein Besucher eines Freizeitparks hungrig ist, dann ist zu erwarten, dass der Besucher Informationen, die mit der Nahrungsaufnahme verknüpft sind, stärker assoziiert und aktiviert, als übrige Informationen. Demzufolge wird die Effektivität des Erinnerns verstärkt, was selbst wiederum mehr verknüpfte Assoziationen aktiviert und den Effekt weiter intensiviert. Anderson und Milson (1989) und Anderson und Schooler (1991) beschreiben dieses Konzept als *Need-Probability-Theorie* und führen weiter aus, dass die ansteigende Aktivierung und damit die Wahrscheinlichkeit, sich an Informationen bezüglich einer Thematik zu erinnern, mittels einer *Sigmoid*-Kurve modelliert werden kann. Als Essenz lässt sich zur *Need-Probability-Theory* sagen, dass die ansteigende Wahrscheinlichkeit, sich an Themen bezüglich eines Ziels zu erinnern, gleichbedeutend mit der stärker werdenden kognitiven Ausrichtung der Gedanken auf das Ziel ist. Förster et al. (2005) zeigen mit empirischer Evidenz, dass sich Personen mit einem gegebenen Ziel leichter an zielrelevante Informationen erinnern können. Dieser Effekt wird immer deutlicher, je näher eine Person an der Zielerfüllung ist (oder glaubt zu sein). Durch die Erfüllung des Ziels, im Beispiel des Besuchers des Freizeitparks würde dies nach der Mahlzeit heißen, hätte das gleichbleibende Aktivierungslevel der Gedächtniselemente eine negative Interferenz bezüglich weiterer Ziele, was zu einer automatischen Verwerfung der verstärkten Aktivierung der Erinnerungen führt (Förster et al. 2007).

Masicampo und Ambady (2014) haben die zielbezogene Aktivierung, die *Need-Probability-Theory* und das Konzept des *Widespread-Interest* verknüpft. Masicampo und Ambady (2014) erläuterten, dass die verstärkte Aktivierung von zielbezogenen Informationen und damit die kognitive Ausrichtung der Gedanken auf ein Ziel, die subjektive Präferenz an einem Ziel beschreibt. Weiter bestätigen Masicampo und Ambady (2014) ihre Hypothese mittels der Analyse von Suchtrends im Internet, welche klar das akkumulierte und subjektive Interesse vieler Menschen an einem Thema klar darlegen. Damit ist der Begriff *Widespread-Interest* als das subjektive Interesse von vielen Menschen am gleichen Thema zu verstehen. Masicampo und Ambady (2014) zeigen, dass sich die Häufigkeit der Suchanfragen in einer *Sigmoid*-Kurve entwickeln und sich die Suchanfragen nach einem Ereignis, beispielsweise einer demokratischen Regierungswahl, massiv reduziert. Der in dieser Arbeit entwickelte Ansatz für die Simulation der subjektiven Präferenzen von Fußgängern stützt sich auf die These, dass die subjektive Präferenz von vielen Personen an einem Ziel nach Masicampo und Ambady (2014) analog zur subjektiven Präferenz einer einzelnen Person an einem Ziel ist.

Die Parallelen des Ansatzes von Masicampo und Ambady (2014) zum Fußgängerkontext sind gegeben. Jeder Fußgänger hat eigene Ziele, deren Aktivierung sich über die Zeit in *Sigmoid*-Kurven ausdrücken lassen. Sollten alle Fußgänger das gleiche Ziel haben, beispielsweise das Betreten einer Veranstaltung mit gegebener Öffnungszeit, so wird sich die Personenmenge der Besucher am Eingang der Veranstaltung in Form einer *Sigmoid*-Kurve entwickeln (Biedermann et al. 2016a). Ohne konkretes gemeinsames Ereignis und damit eines gemeinsamen Ziels, verschieben sich die individuellen Präferenzen der Fußgänger und damit die Anhäufung der gleichzeitigen Besuche an einem Ort.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass sich die subjektive Präferenz von Fußgängern auf Basis früherer Forschungsergebnisse mit Hilfe einer *Sigmoid*-Kurve ausdrücken lässt.

#### 4.4.4.2 Modellierung der subjektiven Präferenz

Das *Interest-Function*-Modell beschreibt den Verlauf der subjektiven Präferenz jedes Präferenztyps eines jeden Fußgängers über die Zeit. Das Modell besteht im Kern aus einer nicht kontinuierlichen Verknüpfung einer *Sigmoid*-Kurve und einer linearen Kurve. Die *Sigmoid*-Kurve beschreibt, wie in Abschnitt 4.4.4.1 erläutert, den Anstieg der Präferenz über die Zeit. Der lineare Anteil beschreibt die Ausführung der eigentlichen Aktivität in einer Zielzone. Hierbei ist beispielsweise die Wartezeit in einer Schlange nicht im linearen Anteil inbegriffen. Es wird grundlegend davon ausgegangen, dass je stärker die Ausprägung der *Interest*-Kurve ist, desto stärker ist auch die kognitive Ausrichtung der Gedanken hinsichtlich des Präferenztyps. Es ist des Weiteren je nach Szenario durchaus üblich, dass ein Fußgänger die gleiche Aktivität mehrfach durchführt. Beispielsweise kaufen Fahrgäste üblicherweise nur ein Ticket, die Personen können aber durchaus öfters die Sanitärbereiche aufsuchen. Aus diesem Grund ist jeder Präferenz ein Realisierungszustand zugeordnet, der beschreibt, ob die Präferenz erfüllt ist, mehrfach erfüllt werden kann oder noch zu erfüllen ist, wie in Abschnitt 4.4.2.2 der Agenteninformationen des Gedächtnisses dargelegt. Für die Abbildung des mehrfachen Anstiegs einer Präferenz wird nach der Erfüllung eine weitere *Sigmoid*-Kurve, ausgehend von einem Minimalwert, angeknüpft.

Mit der Servicezeitenverteilung, wie bereits in Abschnitt 4.4.3.3 dargelegt, ist es möglich, den linearen Teil der Zielerfüllung exakt zu modellieren. Die ungeklärte Kernfrage ist, wie die Zeitspanne zwischen einer minimalen und einer maximalen Ausprägung der *Sigmoid*-Kurve als subjektive Präferenz geschätzt werden kann. Um die Zeitspanne zu bestimmen, muss auf Felddaten oder Schätzungen zurückgegriffen werden. Betrachtet man eine Zielzone in einer realen Umgebung, so können weitere wichtige Informationen gewonnen werden. Die Erste ist die Zwischenankunftszeitverteilung  $Z(i)$  des Präferenztyps  $i$ . Diese beschreibt die Verteilung der Zeitintervalle zwischen der Ankunft zweier Fußgänger an der Zone, beziehungsweise am Ende

der Warteschlange. Diese Information liefert den fundamentalen Rückschluss auf den gegenwärtigen *Widespread-Interest* am Ziel. Des Weiteren ist die Information über die maximale Anzahl an Fußgängern  $\eta_c$  des Simulationsszenarios  $c$  entscheidend, da die Anzahl der Personen und die Zwischenankunftszeitverteilung die Präferenzdynamiken begründen. Zuletzt sollte die Verteilung der sozialen Gruppengröße  $G(c)$  des aktuellen Szenarios  $c$  bekannt sein, da der fehlende Gruppenaspekt in der Messung der Zwischenankunftszeiten ausgeglichen werden muss.

Auf Basis der gegebenen Informationen lässt sich die Zeit zwischen Minimum und Maximum der *Sigmoid*-Kurve für einen Fußgänger  $p$  für ein Präferenztyp  $i$  wie folgt schätzen:

$$T(i) = \eta_c \cdot \mu_i \cdot \gamma_c \quad (4.4)$$

Hier ist  $\eta_c$  die maximale Anzahl an Fußgänger im System,  $\mu_i$  ist ein Zufallswert, welcher aus der Zwischenankunftszeitverteilung  $Z(i)$  gezogen wurde und  $\gamma_c$  ist der Mittelwert der Verteilung der sozialen Gruppengröße  $G(c)$ . Diese drei Parameter stehen in einem besonderen Bezug zueinander. Die Zwischenankunftszeit und die maximale Anzahl von Fußgängern, beschreiben die Kerndynamiken innerhalb eines Szenarios. Denn sind wenig Fußgänger gegeben und hat ein Präferenztyp einen sehr geringen Mittelwert in der Zwischenankunftszeitverteilung, so ist der Präferenztyp äußerst beliebt. Die Integration der Gruppengröße spiegelt das gemeinsame Besuchen von Zielorten in Gruppen wider und kompensiert hier, dass Gruppen aus Sicht der räumlich-sequenziellen Zielauswahl nach dem *Leader-Principle* wie einzelne Personen zu interpretieren sind.

Nun kann mit  $T(i)$  die *Sigmoid*-Kurve von Präferenztyp  $i$  für den Zeitpunkt  $t$  konstruiert werden:

$$q(i, t) = 1 / \left( 1 + e^{(2 \cdot t \cdot \ln(1/\omega - 1)) / T(i)} \right) \quad \text{für } t \in [-T(i)/2, T(i)/2] \quad (4.5)$$

Wobei  $\omega = 0.99$  eine Konstante für die Modellierung des Start- und Endwert der Kurve ist. Der lineare Anteil der Kurve mit  $q(i, t) = 1$  wird an die bestehende Kurve geknüpft, sollte ein Fußgänger mit einer Interaktion beginnen, beispielsweise den Service am Kopf der Warteschlange in Anspruch nehmen. Die Zeitspanne  $\beta$  der Interaktion wird aus der Servicezeitverteilung  $S(i)$  gezogen. Der Wertebereich der Kurve ist, wie auch der der Distanzschätzung und der Mengenschätzungen aus Abschnitt 4.4.3, auf  $[0, 1]$  normiert.

Die Abbildung 4.18 zeigt exemplarisch den zusammengesetzten Verlauf mehrerer *Interest-Function*-Kurven aus *Sigmoid*-Kurven und linearen Anteilen über einen Zeitraum von 30 Minuten. Hierbei ist  $\eta_c = 240$  und  $\mu_i = 6$ ,  $\gamma_c = 2$  und  $\beta = 60$  s für die erste Kurve sowie  $\mu_i = 2$  s,  $\gamma_c = 1$  und  $\beta = 180$  s für die zweite Kurve. Für den effektiven Einsatz des *Interest-Function*-Modells in Fußgängersimulationen fehlen des Weiteren noch Randbedingungen, welche im nächsten Abschnitt beschrieben werden.

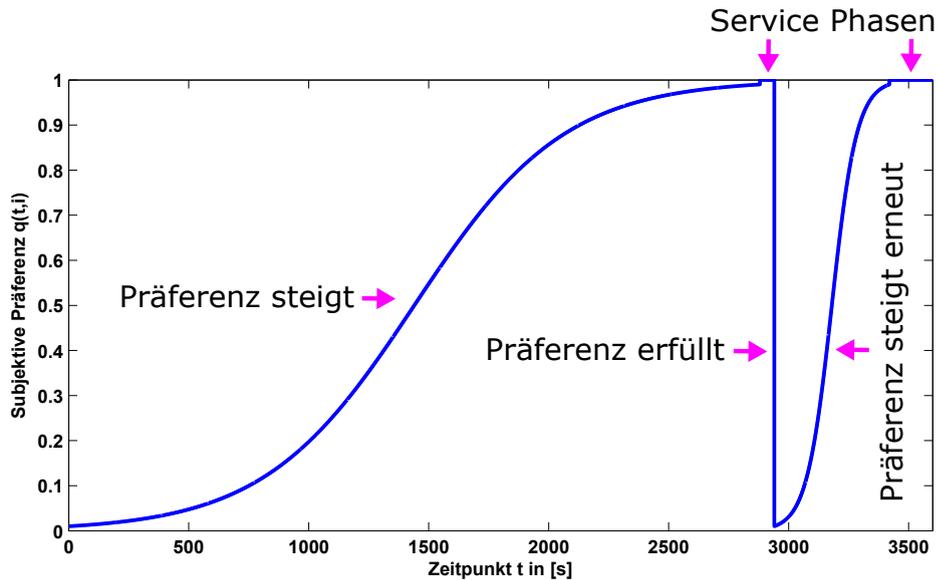


ABBILDUNG 4.18: Das Diagramm zeigt beispielhaft die auf dem *Interest-Function*-Modell basierende Ausprägung der subjektiven Präferenz bezüglich eines Präferenztypen  $i$  über den Zeitverlauf  $t$ . Es sind zwei Kurven mit je einer steigenden Phase und einer Servicephase angegeben. Für die erste Kurven ist  $\mu_i = 10$  s,  $\gamma_c = 2$  und  $\beta = 60$  s sowie für die zweite Kurve  $\mu_i = 2$ ,  $\gamma_c = 1$  und  $\beta = 180$  s. Beide Kurven unterliegen  $\eta_c = 240$ .

#### 4.4.4.3 Subjektive Präferenz im Simulationskontext

Für den effektiven Einsatz des *Interest-Function*-Modells in Fußgängersimulationen sind neben der theoretischen Grundlage für die kognitive Annäherung an Ziele und der Modellierung des Präferenzverlaufs noch simulationspezifische Randbedingungen zu beachten. Hierunter fallen das Finden des optimalen Startwerts einer Präferenz und das verfrühte oder verspätete Erfüllen einer Präferenz.

Ein randomisierter Startwert ist intuitiv und ein übliches Vorgehensmodell bei der Bestimmung von unbekanntem Initialwerten. Dieser Ansatz ist für das *Interest-Function*-Modell nicht ausreichend. Betrachtet man den Fußgänger in der Simulation als einen über die Zeit persistenten Agenten, welcher vor dem Eintritt in das Szenario existiert und über Präferenzen verfügt, so müssen hochpräferierte Ziele stärker gewichtet sein, als es durch eine Randomisierung möglich wäre. Der Einsatz von Zufallswerten würde die Präferenzkurven, auch wenn diese unterschiedlich lange Zeitspannen bis zum Maximalanstieg haben, gleichverteilt über alle Werte zwischen  $1 - \omega = 0.01$  und  $\omega = 0.99$  initialisieren. Betrachtet man die Präferenztypen, deren Zwischenankunftszeitverteilungen sehr viele geringe Werte enthalten, muss davon ausgegangen werden, dass der Wert eine Tendenz zu einem höheren Präferenzstartwert hat, da viele Personen schon vor dem Betreten des Simulationsszenarios den Wunsch der Interaktion hegen. Bei einer einfachen Randomisierung bildet sich im Mittel ein hoher Präferenzwert erst nach wenigen Sekunden nach der Generierung eines Agenten in einer Eingangszone. Der Grund hier ist die auf Gleichung 4.4 basierende geschätzte Anstiegszeit der Präferenz. Selbst

wenn dieser nur wenige Sekunden bis zum Maximum umfasst, hat ein Agent seine initiale Zielplanung unter Umständen bereits mit einer statistisch inkorrekten Präferenzausprägung ermittelt.

Für die Lösung des Startwertproblems muss der Startwert  $t_i$  der Präferenz vor dem physischen Eintritt des Agenten ermittelt werden. Dies wird instantan beim Generieren des Fußgängers umgesetzt. Der Startwert  $t$  basiert auf dem zufällig bestimmten Wert  $r_i \in [-T(i)/2, T(i)/2]$  und folgender Schätzung:

$$t_i = r_i + \eta_c \cdot E(\mu_i) \quad (4.6)$$

Hier ist  $\eta_c$  die maximale Anzahl an Fußgängern im System und  $E(\mu_i)$  ist der Mittelwert der Zwischenankunftszeitverteilung  $Z(i)$  für Präferenztyp  $i$ . Der gefundene Startwert  $t_i$  der Gleichung 4.5 verschiebt in Relation zu der Stärke des Anstiegs der Präferenz  $i$  die Startpräferenz in Richtung  $\omega = 0.99$ . Das Vorgehen erlaubt es, alle Präferenzen höher anzusetzen, als eine Randomisierung es gestattet. Dies ist im Einklang mit der Annahme, dass Fußgänger schon vor dem Betreten des Simulationsgebiets existieren und Präferenzen besitzen.

Im gleichen Sinne existieren auch Fußgänger weiterhin, nachdem sie das Szenario verlassen haben. Dies induziert ein Problem, da nicht plausibel ermittelt werden kann, welche Fußgänger sich zu welchen Zeitpunkten zurück in das Simulationsgebiet begeben. Aus diesem Grund werden die Fußgänger, welche das System verlassen, nicht weiter betrachtet. Besteht die Möglichkeit, diesen Datensatz zuverlässig zu bestimmen, könnte dieser genutzt werden, um Fußgänger mit vorhandenen und angestiegenen Präferenzen in die Simulation zurückzuführen.

Der letzte Punkt, der für den Einsatz der *Interest-Function*-Methode im Fußgängerkontext beachtet werden muss, ist das verfrühte oder verspätete Erfüllen einer Präferenz. Die Abbildung 4.18 mag suggerieren, dass Fußgänger ein Ziel nur erfüllen können, wenn die Präferenz den Wert  $\omega = 0.99$  erreicht hat. Dieser Gedanke ist in einer Fußgängersimulation, in der Agenten sich physisch zu den Zielorten bewegen müssen, nicht korrekt. Da verschiedene Präferenzen unterschiedlichste Ausprägungen haben und des Weiteren noch die Distanz zum und die Auslastung am Zielort in die Entscheidungsfindung einfließen, kann der Agent an einen Zielort bezüglich  $\omega = 0.99$  sowohl so verfrüht als auch verspätet eintreffen. Die Änderungen, die sich dadurch ergeben, sind ein früheres oder späteres Eintreten des linearen Anteils der Servicephase.

#### 4.4.5 Modellierung des Schlussfolgerns

Der Schlussfolgerungsmechanismus des *Spice*-Modells fokussiert sich stark auf den konkreten Anwendungsfall der räumlich-sequenziellen Planung durch den Einsatz von Produktionsregeln. Das bedeutet, Produktionsregeln führen einerseits zu einer geringen Flexibilität und andererseits kann damit die hohe Rechenlast verringert werden (Russell et al. 2003), welche in einer Multi-Agenten-Simulation, in der alle Agenten komplexe Schlussfolgerungen ziehen, entsteht.

In den folgenden zwei Abschnitten werden die einzelnen Produktionsregeln bezüglich der Ableitung von Agenteninformationen sowie von Zieleigenschaften beschrieben. Jede der Regeln hat als Eingabe eine Information und liefert die Aktualisierung eines Attributes eines Gedächtniselements.

##### 4.4.5.1 Ableitung von Informationen über Zielorte

Die Produktionsregeln im Kontext der Zielorte beziehen sich auf die Realisierbarkeit einer Aktivität und auf die Durchführung einer Aktivität an einem Zielort.

Die Realisierbarkeit einer Aktivität an einem Zielort hängt von dem Nutzungszeitraum des Zielorts und der Erfüllung der Vorgängerpräferenzen ab. Nur wenn die Zone eines Ziels gerade genutzt werden kann, steht die Aktivität zur Verfügung. Dies bedeutet, dass ein Agent den zeitlichen Horizont der Verfügbarkeit der Zone nachvollziehen kann:

$$h(z) := s_{z,k} \leq t \leq e_{z,k} \quad (4.7)$$

Hierbei ist  $t$  die aktuelle Zeit in der Simulation,  $s_{z,k}$  ist der Beginn der  $k$ ten Phase der Nutzungszeiten der Zone  $z$  und  $e_{z,k}$  ist das Ende der  $k$ ten Phase der Nutzungszeiten der Zone. Sollte keine Nutzungszeit gegeben sein, so liefert  $h(z)$  immer die Aussage, dass die Zone  $z$  genutzt werden kann.

Als zweite Grundlage für die Evaluierung der Realisierbarkeit einer Aktivität an einem Zielort wird der Erfüllungsgrad der Vorgängerpräferenzen geprüft. Wie in Abschnitt 4.4.2.2 bereits erläutert, besitzt jeder Präferenztyp  $j$  einen Erfüllungszustand  $b(j)$ , der beschreibt, ob die Präferenz einmal erfüllt werden kann (kodiert als -1), bereits einfach erfüllt wurde (kodiert als 0) oder mehrfach erfüllbar ist (kodiert als 1). Damit können die Erfüllungsabhängigkeiten zwischen Präferenztyp  $i$  und dessen Vorgängerpräferenzen  $j$  geprüft werden:

$$b(i) := \forall j \in B_i : b(j) = 0 \quad (4.8)$$

Hierbei beschreibt  $B_i$  die Menge aller Vorgängerpräferenzen der Präferenz  $i$ .

Durch die Kombination der Nutzungsphasen- und Vorgängerbedingung kann die Realisierungsregel einer Zone  $z$  definiert werden:

$$r(z, i) := h(z) \wedge b(i) \quad (4.9)$$

Die zweite Produktionsregel beschreibt die Überprüfung des Abschlusses einer Aktivität. Das bedeutet, wenn ein Agent mit einer Zone interagiert, überwacht der Fußgänger den Durchführungsstatus. Die Zeitspanne  $\beta$ , die eine Interaktion in Anspruch nimmt, wird aus der Servicezeitverteilung  $S(i)$  gezogen, welche bereits in den Abschnitten 4.4.3.3 und 4.4.4.2 erläutert wurde. Der Zeitpunkt, an dem ein Agent die Interaktion an einer Zone  $z$  mit dem Präferenztyp  $i$  beginnt, wird mit  $a_{z,i}$  definiert. Damit lässt sich der Zustand der Durchführung auf Basis von  $\beta$ ,  $a_{z,i}$  und dem aktuellen Zeitpunkt  $t$  der Simulation bestimmen:

$$d(z, i) := \begin{cases} -1, & t \leq a_{z,i} \vee b(i) = 1 \\ 0, & a_{z,i} < t \leq a_{z,i} + \beta \\ 1, & a_{z,i} + \beta < t \wedge b(i) \neq 1 \end{cases} \quad (4.10)$$

Hierbei kodiert die  $-1$  eine noch nicht gestartete Durchführung, die  $0$  eine gerade durchgeführte Interaktion und die  $1$  eine abgeschlossene Durchführung. Die Durchführung hat folglich eine Relation auf den Erfüllungszustand eines Präferenztyps  $b(i)$ :

$$b(i) := \begin{cases} -1, & d(z, i) < 1 \\ 0, & d(z, i) = 1 \end{cases} \quad (4.11)$$

Durch diesen Zusammenhang lassen sich Prozessketten, wie das Kaufen eines Tickets vor dem Einsteigen in einen Zug, modellieren. Gleichzeitig werden wiederholbare Aktivitäten aus den Prozessketten ausgeschlossen, indem der Wert  $b(i) = 1$  gesetzt wird. Dies vermeidet unklare Reihenfolgebeziehungen, die wiederholbare Präferenzen einbringen.

Die Position eines Zielorts kann Agenten unbekannt sein. Durch die fehlende Information über die Lokalität eines Ortes werden Informationsziele, welche Teilmengen des Wissens des Szenarios beinhalten, automatisch als Vorgängerziel eines Ziels mit unbekannter Verortung gesetzt. Dies bedeutet, falls einem Agenten bekannt ist, dass ein Informationsziel Wissen über die Position eines unbekanntes Zielorts beinhaltet, wird dieses Informationsziel als Vorgängerpräferenz eingesetzt. Diese Verbindung löst sich, sobald die Lokalisation des unbekanntes Zielorts gewonnen wurde.

#### 4.4.5.2 Ableitung von Informationen über Agenten

Ein Agent gewinnt Informationen über sich und andere Agenten, indem er diese in physische und soziale Relation zu sich und den Zielort bringt. Hierbei gewinnt ein Agent Informationen über: Haben seine Gruppenmitglieder eine Zone erreicht, hat die Führungsperson der eigenen Gruppe eine Zone erreicht, ist eine Person in einer Zone und ist er selbst in der Nähe einer Zone oder eines Navigationsknotens. Dies ist möglich, da der Agent die Zone und den anderen Agenten visuell wahrnehmen können.

Ein Agent erkennt über die Wahrnehmung andere Agenten  $p$  und kann über deren exponierte Handlungen  $n_{p,z}$  feststellen, mit welcher Zone  $z$  diese interagieren. Hierbei beschreibt das Warten an einer Warteschlange aus Sicht des schließenden Agenten bereits eine angehende Interaktion. Des Weiteren kann  $z$  auch undefiniert sein, falls ein Agent eine Wegfindungsaufgabe löst.

Durch die soziale Komponente  $g$ , die jeder Agent besitzt, können andere Agenten identifizieren, ob sie zur gleichen sozialen Gruppe  $g$  gehören und ob der Agent die Führungsperson  $g_f$  mit  $f = 0|1$  der Gruppe ist. Die exponierte Handlung eines Agenten erweitert sich deshalb zu  $n_{g_f,p,z}$ . Die Kommunikation zwischen den Agenten der gleichen sozialen Gruppe beschreibt die Übertragung der exponierten Handlung  $n_{g_f,p,z}$  der Führungsperson auf die Gruppenmitglieder.

Die Distanz zwischen einer Zone und einem Navigationsknoten kann unmittelbar durch die Wahrnehmung erfahren werden. Diese Informationen sind streng mit der taktischen und operationalen Verhaltensselektion verbunden und werden in den Abschnitten 4.4.7.1 und 4.4.8.1 erläutert.

#### 4.4.6 Modellierung der räumlich-sequenziellen Planung

Die Planung der räumlichen Sequenz, in der Zielorte besucht werden, gehört zu dem wichtigsten Bestandteil des *Spice*-Modells und stützt sich direkt oder indirekt auf alle anderen Teilm Modelle. Es kann im Folgenden davon ausgegangen werden, dass die notwendigen Informationen von den vorherigen Prozessen im Gedächtnis bereitgestellt worden sind. Die Komponenten der Planung können die Informationen nun nutzen, um situationsabhängig die räumlich-sequenzielle Zielauswahl zu bestimmen.

Es sei hier explizit der Terminus Ziel im Kontext der Planung und im Bezug auf die Agenteninformationen des Gedächtnisses aus Abschnitt 4.4.2.2 erläutert. Ein Ziel ist Teil des Handlungsplans im Gedächtnis eines Agenten und beschreibt den angestrebten Endzustand nach Durchführung einer Aktivität, welche an einem Zielort durchgeführt wird. Ein Zielort besitzt

Attribute, wie Präferenz, Distanz und Auslastung, und lässt sich immer physisch als Bereich einer Simulation umschreiben. In der räumlich-sequenziellen Planung besteht ein Handlungsplan folglich aus einer Sequenz aus Zielorten, an welchen Ziele mit Hilfe von Aktivitäten erreicht werden.

Im *Spice*-Modell basiert das Gruppenverhalten auf dem gegebenen Handlungsplan der Führungsperson einer sozialen Gruppe, welcher gleichermaßen für alle Gruppenmitglieder gilt. Mit diesem *Leader-Principle* kann konsistentes Gruppenverhalten umgesetzt werden. Dies bedeutet, dass der von der Führungsperson exponierte Handlungsplan von den Gruppenmitgliedern übernommen wird.

Im Folgenden wird zu Beginn der fortlaufende Prozess der Evaluation der Attribute der Zielorte erläutert. Danach wird die Generierung des Handlungsplans beschrieben und zum Schluss die Aktivierung der Revision eines Plans.

#### 4.4.6.1 Die Intra-Alternative Bewertung von Zielorten

Auf Basis der empirischen Forschungen, die in Abschnitt 4.1.2 betrachtet wurden, wird in diesem Abschnitt ein Konzept für die *Intra-Alternative*-Bewertung der Attribute von Zielorten beschrieben. Die Bewertung verbindet die Kernattribute: Präferenz, Distanz und Auslastung.

Die Präferenz modelliert die subjektive Priorität, die eine Aktivität an einem Zielort für einen Agenten hat. Die Präferenz  $q_i$  wird durch das in Abschnitt 4.4.4 erläuterte Modell gefunden und für jeden Präferenztyp  $i$  ermittelt. Damit können Zielorte den gleichen Präferenztyp und damit das gleiche Präferenzattribut teilen. Die Distanz  $d_z$  beschreibt die subjektive Reiseentfernung zu einer Zielzone  $z$  und die Auslastung  $o_z$  den subjektiven Eindruck über die Menge von Personen, die sich in einer Zielzone  $z$  befinden. Die beiden Attribute werden durch die in Abschnitt 4.4.3 beschriebenen Wahrnehmungsmodelle ermittelt. Jeder Zielort  $G$  besitzt folglich drei verschiedene Attribute  $G := (q_i, d_z, o_z)$ . Es gibt neben den Zielorten des Typs  $G$  noch Transitziele  $D$ , die die Fußgänger aus der Simulation entfernen. Transitziele modellieren einen Ersatzzielort für alle Zielorte, die sich außerhalb und hinter einer Transitzone des Simulationsszenarios befinden und besitzen somit nicht die Eigenschaften  $d_z$  und  $o_z$ , denn diese sind schlicht nicht bekannt und nicht simulierbar. Demnach besitzt ein Transitziel  $D$  nur die Eigenschaft  $D := (q_i)$ .

Der hier verfolgte Ansatz basiert auf der *Intra-Alternative*-Bewertung und nicht auf dem gegenläufigen Konzept der *Intra-Attribute*-Bewertung. Bei einer *Intra-Attribute*-Bewertung würden alle Zielorte schrittweise hinsichtlich eines der Attribute evaluiert und geordnet. Dies bedeutet, dass beispielsweise alle Zielorte zuerst bezüglich der Präferenz  $q_i$  bewertet werden, danach bezüglich der Distanz  $d_z$  und zum Schluss hinsichtlich der Auslastung  $o_z$ . Dies ist vergleichbar

mit einer Sortierung nach mehreren Kriterien. Nach Gärling (1999) ist dies nicht der richtige Ansatz für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl. Die *Intra-Alternative*-Bewertung ist nach Gärling (1999) der schlüssige und korrekte Ansatz für die Bewertung der Zielorte in der Zielauswahl. In der *Intra-Alternative*-Bewertung werden die Attribute jedes Zielorts gemeinsam bewertet. Hierfür existiert ein bisher noch nicht erklärter kognitiver Verarbeitungsprozess, welcher die Attribute je Zielort in eine gemeinsame abstrakte Wertigkeit überführt (Gärling 1999). Die Sortierung dieser abstrakten Wertigkeiten führt folglich zum Handlungsplan des Fußgängers. Die Umsetzung des bisher unbekanntes Prozesses für die *Intra-Alternative*-Bewertung wird im Folgenden für Zielorte des Typs  $G$ , die alle drei Attribute zur Verfügung haben, entwickelt und erläutert.

Alle Attribute  $(q_i, d_z, o_z)$  befinden sich im Wertebereich  $[0, 1]$ . Für  $q_i$  beschreibt ein Wert von 0 eine niedrige subjektive Priorität und ein Wert von 1 eine hohe subjektive Priorität. Für  $d_z$  bedeutet ein Wert von 0 eine sehr geringe Reisedistanz zum Zielort und ein Wert von 1 eine sehr hohe Reisedistanz. Dies gilt auch für  $o_z$ . Ein Wert von 0 bedeutet, dass der Zielort frei von anderen Fußgängern ist und ein Wert von 1 beschreibt eine maximale Auslastung des Zielorts. Als erster Schritt werden die Orientierungen der positiven zu negativen Ausprägung der Attribute normiert und auf den Wertebereich  $[-1, 1]$  skaliert:

$$\begin{aligned} \dot{q}_i &= 2 \cdot q_i - 1 \\ \dot{d}_z &= 1 - 2 \cdot d_z \\ \dot{o}_z &= 1 - 2 \cdot o_z \end{aligned} \tag{4.12}$$

Die Attribute sind über die vorangestellten Prozesse der Wahrnehmung und der Präferenz bereits nicht linear subjektiv ermittelt worden. Nichtsdestotrotz ist noch eine weitere Verstärkung beziehungsweise Abschwächung in Form einer Intensivierung der Attribute  $(\dot{q}_i, \dot{d}_z, \dot{o}_z)$  notwendig.

Diese Intensivierung betrifft die Wertigkeit eines jedes Attributs. Je geringer ein Attribut ausgeprägt ist, desto geringer wird dessen Einfluss auf den Handlungsplanung einer Person angenommen. Invers hierzu wird davon ausgegangen, dass ein Attribut, welches eine höhere Wertigkeit besitzt, auch verstärkt in der Planung beachtet wird. Folglich werden die subjektiv ermittelten Attribute nochmals bezüglich ihrer Intensität nicht-linear mit einer *Sigmoid*-Kurve abgeschwächt oder verstärkt. Dies modelliert eine relativ-anschwellende Prägnanz, welche die suboptimale menschliche Einschätzung eines Wertes beschreibt (Johnson und Busemeyer 2010; Kahneman und Tversky 1979). Jedes der skalierten Attributwerte  $\dot{x} \in [-1, 1]$  wird deshalb mittels einer *Sigmoid*-Kurve intensiviert:

$$\ddot{x} = 1 / \left( 1 + e^{(\dot{x} \cdot \log(1/(1-10^{-v})-1))} \right) \tag{4.13}$$

Der Parameter  $v \in \mathbb{N}_{>0}$  modelliert die Intensivierung der Attribute. Wenn  $v$  gegen unendlich geht, nähert sich die Intensivierung einer Treppenfunktion. Es ist klarzustellen, dass der korrekte Wert von  $v$  unbekannt ist. Die Ermittlung des Werts wird in Kapitel 5 diskutiert. Die Abbildung 4.19 stellt beispielhaft Verläufe für die Attributausprägungen  $(q_i, d_z, o_z)$  und ihre Skalierung  $(\dot{q}_i, \dot{d}_z, \dot{o}_z)$  nach der Formel 4.12 und die Intensivierung  $(\ddot{q}_i, \ddot{d}_z, \ddot{o}_z)$  mit  $v = 2$  nach der Formel 4.13 dar.

Die Attribute eines Zielorts  $G$  sind nun auf den gleichen Wertebereich normiert und in der gleichen Richtung des Werteanstiegs ausgerichtet. Im nächsten Schritt müssen die Attribute in die gemeinsame Wertigkeit  $y$  des Zielorts  $G$  überführt werden. Es wird hierbei angenommen, dass eine gewichtete Summe für die Verknüpfung der Attribute ein adäquates Modell ist:

$$y_{z,i} = \ddot{q}_i / \Lambda_q + \ddot{d}_z / \Lambda_d + \ddot{o}_z / \Lambda_o \quad (4.14)$$

Die  $\Lambda_x$  Gewichte werden auf Basis der relativen Ausprägungen der Attribute über die Zielorte beschrieben. Die Grundidee für die Gewichtung folgt dem Grundsatz, dass nicht unterscheidbare Attribute weniger Einfluss auf die Entscheidungsfindung haben, als leicht zu unterscheidende Attribute (Johnson und Busemeyer 2010; Kahneman und Tversky 1979). Sollten beispielsweise alle subjektiven Präferenzen eines Agenten in etwa die gleiche Ausprägung haben, so sind die Zielorte aus dem Bezugspunkt der Präferenz nicht unterscheidbar. Dies gilt gleichermaßen für die Distanz und die Auslastung. Sollte – invers hierzu – die maximale Differenz eines Attributes über alle Zielorte hinweg sehr hoch sein, so sind die Zielorte bezüglich des Attributes einfach unterscheidbar und werden stärker in die Berechnung der Wertigkeit  $y_{z,i}$  einbezogen. Damit ergibt sich das Gewicht  $\Lambda_x$  für das Attribut  $x$  mittels der maximalen Differenz der Attributausprägung bezüglich der Summe der maximalen Differenzen aller Attribute:

$$\begin{aligned} \lambda_q &= \max(q_i) - \min(q_i) \\ \lambda_d &= \max(d_z) - \min(d_z) \\ \lambda_o &= \max(o_z) - \min(o_z) \\ \Lambda_q &= \lambda_q / (\lambda_q + \lambda_d + \lambda_o) \\ \Lambda_d &= \lambda_d / (\lambda_q + \lambda_d + \lambda_o) \\ \Lambda_o &= \lambda_o / (\lambda_q + \lambda_d + \lambda_o) \end{aligned} \quad (4.15)$$

Die Wertigkeit  $y_G \in [0, 1]$  für Zielorte ohne Transiteigenschaft des Typs  $G$  können mit den obigen Formeln berechnet werden. Die Wertigkeit von Transitzielen und damit die Ausgänge des Simulationsbereichs können mit diesem Ansatz nicht bewertet werden. Der Grund hierfür ist, dass Transitziele als Ersatzziel allen nach dem Ausgang existierenden Zielorten dienen. Ein Fußgänger, der den Ausgang aufsucht, hat demnach den Wunsch, mindestens einen Zielort

aufzusuchen, der physisch hinter dem Ausgang liegt<sup>4</sup>. Dies erschwert es, die Distanz zum Transitziel und die Auslastung des Transitziels in die Berechnung der Wertigkeit  $D$  einzubeziehen. Die Distanz zur Lokalität des Ausgangs ist in der Regel kürzer, als zu jedem hinter dem Ausgang liegenden Zielort und die Auslastung ist rein praktisch bereits nicht korrekt bestimmbar, da Fußgänger nicht in einer Transitzone verweilen.

Für die Lösung dieses Dilemmas wird eine pragmatische Lösung angestrebt, die Vermutungen vermeidet. Es wird angenommen, dass die Präferenz zum Transitziel, welche durch die Zwischenankunftszeiten bestimmt wird, eine genügend genaue Beschreibung der Wertigkeit ist. Deshalb gilt  $y_D := q_i$  im Wertebereich  $y_D \in [0, 1]$ . Dieser Ansatz führt dazu, dass jeder Transitzone eines Simulationsszenarios grundsätzlich ein eigener Präferenztyp zugeordnet werden muss, da die Präferenz für alle physisch hinter der Transitzone  $G_D$  liegenden Zielorte eine Ersatzpräferenz beschreibt.

Als Ergebnis der *Intra-Alternative*-Bewertung kann nun jedem Zielort eine Wertigkeit  $y$  gewiesen werden. Mit Hilfe der Wertigkeiten wird, wie im folgenden Abschnitt 4.4.6.2 beschrieben, der Handlungsplan generiert.

---

<sup>4</sup>Dieser Umstand ist in klassischen Entfluchtungssimulationen nicht gegeben, da das Erreichen eines Ausgangs eines Gebäudes bereits die Zielerfüllung beschreibt.

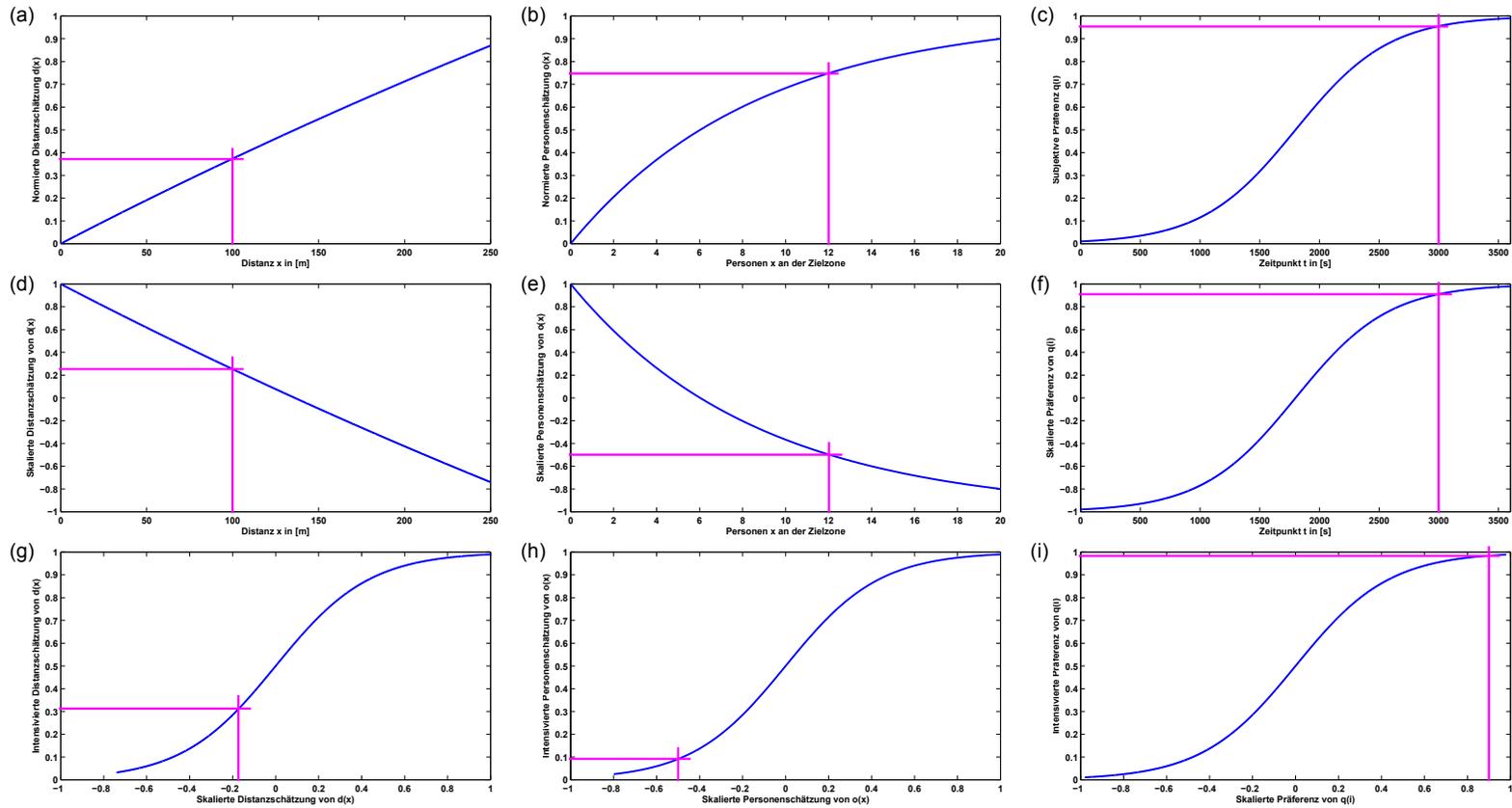


ABBILDUNG 4.19: Exemplarische schrittweise Transformation der im Gedächtnis gespeicherten Informationen über Attribute in eine für die *Intra-Alternative* Verknüpfung nutzbare Form. Die normierten Attributverläufe von  $(q_i, d_z, o_z)$  sind in (a - b) dargestellt. Die Verläufe basierend auf über die Zeit aufgenommenen Informationen, die die Prozesse der Wahrnehmung und der Präferenz ermittelt haben. Die skalierten Attributverläufe  $(\hat{q}_i, \hat{d}_z, \hat{o}_z)$  sind in (c - e) dargestellt und basieren jeweils auf den darüber liegenden Eingabeverlauf von (a - b). Die intensivierten Attributverläufe  $(\check{q}_i, \check{d}_z, \check{o}_z)$  sind in (f - g) angegeben. Diese basieren jeweils auf den darüber liegenden Eingabeverlauf von (c - e). Zur Orientierung ist für jedes Attribut eine konkrete Ausprägung des Attributwertes beispielhaft hervorgehoben.

#### 4.4.6.2 Generierung des Handlungsplans

Ein Fußgänger hat zu jedem Zeitpunkt in der Simulation einen gültigen Handlungsplan oder ist dabei, einen Plan zu generieren. Im *Spice*-Modell wird dabei keine hierarchische Planung umgesetzt. In einer hierarchischen Planung kann ein Fußgänger für jeden räumlich-hierarchischen Kontext, beispielsweise einem Raum, das zugehörigen Gebäude und den Stadtteil des Gebäudes, einen eigenen sich in der zeitlichen und räumlichen Skala unterscheidenden Plan besitzen. Da keine hierarchische Planung vorliegt, adressiert der generierte Handlungsplan immer den aktuell gegebenen räumlich-hierarchischen Kontext. Der Kontext ist konkret das gegebene Simulationsszenario mit den enthaltenen Zielzonen.

Die notwendigen Informationen für die Erstellung des Handlungsplans eines Fußgängeragenten für das gegebene Simulationsszenario sind durch die *Intra-Alternative*-Bewertung und den Schlussfolgerungen gegeben. Des Weiteren ist bei der Planung der Aspekt der Planungsdauer und -größe von Bedeutung. Damit ist die Generierung des Handlungsplans  $\Omega$  als die Sortierung von  $N$  Zielorten des Typs  $G$ , mit drei Attributen, und  $D$ , mit einem Attribut, über eine Zeitdauer  $\tau$  definiert.

Die Größe  $N$  eines Handlungsplans wird mit Hilfe einer Zufallsvariable berechnet, die einer Gamma-Verteilung mit 4 als Mittelwert und 2 als Standardabweichung folgt. Die Definition der Verteilung und der daraus resultierenden Plangrößen basiert auf den grundlegenden Annahmen über das menschliche Arbeitsgedächtnis (Baddeley und Hitch 1974; Cowan 2001). Es wird davon ausgegangen, dass eine Planung mit mehr Teilzielen höhere kognitive Lasten einbringt und deshalb der Fußgänger Pläne mit einfach zu verarbeitender Komplexität automatisch bevorzugt (Sweller 1988). Die Annahme wird durch das Experiment Nummer 3 der Studie von Gärling et al. (1986) unterstützt. Die Probanden mussten in dem Experiment unter verschiedenen Gedächtnisbedingungen die nächstgelegenen Zielorte und damit eine Ordnung der Zielorte im Kontext der räumlich-sequenziellen Zielauswahl festlegen. Es wurden drei Gedächtnisbedingungen für die Planung unterschieden: (1) Der Stadtplan wurde visuell präsentiert (keine Gedächtnisleistung), (2) der Stadtplan wurde kurz vor der Planung visuell bereitgestellt (Kurzzeitgedächtnis) und (3) die Zielpositionen mussten vorab gelernt werden (Langzeitgedächtnis). Es zeigt sich in der Bedingung des Langzeitgedächtnisses, dass die Planungsdauer und damit die kognitive Last bei mehr als drei Zielorten stark ansteigt (Sweller 1988). Für die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern wird angenommen, dass diese ihre Pläne größtenteils unter Einsatz des Langzeitgedächtnisses strukturieren. Mit Hilfe einer Näherungsfunktion, die auf den Daten des dritten Experiments von Gärling et al. (1986) und der Langzeitgedächtnisbedingung basiert, lässt sich die Zeitdauer  $\tau$  für die Generierung eines Plans mit  $N \in \mathbb{N}_{>0}$  Zielen in Sekunden schätzen:

$$\tau(N) = 8.403 \cdot N^{0.6038} - 8.403s \quad (4.16)$$

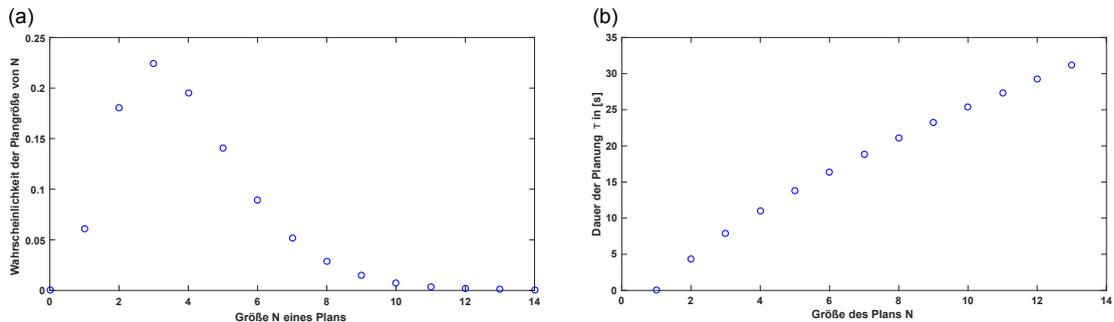


ABBILDUNG 4.20: (a) zeigt die Wahrscheinlichkeitsdichte der Gamma-Verteilung für die Schätzung der Plangröße  $N$ . (b) beschreibt den Verlauf der Näherungsfunktion für die Daten des dritten Experiments von Gärling et al. (1986). Die Näherungsfunktion liefert für die Plangröße  $N$ , die Dauer der Planung in Sekunden. Es wurde bei der Näherung angenommen, dass in einem Plan mit nur einem Zielort keine kognitive Last für die Sortierung und Bewertung der Zielorte notwendig ist und deshalb eine Planungszeit von 0 gegeben ist.

Die Abbildung 4.20 beschreibt den Verlauf der Plangröße auf Basis der Gamma-Verteilung und die von der Plangröße abhängigen Planungszeit, in der von einer Planung unter Last des Langzeitgedächtnisses ausgegangen wird. Des Weiteren gilt die Dimensionierung der Plangröße nur für gesamte Szenarien und nicht für kleine Teilbereiche eines Szenarios. Das bedeutet: Wird beispielsweise die Fußgängerbewegung in einem Raum eines Gebäudes simuliert, müssen im vollständigen Verhaltensplan eines Fußgängers auch Zielorte aus anderen Räumlichkeiten berücksichtigt werden. Dies führt in einer Simulation eines Teilszenarios zu einer Reduktion der Plangröße, welche im unteren Teil des Abschnitts mittels der Transitplanung adressiert wird.

Die Dauer der Planung spiegelt sich in der Simulation durch einen kurzen Stillstand des Agenten wider. Details zur Aktivierung der Planung und den hierdurch gegebenen Nebenbedingungen werden im nächsten Abschnitt gegeben. Des Weiteren werden Verhaltensroutinen in Abschnitt 4.4.7 beschrieben.

Es ist bezüglich der Planungsdauer ein simulationsbedingter Sonderfall zu beachten. Es wird davon ausgegangen, dass Agenten, die das Szenario über eine Transitzone betreten, bereits einen Plan besitzen und mit einer Absicht in das Simulationsszenario eingetreten sind. Deshalb wird die erste Planung eines Agenten immer ohne Zeitbeschränkung ausgeführt. Hierdurch wird das Vorhandensein eines Plans modelliert.

Mit der bekannten Plangröße und Planungsdauer können die Zielorte bereits für den Handlungsplan nach ihren Wertigkeiten sortiert werden. Dennoch ist die Sortierung allein noch nicht ausreichend. Über die Schlussfolgerung und das Gedächtnis hat der Agent noch weitere Informationen, die in die räumlich-sequenzielle Zielauswahl eingebracht werden müssen. Dem Agenten ist bekannt, welche Zielorte den gleichen Präferenztyp besitzen, ob die Aktivität am Zielort zum aktuellen Zeitpunkt realisierbar ist, welche Vorgängerpräferenz den Zielorten zugewiesen sind und ob der Zielort die Starttransitzzone des Agenten war. Vorab ist klarzustellen, dass Informationen, welche einem Agenten fehlen, auch nicht in die Planung eingebracht

werden. Sind beispielsweise Vorgängerbeziehungen unbekannt, so wird ein Plan ohne Wissen über diese erstellt. Dies kann, wie in Abschnitt 4.4.6.3, erläutert wird, zu einer erzwungenen Neuplanung führen, wenn die Informationen erst bei der Sichtung des Zielorts zur Verfügung stehen.

Algorithmisch kann ein konsistenter Plan schrittweise generiert wird. Zu Beginn wird der meist inkorrekte Plan  $\Omega_5$  gebildet. Dieser entsteht durch die absteigende Sortierung der Zielorte  $G$  und Transitzielle  $D$ , nach deren Wertigkeiten  $y_G$  und  $y_D$ .

Als nächster Schritt werden alle Zielorte aus  $\Omega_5$  entfernt, die bereits erfüllt wurden. Hierdurch wird der Plan  $\Omega_4$  generiert. Es ist zu beachten, dass durch eine Erfüllung eines Transitziels  $D$  der Fußgänger aus der Simulation entfernt wird und die Transitzielle  $D$  in dieser Reduktion niemals von Bedeutung sind.

Sollte eine Aktivität aufgrund der Nutzungsphasen des Zielorts gerade nicht durchführbar sein, so werden sie hinter dem nächsten nutzbaren Ziel im Plan  $\Omega_4$  in Richtung der kleineren Wertigkeiten in ihrer Priorität reduziert. Um eine korrekte algorithmische Abarbeitung zu garantieren, wird der Plan beginnend vom Ziel mit der geringsten Wertigkeit schrittweise verarbeitet. Das Ergebnis ist Plan  $\Omega_3$ .

Im nächsten Schritt werden Zielorte mit identischem Präferenztyp reduziert, denn jeder Zielort mit gleichem Präferenztyp steht für die identische Interaktion an einer anderen Zone. Deswegen werden die Zielorte  $G_i$  mit gleichem Präferenztyp  $i$  nach ihren Attributausprägungen  $y_{G_i}$  evaluiert. Es ist zu bedenken, dass kein Transitziel  $D$  mit gleicher Präferenz existiert, da diese Ersatzziele für die Zielstrukturen sind, die physisch nach dem Transitziel liegen. Die Präferenz  $q_i$  ist für alle Zielorte  $G_i$  identisch, dennoch ist der Wert  $y_{G_i}$  für alle Zielorte  $G_i$  unterschiedlich, da diese in der Regel eine unterschiedliche Auslastung  $o_z$  und Distanz  $d_z$  besitzen. Aus diesem Grund wird das der besten bewertete Zielort nach  $\max(y_{G_i})$  mit Präferenztyp  $i$  beibehalten und alle anderen  $\neg \max(y_{G_i})$  aus dem Plan  $\Omega_3$  entfernt, um den Plan  $\Omega_2$  zu erhalten.

Jeder Fußgänger  $p$  betritt das Simulationsgebiet an einer bestimmten Eintrittszone  $L_p$ , welche sich mit einer Transitzone  $D$  überschneiden kann. Diese Transitzone  $D$  muss in ihrer Priorität reduziert werden, falls sie die höchste Priorität aller Zielorte besitzt. Grund hierfür ist, dass ein Agent, der das Szenario betritt, zum allgemeinen Ziel hat, mit den Zonen auf dem Szenario zu interagieren. Ein sofortiges Verlassen des Szenarios durch die Transitzone  $D$ , die sich mit der Startzone  $L_p$  überlappt, würde eine irrationale Oszillation im Verhalten bedeuten. Um dies zu verhindern, wird bei der ersten Plangenerierung, in der auch die Planungsdauer ignoriert wird, das Transitziel  $D$  analysiert, das sich mit der Startzone  $L_p$  überlappt. Entspricht die Wertigkeit dieses Transitziels  $y_D$  die der maximalen Bewertung  $\max(y_{G|D})$  von  $\Omega_2$  und ist damit der wichtigste Zielort, so wird das Transitziels hinter den zweiten Zielort des Plans gesetzt. Hiermit ergibt sich der Plan  $\Omega_1$ .

Nun werden die Zielorte bezüglich ihrer vollständigen Nachfolgerpräferenzmenge  $B$  sortiert, welche sich invers zu den Vorgängerpräferenzen verhält. Jeder Zielort  $K$ , welcher einen kleineren Wert  $y_K$  als einer seiner Nachfolgezielorte  $X$  aus der Menge  $B$  besitzt, wird vor diese Nachfolger mit höherer Wertigkeit  $y_X$  eingeordnet. Der Vorgang wird für jeden Zielort aus  $\Omega_1$  ausgeführt, beginnend mit dem Zielort mit dem kleinsten Wert  $\min(y_K)$ , hin zum Zielort mit der höchsten Wertigkeit. Jeder Nachfolger  $X$  aus Menge  $B$  mit höherer Wertigkeit  $y_x > y_K$  wird in einer Menge  $V$  vermerkt. Aus der eventuell leeren Menge  $V$  von in Plan  $\Omega_1$  vorhandenen Nachfolger mit  $y_v > y_K$ , wird der Nachfolger  $v \in V$  gewählt, der den maximalen Wert  $\max(y_v)$  besitzt. Der geprüfte Zielort  $K$  wird sodann vor seinen Nachfolger  $v$  mit der höchsten Wertigkeit  $y_v$  gesetzt. Da die Vorgängerpräferenzen einen azyklisch gerichteten Graphen beschreiben, ist der Vorgang immer eindeutig lösbar. Als Resultat ist der Plan  $\Omega_0$  mit korrekten Abhängigkeiten gegeben.

Als Besonderheit der Planung kann aus dem  $\Omega_0$  ein Transitplan  $\Omega_T$  generiert werden. Zwar wird im *Spice*-Modell keine hierarchische Planung integriert. Dennoch muss die Planung auf dem gegebenen Simulationsszenario implizit in den Kontext einer hierarchischen Planung eingebettet werden. Wäre dies nicht der Fall, dann wäre die berechnete Plangröße  $N$  für Simulationsszenarien, die nur Teilbereiche von Gebäuden darstellen, zu groß gewählt. Dies lässt sich an einem Beispiel erläutern. Bewegt sich ein Student innerhalb eines Universitätsgebäudes oder ein Besucher durch ein Museum, wird jedoch nur ein Raum des Gesamtgebäudes simuliert, so ist nicht zu erwarten, dass ein Plan der Größe  $N$  immer für den Raum alleine gilt. Dies bedeutet, dass obwohl ein hierarchisch kleineres System (Raum) simuliert wird, ein hierarchisch höherer Plan (Gebäude) angenommen werden kann, welcher korrekterweise die Größe  $N$  besitzt. Für den Raum kann ein kleiner Transitplan  $\Omega_T$  mit Größe 1 oder ein normaler Plan der Größe  $N$  gelten. Um festzustellen, ob ein Agent einen Transitplan ausführt, wird die am beste bewertete Transitzone  $\max(y_D)$  (ohne Startzone) mit dem Median  $y_G$  der Bewertungen der Interaktionszonen im Szenario verglichen. Der Median ist robust gegen Ausreißer und hat sich in Testsimulationen gegenüber anderen Metriken, wie dem Mittelwert, als verlässlicher Indikator erwiesen. Ist nun  $\max(y_D) > y_G$ , bedeutet dies, dass der Agent zurzeit keine Interaktion mit dem Simulationsszenario wünscht und das Simulationsszenario als Transitzone des hierarchisch größeren Szenarios nutzt. Um aus dem Plan  $\Omega_0$  den Transitplan  $\Omega_T$  zu generieren, wird aus dem aktuellen Plan  $\Omega_0$  jeder Zielort, außer der maximal bewerteten Transitzone (ohne Startzone), entfernt. Dieser Mechanismus zur Transitplanung wird nur dann eingesetzt, wenn das Simulationsszenario nur ein Teil eines größeren Szenarios ist.

Ist ein Plan  $\Omega_T$  gegeben, entspricht dieser dem finalen Plan  $\Omega = \Omega_T$ . Ist hingegen der Plan  $\Omega_0$  vorhanden, wird dieser auf die Plangröße  $N$  gekürzt, indem nur die ersten  $N$  geordneten Zielorte in den finalen Plan  $\Omega \subseteq \Omega_0$  übertragen werden. Die Plangröße  $N$  wird, wie oben beschrieben, mittels einer Gamma-Verteilung gewonnen. In Abbildung 4.21 stellt die schrittweise Generierung eines Plans anhand eines Beispiels dar, ohne Beachtung der Transitplanung.

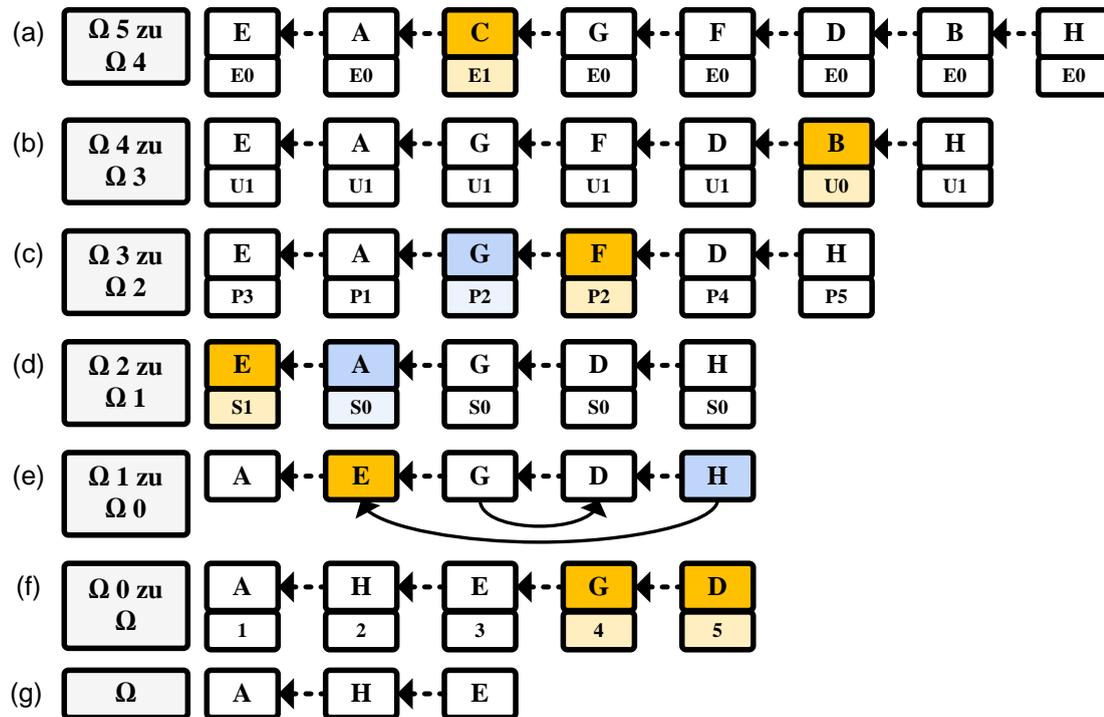


ABBILDUNG 4.21: Die Abbildungen zeigen beispielhaft die Generierung eines Plans unter Berücksichtigung der Zielorteseigenschaften. (a) zeigt die Ziele, sortiert in Abhängigkeit von  $y_{G|D}$  und die Erfüllung mit der Variable E. Der Wert 0 steht für nicht erfüllt und der Wert 1 steht für erfüllt. Das Ziel C ist bereits erfüllt und wird entfernt. (b) zeigt alle erfüllbaren Ziele und die nutzbaren Zielorte mit der Variable U. Der Wert 0 steht für nicht nutzbar und der Wert 1 steht für nutzbar. Das Ziel B ist nicht nutzbar und wird entfernt. (c) zeigt nutzbare Ziele und die Ziele mit gleichem Präferenztyp durch die Variable P. Die Ziele G und F haben den gleichen Präferenztyp und es wird das Ziel G mit geringerem Wert  $y_{G|D}$  entfernt. (d) zeigt die Ziele ohne identischen Präferenztyp und das Startziel mit der Variable S. Der Wert 0 steht für ein Transitziel, welches nicht die Transitzone war, in welchem der Fußgänger das Szenario betreten hat, und der Wert 1 steht für die Transitzone, durch die ein Agent das Szenario betreten hat. Bei der ersten Planung wird das Startziel E, da es am Kopf des Plans liegt, auf die zweite Position von A verschoben. (e) zeigt den Plan mit korrigiertem Startziel und alle Vorgängerbeziehungen der Ziele, die durch die Präferenzabhängigkeiten definiert sind. Ist ein Ziel ein Vorgänger eines anderen Ziels, liegt es am Beginn des gerichteten Pfeils der Beziehung. Da das Ziel E ein Nachfolgerziel von H ist und H in der Ordnung des Plans hinter E liegt, wird H vor E platziert. (f) zeigt den Plan mit korrigierten Vorgängerbeziehungen, in dem zusätzlich alle die Ziele hervorgehoben wurden, die bei einer Plangröße von  $N = 3$  nicht mehr Teil des Plans sind. Die Ziele G und D werden entfernt, um die Plangröße einzuhalten. (g) stellt den finalen Plan dar.

Der finale Plan  $\Omega$  genügt allen rationalen Bedingungen und Beziehungen der Zielorte und ist im aktuellen Simulationskontext umsetzbar. In einer Simulation mit konsistenten Randbedingungen tritt niemals der Fall ein, dass sämtliche Zielorte aus dem Plan entfernt werden. Der Fall eines leeren Plans kann nur dann eintreten, wenn zyklische Vorgängerpräferenzbeziehungen existieren oder sich die Nutzbarkeitsphasen aller Zielzonen zeitlich überlappen. Solche Sonderfälle sind in Simulationen mit dem *Spice*-Modell ausgeschlossen.

Ist ein Agent in der Planung, da diese aufgrund der Planungsdauer ein Zeitintervall in Anspruch nimmt, ist der Agent automatisch untätig im Stillstand, wie es in Abschnitt 4.4.7.1 erläutert wird.

#### 4.4.6.3 Revision des Handlungsplans

Den Zeitpunkt zu finden, an dem ein Plan revidiert werden soll, gehört zu den komplexen Problemstellungen, die ein intelligenter Agent zu lösen hat. Der Agent muss das *Reactivity-Dilemma* behandeln, welches nach Wooldridge (2009) das Finden der Balance zwischen dem Revidieren und Beibehalten eines Plans beschreibt. Ist die Adaptionfähigkeit des Agenten zu gering, werden Ziele verfolgt, die nicht mehr erreichbar sind. Ist die Adaptionfähigkeit hingegen zu hoch, ist der Agent nicht mehr in der Lage, Handlungen auszuführen, da die Zeit für die Planung den Großteil der Ressourcen des Agenten vereinnahmt, oder der Agent mit den Systemzuständen oszilliert, welche die Neuplanung hervorrufen. Insbesondere ein Fußgängeragent muss versuchen, die Entscheidungsprozesse der Planrevision von echten Fußgängern abzubilden, welche intuitiv ihre Pläne revidieren.

Die Revision eines Handlungsplans wird im *Spice*-Modell grundsätzlich durch eine Neuplanung umgesetzt. Das bedeutet, dass einerseits keine Varianten eines Plans generiert werden und andererseits auch keine Zielorte innerhalb des Plans neu positioniert werden. Die Revision, beziehungsweise die Aktivierung einer Planung, wird unter den folgenden Bedingungen durchgeführt: Es existiert kein Plan, der Plan ist leer, es ist eine wichtige Informationsänderung eingetreten oder die bei der Planung gegebenen Wertigkeiten der Zielorte unterscheiden sich stark von den aktuellen Wertigkeiten der Zielorte.

Ein Agent, der das Simulationsszenario betritt, führt seine Planung, wie in Abschnitt 4.4.6.2 beschrieben, praktisch vor seiner Existenz in der Simulation aus. Die Aktivierung der Planung bei einem nicht existierenden Plan identifiziert diesen Sonderfall.

Sollte ein Agent alle Ziele seines Plans gelöst haben, wird die Generierung eines neuen Plans eingeleitet. Grundsätzlich besitzen alle Agenten das implizite Ziel, mit den Zielorten des Simulationsszenarios zu interagieren. Aus diesem Grund ist das fortlaufende Erstellen von neuen Plänen sinnvoll.

Die Aktivitäten am Zielort sind nicht jederzeit verfügbar. Diese Eigenschaft wird im *Spice*-Modell mit den Nutzungszeiten von Zielorten modelliert. Mit diesem einfachen Mechanismus lassen sich typische Öffnungsphasen von Geschäften, die Zeiten von täglichen Routinen, wie der Mittagspause, und das Eintreffen von Ereignissen, wie der Einfahrt eines Zugs, gleichermaßen beschreiben. Sollte das aktuelle Ziel des Agenten aufgrund der Nutzungsphase nicht erfüllbar werden, kommt es bei der Änderung der Erfüllbarkeit zu einer Neuplanung.

Da ein Fußgängeragent nicht alle Informationen über das Simulationsszenario besitzen muss, besteht die Möglichkeit, dass aufgrund von lückenhaftem Wissen ein unbeabsichtigt fehlerhafter Handlungsplan erstellt wurde. Die Informationen können durch Informationsziele, die im Allgemeinen die Präferenzabhängigkeiten, die Nutzungsphasen, die Lokalisation und weitere Szenarioinformationen beinhalten können, gewonnen werden. Als zweite Variante der Informationsgewinnung dient der Sichtkontakt mit einem Zielort. Sollten die neu gewonnenen Informationen dazu führen, dass die Aktivität des aktuellen Zielorts nicht ausführbar ist, so wird eine Neuplanung angestoßen.

Der letzte und komplexeste Weg für eine Neuplanung liegt darin, diese einzuleiten, wenn ein Plan weniger attraktiv geworden ist, weil sich die Eigenschaften der Zielorte zwischen Planung und aktuellem Zeitpunkt stark verändert haben. Die drei Kerninformationen eines jeden Ziels im Plan sind die Distanz zum Zielort, die Personenmenge am Zielort und subjektive Präferenz an der Aktivität am Zielort. Diese Informationen werden verwendet, um die Wertigkeit  $y_K$  eines jeden Zielorts  $K$  zu bestimmen. Bei der Generierung eines Plans werden die zum Zeitpunkt der Planung gegebenen Wertigkeiten der Zielorte mit dem Plan im Gedächtnis hinterlegt. Mit Hilfe der geplanten Wertigkeiten  $\dot{y}_K$  der Zielorte  $K$  können diese mit den aktuellen Wertigkeiten  $y_K$  abgeglichen werden. Der Vergleich berechnet die Differenz der geplanten Wertigkeiten mit den aktuellen Wertigkeiten bezüglich der Priorität eines Ziels im Plan. Das bedeutet, dass Ziele mit einer höheren Position  $i$  im Handlungsplan den größten Einfluss auf eine Planrevision haben. Der Abgleich wird des Weiteren nur für Ziele durchgeführt, deren Zielorte sichtbar sind und wenn die Aktivität der Zielzone mit geringer Wertigkeit  $\dot{y}_{K_{i+1}}$  grundsätzlich durchführbar ist. Der Ansatz gestattet es, die Reaktivität des Fußgängers auf Umfeldeinflüsse zu beschreiben. Die Bewertung des Ist- zur Planwertigkeit wird wie folgt umgesetzt:

$$\begin{aligned}\dot{d} &= \dot{y}_{K_i} - \dot{y}_{K_{i+1}} \\ d &= y_{K_i} - y_{K_{i+1}} \\ R(\dot{d}, d, i) &:= i \cdot r \leq \dot{d} - d\end{aligned}\tag{4.17}$$

Hierbei ist  $\dot{d}$  die Differenz der geplanten Wertigkeit der sichtbaren Zielorte  $i$  und  $i + 1$  im Plan und  $d$  die Differenz der aktuellen Wertigkeiten dieser Zielorte. Der Index  $i$  beginnt bei 1, und verweist allein auf die sichtbaren Zielorte aus dem Handlungsplan. Wenn die Differenz  $-1 \leq \dot{d} < 0$  ist, bedeutet das, dass der Zielort  $K_i$  zwar eine kleinere Wertigkeit besitzt als  $K_{i+1}$ , aber aufgrund von Abhängigkeiten  $K_i$  in der ursprünglichen Planung bevorzugt wurde. Ist  $0 < \dot{d} \leq 1$ , dann ist der Zielort  $K_i$  höher bewertet als  $K_{i+1}$ . Der Parameter  $0 < r \leq 2$  ist eine freie Variable, welche die Reaktivität des Agenten modelliert. Je kleiner  $r$ , desto leichter tritt eine Neuplanung ein. Der Parameter wird in Abhängigkeit von der Position der Zielorte  $i$  gesetzt, um die Relevanz der geplanten Ziele in die Reaktivität miteinzubeziehen. Es ist klarzustellen, dass der Wert des Parameters  $r$  unbekannt ist und seine Festlegung in Kapitel 5 diskutiert

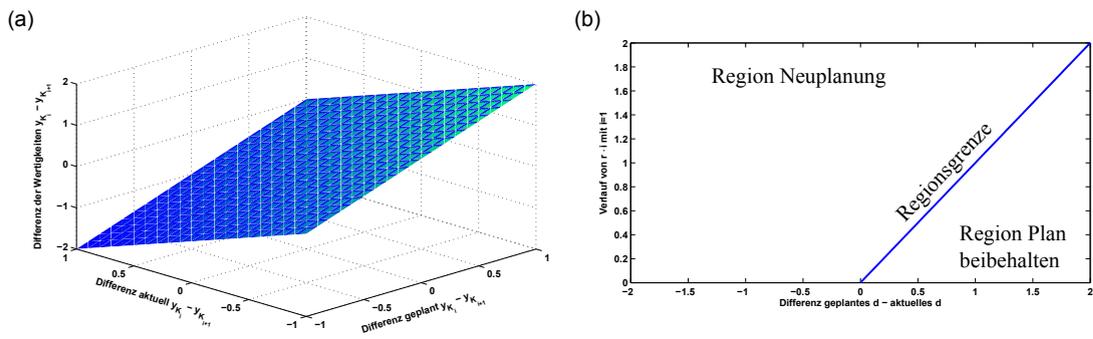


ABBILDUNG 4.22: (a) zeigt den Verlauf der Differenz der einzelnen Differenzen  $y_{K_i}$  und  $y_{K_{i+1}}$  für geplante wie aktuelle Ziele. Ein Ergebniswert von  $-2$  bedeutet, dass sich die Wertigkeiten zwischen geplanter und aktueller Wertigkeit  $i$  und  $i + 1$  maximal invertiert haben. (b) beschreibt den Verlauf der Bewertung von  $i \cdot r \leq \dot{d} - d$  für  $i = 1$ . Wenn die Aussage wahr ist, wird eine Neuplanung durchgeführt. Im Fall  $r = 2$  ist eine Neuplanung praktisch nicht gegeben, da sich die Wertigkeiten der Zielorte sich maximal invertiert haben müssten.

wird. Sollte das Ergebnis von  $R(\dot{d}, d, i)$  wahr sein, so ist eine Neuplanung notwendig, da die geplanten und die aktuelle Wertigkeit einen großen Unterschied erfahren haben. In Abbildung 4.22 (a) zeigt die Entwicklung der  $y_K$  Differenzen und 4.22 (b) die Evaluation von  $R(\dot{d}, d, i)$ .

Es ist anzumerken, dass ein Plan nicht revidiert werden kann, wenn sich ein Agent gerade in der Generierung eines Plans befindet. Die Revisionskomponente wird ebenfalls deaktiviert, solange ein Agent mit einem Zielort interagiert. Dies betrifft beispielsweise Situationen, in denen der Agent den Service am Kopf einer Warteschlange wahrnimmt oder zum Aufenthalt in eine Region zur Ruhe kommt. Dass ein Service unterbrochen oder abgebrochen wird, scheint in einer Fußgängersimulation mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl, welche beispielsweise das Verhalten von Besuchern einer öffentlichen Veranstaltung adressiert, von geringer Bedeutung zu sein. Des Weiteren bezieht die empirisch erfasste Servicezeitenverteilung  $S(i)$ , mit der die Dauer der Durchführung einer Aktivität bestimmt wird, korrekterweise auch verfrüht abgebrochen Interaktionen mit ein. Das Unterbrechen einer Aktivität lässt sich dennoch mit Hilfe der Nutzungszeiten beschreiben, die dafür verwendet werden können, um beispielsweise das Schließen einer Verkaufsstätte zu modellieren.

#### 4.4.7 Modellierung der Operationen

Menschen lernen in ihrem Leben verschiedene Handlungssequenzen für das Lösen von Aufgaben (Anderson 2010; Anderson 1993; Willingham et al. 1989). In der räumlich-sequenziellen Zielauswahl sind bewegungsorientierte Handlungsabläufe notwendig, um die Ziele eines Plans zu erfüllen. Das Operationsmodul des *Spice*-Modells analysiert die anstehenden Ziele sowie deren Informationen, um die korrekte taktische Verhaltensroutine für das Erreichen des Ziels zu aktivieren. Damit wählt das Modul autonom zwischen den taktischen Verhaltensmodellen aus

und aktiviert diese für die Umsetzung der taktischen Planung. Alle taktischen Verhaltensmodelle erreichen ein Ziel, indem es in kleinere räumliche Teilziele zerlegt wird. Diese zerlegten Teilziele werden an die Motorik gegeben, die autonom die Bewegung ausführt.

Im nächsten Abschnitt wird die Selektion des zielgerichteten Verhaltens erläutert und den darauffolgenden Abschnitten werden die einzelnen taktischen Verhaltensmodelle beschrieben.

#### 4.4.7.1 Modellierung der Verhaltensselektion

Die Auswahl des korrekten Verhaltens basiert auf der Erweiterung des dreischichtigen Ansatzes für die Beschreibung des Fußgängerverhaltens von Kielar und Borrmann (2016a)<sup>5</sup>, welche teils bereits in Abschnitt 4.3.1 beschrieben wurde. Der Fokus liegt hier auf der Auswahl des korrekten taktischen Verhaltensmodells zum Erreichen des aktuellen Zielorts, mit dem interagiert werden soll.

Die Selektion der Verhaltensmodelle basiert im weitesten Sinne auf der Einteilung Wegfindungsaufgaben nach Wiener et al. (2009a). Es werden für das *Spice*-Modell konkret vier verschiedene Aufgaben beschrieben, zwei räumlich-weitläufige Aufgaben und zwei räumlich-kleinskalige Aufgaben.

Die weitläufigen Aufgaben sind die Wegfindung im Sinne der Zielapproximation, die beschreibt, dass ein Fußgänger von seiner aktuellen Position einen zusammenhängenden Weg zu einem Zielort findet, und die Suche ohne Hilfsmittel, in der ein Agent ohne genaues Wissen über die Lokalisation des Zielorts einen Pfad zum Zielort zu ermitteln versucht. Es ist anzumerken, dass hierfür ein Navigationsgraph eingesetzt wird und dass jede Zone mit ihrer geometrischen Ausdehnung als einzelner Knoten interpretiert wird. Dies bedeutet, dass ein Agent den nächstliegenden Punkt des sichtbaren Zonenpolygons als Navigationsknoten ansteuert, wenn ein Zielort der nächste Navigationsknoten ist. Die weitläufigen Aufgaben sind immer aktiv, wenn der Zielort visuell nicht erfassbar ist oder der Agent sich dem Zielort nicht nah genug angenähert hat. Neben der Sichtbarkeit ist das Wissen über die Lokalisierung einer Zielzone ein weiterer entscheidender Punkt zur Auswahl von Such- oder Wegfindungsaufgabe.

Die kleinskaligen Aufgaben sind das Anstehverhalten, welches beschreibt, wie sich Personen in eine Warteschlange einreihen und in ihr aufrücken, und das Finden einer Aufenthaltsposition, das modelliert, wie Fußgänger einen Platz zum Verweilen suchen. Die kleinskaligen Aufgaben werden aktiviert, wenn der Fußgänger in der Nähe der sichtbaren Zielzone ist. Bei Warteschlangenzielen wird die Nähe zum Zielort basierend auf dem Ende der Warteschlange

---

<sup>5</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwertet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

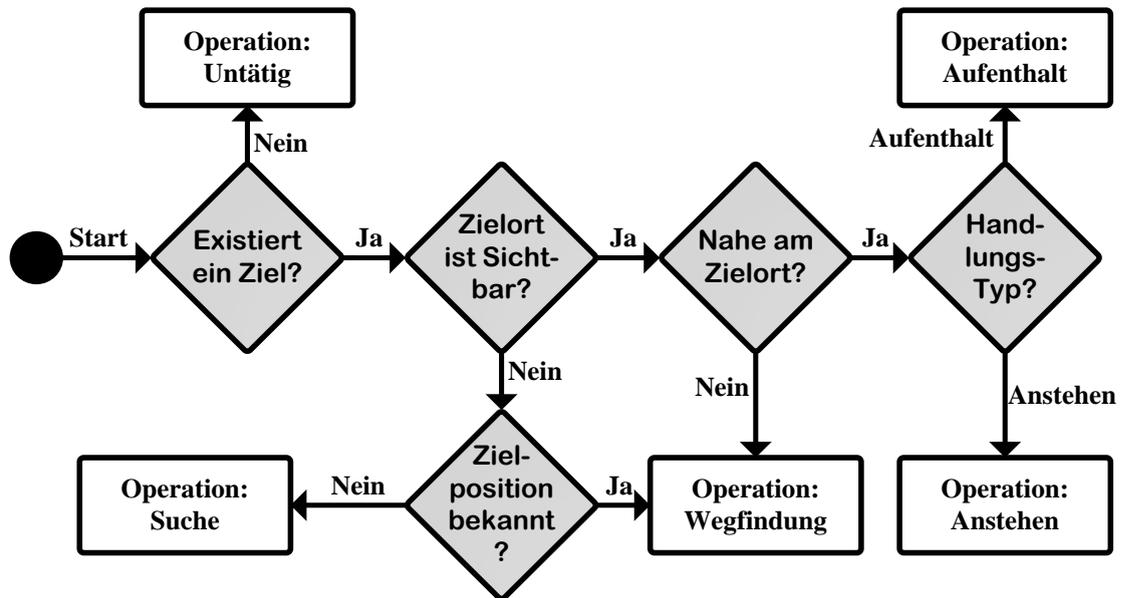


ABBILDUNG 4.23: Das Ablaufdiagramm beschreibt die von einem Fußgänger verinnerlichte Auswahl der richtigen taktischen Verhaltensroutine. Die wichtigsten Informationen sind hierfür das Wissen über die Sichtbarkeit des Zielorts, die Lokalisation des Zielorts, die Distanz zum Zielort und der gegebene Handlungstyp am Zielort.

berechnet. Die Auswahl zwischen Aufenthalts- oder Warteverhalten basiert auf dem Handlungstyp des Zielorts, welcher die vom Fußgänger verinnerlichte Assoziation zwischen Zone und Handlung ist.

Es existiert noch ein fünfter Verhaltenszustand, welcher die Untätigkeit des Agenten beschreibt. Dieser Fall tritt ein, wenn keine Ziele gegeben sind und damit der Handlungsplan leer ist. Die Untätigkeit führt dazu, dass ein Fußgänger an seiner aktuellen Position verharrt, indem der Motorik das Signal zum Stillstand gegeben wird. Details zur Motorik werden in Abschnitt 4.4.8 gegeben.

Die Abbildung 4.23 beschreibt das Ablaufdiagramm für die Auswahl der richtigen Verhaltensroutine auf Basis des Wissens über das aktuelle Ziel des Plans. Die Auswahlroutine ist nach der *Spice*-Architektur unabhängig vom strategischen Zyklus umgesetzt und ist Teil des taktischen Zyklus. Im Allgemeinen wird der Rhythmus des taktischen Zyklus  $t_t$  auf den feinen Simulationszeitschritt  $t_c$  festgesetzt. Dies bedeutet, dass ein Fußgänger kontinuierlich prüft, ob eine taktische Verhaltensänderung notwendig ist und folgend immer das aktive taktische Verhaltensmodell ausführt.

Die Verhaltensselektion beinhaltet den Parameter  $d$ , der den Abstand zu einem Zielort beschreibt, ab dem eine feinere taktische Operation aktiviert wird. Es wird davon ausgegangen, dass der Parameter von der taktischen Aufgabe, von dem Szenario sowie dessen Geometrie oder von den Charakteristika eines Fußgängers abhängt. Um diese Unklarheiten zu vereinfachen, wird ein fester Wert von  $d = 1.5$  m eingesetzt, der sich in Testsimulationen bewährt hat.

#### 4.4.7.2 Modellierung der Wegfindung

Die Wegfindung wird mittels dem *Unified Pedestrian Routing*-Modell umgesetzt, welches teilweise auf Kielar et al. (2016b) und Kielar et al. (2017) basiert<sup>6</sup>. Das Modell baut auf den Forschungen von Kneidl (2013) auf und verbindet sechs verschiedene graphbasierte Wegfindungsverfahren in ein kombiniertes Modell. Durch diesen Ansatz können unterschiedliche Charakteristika der Wegfindung abgebildet werden, welche sich durch die Ausprägung und den Einsatz des Routenwissens gegenüber des Überblickswissens der Topologie auszeichnen sowie soziale Nachahmungseffekte integriert.

Grundsätzlich wurde in der Forschung deutlich, dass die menschlichen Fähigkeiten der Wegfindung von der Wahrnehmung der räumlichen Informationen, der Kompetenz der Generierung einer mentalen Repräsentation der Umgebung und des effizienten Einsatzes der Repräsentation abhängt (Hölscher et al. 2011; Weisberg et al. 2014; Wolbers und Hegarty 2010). Die Repräsentation wird üblicherweise als kognitive Karte bezeichnet (Golledge 1999), welche hier dem topologischen Graphen eines Szenarios gleichgesetzt wird. Des Weiteren zeigte sich, dass das Wissen, das Menschen beim Finden einer Route einsetzen, sich in das Übersichtswissen und Routenwissen einteilen lässt (Hölscher et al. 2006; Wen et al. 2013; Wolbers und Hegarty 2010). In der rein routenbasierten Wegfindung wird eine Menge von Wegewahl-Entscheidungen als Wissensgrundlage beschrieben, die darlegen, wie ein Weg stückweise konstruiert wird. In der rein übersichtbasierten Wegfindung besitzt eine Person ein tiefes Verständnis der topologischen Beziehungen von Orten und kann damit leicht neue Wege identifizieren. Menschen setzen in ihrer Wegfindung nicht ausschließlich eines der beiden Konzepte ein, sondern finden Zwischenlösungen auf Basis der Integrität ihrer kognitiven Karte, der Qualität ihres Erinnerungsprozesses, ihrer Fähigkeit, die Informationen in Handlungen umzusetzen, und der aktuellen Wegfindungsaufgabe (Golledge 1999; Hölscher et al. 2011; Wiener et al. 2009a; Wolbers und Hegarty 2010). Das *Unified Pedestrian Routing*-Modell ist eine Methode, um die Varianten des Wegfindungsverhaltens mathematische auf Graphen umzusetzen.

Des Weiteren integriert das *Unified Pedestrian Routing*-Modell auch Herdeneffekte in der Navigation (Raafat et al. 2009), welche auf den Lernmechanismen nach der sozialen Kognition basieren. Nach Frith und Frith (2012) ist die soziale Kognition fundamental mit dem Lernen verknüpft und beschreibt das implizite und explizite Lernen. Das implizite, beziehungsweise beobachtende Lernen, hilft beim Vermeiden von *Trial and Error* Prozessen. Es wird deshalb davon ausgegangen, dass Fußgänger, die weniger Übersichtswissen über ein Szenario besitzen, sich stärker am Navigationsverhalten von anderen orientieren. In Experimenten zu Fußgängerverhalten wurde das Lernen durch Observieren und damit das Kopieren von Verhalten bereits nachgewiesen (Dyer et al. 2009).

---

<sup>6</sup>Aus diesen Veröffentlichungen wurden nur die Forschungsergebnisse verwertet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

Die sechs verknüpften Verfahren des *Unified Pedestrian Routing*-Modells sind alle graphbasiert und basieren auf der Forschung von Kneidl (2013). Die Modelle für die Wegfindung mittels Übersichtswissen sind der *Shortest Path* (SP) und der *Beeline Heuristics* (BH) Algorithmus. Die Wegfindung wird mittels Dijkstra's Algorithmus (Dijkstra 1959) für den SP und einer A\*Suche (Hart et al. 1968), die die Luftlinie zum Zielort als heuristischen Anteil einbezieht, für die BH beschrieben. Die Ansätze für die Wegfindung auf Routenwissen sind der *Straight and Long Legs* (SALL) und der *Greedy Beeline Heuristics* (GBH) Algorithmus. Das SALL Verfahren modelliert eine lokale Optimierung auf dem Graphen, die lange und gerade Pfade entlang der Kanten eines Graphen bevorzugt. Der GBH Ansatz basiert auf einer lokalen Optimierung der Luftlinie zum Zielort. Die Abbildungen 4.24 (a) und (b) stellen zwei exemplarische Graphen dar und erläutern den Einsatz der vier Verfahren mit diesen.

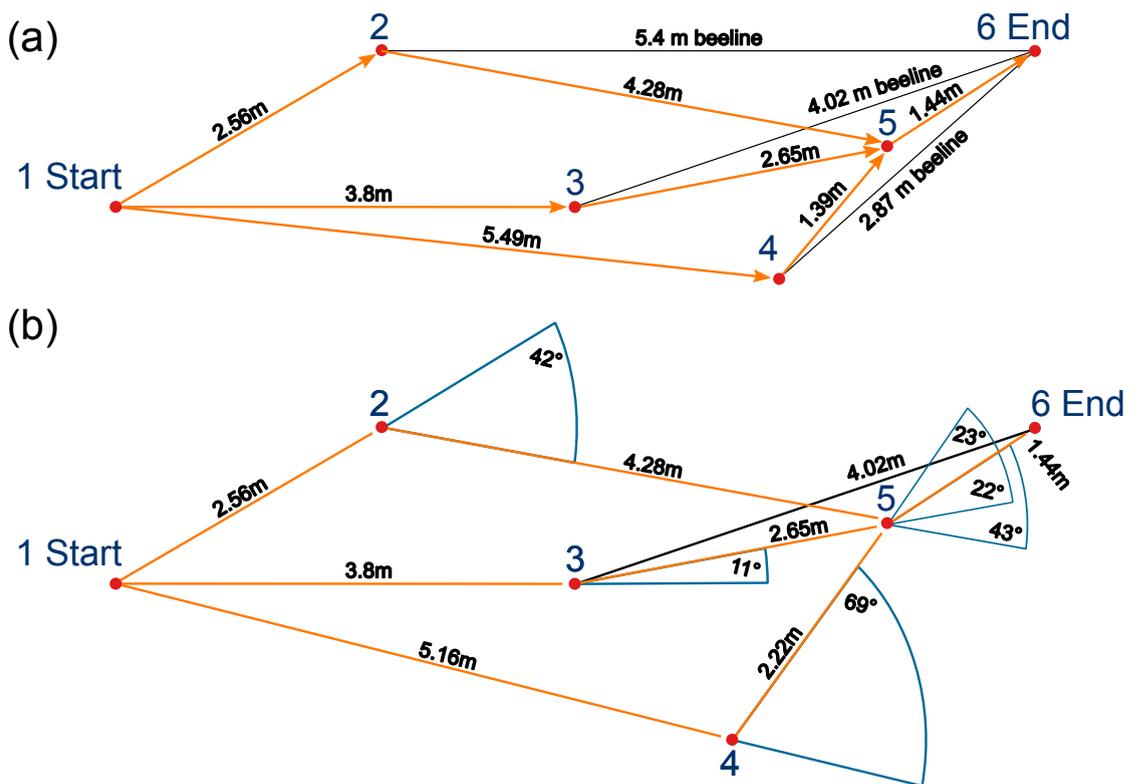


ABBILDUNG 4.24: (a) stellt einen Graph dar, am dem die Distanzen zwischen Knoten und die Luftlinie (engl. Beeline) zum Zielknoten angegeben ist. Der SP Algorithmus findet für den Graphen die Knotenfolge 1, 3, 5 und 6. Der BH Algorithmus findet die Knotenfolge 1, 4, 5 und 6. (b) stellt einen Graph dar, an dem die Distanz zwischen Knoten angegeben ist und der Abweichung zur Ausrichtung einer Kante zur Folgekante angegeben ist. Der SALL Algorithmus findet auf dem Graphen die Knotenfolge 1, 3, 5 und 6. Der GBH Algorithmus findet die Knotenfolge 1, 4, 5 und 6, da der Abstand zwischen 4 und 6 mit 3.6 m am geringsten ist.

Die Anpassung der Wegfindung durch das Verhalten von anderen Fußgängern wird mit dem *Fastest Path* (FP) und dem *Ant Colony Optimization* (ACO) Algorithmus umgesetzt. In der FP Methode folgen Fußgänger anderen, wenn die Agenten auf der Kante im Durchschnitt eine höhere Bewegungsgeschwindigkeit besitzen, als die Fußgänger auf anderen benachbarten Kanten. Die ACO verhält sich konträr, hier folgen Fußgänger der Kante, auf der sich allgemein

mehr Fußgänger bewegen. Bei beiden sozialen Methoden ist die visuelle Erfassbarkeit der anderen Fußgänger die Prämisse für die Anpassung des Wegfindungsverhaltens eines Agenten.

Der erste Teil des *Unified Pedestrian Routing*-Modells bezieht sich auf die Integration der auf Routenwissen und Übersichtswissen basierenden Methoden. Ist ein Navigationsgraph  $G$  mit gerichteten Kanten  $E$  und Knoten  $V$  gegeben und befindet sich ein Fußgänger an einem der Knoten  $i \in V$ , steht dieser vor einem Entscheidungsproblem der Wegfindung. Für die Lösung muss einer der Folgeknoten  $j \in V$  von  $i$  entlang der Kante  $e = (i, j)$  als nächster Navigationsknoten und damit als Bewegungsziel für das operationale Modell, selektiert werden. Die vier Basisverfahren, die hier als räumlich-kognitiver Ansatz bezeichnet werden, führen zu folgenden Gewichtsrechnungen für die Auswahl von  $j$ :

$$w_j = \zeta \cdot w_j^{SP} + \eta \cdot w_j^{BH} + \kappa \cdot w_j^{GBH} / \max(w_j^{GBH}) + \psi \cdot w_j^{SALL} / \max(w_j^{SALL}) \quad (4.18)$$

Dabei wird der Folgeknoten  $j$  des aktuellen Knotens  $i$  selektiert, welcher das kleinste Gewicht  $w_j$  besitzt. Es wird deshalb eine lokale Optimierung durchgeführt, denn es wird davon ausgegangen, dass Fußgänger während der Navigation lokale Entscheidungen der Wegwahl auch unabhängig von vorher geplanten Pfaden treffen (Hölscher et al. 2011).

Die Gewichte für die GBH und SALL Methoden werden jeweils ermittelt, indem für alle benachbarten Knoten  $j$  die Gewichte einzeln berechnet werden. Danach wird eine Normierung der Gewichte bezüglich des maximalen Gewichts je Methode durchgeführt. Die Gewichte der SP und BH Methoden werden durch die temporäre Berechnung des optimalen Weges zum Zielort gefunden, welche vom aktuellen Knoten  $i$  ausgehen. Dem Nachfolgeknoten  $j$ , der Teil des optimalen Weges ist, wird der Wert 1 als Gewicht zugewiesen, sonst 0.

Die resultierenden Gewichte der einzelnen Methoden werden additiv mittels Einflussfaktoren kombiniert. Jeder Faktor modelliert die Ausprägung des Einsatzes des topologischen Wissens in der Wegfindung. Die Faktoren  $\zeta$  und  $\eta$  modellieren den Einsatz und das Vorhandensein von Übersichtswissen. Die Faktoren  $\kappa$  und  $\psi$  modellieren konträr den Einsatz und das Vorhandensein von Routenwissen. Alle Faktoren liegen im Wertebereich  $[0, 1]$ , wobei ein Wert immer größer als 0 sein muss. Damit ermöglichen es die Faktoren, gegenseitige Beeinträchtigung der Wissensbasen und Unsicherheiten im Wissen darzustellen, da einzelne Wissensbereiche unter- oder überrepräsentiert sein können.

Das Finden der richtigen Faktorenkombination wird für jedes Szenario einzeln mittels einer Kalibrierungssimulation durchgeführt (Kielar et al. 2017). Dabei gehen insbesondere die Wegfindungskompetenz der untersuchten Menschenmenge wie deren Ortskenntnisse in die Faktorenbestimmung mit ein. Da die Faktorenverteilungen für jedes Szenario unterschiedlich sind, müssen deren Werte für eine Agentenpopulation durch Kalibrierung ermittelt werden, wie in Kielar et al. (2017) erläutert.

Schlussendlich kann durch die Faktorverteilung, die Teil der Agentenpopulationen ist, jedem Fußgänger eine Faktorenkombination für dessen individuelles Wegfindungsverhalten gegeben werden. Der Navigationsgraph  $G$  muss ebenfalls für jedes Szenario individuell generiert werden (Aumann und Kielar 2016). Neben den Parameter  $\zeta$ ,  $\eta$ ,  $\kappa$  und  $\psi$ , existieren noch Parameter für die der internen Wegfindungsalgorithmen. Nach Kneidl (2013) benötigen die SP und GBH Methoden keine Parameter. Die BH Methode besitzt den Parameter  $\alpha = 1.5$ , welcher den heuristischen Anteil in der Berechnung verstärkt, und die SALL Methode den Winkel  $\beta = 20^\circ$ , als Toleranz für die Bestimmung eines geraden Pfades, sowie  $s = 0.75$ , als prozentuales Einflussverhältnis von Längen- zu Winkelveränderung des Pfades.

Die Integration der sozialen Kognition in das *Unified Pedestrian Routing*-Modell wird durch eine Anpassung des individuellen Wegfindungsverhaltens eines jeden Agenten beschrieben. Dieser als sozial-kognitive Ansatz bezeichnete Anteil des Verfahrens ist wie Folgt mit dem räumlich-kognitiven Ansatz kombiniert:

$$w_j = \Theta \cdot w_j^{spatial} + \Xi \cdot w_j^{social} \quad (4.19)$$

Hier wird der Nachfolgeknoten  $j$  des aktuellen Navigationsknotens  $i$  als nächstes Bewegungsziel selektiert, welcher das geringste Gewicht  $w_j$  besitzt. Der linke Term der Gleichung  $w_j^{spatial}$  ist das Ergebnis der Gleichung 4.18 und der rechte Term  $w_j^{social}$  beschreibt den sozialen Anteil, welcher weiter unten beschrieben wird. Die Faktoren  $\Theta$  und  $\Xi$  modellieren den Kompromiss zwischen den Anteilen, analog zu den Faktoren  $\zeta$ ,  $\eta$ ,  $\kappa$  und  $\psi$  aus Gleichung 4.18. Wie bereits erläutert, modellieren  $\zeta$  und  $\eta$  die Ausprägung des Übersichtswissens über die Topologie des Szenarios. Wenn diese Faktoren gegen 1 gehen, so hat der Fußgänger ein herausragendes Übersichtswissen in der Wegfindung. Dies liefert die Annahme, dass über das Übersichtswissen die Abschätzung von  $\Theta$  und  $\Xi = \Theta - 1$  für die Gleichung 4.19 möglich ist. Es wird deshalb davon ausgegangen, dass Menschen zum Nachahmen von Verhalten neigen, wenn diese weniger über den Kontext der Handlung, in diesem Fall der Wegfindung, wissen (Frith und Frith 2012). Damit wird  $\Theta$  mittels des Verhältnisses der Übersichtswissensfaktoren  $\zeta$  und  $\eta$  zu den Routenwissensfaktoren  $\kappa$  und  $\psi$  modelliert:

$$\Theta = (\zeta + \eta + \chi) / (\zeta + \eta + \kappa + \psi + \chi) \quad (4.20)$$

Das individuelle Wegfindungsverhalten wird durch eine untere Schranke  $\chi \in ]0, \infty[$  gewährleistet, da Fußgänger grundsätzlich eine Individualität im Verhalten besitzen. Sollten sich  $\zeta$ ,  $\eta$  und  $\chi$  null nähern, so wird auch  $\Theta$  gegen null gehen, und damit jede Form der Autonomie in der Wegfindung des Agenten verloren gehen.

Der rechte Term aus Gleichung 4.19 beschreibt die Berechnung der sozialen Komponente und basiert auf den ACO und FP Verfahren:

$$w_j^{social} = \Lambda \cdot w_j^{ACO} / m + (1 - \Upsilon \cdot w_j^{FP} / \max(w_j^{FP})) \quad (4.21)$$

Ähnlich der GBH und SALL Methoden tragen die ACO und FP Ansätze zu der Berechnung bei, indem die Gewichtungen für alle aktuellen Nachfolgeknoten  $j$  ermittelt und diese danach normiert werden. Für beide Verfahren existiert eine Sonderregelung für die Normierung. Sollte eine Kante keinerlei Fußgänger besitzen, wird die Durchschnittsgeschwindigkeit durch den Parameter  $v$  angenommen. Der Parameter  $v$  wird durch den Mittelwert der Verteilung der Wunschgeschwindigkeit der Agentenpopulationen eines Szenarios bestimmt. Die ACO besitzt nach Kneidl (2013) die unbekannt maximale Anzahl an Fußgängern  $m$  und die Pheromonverfallsrate  $y$ , beide Parameter müssen für ein Szenario individuell bestimmt werden. Die Faktoren  $\Lambda$  und  $\Upsilon$  modellieren die Einflussfaktoren für die jeweiligen Methoden. Diese müssen ebenfalls für jedes Szenario individuell ermittelt werden.

Der Einsatz des *Unified Pedestrian Routing*-Modells gestattet es, vielschichtiges Navigationsverhalten von Fußgängern abzubilden und damit die vielfältigen Fähigkeiten in der Wegfindung unter Berücksichtigung von räumlich-kognitiven und sozial-kognitiven Annahmen zu simulieren. In Abbildung 4.25 wird exemplarisch die Anwendung und damit die resultierten Navigationspfade beim Einsatz des *Unified Pedestrian Routing*-Modells in der Simulation einer Wegfindungsstudie im städtischen Rahmen gezeigt (Kneidl 2013; Kneidl und Borrmann 2011).

#### 4.4.7.3 Modellierung der Suche

Die Suche wird im *Spice*-Modell durch den Einsatz der medialen Achsen von Freiflächen nach der *Space-Syntax* (Penn 2003; Turner 2006) konzipiert und mittels des SALL Algorithmus aus Abschnitt 4.4.7.2 (Kneidl 2013) realisiert. Die Suche beschreibt das Verhalten von Fußgängern, denen die exakte Lokalisation ihres Zielorts nicht bekannt ist und welche sich deshalb weniger zielgerichtet durch ein Simulationsszenario bewegen.

In Studien zur Analyse der Sichtbarkeitsbeziehungen von Räumen zeigte sich, dass gut einsehbare Gänge und Bereiche, welche mittels einer langen medialen Achse der Freiflächen identifiziert werden können, von Fußgängern mit weniger Ortskenntnis bevorzugt werden (Hölscher et al. 2004; Hölscher et al. 2011; Penn 2003; Turner 2006). Da der SALL Algorithmus exakt die topologische Struktur eines Navigationsgraphen bevorzugt, welche lange und gerade Kantensequenzen sind, eignet sich die Methode für die Umsetzung eines *Medial-Axis Search*-Modells. In diesem Ansatz verfolgt ein Fußgänger, wenn dieser weder die Position eines Zielorts, noch die eines Informationsziels kennt, die medialen Achsen des Navigationsgraphen. Dabei werden wahrgenommene Informationen bezüglich neu entdeckter Ziellokalisierungen im Gedächtnis

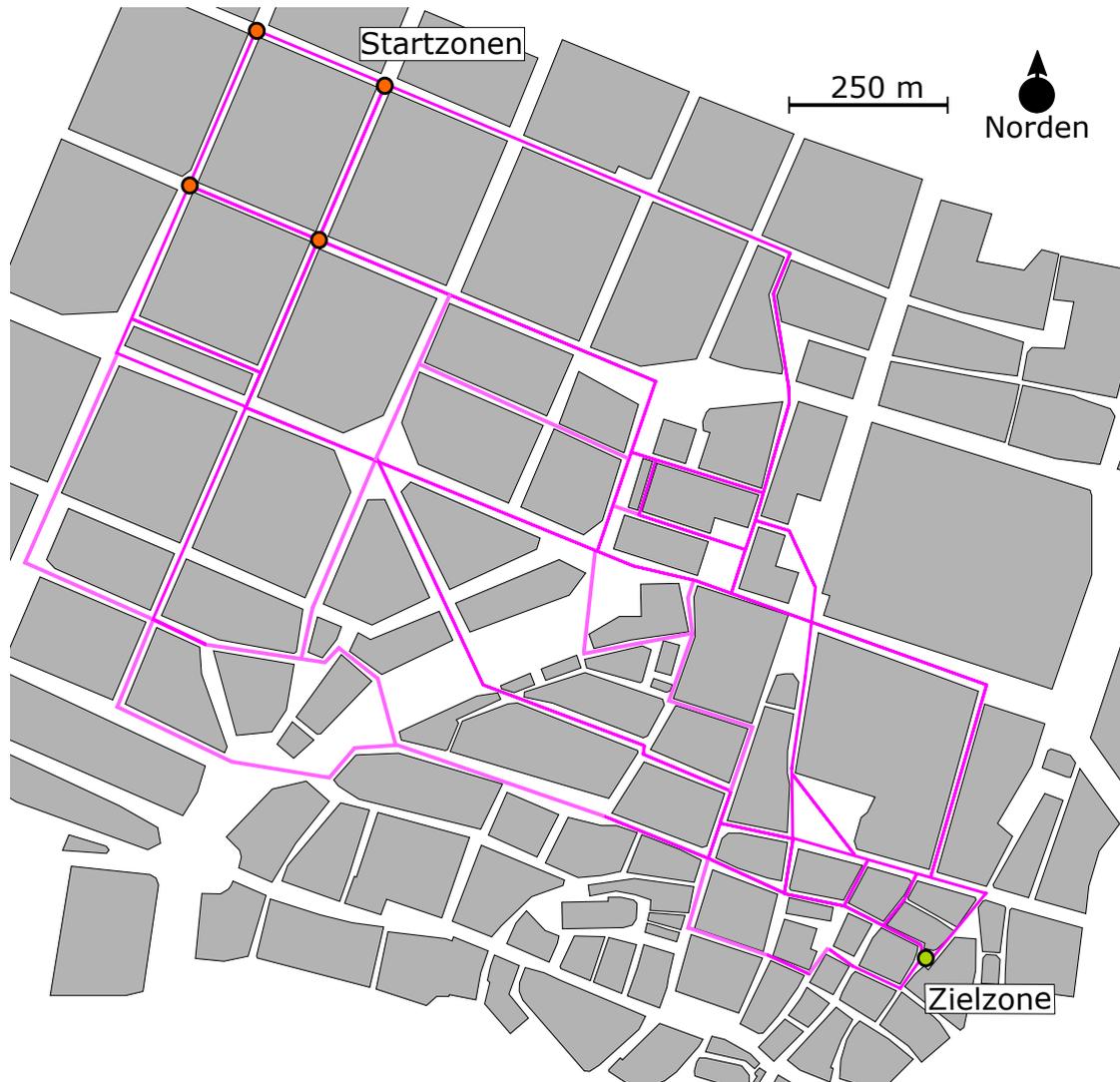


ABBILDUNG 4.25: Die Darstellung eines Teils der Münchner Innenstadt, die in einer Wegfindungsstudie von Kneidl und Borrmann (2011) und Kneidl (2013) von Probanden durchwandert wurde. Die grauen Bereiche sind Hindernisse. Die pinken Routen beschreiben die Wege, welche mittels des *Unified Pedestrian Routing*-Modells berechnet wurden. Die Fußgänger starten von verschiedenen orangen Startzonen und bewegen sich zur grünen Zielzone.

aktualisiert und so das Wissen erweitert. Sollte ein Fußgänger an einen Knoten im Navigationsgraphen kommen, den dieser bereits besucht hat, so wird zufällig ein Folgeknoten selektiert. Mittels dieser Methode beginnt der Agent entlang einer anderen medialen Achse durch das Szenario zu navigieren. Die Suche arbeitet mit einer SALL Variante, dessen Parameter auf  $\beta = 30^\circ$  und  $s = 0.5$  festgelegt wurden. Die Werte führen bei der Simulation des Suchverhaltens zu der gewünschten Erhöhung der Akzeptanz von Abweichungen vom gradlinigen Weg, um in der Suche auch gekrümmte mediale Achsen effektiv zu verfolgen.

Die Abbildung 4.26 zeigt exemplarisch einen Navigationspfad eines Fußgängers sowie die Darstellung der medialen Achsen eines Szenarios. Der eingesetzte Navigationsgraph wurde mittels

des Verfahrens von Aumann und Kielar (2016), auf Basis der Methoden von Kneidl et al. (2012), Geraerts und Overmars (2007) und Barraquand und Latombe (1991), generiert.

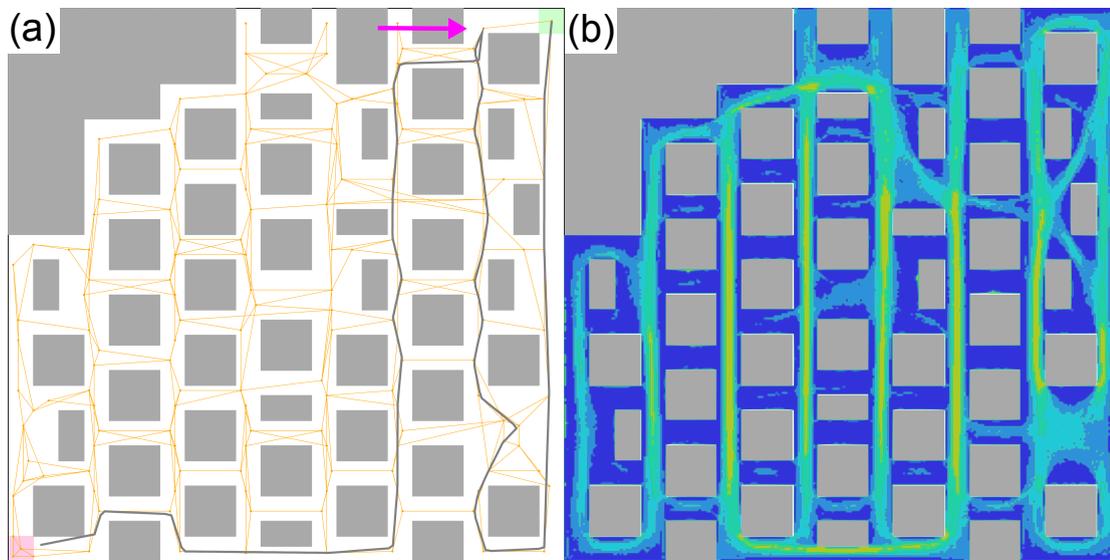


ABBILDUNG 4.26: (a) exemplarische Darstellung des Bewegungspfades eines Fußgängers in Grau, welcher nach dem *Medial-Axis Search*-Modell gefunden wurde. An dem durch einen Pfeil markierten Punkt wendet der Fußgänger, da dieser die Topologie bereits kennt. Es wird des Weiteren der orange Navigationsgraph dargestellt, welcher stark auf die medialen Achsen konzentriert ist. (b) deutet die medialen Achsen mit zunehmender Stärke der wärmer werdenden Farben an. Die Berechnung wurde auf Basis eines *Space-Syntax*-Werkzeugs durchgeführt (Varoudis 2016).

#### 4.4.7.4 Modellierung des Anstehens

Für die Simulation von Warteschlangenverhalten wird auf das Wartemodell von Kneidl (2016) zurückgegriffen, welches von Kielar und Borrmann (2016a)<sup>7</sup> bezüglich der Adaption des Warte-  
 verhaltens in Anwesenheit von Hindernissen erweitert wurde. Die Erweiterung des Modells von Kneidl (2016) wird im Folgenden als *Arc-Based Queuing*-Modell bezeichnet.

Das *Arc-Based Queuing*-Modell basiert auf der Idee, dass sich das geordnete Warteverhalten von Fußgängern mittels dem Einsatz von Kreisbögen und Abständen beschreiben lässt. Ist kein anderer Fußgänger in der Schlange, wird die Interaktion mit dem Zielort unmittelbar eingeleitet. Bei der Ausdehnung der Warteschlange verschiebt sich der zentrale Wartepunkt von dem Servicepunkt der Wartezone hin zum letzten Fußgänger der Warteschlange. Dabei findet ein Fußgänger eine Warteposition am Ende der Schlange auf Basis eines Kreisbogens, basierend auf einem Winkel  $\alpha$  und einem Abstand  $d$ , bezüglich der Körperausrichtung des letzten Fußgängers in der Warteschlange. Beim Aufschließen in der Warteschlange wird eine Reaktionszeit beachtet.

<sup>7</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwendet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

Fußgänger in sozialen Gruppen positionieren sich in der Nähe des ersten Wartenden der Gruppe. Des Weiteren ist ein Zustandssystem integriert, welches die Koordination zwischen den Gruppenmitgliedern bezüglich der bereits gefundenen und nicht eingenommenen Position des Ersten aus der Gruppe und den Nachfolgemitgliedern strukturiert.

Die Erweiterung des Modells nach Kielar und Borrmann (2016a) bezieht sich auf die Handhabung von Kollisionen zwischen gefundener Warteposition und den Hindernissen. Dabei wird der Kreisausschnitt, der dem Kreisbogen zugrunde liegt, in kleine Zellen von 0.1 m Seitenlänge diskretisiert, um besetzte Zellen zu identifizieren. Der Kreisbogen wird schrittweise bezüglich des letzten Wartenden gedreht, um die Entwicklung der Warteschlange bei geringer Anzahl von freien Zellen neu zu bestimmen. Auch wurden Varianten in das Wartemodell, wie ein optionaler zusätzlicher Abstand zu dem ersten Wartenden, für die Modellierung von Zielorten mit Diskretionsabstand, inkludiert.

Das Anstehen besitzt nach Kneidl (2016) und Kielar et al. (2016b) verschiedene Kernparameter: Einen Winkel  $\alpha = [10^\circ, 45^\circ]$ , ein normalverteilter Abstand zum Vorgänger mit Mittelwert  $d = 0.5 + 2 \cdot r$  m mit  $r$  als der Fußgängerradius und die Verzögerung beim Aufrücken von  $a = 1.5$  s. Die Auswahl der Parameter beruht auf Ergebnissen von Testsimulationen und können je nach Anwendungsfall variieren.

Die Abbildung 4.27 erläutert das *Arc-Based Queuing*-Modell anhand von zwei Warteschlangen, eine für Einzelpersonen und eine mit sozialen Gruppen.

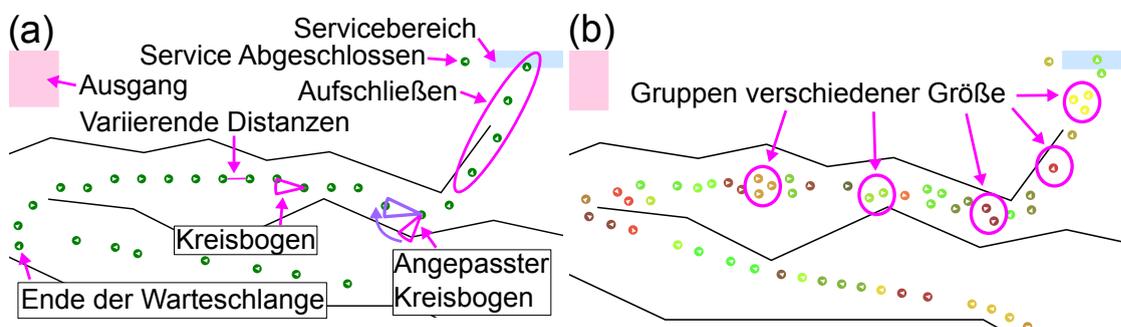


ABBILDUNG 4.27: (a) eine Warteschlange aus Einzelpersonen, welche durch das *Arc-Based Queuing*-Modell beschrieben wird. Die Teilelemente des Modells werden visuell erläutert. (b) eine Warteschlange aus sozialen Gruppen, welche durch das *Arc-Based Queuing*-Modell beschrieben wird. Die Gruppenzugehörigkeit wird durch eine Farbkodierung der Gruppen beschrieben.

#### 4.4.7.5 Modellierung des Verweilens

Das Verweilen, beziehungsweise der Aufenthalt in einer Zone, beschreibt, wie sich Personen auf den noch freien Flächen verteilen und dort verbleiben. Dies wird mittels des entwickelten *Random-Shifted Participate*-Modells umgesetzt. Das Modell ermittelt auf Basis einer zentralen

Linie oder eines zentralen Punktes, sowie einer Zufallszahl, eine Position zum Verweilen in einer Aufenthaltszone. Das Modell basiert teilweise auf Kielar und Borrmann (2016a)<sup>8</sup>.

In jeder Verweilzone kann ein Punkt oder eine Linie definiert sein, welche ein zentrales Element in der Aufenthaltszone modelliert. Ein Punkt kann beispielsweise ein Ausstellungsstück in einem Museum oder ein Straßenkünstler sein. Eine Linie beschreibt beispielsweise die Kante eines Bahnsteiges oder das Bühnenende auf einem Konzert. Ob Punkt oder Linie, das Modell richtet den Körper des Fußgängers zu dem Objekt des zentralen Interesses aus. Für das Finden einer Position werden drei Fälle unterschieden. Im Ersten möchte ein Fußgänger sehr nahe an dem zentralen Objekt stehen, beim Zweiten möchte der Fußgänger einen hohen Abstand zwischen sich und dem Objekt bringen und beim Dritten ist ein zufälliger Abstand zum Objekt gegeben, welcher auch dann gilt, wenn kein zentrales Objekt gegeben ist. Im zufälligen Fall wird eine Position im Zielort durch ein zweidimensionales Zufallsexperiment gefunden, dabei wird die Zone trianguliert und ein zufälliger Punkt in Relation zu den Dreiecksflächengrößen gefunden. Sollte die Position mit Fußgängern und Hindernissen kollidieren, so wird die Zufallsberechnung maximal  $n = 60$  Mal wiederholt. Diese maximale Anzahl der Zufallswürfe hat sich in Testsimulationen bewährt. Die letzte Wiederholung der Berechnung verzichtet auf die Kollisionsabfrage und simuliert damit die ansteigenden Fußgängerinteraktionen in überfüllten Zonen. In den Fällen, in denen ein Agent nahe oder fern eines Ziels eine Position sucht, wird das Ergebnis der Zufallsberechnung mit einer Exponentialfunktion verglichen, um zu prüfen, ob die Position dem Distanzwunsch entspricht. Die Regel für die Prüfung im Falle eines gewünschten hohen Abstands zum Objekt des Interesses ist:

$$F(r) := d_{p,i}/m_a < r^x \quad (4.22)$$

Hier ist  $d_{p,i}$  der euklidische und kürzeste Abstand zwischen der geplanten Position  $p$  zum Objekt von Interesse  $i$ ,  $m_a$  die minimale Distanz zwischen einem Außenpunkt des Polygons der Zone  $a$  sowie dessen Zentrum und  $r$  ein Zufallswert zwischen  $[0, 1]$ , wobei der Exponent mit  $x = 1/3$  zufriedenstellende Ergebnisse liefert. Ist die Aussage  $F(r)$  für das Ziel  $a$  wahr und sind keine Kollisionen mit Hindernissen oder anderen verweilenden Fußgängern gegeben, so wird die Aufenthaltsposition gewählt.

Im Fall, dass ein Fußgänger niedrige Abstände zum Objekt des Interesses bevorzugt, verhält sich die Zufallsberechnung invers. Die Position wird mit folgendem Term geprüft:

$$N(r) := d_{p,i}/k_a > r^y \quad (4.23)$$

Hier ist  $d_{p,i}$  der euklidische und kürzeste Abstand zwischen der geplanten Position  $p$  zum Objekt von Interesse  $i$ ,  $k_a$  die maximale Distanz zwischen einem Außenpunkt des Polygons

---

<sup>8</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwendet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

der Zone  $a$  und dessen Zentrum, und  $r$  ein Zufallswert zwischen  $[0, 1]$ , wobei der Exponent mit  $y = 3$  zufriedenstellende Ergebnisse liefert.

Das Modell behandelt soziale Gruppen, indem die Zone mit einem Viereck der Seitenlänge  $l = 2$  m geschnitten wird. Hierbei ist das Zentrum des Vierecks die Aufenthaltsposition des ersten Fußgängers einer sozialen Gruppe in der Zone. Damit ist der Aufenthaltsbereich für Gruppenmitglieder auf den Raum der unmittelbaren Nähe des ersten Fußgängers reduziert. Des Weiteren ist ein Zustandssystem integriert, welches die Koordination zwischen den Gruppenmitgliedern bezüglich der bereits gefundenen und nicht eingenommenen Position des Ersten aus der Gruppe und den Nachfolgemitgliedern strukturiert. Mit diesem Ansatz suchen sich Nachfolgemitglieder erst dann eine Position, wenn sich der Erste der Gruppe positioniert hat. Ist dies nicht der Fall, so wird das Bewegungsziel auf die aktuelle Position des Ersten der Gruppe gelegt. Das Zustandssystem erlaubt es, zusätzlich eine neue Position zu finden, falls die gefundene Position bis zur Ankunft durch einen anderen Fußgänger eingenommen wurde.

Die Abbildung 4.28 zeigt alle 12 Varianten des *Random-Shifted Participate*-Modells.

#### 4.4.8 Modellierung der Motorik

Die Motorik des Agenten bezieht sich auf die operationale Verhaltensebene der dreischichtigen Architektur der Modellierung des Fußgängerverhaltens. Operationales Verhalten umfasst damit die eigentliche Bewegung und auch das Stillstehen im Raum. Im *Spice*-Modell wird auf die robuste *Social-Force*-Methode gesetzt. Dies gilt für die Bewegung und für das Stillstehen. Die operationalen Modelle werden durch das gerade aktive taktische Modell gesteuert und erhalten ein Bewegungsziel in Form eines Punktes im Raum und ein Körperausrichtungsziel in Form eines lokalen Vektors bezüglich des Fußgängers.

Im nächsten Abschnitt wird erläutert, wie im *Spice*-Modell zwischen dem Bewegungsmodell und dem Modell für den Stillstand ausgewählt wird. Dies funktioniert analog zur Auswahl der taktischen Operationen mit Informationen aus der Wahrnehmung und dem Gedächtnis. In den zwei darauffolgenden Abschnitten wird in Kürze das *Social-Force*-Modell und dessen eingesetzte Erweiterungen erläutert.

##### 4.4.8.1 Modellierung der Motorikselektion

Im *Spice*-Modell übermitteln die taktischen Modelle das Bewegungsziel als Aufgabe für die Motorik. Ähnlich der Verhaltensselektion bezüglich taktischer Modelle auf räumlicher Aufgabenbasis wird der motorische Zustand des Agenten durch das Wissen und die wahrgenommenen Informationen festgelegt. Der Übergang zwischen Bewegung und Stillstehen wird ermittelt,



ABBILDUNG 4.28: Die Abbildungen zeigen die Varianten des *Random-Shifted Participate*-Modells. (a - f) zeigen eine Zone in der im Zentrum ein Punkt liegt, der das Objekt des Interesses ist. (g - l) zeigen eine Zone in der am oberen Rand eine Linie liegt, die das Objekt des Interesses ist. Die Körperausrichtung eines jeden Fußgänger zeigt zum Objekt des Interesses. (a - c) und (g - i) enthalten 300 Einzelpersonen. (d - f) und (h - k) enthalten soziale Gruppen aus 500 Einzelpersonen, wobei die Gruppen farblich kodiert sind. In (a, d, g, j) verteilen sich die Fußgänger zufällig, in (b, e, h, k) sind sie nahe am Ziel und in (c, f, i, l) sind sie fern vom Ziel.

indem die Distanz zum Bewegungsziel, der Typ der taktischen Aufgabe und der letzte motorische Zustand bewertet werden. Die Distanz zum Bewegungsziel wird für kleinskalige taktische Aufgaben als der halbe Durchmesser  $r = 0.23$  m des Fußgängers (Weidmann 1993) gesetzt.

Für weitläufige taktische Aufgaben, wie die Wegfindung, ist das Erreichen des Bewegungsziels das Lösen eines Teilziels der Aufgabe. Das Bewegungsziel wird mit einer Bodenfläche in Form eines Vierecks beschrieben, das an dem nächsten zu erreichenden Navigationsknoten liegt. Das Viereck wird bezüglich einer Diagonalen entlang der Kante zwischen aktuellen und nächsten Navigationsknoten aufgezogen, dabei wird ein Eckpunkt mit dem Abstand  $d = 1$  m hinter dem Knoten und ein weitere Eckpunkt mit dem Abstand  $d$  vor den Navigationsknoten gesetzt. Senkrecht auf der ersten Diagonale liegen die weiteren Ecken des Rechtecks mit Abstand  $d \cdot n$  zum Diagonalschnittpunkt. Das Viereck erlaubt es, die Wegfindung mit vielen Fußgängern ohne künstliche Staus (und damit artefaktfrei) an Navigationsknoten zu modellieren. Ist kein Vorgängerknoten gegeben wird ein Kreis als Bewegungsziel mit dem Radius des dreifachen Fußgängerradius eingesetzt und auf den nächsten Navigationsknoten positioniert. Die Identifikation der optimalen Distanzen  $d$  und  $n$  hängen des Weiteren auch vom operationalen Simulationszeitschritt  $t_o$  ab. Größere Zeitschritte erfordern größere Abstände, so dass eine flüssige und homogene Fußgängerbewegung simuliert werden kann.

Sollte ein Agent seinem Bewegungsziel nahe genug kommen, so wird der Bewegungszustand deaktiviert und mittels eines Stillstandmodells der Bewegungszielpunkt vom Agenten physisch eingenommen. Hierfür muss sich der Agent in der Ausführung einer kleinskaligen taktischen Aufgabe befinden, das heißt, den taktischen Handlungstyp anstehen oder verweilen ausführen. Um den Zustand des Stehens stabil zu halten, darf der Zustand aufgrund von physikalischem Druck von anderen Personen nicht deaktiviert werden. Deshalb ist der letzte aktive motorische Zustand Teil der Selektion der motorischen Aktivität. Die Abbildung 4.29 zeigt das Ablaufdiagramm für die Auswahl des motorischen Zustands des Fußgängers. Die Auswahlroutine ist nach der *Spice*-Architektur unabhängig vom taktischen Zyklus umgesetzt und ist Teil des operationalen Zyklus. Im Allgemeinen wird der Rhythmus des operationalen Zyklus  $t_o$  auf den feinen Simulationszeitschritt  $t_c$  gesetzt. Dies bedeutet, dass ein Fußgänger kontinuierlich prüft, ob eine operationale Verhaltensänderung notwendig ist und nachfolgend immer das aktive operationale Verhaltensmodell umsetzt.

#### 4.4.8.2 Modellierung der Bewegung

Die Bewegung des Agenten wird mit Hilfe des *Social-Force*-Modells nach Helbing et al. (2000) beschrieben. In dem Modell wurden für die Verbesserung der Robustheit der Berechnungen teils die Erweiterungen nach Köster et al. (2013) integriert. Für eine effiziente Berechnung der Kräfte wird der Forschung von Vermeulen et al. (2017) folgend ein *KD-Tree* eingesetzt, um die

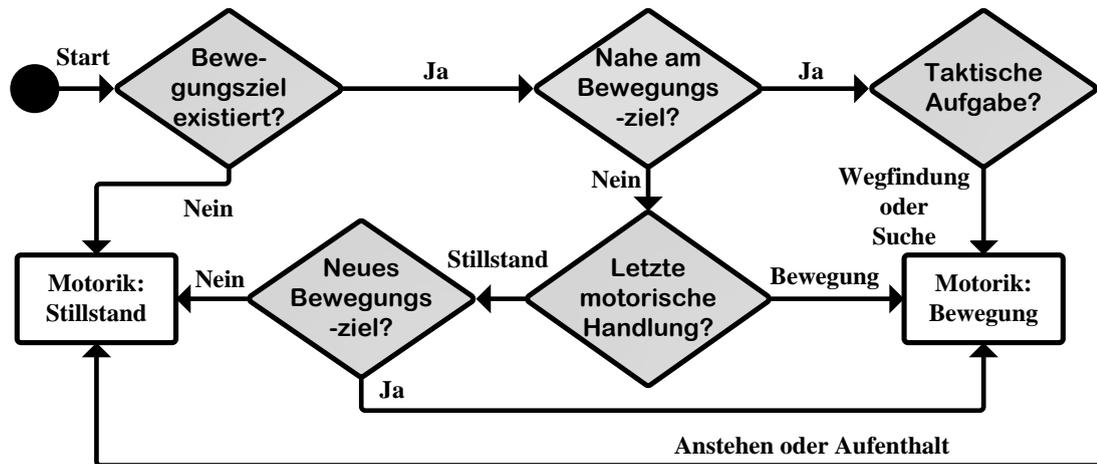


ABBILDUNG 4.29: Das Ablaufdiagramm beschreibt die von einem Fußgänger verfolgte Auswahl der operationalen Handlungsroutine. Die wichtigsten Informationen für die Selektion sind die Distanz zum Bewegungsziel, der Typ der Bewegungsaufgabe und die letzte motorische Handlung.

Fußgänger räumlich zu indizieren und damit die Berechnung der Kräfte zwischen Fußgängern zu beschleunigen.

Das *Social-Force*-Modell besitzt eine Bewegungsrichtung als Einheitsvektor, welcher im *Spice*-Modell die Körperausrichtung des Agenten darstellt und immer auf das nächste Bewegungsziel gerichtet ist. Die Kräfte, die für die Bewegung des Fußgängers  $i$  eingesetzt werden, sind klassisch nach dem *Social-Force*-Modell als Summe der *Self-Driving Force*  $D_i$ , der Fußgängerinteraktionskräfte  $F_{ij}$ , mit  $j$  für alle anderen Fußgänger und der Hindernisinteraktionskräfte  $O_{iy}$ , mit  $y$  als die Geometrie eines Hindernisses, modelliert.

Das Bewegungsmodell beruht auf den für das *Social-Force*-Modell üblichen Parametern  $\tau = 0.5$ ,  $\kappa = 2.4e5$ ,  $k = 1.2e5$ ,  $A = 29.0$  und  $B = 0.05$ . Die Parameter wurden durch die Konzepte nach Kretz (2015) und durch Testsimulationen (Germescheid 2017) bestimmt.

#### 4.4.8.3 Modellierung des Stehens

Der Stillstand eines Agenten wird mit einer Erweiterung des *Social-Force*-Modells nach Johansson et al. (2015) umgesetzt. Das Modell ermöglicht es, den Fußgängern eine Position im Raum einzunehmen und weiterhin mit anderen Fußgängern zu interagieren. Johansson et al. (2015) unterscheiden drei Varianten des Modells. Im ersten Fall können wartende Fußgänger durch andere Personen von ihrer Position gedrängt werden, im zweiten Fall bewegen sich die verdrängten Fußgänger zurück auf ihre Warteposition und im dritten Fall bewegen sich die Warteposition und der verdrängte Fußgänger aufeinander zu. Im *Spice*-Modell wird der zweite Fall eingesetzt (Germescheid 2017). Im zweiten Fall können stehende Fußgänger anderen Personen ausweichen und bewegen sich danach zurück zu dem von einem taktischen Verhaltensmodell

vorgegebenen Bewegungsziel. Der erste und dritte Fall führt zu einer Neupositionierung des Bewegungsziels durch das operationale Modell. Dies unterbricht die Kontrolle der taktischen Modelle auf die Bewegungszielbestimmung und kann zu inkorrektem Verhalten führen.

Das *Social-Force*-Modell für wartende Fußgänger nutzt das Bewegungsziel der taktischen Modelle als definierte Warteposition. Nachdem das Bewegungsmodell deaktiviert und das Stillstandmodell aktiviert wurde, beginnt der Fußgänger abzubremsen und sich an der Zielposition mit gegebener Körperausrichtung zu positionieren. Sollte der stillstehende Agent andere Fußgänger physisch blockieren, so wird der stehende Fußgänger nach den *Social-Force* Berechnungen von seiner Position gedrängt. Herrscht keine Interaktion zwischen den Fußgängern mehr, so positioniert sich der stehende Fußgänger, unter Beachtung der Körperausrichtung, erneut auf seine Warteposition.

Das Modell des Stillstehens beruht auf den für das *Social-Force*-Modell üblichen Parametern  $\tau = 0.5$ ,  $\kappa = 2.4e5$ ,  $k = 1.2e5$ ,  $A = 29.0$  und  $B = 0.05$ . Die Parameter wurden durch die Konzepte nach Kretz (2015) und durch Testsimulationen (Germscheid 2017) bestimmt.

#### 4.4.9 Einschränkungen des Modells

Das *Spice*-Modell implementiert die *Spice*-Architektur und integriert alle Grundsätze der spezifischen kognitiven Architektur. Dennoch besitzt das Modell in seiner Umsetzung einen Satz an Einschränkungen, die in Erweiterungen gelöst werden können. Die offenen Punkte sind: Die Lernfähigkeit des Gedächtnisses, die dynamischen Zonen, die Gruppenzielauswahl, der Zeitdruck, die Korrelationen zwischen Präferenzen und personenbezogene Zonen.

Das Modell ist nicht in der Lage, komplexe Gedächtnisleistungen zu erbringen. Dies bedeutet, dass das Vergessen oder das Lernen der Topologie, der Lokalisationen und weitere Informationselemente kognitiv minder detailliert abgebildet sind. Das Lernkonzept im *Spice*-Modell basiert auf einer direkten Abbildung der Informationen im Gedächtnis. Es ist des Weiteren kein Konzept für das Vergessen von Informationen gegeben. Das System ist nicht darauf ausgelegt, unbekannte Konzepte zu lernen, wie beispielsweise die ACT-R (Anderson 1996), dies bedeutet, dass das *Spice*-Modell in seinen Prozessen auf die definierten Simulationselemente beschränkt ist.

Eine weitere Herausforderung sind die fest definierten Zonen für Aufenthaltsziele. In der Realität sind die Zonen von dynamischer Natur, da diese sich auf Basis der Personenmenge und dem gegebenen Raum selbständig als Fußgängerphänomen ausbilden. Dieser Aspekt lässt sich als Erweiterung der Auslastungswahrnehmung, der Zonenmodellierung und der Suche nach einer Aufenthaltsposition umsetzen. Es ist anzunehmen, dass ein *Space-Syntax*-Ansatz in Kombination mit Algorithmen zur Berechnung der Außenhülle der Fußgängermenge eine Möglichkeit

für die Umsetzung von dynamischen Zonen liefert. Auch ist die Messung der Zwischenankunftszeiten für die Präferenz für dynamische Zonen schwer zu lösen, da die physischen Zusammenhänge zwischen Ort und Verhalten hergestellt werden müssen.

Die Gruppenzielauswahl des *Spice*-Modells beruht nach dem *Leader-Principle* auf dem Handlungsplan des Gruppenleiters einer sozialen Gruppe. Dies erlaubt es, konsistentes Gruppenverhalten darzulegen, verhindert aber das Aufteilen und Zusammenführen der Gruppen bei unterschiedlichen Zielen der Gruppenmitglieder. In Zukunft ist ein Konzept für Kommunikation und Verhandlung notwendig, so dass in einer Gruppenzielauswahl temporäre Ziele eingebracht werden können, welche die Gruppenmitglieder individuell verfolgen.

Die Nutzungsphasen erlauben es, grundsätzlich das Konzept des Zeitdrucks in das *Spice*-Modell einzubringen und dieses in der Planung und Bewegung abzubilden. Der Ansatz hätte direkten Einfluss auf die Zielauswahl, da aufgrund der gegebenen Restnutzungszeit und Reisedistanz zum Zielort, bestimmte Ziele zusätzlich ausgeschlossen werden können oder allgemein der Plan umgestaltet werden kann, um die Zeitbedingung einzuhalten. Die Bewegung, insbesondere die Wunschgeschwindigkeit, ist ebenfalls durch Zeitdruck veränderbar.

Das *Spice*-Modell kann Abhängigkeiten zwischen Zielorten in Form von Prozessketten mittels der Präferenztypen und Vorgängerpräferenzen beschreiben. Es sind jedoch Korrelationen zwischen Aktivitäten, die bereits ausgeführt wurden und hierdurch Einfluss auf die Präferenz von anderen Aktivitäten haben, nicht direkt abbildbar. Beispielsweise kann das Tanzen auf einem Musikkonzert das Bedürfnis, etwas zu trinken, erhöhen. Hier ist die Präferenzbeziehung unklar und zyklisch. Mit einem Konzept für die direkte Einflussnahme zwischen Präferenzen können des Weiteren die Abhängigkeiten in Prozessketten als kurzfristig starke Zunahme des Präferenzwertes modelliert werden.

Als letzter Punkt sind personenbezogene Ziele zu sehen. Dies sind temporär verfügbare Ziele, die sich durch das Treffen von bekannten Personen, ob nun Teil der sozialen Gruppe oder bekannte Personen im weitesten Sinne, Fußgänger beginnen hierbei spontan mit der Kommunikation über einen unbekanntem Zeitraum hinweg. Die Modellierung dieser personenbezogenen Ziele benötigt eine komplexere Sozialstruktur im Gedächtnis, Präferenzen für die Abbildung des Wunsches der Kommunikation über verschiedene sozialen Bekanntheitsgrade hinweg und eine eigenes Bewegungskonzept für das visuelle Erfassen von Personen und zusammenfinden an einem Punkt der physisch zwischen den Personen liegt.

Jede der Einschränkungen kann mit Anpassungen des *Spice*-Modells gelöst werden. Leider sind einige der adressierten Fragestellungen in der Forschung noch nicht ausreichend untersucht worden, um eine algorithmische Modellierung zu erarbeiten.

#### 4.4.10 Zusammenfassung des Modells

Das *Spice*-Modell setzt die *Spice*-Architektur mit kognitiven Modellen und Fußgängerverhaltensmodellen um. Jedes der vorgestellten Teilmole implementiert hierbei eines von der Architektur vorgegebene Komponente. Dies ermöglicht es, in Zukunft auch Teilmodelle auszutauschen, sollte dies für besondere Anwendungsfälle dienen oder neuen Forschungserkenntnissen Rechnung tragen.

Das Gedächtnis wird als Netzwerk von Informationen mittels objektorientierten Konzepten modelliert und unterteilt sich in Szenario- und Agenteninformationen. Es wird zwischen dynamischen und statischen Informationen unterschieden, welche sich mit dem Kurzzeit- und Langzeitgedächtnis assoziieren lassen.

Die Wahrnehmung teilt sich in die Sichtbarkeit, die Erfassung von Distanzen und die Ermittlung von der Auslastung von Zielorten. Die Sichtbarkeit wird mittels Verfahren aus der Computergrafik modelliert, die Distanzerfassung mit einer Erweiterung des *Leaky-Path Integration*-Modells und die Ermittlung der Auslastung mit zwei Adaptionen des *Occupancy*-Modells.

Die subjektive Präferenz, die den Wunsch widerspiegelt, mit einer die Aktivität an einem Zielort auszuführen, wird mittels dem *Interest-Function*-Modell beschrieben.

Die Schlussfolgerungen über die Zusammenhänge der Informationen über Zielorte und Agenten werden durch Produktionsregeln modelliert.

Die räumlich-sequenzielle Planung enthält drei Komponenten: Die *Intra-Alternative*-Bewertung der Zielorte, die Generierung des Plans und die Revision eines Plans. Die Bewertung beruht auf einer mehrstufigen Kombination der Distanz zum Zielort, der Auslastung des Zielorts und der subjektiven Präferenz an der Aktivität am Zielort. Die Generierung nutzt die Bewertung der Zielorte und logische Informationen aus dem Schlussfolgerungsmechanismus. Die Revision löst das *Reactivity-Dilemma*, indem eine Neuplanung eingeleitet wird, wenn eine signifikante Änderung der Bewertung oder der Information der Zielorte erkannt wurde.

Die taktischen Operationen werden mit einem Selektionsmechanismus auf Basis von visuellen und im Gedächtnis hinterlegten Informationen ausgewählt. Die eingesetzten taktischen Modelle sind das *Unified Pedestrian Routing*-Modell zur Wegfindung, das *Medial-Axis Search*-Modell zur Suche ohne Hilfsmittel, das *Arc-Based Queuing*-Modell zum Anstehen an Warteschlangen und das *Shifted-Random Participate*-Modell für das Finden einer Aufenthaltsposition.

Die motorische Bewegung wird mittels des *Social-Force*-Modells umgesetzt und das Stillstehen wird mit einer Erweiterung des *Social-Force*-Modells beschrieben. Zur Auswahl der motorischen Aktion werden visuelle und im Gedächtnis hinterlegte Informationen eingesetzt.

Das Modell umfasst alle Komponenten der *Spice*-Architektur und adressiert die Module in einem Detaillierungsgrad, welcher die Balance zwischen der algorithmischen Komplexität, der Plausibilität der kognitiven Prozesse und den Anforderungen der Multi-Agenten Simulationen anstrebt. Das *Spice*-Modell hat zum Ziel, die räumlich-sequenzielle Zielauswahl als Integration von kognitiven Modellen und Methoden des Bewegungsverhaltens eines Fußgängers in ausreichender Genauigkeit zu adressieren. Die Validierung des Modells wird in Kapitel 5 betrachtet. Die programmatische Implementierung des *Spice*-Modells auf Basis des *MomenTUMv2*-Frameworks wird im folgenden Abschnitt erläutert.

## 4.5 Simulationsframework *MomenTUMv2*

In diesem Abschnitt wird ein kurzer Überblick über das entwickelte Simulationsframework *MomenTUMv2* gegeben (Kielar et al. 2016a)<sup>9</sup>. Der Anhang v2 besagt, dass das entwickelte Framework *MomenTUMv2* der Nachfolger des Simulators *MomenTUM* ist, welcher im Rahmen der Arbeiten von Kneidl (2013) entwickelt wurde. Im Allgemeinen ist ein Framework für Fußgängersimulationen eine Plattform, in der Fußgängerverhaltensmodelle implementiert werden. Ein Simulationsframework kann deshalb als generischer Simulator betrachtet werden, der je nach integriertem Verhaltensmodell verschiedene Simulationen ausführt. Ein Simulator dient Wissenschaftlern als Werkzeug, um die entwickelten Verhaltensmodelle zu vergleichen, zu evaluieren und zu validieren. Praktiker hingegen nutzen Simulatoren unmittelbar für die Analyse konkreter Szenarien, das heißt, es wird das Verhalten von Fußgängern in konkreten Anwendungsfällen simuliert.

Die Methoden und Modelle, die Fußgängerverhalten beschreiben und in einem Framework integriert werden können, sind vielfältig (Duives et al. 2013), wie in Kapitel 2 und teils in Kapitel 3 erläutert. Neben den Verhaltenskonzepten sind in Simulationsframeworks weitere Modelle gegeben, die nicht unmittelbar Verhalten beschreiben, wie hybride Modelle oder Analyseverfahren. Aus diesem Grund wird bei der Entwicklung *MomenTUMv2* der Grundgedanke vertreten, dass Modelle generell die mathematische beziehungsweise algorithmische Implementierungen von Theorien und Methoden sind und in verschiedene Kategorien eingeteilt werden können. Die Interaktion der Modelle wird in *MomenTUMv2* durch dessen transparente Schnittstellen ermöglicht, die erlauben, Modelle flexibel zu kombinieren.

In diesem Kapitel werden die in *MomenTUMv2* zugrundeliegenden Paradigmen erläutert. Danach wird ein Überblick über die Softwarearchitektur gegeben. Am Ende dieses Kapitels wird zusammengefasst, wie das *Spice*-Modell in *MomenTUMv2* implementiert wurde. Der Fokus liegt hierbei auf der Zuordnung zwischen Submodellen des *Spice*-Modells und den Modulen von *MomenTUMv2*, nicht jedoch auf einer ausführlichen Erläuterung der programmtechnischen Umsetzung.

### 4.5.1 Eingesetzte Paradigmen in *MomenTUMv2*

Die Kernmerkmale von *MomenTUMv2* sind seine Modularität und Erweiterbarkeit sowie die generische Architektur. Des Weiteren sind die Verhaltenssimulationen, die in *MomenTUMv2* umgesetzt werden, grundsätzlich agentenbasiert. Solche Simulationen beruhen auf dem Ansatz, dass das komplexe Verhalten von Systemen durch die Interaktion der Individuen des

<sup>9</sup>Aus dieser Veröffentlichung wurden nur die Forschungsergebnisse verwendet, die der Autor Peter Michael Kielar beigetragen hat.

Systems abgebildet wird (Reynolds 1987; Wooldridge 2009). Im Kontext der agentenbasierten Fußgängersimulationen ist jeder Fußgänger ein selbständig agierender Agent. Die Interaktion zwischen den Agenten und die Interaktionen der Agenten mit der Umwelt führen zu den bekannten Phänomenen des Fußgängerverkehrs, welche bereits in Abschnitt 2.9.2 dargestellt wurden.

Vor der Erläuterung der architektonischen Details des Frameworks werden in diesem Abschnitt die Vielzahl von Paradigmen hinsichtlich Simulationsgestaltung, Softwarearchitektur und Fußgängersimulation aufgezeigt. Damit stellt dieser Abschnitt den abstrakten Teil der *MomenTUMv2* Erläuterungen dar. Richtlinie der Entwicklung war das konsequente Einsetzen von Designmustern und Paradigmen, um eine optimale Grundlage für das Umsetzen der Anforderungen aus Abschnitt 2.10.7 zu finden.

#### 4.5.1.1 Angewendete Simulationsparadigmen

*MomenTUMv2* ist ein agentenbasiertes Simulationsframework, indem das Konzept der Multi-Agenten Simulationen umgesetzt wurde (Wooldridge 2009). Jeder Fußgänger wird demnach als einzelner Agent, einem Individuum, simuliert. Im *MomenTUMv2*-Framework ist es den Agenten nicht gestattet, selbständig Routinen zu aktivieren, beispielsweise durch Events. Das Fußgängerverhalten wird durch Module innerhalb eines Simulationszyklus aktiviert, in welchem wiederkehrend Berechnungen ausgeführt werden. Dies geschieht, indem jeder Fußgänger einen Datenkontext bereitstellt, welcher als Operand für die Berechnungen dient. Die Berechnungen der Module werden Operationen genannt. Die Interaktion zwischen Operand und Operation ist ein methodischer Kernaspekt von *MomenTUMv2*, da hier der Simulationszustand verändert wird. Dieses Konzept erlaubt es, das Fußgängerverhalten logisch von den Simulationsobjekten, den Operanden, zu entkoppeln, wodurch die Grundlage für ein generisches und modulares Framework geschaffen wird. Die Abbildung 4.30 stellt das Konzept von Operand und Operation als Grundkonzept des Frameworks dar. Neben den Verhaltensmodellen, welche Fußgängerdaten manipulieren, existieren weitere Modelle, wie Analyse- oder Ausgabemodelle, die den Datenkontext nicht verändern. Der Ansatz, Modelle mit Operationen auszustatten, ist im gesamten Framework konsequent umgesetzt und führt zu einer Homogenisierung aller Simulationsaspekte in *MomenTUMv2*.

#### 4.5.1.2 Angewendete Fußgängermodellierungsparadigmen

*MomenTUMv2* ist ein Simulationsframework für Fußgängerverhaltenssimulationen, welches verschiedene Modelle der Fußgängerdynamik integrieren kann. Durch das Befolgen der hierarchischen Verhaltensmodellierung (Bierlaire und Robin 2009; Hoogendoorn et al. 2001; Hoogendoorn und Bovy 2004) kann das Verhalten auf den drei Schichten des strategischen Verhaltens,

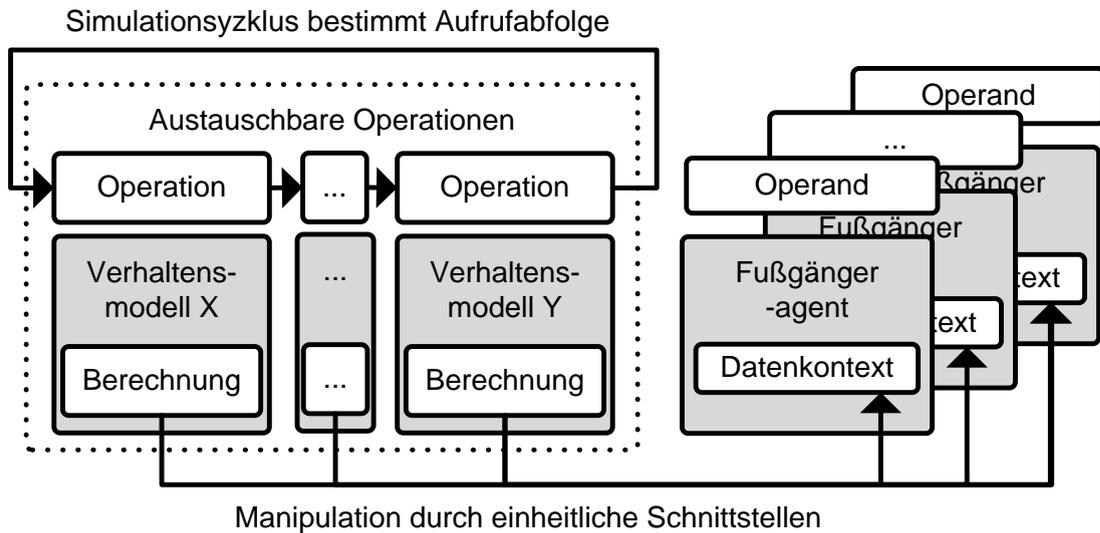


ABBILDUNG 4.30: Das Diagramm beschreibt allgemein die Umsetzung des Konzepts von Operand und Operation im Simulationsframework *MomentUMv2*. Operationen sind austauschbare Modelle mit Berechnungsimplementierung. Die Aktivierung der Operationen wird im Simulationszyklus bestimmt. Die Operanden sind die Fußgängerdaten, die von Berechnungen mittels einer einheitlichen Schnittstelle manipuliert werden.

taktischen Verhaltens und operationalen Verhaltens umgesetzt werden. Die in Abschnitt 4.3.1 erläuterte Erweiterung der Schichten wurden in *MomentUMv2* konsequent integriert (Kielar und Borrmann 2016a). Dies erlaubt es, neben der Wegfindung noch weitere Kategorien von räumlich-taktischen Verhaltensmodellen einzubinden. *MomentUMv2* ist darauf ausgelegt, die Wegfindung, die Suche, das Verweilen und das Anstehen abzubilden. Zusätzlich wurde die operationale Schicht, wie in Abschnitt 4.4.8 erläutert, mit zwei motorischen Verhaltensweisen umgesetzt: Dem Stillstehen und dem Bewegen. *MomentUMv2* integriert folglich auch die Wahrnehmungskonzepte, welche als räumliche Abfragen zur Prüfung der Sichtbarkeit umgesetzt werden, wie in Abschnitt 4.3.1 erläutert. Zusätzlich sind Ansätze integriert, die sich nicht unmittelbar mit dem Fußgängerverhalten in Verbindungen bringen lassen. Dies sind das Generieren von Fußgängern, das Entfernen von Fußgängern, die Generierung von Graphen, die Generierung von Gitternetzen, das Schreiben von Ausgabedaten, das Berechnen von Analysen und die Umsetzung von Meta-Konzepten. Im Allgemeinen kann *MomentUMv2* mehrere Modelle des gleichen Typs, beispielsweise der Wegfindung, simultan anwenden. Auch können jederzeit ganze Berechnungsmodulare deaktiviert werden, beispielsweise um Analysen isoliert auszuführen.

#### 4.5.1.3 Angewendete Softwareentwicklungsparadigmen

In dem Design von *MomentUMv2* wurden verschiedene Softwareentwicklungsparadigmen integriert, damit der Simulator eine generische, modulare und erweiterbare Struktur erhält. Initial wurde eine Typenhierarchie entwickelt, welche auf einem konsequenten Umsetzen der

beiden Muster *Template-Method-Pattern* und *Strategy-Pattern* (Gamma et al. 1995) basiert. Das *Strategy-Pattern* setzt abstrakt definierte Familien von Algorithmen um. Die Implementierungen der Algorithmen können sodann ausgetauscht werden. Im Fall des Frameworks sind die Algorithmen die abstrakt strukturierenden Modelle, wie Bewegen und Wegfindung. Das *Template-Method-Pattern* wird in den abstrakten Modellen mittels einem Satz an vordefinierter Methodenschnittstellen umgesetzt. Diese Vorgehensweise erlaubt es, abstrakte Modelle jederzeit auszutauschen und generisch in einem Simulationskonzept einzubetten, da die Aufrufschnittstellen homogen sind. Des Weiteren wird jedes Model mittels des *Factory-Pattern* (Gamma et al. 1995) und des *Dependency-Injection-Pattern* (Fowler 2004) erzeugt. Solch ein Ansatz begrenzt die Abhängigkeit zwischen den Typen und führt zu einer strukturierten Objekterstellungsmechanik. Durch dieses Vorgehen wurde ein starkes *Separation of Concerns* (Parnas 1972) ermöglicht, welches den Quellcode verständlicher, weniger fehleranfällig und wartbarer gestaltet. Für das Objektmanagement wurden mehrere Objektmanager und eine Modell-Ausführungseinheit integriert. Die Herangehensweise für diese Module basieren weitestgehend auf dem *Mediator-Pattern* (Gamma et al. 1995). Des Weiteren integriert die Ausführungseinheit das *Manager-Worker-Pattern* (Carriero und Gelernter 1989). Der hierdurch umgesetzte Parallelisierungsansatz wird durch das *Memento-Pattern* (Gamma et al. 1995) zur Vermeidung von *Read-Write-Abhängigkeiten* im Fußgängerdatenkontext, unterstützt. Eine weitere zu begegnende Herausforderung ist, dass jede Simulation im Framework mit unterschiedlichen Parametern und Modellen umgesetzt werden kann und darf. Dies wurde durch den Einsatz einer Variante des *Adaptive-Object-Modeling* (Yoder und Johnson 2002) gelöst werden. Hierbei können die Nutzer des Frameworks ihre Simulationen per XML definieren. Das Framework generiert und verbindet die Simulationskomponenten nach den Angaben der XML Definition.

#### 4.5.2 Die Softwarearchitektur von *MomenTUMv2*

In diesem Abschnitt wird die Architektur des agentenbasierten Simulationsframework *MomenTUMv2* erläutert. Es werden die Module und deren Interaktionen vorgestellt. Zur Orientierung in der Kernstruktur und der Ausführungslogik, in die alle Modelle im Framework eingebettet wurden, dient Abbildung 4.31.

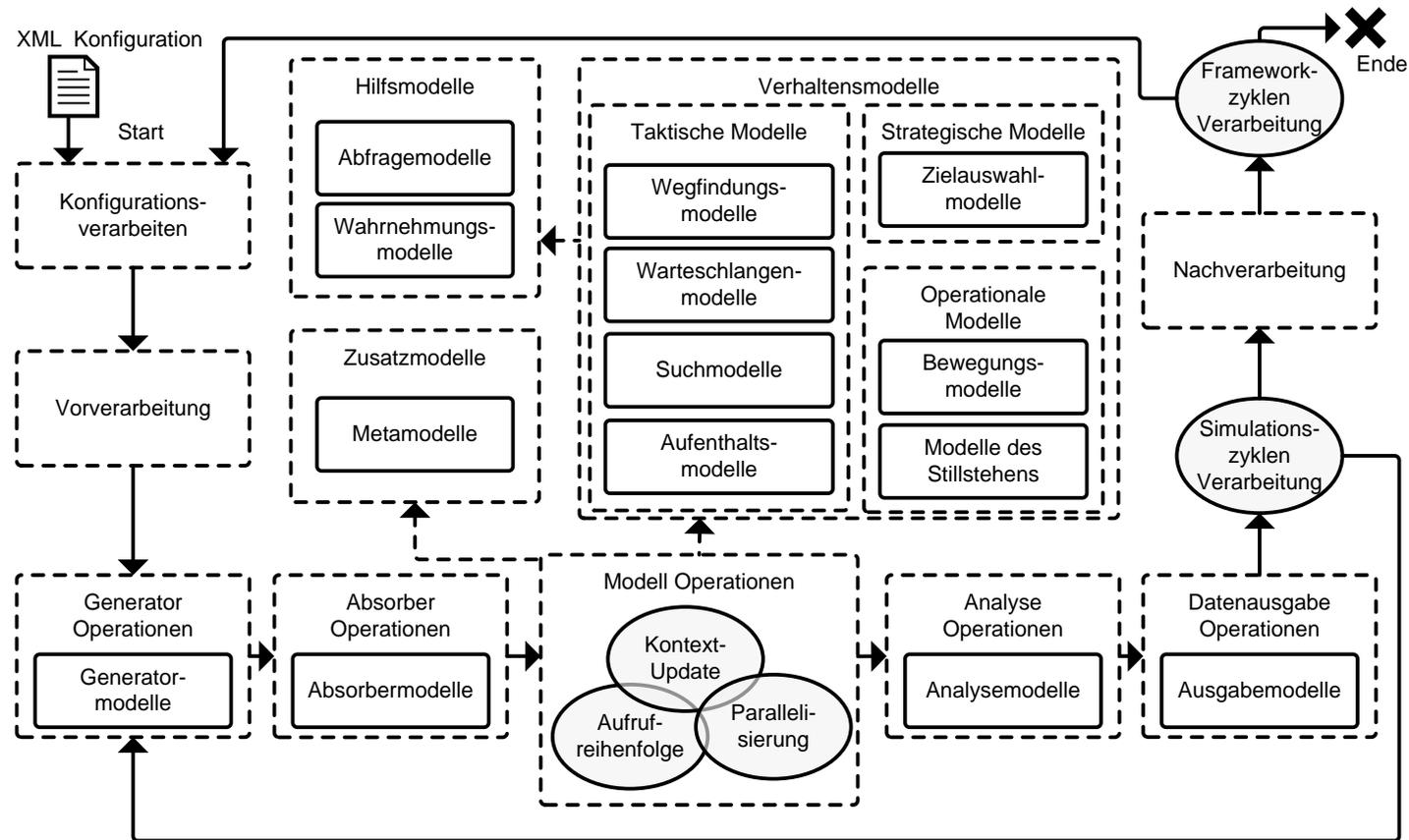


ABBILDUNG 4.31: Die Kernstruktur und Ausführungslogik von *MomentUMv2*, fokussiert auf die Modularität des Frameworks. Gestrichelte Rechtecke definieren die Organisationseinheiten im Framework. Gestrichelte Pfeile definieren direkte Nutzungsabhängigkeiten. Massive Pfeile definieren den grundlegenden Kontrollfluss. Massive Rechtecke definieren eine Menge an Modellen, die zu verschiedenen Basistypen gehören und in den gegebenen Organisationseinheiten operieren. Jede Ellipse definiert eine partiell konfigurierbare Infrastrukturkomponente, welche verschiedene Ausführungslogiken steuern. Es existieren zwei Ausführungsschleifen, der Simulationszyklus und der Frameworkzyklus.

Die in Abbildung 4.31 dargestellten logischen Einheiten dienen folgenden Zwecken:

- Die *Konfigurationsverarbeitung* nutzt die Kommandozeilenargumente und die Konfigurationsdatei, um auf deren Basis alle System- und Simulationsobjekte zu erzeugen.
- Die *Vorverarbeitung* gestattet es allen Modellen, Operationen vor dem Start einer Simulation auszuführen.
- Die *Generator Operationen* führen die Erzeugung von Fußgängern auf Basis von Agentenpopulationen aus. Das bedeutet, hier können Fußgänger zur Simulation hinzugefügt werden.
- Die *Absorber Operationen* führen das Entfernen von Fußgängern aus. Das bedeutet, hier können Fußgänger aus der Simulation entfernt werden.
- Die *Modell Operationen* beinhalten die Ausführungslogik für die Operationen der Verhaltensmodelle und Metamodelle.
- Die *Analyse Operationen* berechnen Metriken und Analysen, welche auf den Ausgaben der Simulationen oder auf Ausgaben von Analyseoperationen beruhen.
- Die *Datenausgabe Operationen* nutzen die Ausgabeschnittstellen des Simulators, um Simulationsdaten aus dem System zu schreiben.
- Die *Nachverarbeitung* erlaubt es allen Modellen, Operationen nach Abschluss einer Simulation auszuführen.
- Die *Verhaltensmodelle* beinhalten alle Verhaltenskonzepte für Fußgänger bezüglich der erweiterten Drei-Schichten-Architektur.
- Die *Hilfsmodelle* beinhalten zusätzliche Konzepte, wie die räumlichen Abfragen und die Wahrnehmungsmodelle.
- Die *Zusatzmodelle* beinhalten Metamodelle, die sich nicht explizit mit dem Verhalten der Fußgänger befassen, sondern weitere Operationen einführen, die auf Fußgänger angewandt werden können.

Die Abbildung 4.31 zeigt keinerlei Details zu den Datenkontexten des Frameworks. Die Daten befinden sich in einer parallelen Schicht zu den Modellen, welche per Servicemechanismen Zugriff auf die Daten erhalten. Die Zugriffsrechte werden durch Typisierung der Daten und der Modelle realisiert.

#### 4.5.2.1 Paketansicht des *MomenTUMv2*-Framework

Das *MomenTUMv2*-Framework beinhaltet acht interne Softwarepakete. Des Weiteren sind vier externe Module vorhanden, welche in Abhängigkeit zu dem *Configuration* Paket stehen. Die Kernmodule von *MomenTUMv2* sind in der Programmiersprache Java implementiert (Oracle 2016a). Java erlaubt durch seine Plattformunabhängigkeit weitere Einsatzmöglichkeiten im Bereich der mobilen Endgeräte. Die Visualisierung wurde in JavaFx implementiert (Oracle 2016b), ein in Java integriertes Framework für die Umsetzung von komplexen und mit Animationen versehenen Oberflächen in modernen Softwareanwendungen.

Die Abbildung 4.32 zeigt die Abhängigkeiten der Pakete von *MomenTUMv2*. Da einige der Abhängigkeiten über Programmiersprachen hinweg gegeben sind, muss für jede eingesetzte Sprache das *Configuration* Paket partiell neu implementiert werden. Dies wurde hier explizit für die mit C# (Microsoft 2016) umgesetzten externen Pakete durchgeführt.

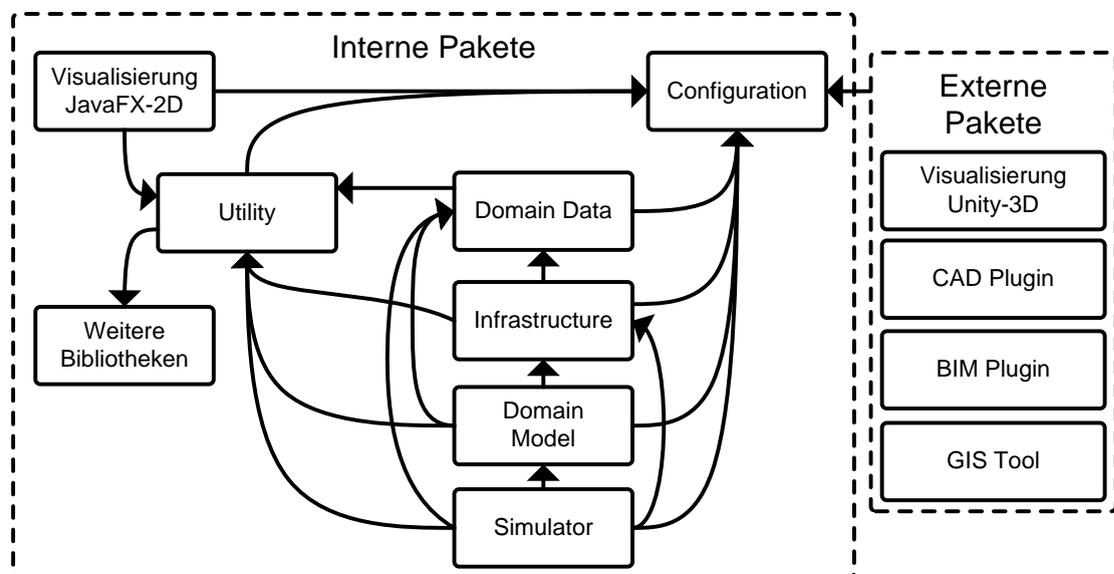


ABBILDUNG 4.32: Der Überblick über die Paketstruktur von *MomenTUMv2*. Jedes der massiven Rechtecke steht für ein Modul von *MomenTUMv2*. Die gerichteten Verbindungen zeigen die *Ist Abhängig von* Relation. Es wird zwischen dem Kernframework der internen Pakete und den Erweiterungen der externen Pakete unterschieden.

#### 4.5.2.2 Kontrollfluss in *MomenTUMv2*-Framework

Der Kontrollfluss einer Simulation lässt sich in *MomenTUMv2* auf drei Ebenen beschreiben. Diese sind von abstrakt zu konkret in drei Hierarchieebenen unterteilt, das Framework, die Simulation und die Modelle. Jeder der Ebenen ist für die Umsetzung bestimmter Aufgaben vorgesehen. Der Ansatz erlaubt es, das Paradigma *Separation of Concerns* (Parnas 1972) passgenau

umzusetzen. Die Frameworkebene befasst sich mit generischen Aufgaben. Die Simulationsebene adressiert die simulationsrelevanten Aufgaben, welche durch die Konfiguration gesteuert werden. Die Ablaufkontrolle wird in allen Simulationsphasen durchgehend und mehrfach an verschiedene Modellimplementierungen übergeben, um hierdurch korrespondierende Modellberechnungen auszuführen. Die Abbildung 4.33 zeigt den Kontrollfluss in *MomenTUMv2* bezüglich der Hierarchieebenen auf.

Die Frameworkebene ist die höchste und abstrakteste Kontrollflussebene. Die Kernaufgaben sind zum einen die Kommandozeilenparameter beim Start des Frameworks auszuwerten und zum anderen die Routinen für die Generierung und Ausführung einer Simulationen anzustoßen. Auch die Prüfung einer Wiederholung einer Simulation wird von der Frameworkebene aus aktiviert. Zusammengefasst ist die Frameworkebene der Ausgangspunkt, um aus einer benutzerdefinierten Konfiguration eine Simulation mit bestimmten Modellen und Randbedingungen zu generieren, zu starten und wenn gewünscht zu wiederholen. Hierbei verhalten sich die Aktivierungen der Routinen der Simulationsebene, die aus der Frameworkebene heraus gestartet werden, generisch, das heißt, die Aufrufe verhalten sich für alle möglichen Konfigurationen gleichförmig und nachvollziehbar.

Die Simulationsebene ist der technische Kern des *MomenTUMv2*-Frameworks. Die Ebene aktiviert die Konstruktion aller Management- und Modellobjekte. Diese werden in Form der *Dependency-Injection* (Fowler 2004) verlinkt. Danach startet die Simulationsebene die Verarbeitungsphasen der Fußgängersimulation. Es ist relevant, dass die Simulationsebene keinerlei Informationen über die konkreten Modelltypen (siehe Abschnitt 4.5.2.3) besitzt und vollständig generisch arbeitet. Die Übergabe der Kontrolle wird abschnittsweise an die abstrakten Modelltypen nach einer, teils festgelegten und teils dynamischen, Ablaufstruktur durchgeführt. Die vorgegebenen Ablaufstrukturen stellen sicher, dass die grundlegende Ablauflogik einer Fußgängersimulation eingehalten ist. Die dynamischen Aspekte erlauben es einem Benutzer, Modellaktivitäten nach Wunsch anzuordnen. Diese explizit definierten Abläufe sind insbesondere für Hybride Modelle, wie sie in Abschnitt 2.7 beschrieben wurden, essenziell. Hybride Modelle verbinden Modelle des Fußgängerhaltens und benötigen eine vom hybriden Ansatz abhängige Ausführungslogik. Die *Execution-Engine*, die dies umsetzt, wird in Abschnitt 4.5.2.4 genauer beschrieben.

Die Berechnungen der Simulation werden ausschließlich auf der Modellebene durchgeführt. Die Modellebene gilt für alle Modelle gleichermaßen, da jedes Modell einen Satz von Operationen nach vorgegebenen Schnittstellen implementiert. Solche Modelle sind beispielsweise Verhaltensmodelle, wie in Kapitel 2 erläutert. Bei der Ausführung der Operationen haben Modelle Zugriff auf vordefinierte Management- und Servicekomponenten des Frameworks. Modelle können jedoch nicht gegenseitig aufeinander zugreifen und arbeiten in Isolation auf den Zuständen der Simulationsobjekte. Darin besteht einer der wichtigen Aspekte für die Generik

des Frameworks. Die Modellkommunikation verläuft über die Zustände der Simulationsobjekte. Sollten Modelle weitere Informationen in den Simulationsobjekten benötigen, beispielsweise spezifische Fußgängereigenschaften, so können diese zur Laufzeit explizit durch das Modell in jeden Fußgängerdatenkontext abgelegt und abgefragt werden.

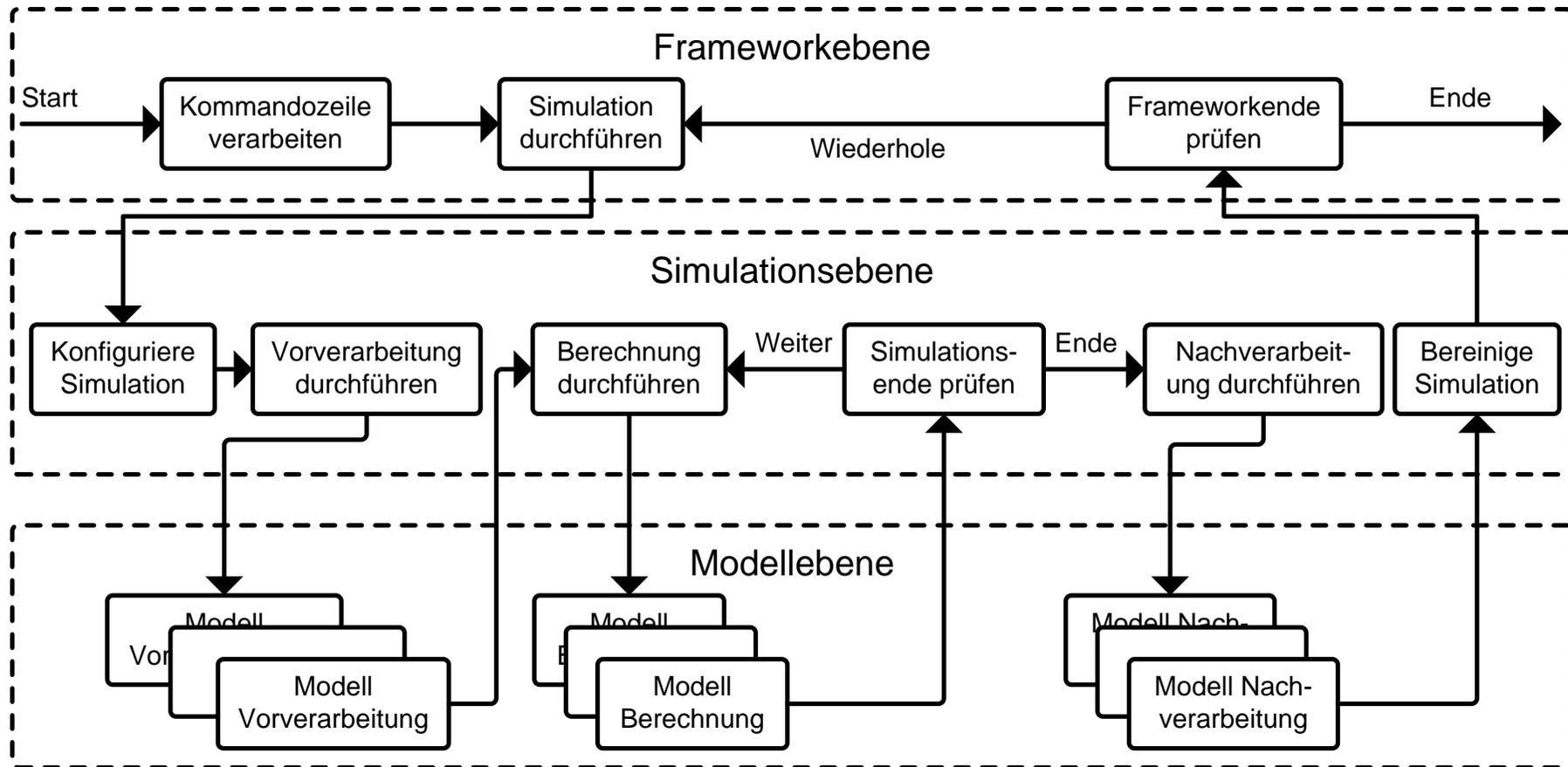


ABBILDUNG 4.33: Der Überblick über den Kontrollfluss in *MomenTUMv2*. Die Kontrolle wird hierarchisch über die Framework-, Simulations- und Modellebene gewährt. Jede Ebenen operiert auf einer unterschiedlichen Abstraktionsstufe bezüglich einer Fußgängersimulation. Nur die Modellebene führt konkrete Simulationsberechnungen aus.

### 4.5.2.3 Modelltypen in *MomenTUMv2*-Framework

Im Allgemeinen werden Modelle hier als Implementierung von Theorien und Methoden verstanden, die Operationen auf den Fußgängerdatenkontext anwenden oder genereller, den Datenkontext von Simulationsobjekten verwenden, verarbeiten und verändern. In *MomenTUMv2* basieren die Modelle auf einer Menge von Basis- und Subtypen. Es werden zwei Basiskonzepte für Modelle unterschieden: Die Nicht-Verhaltensmodelle und die Verhaltensmodelle. Um in der Modellebene der Ausführungslogik integriert werden zu können, implementieren alle Modelltypen die *Callable* Schnittstelle oder dessen Varianten und bieten damit Operationen an. Ein entscheidender Aspekt eines jeden Modells sind die Attribute, die jedem Modell mittels der XML-Konfiguration mitgegeben werden können, welches durch die *HasProperties* Schnittstelle ermöglicht wird. Die Attribute werden durch das Framework verarbeitet und der Modellimplementierung zur Verfügung gestellt.

Es existieren vier Kategorien von Nicht-Verhaltensmodellen. Die erste Kategorie verändert den Zustand der Fußgänger nicht und ist nur in der Vorverarbeitungsphase und Nachverarbeitungsphase einer Simulation aktiv. Die Kategorie umfasst die Szenariomodelle, die für Generierung von Szenarioobjekten, wie Graphen oder Gitternetze, eingesetzt werden. Die zweite Kategorie sind die Hilfsmodelle, welche von Verhaltensmodellen genutzt werden können. Die Hilfsmodelle sind nur in den Vorverarbeitungs- und Nachverarbeitungsphasen einer Simulation eigenständig aktiv. Unter die Hilfsmodelle fallen klassisch die Wahrnehmungsmodelle, wie in Abschnitt 2.6 erläutert. Die dritte Kategorie umfasst Modelle, die in allen Phasen der Simulation aktiv werden können und die Zustände der Fußgänger lesen und nicht im Sinne von Verhalten verändern. Hierunter fallen die Generatoren-, Absorber-, Ausgabe- und Analysemodelle. Die letzte Kategorie von Nicht-Verhaltensmodellen umfasst Konzepte, welche nicht nach den typischen Paradigmen der Fußgängersimulation arbeiten. Sie haben Zugriff auf jede Phase der Simulation. Diese als Metamodelle bezeichnete Kategorie hat uneingeschränkten Zugriff auf die Fußgängerdaten und kann für Hybride Modelle eingesetzt werden (Kielar et al. 2015). Als Beispiel für ein hybrides Modell kann das *TransiTUM*-Modell genannt werden, welches *Cellular Automata*-Modelle mit Bewegungsmodelle, die kontinuierlich Fußgängerpositionen berechnen, verbindet (Biedermann et al. 2014b).

Alle Verhaltensmodelle in *MomenTUMv2* sind in der Lage, den Zustand der Fußgängeragenten anzupassen und können in allen Phasen der Simulationen operieren. Unter den Verhaltensmodellen sind operationale, taktische und strategische Modelle zu verstehen. Trotzdem ist der Zugriff auf den Fußgängerdatenkontext bezüglich der Subtypen der Modelle eingeschränkt. Die Subtypen sind beispielsweise die Wartemodelle, die Modelle des Stillstehens oder die Wegfindungsmodelle.

Die Abbildung 4.34 zeigt den gesamten Vererbungsbaum der Modelle in *MomentUMv2*. Die Vererbungshierarchie setzt in *MomentUMv2* die Modularitäts- und Generalitätsanforderungen eines Frameworks für Fußgängersimulationen um. Drei der Klassen im Baum sind nicht abstrakt, die Kernklassen der operationalen, taktischen und strategischen Modelle. Dies gestattet es, innerhalb dieser Kernklassen die Instanzen verschiedener Modelle zu integrieren und exklusiv auszuführen, beispielsweise die Wegfindung oder das Warteverhalten, beziehungsweise das Bewegen oder Stehen. Dies bedeutet, dass die nicht abstrakten Klassen die Plattform für das Ausführen der spezialisierten Modelle sind. Aus Sicht der Ablauflogik von *MomentUMv2* können mehrere nicht abstrakte Modelle koexistieren, denn sie werden durch die gleiche Schnittstelle angesprochen und generisch verwaltet.

Anhand der Gegenüberstellung von abstrakten und konkreten Klassen kann die Unterscheidung zwischen Simulationsframework und Simulator deutlich gemacht werden. In einem Framework existieren abstrakte Klassen. Durch die Implementierung der abstrakten Klassen in Verhaltensmodellen wird mittels des Frameworks eine Simulation ermöglicht. Ein klassischer Simulator besitzt hingegen keine abstrakten Klassen, welche die Basistypen von Verhaltensmodellen sind, sondern nur konkrete Implementierungen von Modellen. Damit können die Modelle nur mit hohem Aufwand ausgetauscht werden, das heißt, es können keine alternativen Verhaltensmodelle eingesetzt werden. Der Vorteil eines konkreten Simulators ist hingegen die gegebene Möglichkeit, die Software vollständig und explizit für die implementierten Modelle zu optimieren.

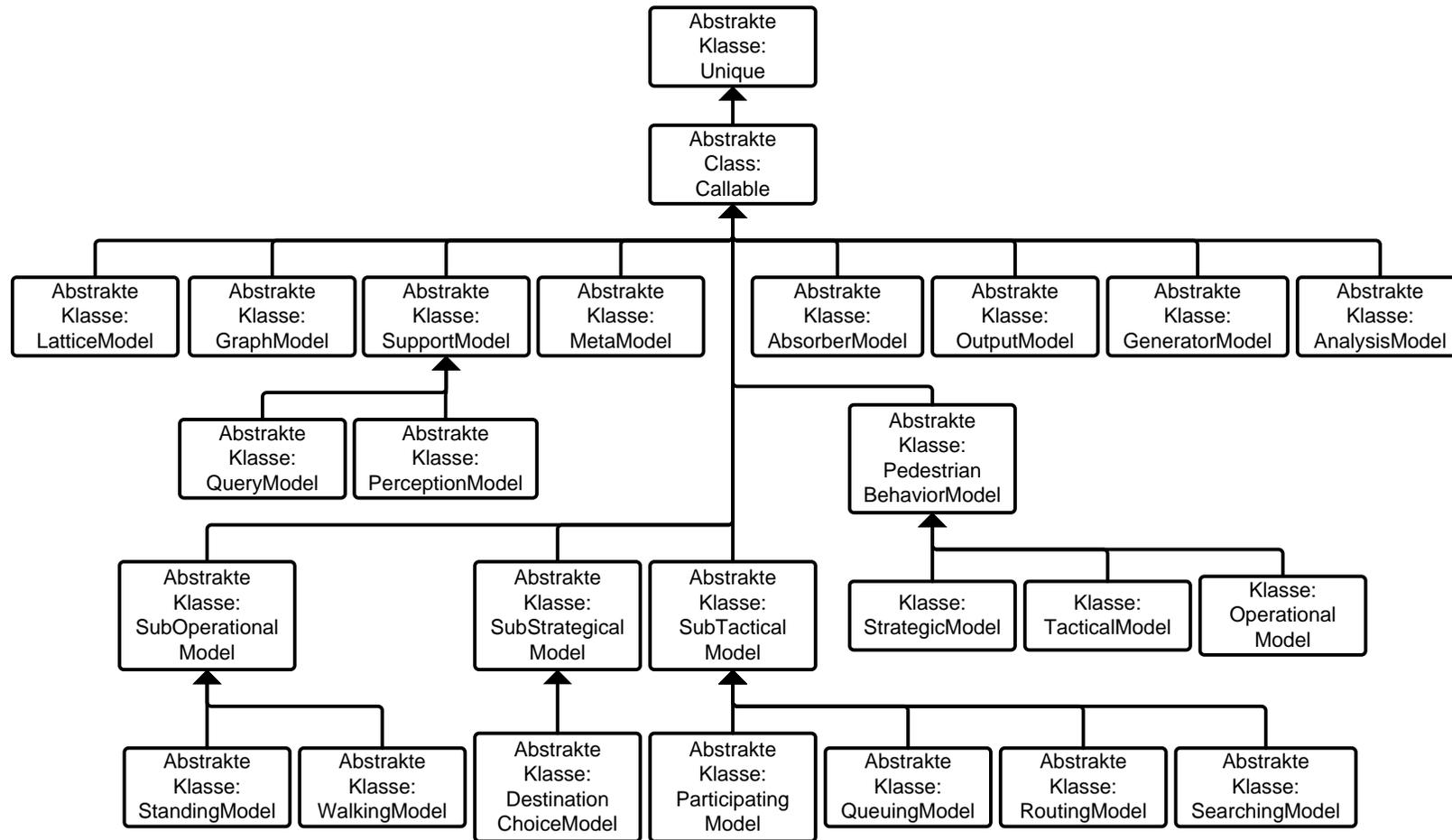


ABBILDUNG 4.34: Die Hierarchie der Modelltypen in *MomenTUMv2*. Alle Klassen, mit Ausnahme der *Unique*, besitzen die *HasProperties* Schnittstelle, die den Modellen den Zugriff auf Attribute aus der Konfiguration gewährt. Die Klassenhierarchie zeigt deutlich die verschiedenen Teilmodule von *MomenTUMv2*, von Verhaltensmodellen zu Nicht-Verhaltensmodellen.

#### 4.5.2.4 Aufruflogik in *MomenTUMv2*-Framework

Auf der Simulationsebene der Kontrolllogik werden Modelle der Fußgängersimulationen in einer teils dynamischen und teils statischen Reihenfolge aktiviert. Die Aktivierungsphasen sind die Vorverarbeitung, die Durchführung der Simulation und die Nachverarbeitung. Die Aufruflogik einer jeder Phase wird in diesem Abschnitt genauer erläutert sowie die *Execution-Engine*, welche in der Durchführungsphase relevant ist, detailliert.

Die Reihenfolge, in der die Vorverarbeitung der Modelle aufgerufen wird, folgt einer geradlinigen Struktur. Zu Beginn werden alle Grundelemente eines Szenarios generiert. Diese sind die Zonen und Hindernisse. Danach werden die Modelle aktiviert, die auf Basis der Geometrie initiale Vorbereitungen durchführen müssen. Dies sind die Modelle zur Generierung von Graphen und Gitternetzen. Bis auf die Ausgabeoperationen, welche am Schluss der Vorverarbeitung aktiv werden, können alle weiteren Vorerarbeitungen in beliebiger Reihenfolge gestartet werden.

Die Aufrufreihenfolge in der Nachverarbeitung enthält zwei Abhängigkeiten. Die Ausgabemodelle, beispielsweise das Schreiben von Ausgabedaten in eine Datei, werden nach den Analysemodellen aktiviert, welche auf Basis der Simulationsergebnisse weitere Berechnungen ausführen könnten. Vor den Analysemodellen werden alle weiteren Modelle bezüglich ihrer Nachverarbeitung aktiviert. Hier ist die Reihenfolge beliebig.

Die eigentliche Durchführung der Simulation folgt einer sequenziellen Aufruflogik, welche bereits in Abbildung 4.31 dargelegt wurde. Die Ablauflogik ist definiert durch: (1) Fußgängergeneratoren, (2) Fußgängerabsorber, (3) Verhaltensmodelle, (4) Analysemodelle und (5) Ausgabemodelle. Die Ausführungsreihenfolge der Verhaltensmodule ist dabei von feinerer Granularität.

Der Standardansatz für Ausführungslogik für Verhaltensmodelle folgt dem dreischichtigen Konzept, wie in Abschnitt 2.1 erläutert, und enthält die Erweiterung der Schichten, wie in Abbildung 4.4 des Abschnitts 4.3.1 dargelegt. Zuerst wird immer ein strategisches, anschließend ein taktisches und abschließend ein operationales Modell aktiviert. Die Erweiterung der Schichten gibt verschiedene Modelle vor, welche je nach gewünschter Simulation integriert werden kann. Dies bedeutet, dass Bewegungsmodelle, Modelle des Stillstehens, Wegfindungsmodelle, Suchmodelle, Wartemodelle, Aufenthaltsmodelle und Zielauswahlmodelle Teil der Simulation sein können, aber nicht müssen. Einzelne Modelle können deaktiviert oder durch Standardmodelle ausgetauscht werden, welche rudimentäres Verhalten auf der Ebene ermöglichen. Die Auswahl des taktischen Modells aus Abschnitt 4.4.7.1 und des operationalen Modells aus Abschnitt 4.4.8.1 sind innerhalb der nicht abstrakten Klassen *TacticalModel* und *OperationalModel* verborgen. Diese nicht abstrakten Klassen des Verhaltens haben den Zugriff auf ihre Spezialisierungen, wie Wegfindung oder Warten, und aktivieren das korrekte Modell nach den

vorgegebenen Logiken. Die Abbildung 4.35 stellt den Standardansatz für die Ausführungslogik von Fußgängerverhaltensmodellen nach dem in dieser Arbeit erweiterten dreischichtigen Konzept dar.

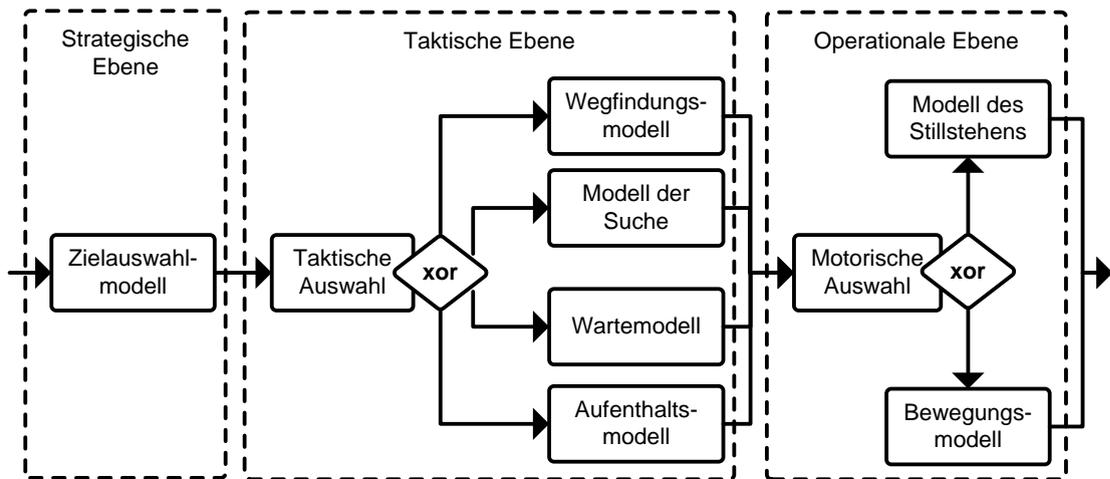


ABBILDUNG 4.35: Das Schema über die Standardausführungslogik in *MomentUMv2* bezüglich der erweiterten dreischichtigen Verhaltensstruktur der Modellierung von Fußgänger. Das Schema ist in der Simulationsschleife der Abbildung 4.31 eine Detaillierung der Box Verhaltensmodelle. Jedes der massiven Rechtecke steht für die Operationen des angegebenen Verhaltensmodells. An den massiven Rechtecken mit angeschlossener Raute wird auf Basis des Fußgängerdatenkontext und der Wahrnehmung geprüft, welches der Folge Modelle aktiviert werden darf.

Neben der klassischen Strukturierung der Aktivierung der Verhaltensmodelle kann mit der *Execution-Engine* eine benutzerdefinierte Ausführungslogik festgelegt werden. Diese Methode ist für hybride Ansätze von besonderem Interesse. Die Strukturierung der Logik folgt der Definition in der Simulationskonfiguration, die aus einer beliebigen Anzahl von *Execution* Blöcken besteht. Die Blöcke liegen in einer Ordnung vor und bestehen je aus einer geordneten Menge von Referenzen auf Verhaltensebenen, wie die operationale Ebene. Dies bedeutet, dass beliebige viele und geordnete Verhaltensebenen in der Blockkonfiguration gegeben sein können, beispielsweise ein strategisches Modell, ein operationales Modell, sowie erneut ein strategisches Modell. Jede der eingesetzten Ebenen muss die, für Ebene üblichen, Teilmodelle enthalten. Jeder Block besitzt darüber hinaus einen *Multiplier*. Dieser definiert, nach welchem Vielfachen des Simulationszeitschritts der Block ausgeführt werden soll. Dieses Konzept ist insbesondere bei hybriden Modellen eine notwendige Anforderung, da beispielsweise unterschiedliche Modelle des gleichen Verhaltenstyps ausgeführt werden, jedoch die Modelle mit einer unterschiedlichen zeitlichen Genauigkeit rechnen. Wenn einer der Blöcke ausgeführt wird, werden konsequent alle Teilmodelle in der definierten Reihenfolge aufgerufen. Neben den Verhaltensmodellen kann jeder Block ein Metamodell referenzieren, welches ein hybrides Modell sein kann, das wiederum einen weiteren *Multiplier* beinhaltet. Die Metamodelle werden im Rahmen der *Execution-Engine* vor den Verhaltensmodellen des Blocks aktiviert. Als praktisches

Ergebnis der Blockkonstruktionen können benutzerdefiniert beliebige Aufruflogiken modelliert werden.

Die *Execution-Engine* besitzt im klassischen wie auch im benutzerdefinierten Fall einen grundlegenden Parallelisierungsansatz. Jedes der Verhaltens- oder Metamodelle wird auf Basis einer in der Konfiguration angegebenen Anzahl von Threads gestartet. Hierbei wird die Menge an Fußgängern auf die Anzahl der Threads verteilt und der Rest auf den ersten Thread gelegt. Diese Methode ist eine Umsetzung des *Manager-Worker-Pattern* (Carriero und Gelernter 1989).

Die *Execution-Engine* und der allgemeine Verarbeitungszyklus aktivieren für jedes Verhaltensmodell einen bestimmten Satz an Operationen, deren Reihenfolge und Übergabelemente fest vorgegeben sind. Für Modelle, die explizit mit dem Fußgängerdatenkontext arbeiten, wie die Metamodelle und Verhaltensmodelle, existieren die Aufrufoperationen, die während der Generierung sowie der Entfernung eines Fußgängers aufgerufen werden. Die eigentlichen Verhaltensoperationen werden jeweils in zwei weitere Operationen eingebettet. Diese Operationen sind eine Vor- und Nachverarbeitungsoperation für die Verhaltensoperation. In Metamodellen wird die eigentliche Verhaltensoperation für alle Fußgänger gleichzeitig aktiviert und beschreibt damit eine abstrakte Metaoperation. Für Verhaltensmodelle wird die Verhaltensoperation für jeden Fußgänger einzeln sequenziell pro Thread ausgeführt. Die Abbildung 4.36 veranschaulicht die Operationen für Verhaltens- und Metamodelle.

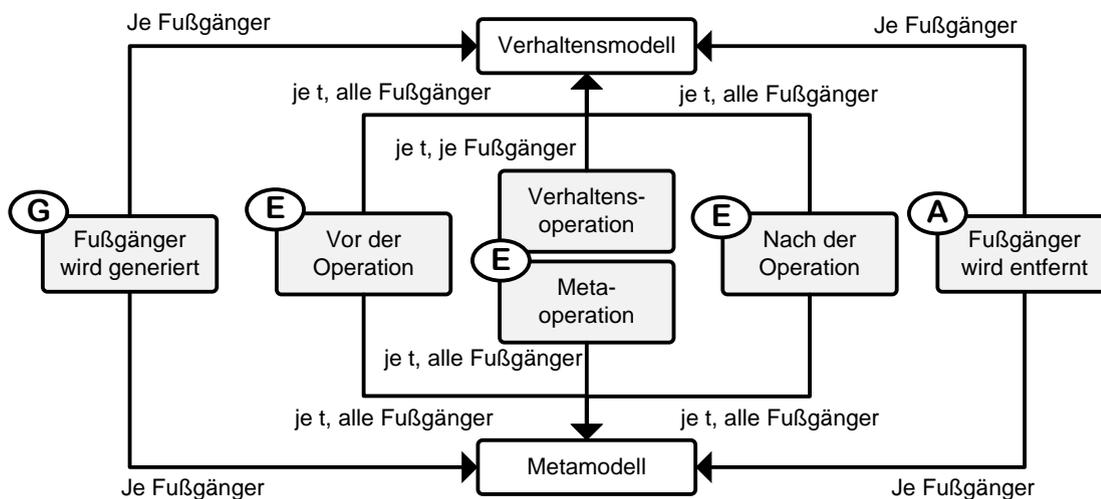


ABBILDUNG 4.36: Das Schema verschiedener Operationen, die auf Fußgängerdatenkontext durch die Meta- und Verhaltensmodelle angewendet werden können. Die Pfeile beschreiben eine *Modell wird eingesetzt* Beziehung. Der Ursprung des Pfeils gibt den Grund für den Aufruf an, der Text an Pfeil die Häufigkeit der Aufrufe, mit  $t$  als die Anzahl der Simulationsschritte, beziehungsweise Simulationszyklen. Es ist zu beachten, dass  $t$  sich Aufgrund eines *Multipliiert* ein Vielfaches des Simulationszeitschrittes sein kann. Die Kreise geben die Quelle des Aufrufs an, mit G als der Fußgängergenerator, mit A als der Fußgängerabsorber und E als die *Execution-Engine*.

### 4.5.3 Umsetzung des *Spice*-Modells in *MomenTUMv2*

Das *Spice*-Modell wurde im Rahmen von *MomenTUMv2* implementiert. Die Teilmodule des *Spice*-Modells verteilen sich dabei auf die verschiedenen Modellebenen des Simulationsframeworks und bilden hierdurch die *Spice*-Architektur ganzheitlich ab.

Die operationalen Modelle aus Abschnitt 4.4.8 sind direkt als Bewegungsmodell und Modell des Stehens integriert. Die Auswahl des korrekten operationalen Modells auf Basis der Wahrnehmung und Gedächtnisinformationen wurde unmittelbar in die nicht abstrakte Klasse *OperationalModel* integriert, da die Auswahl für alle operationalen Modelle zweckmäßig ist.

Die taktischen Modelle aus Abschnitt 4.4.7 sind direkt als Wegfindung, Suche, Anstehen und Verweilen integriert. Die Auswahl des korrekten taktischen Modells auf Basis der Wahrnehmung und Gedächtnisinformationen wurde unmittelbar in die nicht abstrakte Klasse *TacticalModel* integriert, da die Auswahl für alle taktischen Modelle zweckmäßig ist.

Die subjektive Präferenz, das Schlussfolgern und die Planung sind die strategischen Kernmodule des *Spice*-Modells der Abschnitte 4.4.4, 4.4.5 und 4.4.6. Sie wurden gemeinsam als strategisches Modell in *MomenTUMv2* implementiert. Des Weiteren wird die Übergabe des Handlungsplans des Anführers einer sozialen Gruppe an die Gruppenmitglieder auf der strategischen Ebene durchgeführt.

Die Wahrnehmung nach 4.4.3 ist in *MomenTUMv2* als entsprechendes Wahrnehmungs- und Hilfsmodell implementiert sowie teils in dem strategischen Modellteil integriert. Das Wahrnehmungsmodell gestattet den Zugriff auf Sichtbarkeitsabfragen über alle Verhaltensebenen hinweg. Die Schätzung der Distanz und die Auslastung der Zielorte sind als Teilmodul des strategischen Modellteils hinterlegt. Der Grund für die Trennung sind die unbekanntenen Auswirkungen auf die operationalen und taktischen Teilmodelle bezüglich der simulierten Wahrnehmungsfehler in der Distanzschätzung.

Das Gedächtnis des Agenten ist in Szenario- und Agentenwissen unterteilt. Das *MomenTUMv2*-Framework liefert für Agentenwissen bereits eine Wissensstruktur, die jeder Fußgängeragent besitzt und welche die Anforderungen des *Spice*-Modells größtenteils abdeckt. Beispielsweise ist das Szenariowissen in *MomenTUMv2* bereits in Form von Graphen sowie Szenarioobjekten integriert. Die fehlenden Attribute werden durch die dynamische Erweiterung des Fußgängerdatenkontextes zur Laufzeit erstellt.

Die Zyklenstrukturen der *Spice*-Architektur sind mit dem *Multiplier*-Mechanismus direkt abbildbar. Die *Execution-Engine* aktiviert auf Basis der *Multiplier* Angaben die verschiedenen Verhaltensebenen des *Spice*-Modells. Jedem Block ist demnach nur eine der Verhaltensebenen und ein *Multiplier* zugewiesen.

#### 4.5.4 Einsatz von *MomenTUMv2* in der Forschung

Das in dieser Arbeit entwickelte kognitive Fußgängerverhaltensmodell *Spice* wurde in *MomenTUMv2* implementiert. Der Einsatz des Frameworks beschränkt sich nicht allein auf das *Spice*-Modell. Das Framework wurde bereits in verschiedensten wissenschaftlichen Kontexten als technischer Ansatz zur flexiblen Umsetzung von Fußgängersimulationen eingesetzt.

Das *TransiTUM*-Modell, publiziert in Biedermann et al. (2014b), nutzt *MomenTUMv2*, um operationale Modelle in einem hybriden Ansatz zu koppeln. Explizit werden Konzepte des zellulären Automaten mit kontinuierlichen Modellen, wie den *Social-Force*-Methoden, verbunden. In der Umsetzung in *MomenTUMv2* wird die *Execution-Engine* eingesetzt, um zwei operationale Modelle mit einem taktischen Wegfindungsmodell und einem strategischen Modell zu verbinden. Das *TransiTUM*-Metamodell sorgt für eine konsistente, adäquate und ortsbezogene Aktivierung der operationalen Modelle.

Das *Interest-Function*-Modell, publiziert in Kielar und Borrmann (2016b), verwendet *MomenTUMv2*, um die Effizienz des Ansatzes zu demonstrieren. Hierbei wird das *Social-Force*-Modell (Helbing et al. 2000) mit einem Dijkstra's kürzesten Wege Verfahren (Dijkstra 1959) als Wegfindung und ein strategischen Modell, welches das *Interest-Function*-Modell integriert, eingesetzt.

Das *Unified Pedestrian Routing*-Modell, publiziert in Kielar et al. (2016b), setzt *MomenTUMv2* ein. Hierbei wird ein einfaches operationales Modell, das heißt, ohne konkrete physische Fußgängerinteraktion, umgesetzt. Den Kern setzt das in der Publikation von Kielar et al. (2016b) entwickelte Wegfindungsmodell und ein einfaches strategisches Modell ein, welches das nächstliegende Ziel selektiert.

In der Publikation von Kielar und Borrmann (2016a) wird auf Basis von *MomenTUMv2* gezeigt, dass sich durch den Einsatz von verschiedenen taktischen Modellen die Fußgängersimulation klarer strukturieren lässt. Dies wurde mit den taktischen Modellen aus den Abschnitten 4.4.7.4 und 4.4.7.5 in Kombination mit einem Kürzesten-Wege-Ansatz (Dijkstra 1959) demonstriert.

In dem allgemeinen hybriden Ansatz von Biedermann et al. (2016b) wird das *TransiTUM*-Modell aus Biedermann et al. (2014b), das *Unified Pedestrian Routing*-Modell von Kielar et al. (2016b) und das *Interest-Function*-Modell nach Kielar und Borrmann (2016b) mit einer Simulation und Berechnung gekoppelt, die den Anreiseverkehr zu einem Festival mit Bussen beschreibt. Hierbei wurde ein neuer Generator in *MomenTUMv2* implementiert, der auf Basis der Ankunftszeiten der Busse, die ankommenden Fußgänger in die Simulation einbringt.

In der Dissertation von Flurl (2016) wurde das *MomenTUMv2* eingesetzt, die Ausstiegs- und Räumungszeiten von Fußgängern auf einem Bahnsteig zu simulieren. Es konnte gezeigt werden, dass bewusst gesetzte Trenngeländer den Personenfluss verbessert.

#### 4.5.5 Erweiterungen von *MomenTUMv2*

Das Simulationsframework *MomenTUMv2* gehört mit seinen Fähigkeiten zu den flexibelsten Forschungsframeworks für agentenbasierte Fußgängersimulationen. Dennoch sind hier einige Punkte offen.

Die aktuelle Version von *MomenTUMv2* beinhaltet keine mehrstöckige Szenarien und bewegliche Hindernisse. Simulationen auf mehreren Stockwerken sind für bestimmte Szenarien notwendig. Für eine Umsetzung muss der Zugriff und die Verwaltung von Simulationsobjekten in einen Stockwerkskontext übertragen werden. Der Mechanismus der beweglichen Hindernisse ist insbesondere für Feuerschutztüren und allgemein für dynamisch blockierte Ausgänge entscheidend.

Das Framework besitzt hinsichtlich der Architektur noch Verbesserungspotential bezüglich des *Steering*-Konzepts, der *Shared-Space* Simulation, der multimodalen Simulation und der makroskopischen Erweiterung.

Das *Steering*-Konzept stammt aus dem fußgängerorientierten Teil der Computergrafikforschung und beschreibt eine Zwischensystematik des operationalen und taktischen Verhaltens (Kapadia und Badler 2013). Dieser Ansatz ist insbesondere für zelluläre Automaten mit *Floor-Field* (Hartmann und Sivers 2013) und vergleichbare Methoden (Kapadia et al. 2012) geeignet, da der Bewegungspfad bis zum nächsten Navigationsknoten vorausgeplant wird (Kneidl et al. 2013). Das *Steering*-Konzept ist aktuell implizit über ein operationales Modell lösbar, dennoch kann der Einsatz von *Steering*-Modellen durch eine explizite Einbindung erleichtert werden.

*Shared-Space* Simulationen integrieren Fahrzeuge und Fahrradfahrer (Anvari et al. 2015; Anvari et al. 2016) und erfordern, dass das dreischichtige Verhaltenskonzept für verschiedenste Agententypen umgesetzt wird. Dies bedeutet, dass für derartige Simulationen eine generische Ebene bezüglich der Agententypen und neue Arten von Agenten implementiert werden müssen.

Multimodale Simulationen beschreiben, wie ein Verkehrsteilnehmer auf Stadtebene seine Verkehrsmittel wählt, um Handlungspläne tagesbezogen umzusetzen. Für eine Integration von multimodalen Simulationen sind frameworkseitig verschiedene Fahrzeuge und Agententypen zu integrieren, welche über die der *Shared-Space* Simulation hinausgehen sollten. Dies sind beispielsweise öffentliche Massentransportmittel, wie U-Bahnen.

Makroskopische Simulationen sind nicht agentenbasiert und behandeln Fußgänger beispielsweise als aggregierte Flüssigkeiten (Hughes 2002). *MomenTUMv2* ist grundsätzlich in der Lage, diese Form von Simulationen auf beispielsweise Graphen umzusetzen, indem ein aggregierter Fußgängertyp entwickelt wird. Ein wichtiger Schritt für die Integration von makroskopischen Ansätzen ist die Verhaltensebenen derart zu erweitern, dass nicht agentenorientiert, sondern

ortsorientiert simuliert werden kann. Dies bedeutet, dass der Operand einer Operation nicht mehr primär der Fußgängerdatenkontext ist, sondern die Kanten von Graphen oder ganze Regionen sein können. Trotzdem ist eine makroskopische Erweiterung des Simulationsframeworks kritisch zu betrachten, da sie zu einer Vermischung von Simulationsparadigmen führt. Hierdurch wird die interne Komplexität der Implementierung des Frameworks massiv gesteigert, was in einer guten Softwarearchitektur zu vermeiden ist.

#### 4.5.6 Zusammenfassung von *MomenTUMv2*

Das *MomenTUMv2*-Framework ist ein agentenbasiertes Simulationsframework für Fußgängersimulation, das die Anforderungen aus Abschnitt 2.10.7 adressiert und erfolgreich umsetzt. Hierdurch entstand ein flexibler, generischer und erweiterbarer Ansatz für mikroskopische Simulationen des Fußgängerverhaltens. Für die Umsetzung wurde eine breite Basis von Strukturierungstechniken und Paradigmen der Softwareentwicklung eingesetzt, beispielsweise das *Adaptive Object Modeling* (Yoder und Johnson 2002). Die Module in *MomenTUMv2* umfassen alle relevanten Infrastruktur-, Hilfs- und Verhaltenskomponenten. Des Weiteren stellt das Framework externe Pakete für die 3D-Visualisierung und Szenariogenerierung bereit.

Grundsätzlich wurde bei der Umsetzung von *MomenTUMv2* der Ansatz vertreten, dass Modelle die Implementierungen von Theorien und Methoden aus der Forschung sind. Die Modelle stellen Operationen bereit, die in Form von Berechnungsvorschriften auf Operanden angewendet werden. Die Operanden sind die Daten der Fußgängeragenten. Für die effiziente Abbildung der verschiedensten Modellkonzepte in Fußgängersimulation, die Verhaltens- wie auch Nicht-Verhaltensmodelle einschließen, ist eine Typenhierarchie entwickelt worden.

Der Kontrollfluss in *MomenTUMv2* ist teils dynamisch und teils statisch reglementiert und hierarchisch in Framework-, Simulations- und Modellebene unterteilt. Die Kontrolle wird von abstrakt zu konkret weitergeben. Der dynamische Teil der Kontrolle kann durch einen Benutzer gesteuert werden und erlaubt es, Verhaltensmodelle je nach Anwendungsfeld zu verbinden.

*MomenTUMv2* wurde verwendet, um das *Spice*-Modell zu implementieren. Des Weiteren wurden auch andere Forschungsansätze mit dem Framework umgesetzt. Für die Zukunft sind Umsetzungen weiterer Simulationen auf Basis von *MomenTUMv2* vorgesehen.

## 4.6 Zusammenfassung der Methodik

Kognitive Architekturen haben zum Ziel, ein Modellierungswerkzeug für menschliche kognitive Fähigkeiten zu sein. Es wird darauf abgezielt, allgemeingültige Kognition über einen möglichst großen Satz an verschiedenen Fähigkeiten und Aufgaben zu definieren. Die in dieser

Arbeit entwickelte kognitive Architektur ist demnach keine allgemeingültige Architektur, sondern eine spezifische kognitive Architektur, die nur einen Teilbereich der menschlichen Fähigkeiten betrachtet, denn die zu lösende Aufgabe ist die räumlich-sequenzielle Zielauswahl eines Fußgängers und den hieraus folgenden Handlungen.

Auf Basis der Auswertung der empirischen Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl, der Fußgängersimulation sowie deren Methoden und der kognitiven Modellierung von intelligenten Agenten wurde die *Spice*-Architektur entwickelt. Sie erweitert das Drei-Schichten-Konzept für die Modellierung von Fußgängerverhalten und integriert wichtige kognitive Aspekte. Als Ergebnis beschreibt die Architektur ein Netzwerk an Modulen, die, implementiert in einem Modell, das Fußgängerverhalten mit integrierter räumlich-sequenzieller Zielauswahl abbildet.

Die *Spice*-Architektur beschreibt das Vorgehensmodell für die Strukturierung des *Spice*-Modells. Das Modell ist eine Implementierung der Architektur mit algorithmischen und mathematischen Methoden, in welchen die kognitiven Fähigkeiten und Bewegungsaspekte des Fußgängers im Fokus stehen. Eine Kernanforderung für das Modell ist, als Steuerungsmechanismus für jeden Fußgänger in einer Multi-Agenten-Fußgängersimulation eingesetzt werden zu können. Dies führte zu Einzelfallentscheidungen hinsichtlich der Balance zwischen kognitiver Plausibilität und rechnerischer Performanz. Das *Spice*-Modell setzt in jedem seiner Teilmodule Modelle ein, die im Einzelnen für das *Spice*-Modell entwickelt oder für das *Spice*-Modell angepasst wurden. Die Teilmodelle lassen sich jederzeit austauschen, ohne dabei die grundlegende Methodik des *Spice*-Ansatzes zu verändern. Dies bedeutet, dass sich neue Erkenntnisse in Zukunft unmittelbar in das *Spice*-Modell überführen lassen, ohne die *Spice*-Architektur und damit die grundlegenden Vorgaben anzupassen.

Das *Spice*-Modell wurde im Simulationsframework *MomenTUMv2* implementiert. Das Framework erlaubt es, agentenbasierte Fußgängersimulationen flexibel, generisch und erweiterbar zu strukturieren und damit über das *Spice*-Modell hinaus Fußgängersimulationen zu definieren und durchführen. In *MomenTUMv2* verfügt jedes Modell über Operationen, die auf Simulationsobjekte, wie beispielsweise Fußgänger, angewendet werden können. Des Weiteren verfügt *MomenTUMv2* über eine teils benutzerdefinierbare Ausführungslogik. Sie gestattet es, nach Bedarf Modelle zu verbinden und hierdurch auch komplexe hybride Simulationskonzepte aufzubauen.



## Kapitel 5

# Validierung der Methodik

Dieses Kapitel befasst sich mit der Validierung der *Spice*-Methodik, welche in Kapitel 4 ausführlich erläutert wurde. Ziel der Validierung ist es zu zeigen, dass das Modell die räumlich-sequenzielle Zielauswahl realitätsgetreu abbildet und darauf aufbauende Simulatoren die Dynamiken von Fußgängern mit hoher Genauigkeit simulieren können.

Zu Beginn des Kapitels wird das Validierungskonzept beschrieben und danach wird auf die internen Validitätskriterien der Teilmodule des *Spice*-Modells eingegangen. Die Parameter des Modells werden im darauffolgenden Abschnitt betrachtet.

Mit einer Parameterstudie auf Basis der Daten einer Industrie-Kontaktmesse (IKOM) wird im Rahmen dieses Kapitels dargelegt, dass eine Fußgängersimulation mit dem *Spice*-Modell die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern ausreichend genau simulieren kann. Es wird sich zeigen, dass die Wahl von kognitiv-plausiblen Werten für die Parameter durchwegs Verbesserungen in den Simulationsergebnissen liefert. Kognitiv-plausibel bedeutet hier, dass die Ausprägungen und die Auswirkungen der Parameter die Berechnungen der Modelle in menschlich-kognitive Rahmenbedingungen zwingen und sich unmittelbar mit zu beobachtenden Simulationsphänomenen erklären lassen. Die Simulationsergebnisse aus der IKOM Fallstudie liefern deshalb wichtige quantitative Validierungskriterien für das Zusammenspiel der Teilmodule des *Spice*-Modells und bestätigen, dass die zugrunde liegenden Prämissen des Modells korrekt sind.

Mit Hilfe der Analysen der Parameter wird die Validität des *Spice*-Modells evaluiert und die der *Spice*-Architektur zugrunde liegende Methodik wissenschaftlich untermauert. In einer zweiten Studie wird das *Back To The Woods* (BTTW) Festival simuliert. Es zeigt sich, dass das *Spice*-Modell das komplexe und mehrstündige Szenario mit mehreren tausend Agenten konsistent und realitätsnah simulieren kann.

Im letzten Abschnitt wird ein Fazit zur *Spice*-Methodik auf Basis der durchgeführten Simulationen und deren Ergebnissen gegeben.

## 5.1 Vorgehenskonzept der Validierung

Ein Ziel dieser Arbeit ist es zu zeigen, dass sich komplexes Fußgängerverhalten mit der Integration von Konzepten der Bewegung aus der Fußgängerforschung und Konzepten aus den Kognitionswissenschaften adäquat umsetzen lässt. Die Kernherausforderung, die sich bei der Validierung dieses Ansatzes ergibt, ist durch das interdisziplinäre Zusammenspiel der verschiedenen Komponenten gegeben.

Für eine adäquate Validierung wird zwischen interner und externer Validität unterschieden. Unter externer Validität ist die Korrektheit der Vorhersagen des gesamten *Spice*-Modells zu verstehen, welche die Ansätze der *Spice*-Architektur und die Implementierungen des Modells im *MomentUMv2* Framework umfasst. Die externe Validität lässt sich unmittelbar über den Vergleich von Simulationsergebnissen mit empirisch gemessenen Daten prüfen. Dahingegen beschreibt die interne Validität die Korrektheit der Vorhersagen aller Teilmodelle als isolierte wie auch interagierende Konzepte. Die interne Validität ist im Allgemeinen schwer zu prüfen, da sichergestellt sein muss, dass die Anwendung eines Teilmodells im Rahmen des Einsatzes im Gesamtkonzept realitätsgetreue Ergebnisse berechnet. Die Überprüfung der internen Validität der Teilmodule stützt sich deswegen auf existierende Validierungsstudien der Teilmodelle oder wird mit Hilfe der externen Validität des Gesamtmodells abgeleitet.

Aufgrund der schwer zu zeigenden Gesamtvalidität wurde in dieser Arbeit ein dreistufiger Ansatz für die Untersuchung der Forschungshypothese umgesetzt. Zuerst wurde die spezielle kognitive *Spice*-Architektur entwickelt. Als zweiter Schritt wurde das *Spice*-Modell entwickelt, welches die mathematische und algorithmische Implementierung der *Spice*-Architektur beschreibt. Die programmatische Implementierung des *Spice*-Modells im Fußgängersimulationsframework *MomentUMv2* ist der dritte Schritt in der Lösung der Forschungsfrage. Dieses Vorgehen erlaubt es, die Validierungskette zu schließen, denn mit den Simulationsergebnissen aus dem *MomentUMv2* Simulationsframework kann geprüft werden, ob das *Spice*-Modell das Fußgängerverhalten in einer Simulation mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl adäquat wiedergeben kann. Ist dies mit ausreichender Genauigkeit gegeben, so kann von einem extern validen Modell gesprochen werden. Dies zeigt gleichzeitig, dass die Teilmodelle in ihrer Zusammenstellung im *Spice*-Modell effizient zusammenarbeiten. Folglich liefert die externe Validität des Modells eine starke Evidenz über die interne Validität der Teilmodelle. Auf Basis der Validität des *Spice*-Modells kann geschlossen werden, dass die in der *Spice*-Architektur getroffene Auswahl und Zusammenstellung der Module, im Sinne einer Theorie über die Denk- und Bewegungsprozesse eines intelligenten Fußgängeragenten, ausreichend korrekt ist.

Aus Sicht der internen Validität werden in Kapitel 5.2 Studien zu den Teilmodellen geprüft. Auf Basis dieser Evaluation werden Validitätsaussagen über die Teilmodule getroffen. Die Teilmodelle, über die keine ausreichende Validitätsaussage getroffen werden konnte, müssen auf Basis der externen Validierung diskutiert werden. Die externe Validität des *Spice*-Modells wird mit Hilfe von zwei Fallstudien geprüft. In der ersten Fallstudie wird gezeigt, dass das *Spice*-Modell die Auslastung der Zonen mit ausreichender Genauigkeit simulieren kann und dass die Planungskomponente des *Spice*-Modells wichtige quantitative Merkmale der Handlungspläne von Fußgängern wiedergibt. Mit der zweiten Fallstudie wird die Fähigkeit des *Spice*-Modells, komplexe Szenarien zu simulieren, nachgewiesen. Dies wird ermittelt, indem ein Szenario mit mehreren tausend Fußgängern über mehrere Stunden simuliert wird. Die Fallstudien zeigen, dass das Modell für unterschiedlichste Szenarien eingesetzt werden kann und die Methodik insgesamt praxistauglich ist.

Die Abbildung 5.1, welche auf den Erläuterungen zur Validierung des Abschnitts 2.9 basiert, zeigt das Vorgehen bei der Validierung des *Spice*-Modells auf Basis der Inhalte der Abschnitte 5.2, 5.4 und 5.5. In der Abbildung werden des Weiteren die Fragestellung der internen Validität, welche die Korrektheit der Berechnungen und Interaktionen der Teilmodelle adressiert, und der externen Validität, die die Simulation das Fußgängerverhalten behandelt, miteinbezogen.

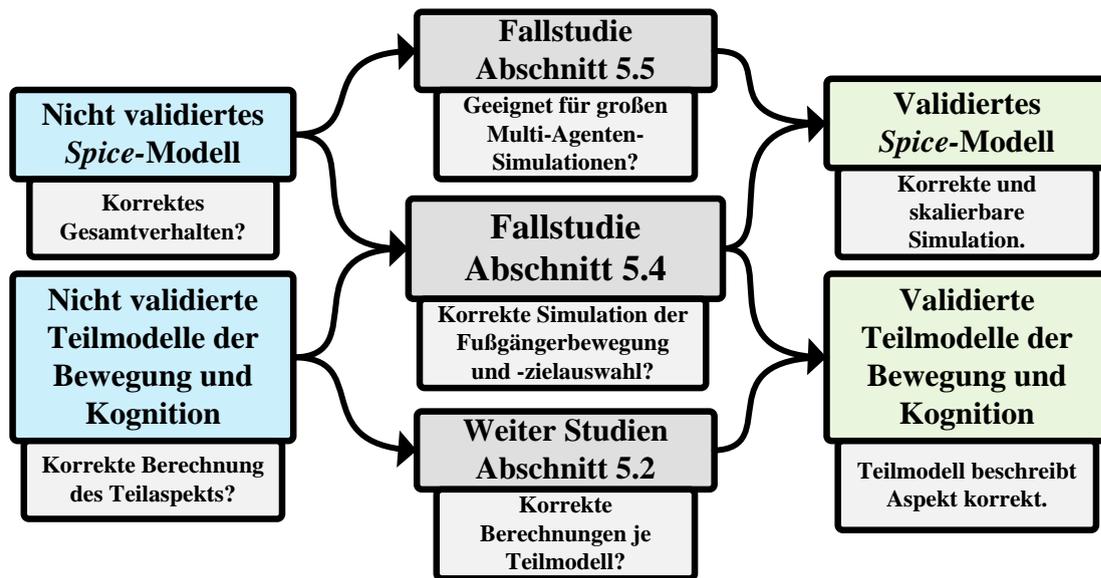


ABBILDUNG 5.1: Die Abbildung stellt das Vorgehen bei der Überprüfung der Validität der Teilmodellen und der externen Validität dar. Es wird auf die folgenden Abschnitte 5.2, 5.4 und 5.5 verwiesen, welche die angegebenen Aspekte der Validierung adressieren.

## 5.2 Validitätsuntersuchung der Teilmodule

Eine Kernproblematik in der Validierung des *Spice*-Modells, mit dessen Konzept der vernetzten Teilmodule, ist, dass alle Teilmodelle eine Auswirkung auf das Gesamtverhalten eines Agenten

haben. Aus diesem Grund werden in diesem Abschnitt die Teilmodelle auf ihre Validität hin untersucht. Dabei werden vier Kategorien der Validität erfasst: Logische Validität, qualitative Validität, quantitative Validität und unbekannte Validität.

In der logischen Validität ist ein Modell bereits in sich mathematisch und aussagenlogisch schlüssig und es bedarf keiner empirischen Studien über die Korrektheit der Ergebnisse. Die qualitative Validität besagt, dass die Vorhersagen der Modelle nicht quantitativ empirisch überprüft wurden, jedoch in der Realität beobachtbare Ereignisse und Vorgänge beschreiben können. Die quantitative Validität beschreibt, dass die Vorhersagen eines Modells in mindestens einer Studie mit empirischen Daten verglichen und als korrekt eingestuft wurden. Bei unbekannter Validität kann noch keine Aussage über die Korrektheit der Vorhersagen des Modells gegeben werden. In diesen Fällen ist die externe Validität des Gesamtmodells die hinreichende Bedingung über die Validität der Teilmodelle mit unbekannter Validität.

In den folgenden Abschnitten werden zuerst die kognitiven Anteile und danach die Bewegungskomponenten des *Spice*-Modells auf ihre Validitätsstufe hin untersucht. Die Tabelle 5.1 listet in Kürze die in den beiden folgenden Unterabschnitten ermittelten Validitätsaussagen auf.

TABELLE 5.1: Hier sind die Validitätsaussagen bezüglich aller Teilmodelle des *Spice*-Modells zusammengefasst. Modelle unbekannter Validität müssen über die externe Validität des Gesamtmodells quantitativ validiert werden.

Teilmodell	Abschnitt	Validitätsstufe
Gedächtnisstruktur	4.4.2	logisch
Sichtbarkeitswahrnehmung	4.4.3.1	logisch
Distanzschätzung	4.4.3.2	quantitativ
Schätzung Flächenauslastung	4.4.3.3	unbekannt
Schätzung Warteschlange	4.4.3.3	unbekannt
Subjektive Präferenz	4.4.4	quantitativ
Schlussfolgen	4.4.5	logisch
Attributbewertung	4.4.6.1	unbekannt
Plangenerierung	4.4.6.2	unbekannt
Planrevision	4.4.6.3	unbekannt
Verhaltensselektion	4.4.7.1	logisch
Wegfindung	4.4.7.2	quantitativ
Suchen	4.4.7.3	qualitativ
Anstehen	4.4.7.4	qualitativ
Verweilen	4.4.7.5	qualitativ
Motorikselektion	4.4.8.1	logisch
Bewegung	4.4.8.2	quantitativ
Stehen	4.4.8.3	quantitativ

### 5.2.1 Validitätsuntersuchung der kognitiven Teilmodelle

Das *Spice*-Modell besitzt Teilmodelle, die sich explizit auf rein kognitive Komponenten der räumlich-sequenziellen Zielauswahl beziehen. Im Folgenden werden diese Modelle einzeln betrachtet und in Validitätsstufen eingeteilt.

Das Wahrnehmungsmodell aus Abschnitt 4.4.3 unterteilt sich in die Sichtbarkeit, die Schätzung der Distanzen sowie die Erfassung der Auslastung von Aufenthaltszonen und Warteschlangen. Die Sichtbarkeitsverfahren sind von logischer Validität, da sie unmittelbar in ihren Ergebnissen wiedergeben, ob ein Fußgänger ein anderes Objekt visuell erfassen kann. Wäre dies nicht der Fall, gäbe es Situationen, in denen die Algorithmen falsche Aussagen treffen. Es ist aus einer kognitiven Sichtweise zu diskutieren, dass Fußgänger aufgrund ihrer Beschränkungen in der Aufmerksamkeit und visuellen Mustererkennung die Sichtbarkeit von Objekten fehlerhaft einschätzen können. Diese Konzepte sind noch nicht im *Spice*-Modell integriert und folglich ist die Sichtbarkeitswahrnehmung, im Vergleich zu der eines echten Fußgängers, ideal. Eine Erweiterung des *Spice*-Modells mit detaillierten kognitiven Konzepten der Sichtbarkeitswahrnehmung kann die Realitätsnähe der Simulation weiter steigern.

Die Distanzschätzung basiert auf dem *Leaky-Path Integration*-Modell von Lappe et al. (2007). Das Grundmodell wurde von Lappe et al. (2007) mit empirischen Studien validiert. Die in dieser Arbeit entwickelte Erweiterung des *Leaky-Path Integration*-Modells skaliert das Verfahren auf Systeme unterschiedlicher räumlicher Ausdehnung, ohne dabei Berechnungskonzept zu verändern. Damit kann von einer quantitativen Validität der Distanzschätzung ausgegangen werden.

Die Erfassung der Auslastung von Aufenthaltszonen und Warteschlangen basiert auf Anpassungen des *Occupancy*-Modells von Allik und Tuulmets (1991). Das ursprüngliche *Occupancy*-Modell wurde von Allik und Tuulmets (1991) quantitativ validiert und zeigt korrekte Vorhersagen der Mengenerfassung einer Menge von Punkten auf einer Fläche durch Probanden, ohne die Punkte bewusst zu zählen. Beide in dieser Arbeit entwickelten Erweiterungen des Modells für die Erfassung der Auslastung der Aufenthalts- und Wartezonen sind von unbekannter Validität, denn die Anpassungen für den Fußgängerkontext haben die mathematische und kognitive Grundkonzeption des *Occupancy*-Modells verändert. Dies bedeutet, dass die Validität entweder in einzelnen Studien geprüft oder mittels der externen Validität hinreichend ermittelt werden muss.

Die Beschreibung der subjektiven Präferenz eines Fußgängers aus Abschnitt 4.4.4 basiert auf dem *Interest-Function*-Modell von Kielar und Borrmann (2016b). Das Modell wurde explizit dafür entwickelt, um in Fußgängersimulationen eingesetzt zu werden, und setzt auf fundamentale Prinzipien über die kognitive Annäherung an Ziele, welche in Studien quantitativ bestätigt wurden (Förster et al. 2005; Masicampo und Ambady 2014). In Kielar und Borrmann (2016b)

wurde mittels einer Fußgängersimulation dargelegt, dass sich das *Interest-Function*-Modell als Konzept der subjektiven Präferenz für strategische Modelle einsetzen lässt und dabei bessere Simulationsergebnisse liefert, als ein statischer *Origin-Destination*-Matrix Ansatz. Das *Interest-Function*-Modell wird deshalb als quantitativ validiertes Modell betrachtet.

Der Schlussfolgerungsmechanismus des *Spice*-Modells aus Abschnitt 4.4.5 folgt dem strikten logischen Ableiten von Informationen durch den Einsatz von Produktionsregeln. Das Konzept ist deshalb von logischer Validität, da die Berechnungen immer eindeutige Aussagen bei gegebenen Eingangsinformationen liefern. Analog zum Sichtbarkeitsmodell ist aus kognitiven Sichtweise zu diskutieren, dass Menschen Fehler beim Schlussfolgern begehen und damit inkorrekte Aussagen ableiten können. Dieses Konzept ist noch nicht im *Spice*-Modell integriert und folglich ist der Schlussfolgerungsmechanismus, im Vergleich zu dem eines echten Fußgängers, ideal. Eine Erweiterung des *Spice*-Modells mit detaillierten kognitiven Konzepten des Schlussfolgerns kann die Realitätsnähe der Simulation weiter steigern.

Die Planung im *Spice*-Modell aus Abschnitt 4.4.6 unterteilt sich in die *Intra-Alternative*-Bewertung der Zielorte, die Generierung eines Handlungsplans und die Revision eines Plans. Alle Komponenten sind durchwegs von unbekannter Validität, auch deshalb, da diese einen wichtigen Aspekt des wissenschaftlichen Fortschritts dieser Arbeit bezüglich der räumlich-sequenziellen Zielauswahl adressieren. Die Teilmodule der Planung werden in Abschnitt 5.4 über den Weg der externen Validität überprüft. Gleichwohl besitzen die Teilaspekte des Planungsmoduls wichtige Validitätseigenschaften.

Die *Intra-Alternative*-Bewertung wurde auf der Wissensbasis der Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl aus Abschnitt 4.1 konzipiert. Diese Studien zeigen auf, welche Vorgehensmodelle für die Attributbewertung auszuschließen sind und schränken die Modellvarianten für die Bewertung der Attribute von Zielorten ein. Da die *Intra-Alternative*-Bewertung bewusst innerhalb dieses Rahmens konzipiert wurde, sind die zugrundeliegenden Annahmen der Bewertung bisher nicht widerlegt worden.

Der Aspekt der Generierung von Plänen beschreibt eine stark auf logischen Zusammenhängen basierende Planung und ist bereits teilweise von logischer Validität. Es ist jedoch unklar, ob die eingesetzten logischen Zusammenhänge für den Einsatz in einer Fußgängersimulation ausreichend detailliert sind und ob infolge des beispielsweise nicht integrierten Aspekts des Zeitdrucks die Korrektheit eines Plans stark beeinflusst wird.

Die Revision eines Handlungsplans verhält sich in der Validität in Teilen analog zur Generierung eines Plans. Auch hier sind Teilaspekte von logischer Validität, da die Revision immer eindeutig eine Neuplanung bei gegebenen Informationen einfordert. Die Annahme über die Betrachtung der Differenzen der geplanten und der aktuellen Wertigkeiten der Zielorte im

Handlungsplan, als Entscheidungskriterium für die Revision eines Plans, folgt im Allgemeinen verschiedenen Grundsätzen der intelligenten Agenten. Dennoch ist hier unbekannt, ob das Modell den Indikator für eine Planrevision mit ausreichender Granularität bestimmen kann.

Das Gedächtniskonzept des *Spice*-Modells aus Abschnitt 4.4.2 basiert auf den Anforderungen aller anderen Teilmodule sowie den Anforderungen von Fußgängersimulationen mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl und ist ein Speicher- und Verwaltungsprozess für Informationen. Die Validität der Elemente und des Netzwerks der Elemente bezieht sich auf die Frage der Notwendigkeit der Elemente und deren Verbindungen. In diesem Kontext ist eine logische Validität gegeben, da die Elemente und deren Verknüpfung fehlerfrei im *Spice*-Modell eingesetzt werden können und alle Elemente notwendige Informationen der anderen Teilmodule verwalten. Es steht zur offenen Diskussion, ob alle Elemente und deren Verknüpfungen tatsächlich die im Gedächtnis eines Fußgängers gegebenen Informationen widerspiegeln. Des Weiteren enthält der Gedächtnisprozess keine Mechanismen, um Gelerntes zu vergessen oder Informationen fehlerhaft abzurufen. Folglich ist der Gedächtnisprozess, im Vergleich zu dem eines echten Fußgängers, ideal. Eine Erweiterung des *Spice*-Modells mit detaillierten kognitiven Konzepten des Gedächtnisses kann die Realitätsnähe der Simulation weiter steigern.

### 5.2.2 Validitätsuntersuchung der Teilmodelle der Bewegung

Die operationalen und taktischen Modelle im *Spice*-Modell entspringen wohldefinierten und validierten Konzepten oder sind auf Beobachtungen von Menschenmengen zurückzuführen.

Die operationale Ebene des Verhaltens umfasst die Bewegung, das Stillstehen und die Auswahl der motorischen Handlung nach Abschnitt 4.4.8. Die Bewegung basiert auf dem *Social-Force*-Modell nach Helbing und Molnár (1995), welches in einer Vielzahl von Studien und Modellen eingesetzt wird (Duives et al. 2013; Helbing et al. 2005). Verschiedenste Forscher befassten sich mit der Validität des Modells und es herrscht Konsens darüber, dass die Methode das Bewegungsverhalten von Fußgängern ausreichend genau simulieren kann. Aus diesem Grund wird das Bewegungsmodell als von quantitativer Validität eingeschätzt. Gleichwohl deutet die Vielzahl der neu entwickelten Modelle für operationales Verhalten, wie in Abschnitt 2.2 erläutert, darauf hin, dass Details in Konzept des *Social-Force*-Ansatzes nicht ausreichen, um die Fußgängerbewegung mit sehr hohem Detaillierungsgrad zu simulieren. Beispielsweise muss das Schwingen während der Laufbewegung von Bein zu Bein, explizit in die *Social-Force*-Methodik integriert werden (Krausz und Bauckhage 2014). Es wird für das *Spice*-Modell davon ausgegangen, dass Details, wie die Abbildung exakter Schrittfolgen eines Fußgängers, keinen großen Einfluss auf die räumlich-sequenzielle Zielauswahl haben.

Das Stillstehen wird konsequent mit einer Erweiterung des *Social-Force*-Modells nach Johansson et al. (2015) umgesetzt. Johansson et al. (2015) zeigt in verschiedenen Validierungsstudien, dass das Stillstehen mit der Methodik ausreichend realitätsnah simuliert werden kann.

Die Auswahl zwischen den motorischen Handlungen erfolgt mit einer logischen Abfolge von Informationen aus dem Gedächtnis und der Wahrnehmung. Dieses Konzept ist von logischer Validität, da keine Simulationssituation entstehen kann, in der die motorische Handlung nicht eindeutig und nachvollziehbar bestimmbar ist.

Die taktische Ebene des Verhaltens umfasst die Wegfindung nach Abschnitt 4.4.7.2, die Suche ohne Hilfsmittel nach Abschnitt 4.4.7.3, das Anstehen an Warteschlangen nach Abschnitt 4.4.7.4, das Suchen einer Position zum Verweilen nach Abschnitt 4.4.7.5 und die Auswahl der taktischen Verhaltensroutine nach Abschnitt 4.4.7.1. Die Auswahl der passenden taktischen Handlungsoperation ist analog zur operationalen Auswahl von logischer Validität, denn die Selektion führt zu einer eindeutigen und nachvollziehbaren Entscheidung.

Für die Wegfindung wird das *Unified Pedestrian Routing*-Modell von Kielar et al. (2017) eingesetzt, welches in drei Studien quantitativ validiert wurde (Kielar et al. 2017). In der ersten und der dritten Studie wurde gezeigt, dass der räumlich-kognitive Anteil des Modells die Wegfindung mit ausreichender Genauigkeit simulieren kann. In der zweiten Studie wurde dargelegt, dass die Kombination der räumlich-kognitiven und sozial-kognitiven Anteile des Modells die Unterschiede in der Häufigkeit der Wegewahl für Fußgänger mit verschiedenem räumlichem Vorwissen simulieren kann.

Das *Axial-Line Search*-Modell für die Suche ohne Hilfsmittel wurde in Teststudien und indirekt durch die Arbeit von Kneidl (2013) qualitativ validiert. Dies bedeutet, dass das von den Fußgängeragerten gezeigte Verhalten mit Beobachtungen aus der Realität übereinstimmt, auch wenn in der Realität weitere Verhaltensweisen gefunden werden können. Diese qualitative Validität gilt gleichermaßen für das *Random-Shifted Participate*-Modell von Kielar und Borrmann (2016a) für das Finden einer Aufenthaltsposition und dem *Arc-Based Queuing*-Modell von Kneidl (2016) sowie Kielar und Borrmann (2016a) für das Anstehen in einer Warteschlange. Beide Modelle simulieren Verhalten, welches in der Realität zu beobachten ist. Es ist jedoch zu erwarten, dass das Verhalten von Fußgängern in der Realität vielfältiger ist.

### 5.3 Parameter des Modells

Ein wichtiger Teilaspekt der Untersuchung der externen und internen Validität des *Spice*-Modells liegt darin, die Parameter des Modells zu evaluieren und mit ihnen zu prüfen, ob das Modell in der Lage ist, das Fußgängerverhalten mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl zu simulieren. Insbesondere die sogenannten freien Parameter besitzen einen entscheidenden Einfluss

auf die Funktionsfähigkeit des *Spice*-Modells. Ein großes Problem für die Validität des *Spice*-Modells und damit der *Spice*-Methodik wäre, wenn keine Belegung für die freien Parameter gefunden werden können, die eine Fußgängersimulation mit hoher Realitätsnähe ermöglicht. Das bedeutet, dass eine Analyse der Genauigkeit von Simulationsergebnissen in Abhängigkeit zu den freien Parametern entscheidende Aussagen über die Validität des *Spice*-Modells liefert. In anderen Worten: Die Prämissen des *Spice*-Modells für die Fußgängersimulation sind korrekt, wenn es möglich ist, die freien Parameter so zu setzen, dass eine auf dem *Spice*-Modell basierende Simulation das Fußgängerverhalten ausreichend Realitätsnah berechnen kann und die Ergebnisse kausal nachvollziehbar sind. Hierfür müssen zuerst die verschiedenen Parameter des Modells erläutert werden.

Im *Spice*-Modell werden zwischen drei Typen von Parametern unterscheiden:

1. Unabhängige Parameter, die aus Sicht des *Spice*-Modells unbeeinflusst vom konkreten Szenario und dessen individuellen Randbedingungen sind.
2. Variable Parameter sind Randbedingungen, die aus Sicht des *Spice*-Modell für jedes Szenario angegeben werden müssen.
3. Freie Parameter, die grundlegende Mechanismen des *Spice*-Modell anpassen.

Eine Übersicht aller Parameter *Spice*-Modell wird in Appendix A gegeben.

Die unabhängigen Parameter der Teilmodelle sind die, welche in Abschnitt 4.4 bereits direkt mit Werten vorbelegt wurden oder modellspezifisch kalibriert werden müssen. Diese Parameter sind aus Sicht des *Spice*-Modells als Konstanten zu betrachten, die in ihrer gegebenen Ausprägung die Teilmodelle für einen effektiven Einsatz kalibrieren. Die Werte entstammen durchgängig aus der Entwicklung und Kalibrierung eines jeden Teilmodells selbst.

Die variablen Parameter basieren auf den Randbedingungen des konkreten Simulationsszenarios und damit dem das Anwendungsszenario. Hierunter fallen einerseits die Positionierungen der Hindernisse und Zonen, sowie andererseits alle Informationen, welche mit der Szenariotopologie und den Zielorten zusammenhängen, wie der Navigationsgraph, die Servicezeitenverteilungen, die Verteilungen der Zwischenankunftszeiten und die Größe des Szenarios. Auch die Agentenpopulationen, welche den *In-Flow*, die Verteilung der Gruppengrößen und die spezifische demographische Agenteninformationen beinhalten, sind Randbedingungen und können sich je nach Szenario und Anwendungsfall unterscheiden.

Die dritte Kategorie von Parametern sind die freien Parameter, deren sinnvolle Belegungen weder aus dem Simulationsszenario, noch über vorherige Studien gewählt werden können. Wie zu Beginn des Abschnitts erläutert, ist die Belegung der freien Parameter ein wichtiger Indikator für die externe Validität des *Spice*-Modells. Im *Spice*-Modell existieren fünf freie Parameter.

Der erste freie Parameter ist der strategische Simulationszeitschritt  $t_s$  aus Abschnitt 4.4.1. Dieser gibt an, mit welchem Vielfachen des allgemeinen Simulationszeitschritts  $t_c$ , die strategischen Prozesse des *Spice*-Modells ausgeführt werden. Bei einem Wert von  $t_c \cdot k = t_s$ , mit  $t_c = 0.1$  s und  $k = 5$ , werden die strategischen Anteile alle 0.5 s aktiviert. Je kleiner der Faktor  $k$ , desto feiner und häufiger arbeiten die kognitiven Prozesse des Agenten. Gleichzeitig erhöht sich die Berechnungsdauer einer Simulation, da die Algorithmen ein Vielfaches häufiger aufgerufen werden. Als zusätzlicher und einschränkender Faktor stellen extreme Werte von  $t_s$  auch die Plausibilität des *Spice*-Modells in Frage, denn die kognitiven Ressourcen werden in den menschlichen Denkprozessen in einem zeitlichen Rahmen eingesetzt (Anderson 2010; Sweller 1988). Da im *Spice*-Modell die Zeitdauer der einzelnen kognitiven Prozesse nicht simuliert wird, muss ein adäquater, akkumulierter Wert der Verarbeitungszeit  $t_s$  gefunden werden.

Die folgenden vier freien Parameter stehen jeweils direkt mit einem Teilmodell von unbekannter Validität in Relation. Damit sind diese freien Parameter auch Indikationen für die Validität der korrespondierenden Teilmodelle.

Die Bewertung der drei Attribute Distanz, Auslastung und Präferenz je Zielort nach Abschnitt 4.4.6.1 und Formel 4.13 hängt von dem freien Parameter  $v$  ab, dessen Wertebereich in  $\mathbb{N}_{>0}$  liegt. Der Parameter beschreibt die Anpassung (Intensivierung) der Ausprägungen der Attribute mittels einer *Sigmoid*-Kurve. Sollte  $v$  gegen unendlich gehen, nähert sich die Anpassung der Attribute für die Bewertung eines Zielorts einer Treppenfunktion. Dies bedeutet, dass, wenn der Wert von  $v$  inkorrekt gewählt wird, die räumlich-sequenzielle Planung mit einer möglicherweise für Menschen unrealistischen Bewertung von Attributen simuliert wird.

Die Revision eines Planes nach Abschnitt 4.4.6.3 muss das *Reactivity-Dilemma* lösen, welches die Balance zwischen dem Verwerfen und Beibehalten eines Plans adressiert. Je sensibler ein Agent auf die Veränderungen der Umwelt reagiert, desto schneller wird ein gegebener Plan verworfen. Je unempfindlicher der Agent gegenüber den Veränderungen in der Umwelt ist, desto seltener wird eine Planrevision umgesetzt. Die richtige Balance dieser zwei Extreme kann mit Hilfe der Formel 4.17 gefunden werden, welche evaluiert, ob eine Wertigkeit eines Zielorts sich ausreichend von der geplanten Wertigkeit unterscheidet, um eine Planrevision einzuleiten. Die Formel besitzt den freien Parameter  $0 < r \leq 2$ , welcher die Reaktivität des Agenten modelliert. Ein Wert gegen 0 beschreiben eine starke Sensibilität auf Umweltveränderungen und ein Wert von 2 eine nahezu Unempfindlichkeit gegenüber Umweltveränderungen.

Der vierte und fünfte freie Parameter sind in der Wahrnehmung der Auslastung von Orten und Warteschlagen integriert. Diese, in Abschnitt 4.4.3.3 beschriebenen Modelle, basieren auf dem *Occupancy*-Modell von Allik und Tuulmets (1991) und haben jeweils einen freien Parameter aufgrund der Anpassung auf den Fußgängerkontext. Die Wahrnehmung der Auslastung auf offenen Flächen wird mit der Formel 4.2 umgesetzt. Hier ist der freie Parameter  $p$  gegeben,

welcher die Ausdehnung des privaten Raums eines jeden Fußgängers als psychologische Variable beschreibt. Je größer  $p$ , desto mehr Platz nimmt ein Fußgänger zwar nicht physisch, aber psychologisch ein (Hall 1966). Die Wahrnehmung der Auslastung einer Warteschlange wird mit der Formel 4.3 berechnet. Die Formel hat den freien Parameter  $a$ , welcher die Aversion bezüglich Warteschlangen modelliert. Je größer  $a$ , desto länger erscheint eine Warteschlange dem Fußgänger.

Mit Hilfe der Analyse der freien Parameter des nächsten Abschnitts werden die Wertebereiche für die fünf freien Variablen identifiziert und ein Satz an Werten gefunden, welcher zufriedenstellende und realitätsnahe Simulationsergebnisse liefert. Durch die Bestimmung der Wertebereiche der Parameter im Zusammenhang mit der Realitätsnähe der Simulationen, lassen sich entscheidende Aussagen über die Validität des *Spice*-Modells und der Teilmodelle mit unbekannter Validität schließen.

## 5.4 Fallstudie Industrie-Kontaktmesse

Die Industrie-Kontaktmesse (IKOM) ist ein jährliches Ereignis im Maschinenwesengebäude der Technischen Universität München. Diese mehrere Tage andauernde Kontaktmesse dient als erste Fallstudie des *Spice*-Modells und wird eingesetzt, um die Simulationsergebnisse des *Spice*-Modells zu analysieren und zu überprüfen, ob die Ergebnisse korrektes Fußgängerverhalten beschreiben. Die Analysen befassen sich in erster Linie mit den Einflüssen der verschiedenen freien Parameter auf die Simulationsergebnisse des *Spice*-Modells. Damit ergibt sich auch ein Zugang zur Evaluierung der Teilmodelle mit unbekannter Validität. Auch liefert die Studie entscheidende Erkenntnisse über die Plausibilität der Zusammenhänge in der *Spice*-Architektur.

Damit behandelt dieser Abschnitt die Validierung des *Spice*-Modells, indem geprüft wird, ob das Modell die Fußgängerbewegung mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl auf der IKOM mit hoher Realitätsnähe simulieren kann, wenn die freien Parameter mit für menschliche Agenten nachvollziehbaren Werten belegt wurden. Wäre dies nicht möglich, so wäre Zweifel an den Prämissen des *Spice*-Modells und der *Spice*-Architektur gegeben.

Für die Simulation des IKOM Szenarios müssen zuerst alle variablen Parameter, die Randbedingungen, der IKOM erfasst werden. Dies verläuft analog zu dem Einsatz eines Verhaltensmodells in der Praxis, durch Analyse des Szenarios. Des Weiteren werden Validierungsdatensätze für den Vergleich mit den Simulationsergebnissen erfasst.

Auf Basis der Randbedingungen wurde eine Vielzahl von Simulationen durchgeführt, in welchen die Werte der freien Parameter variieren. Dieses als Parameterstudie oder *Grid-Search*

(Lewandowsky und Farrell 2010) bezeichnete Vorgehen erlaubt es, gute bis optimale freie Parameter zu finden, welche realitätskonforme Simulation des Verhaltens der Fußgänger im IKOM Szenario ermöglichen. Mit den optimalen Parametern werden weitere Simulationen durchgeführt, um die Dynamiken der Teilmodelle und Varianzen der Simulationen des *Spice*-Modells zu bestimmen. Sollten es nicht möglich sein freie Parameter zu finden, die die Simulation mit hoher Genauigkeit bezüglich der Validierungsdaten ermöglichen, wäre die Validierung gescheitert.

Als weiterer Schritt in der Validierung des *Spice*-Modells wird das individuelle Planungsverhalten der Agenten untersucht. Mit der Analyse der Planungen kann gezeigt werden, dass die Fußgängeragenten realitätsnahe Handlungspläne generieren und hierdurch korrekte Aktivitätsketten ausführen.

Eine Diskussion zu den Ergebnissen der Validierung anhand der Fallstudie IKOM wird in Abschnitt 5.4.4 geführt.

#### 5.4.1 Randbedingungen der Industrie Kontaktmesse

In diesem Abschnitt werden alle Randbedingungen des IKOM Szenarios im Detail aufgeschlüsselt. Zu diesen zählen die Geometrie des Szenarios, die Informationen der Zielzonen, wie die Servicezeitenverteilungen, und die Agentenpopulation, welche beispielsweise die Verteilung der Wunschgeschwindigkeiten beinhaltet. Darüber hinaus werden Validierungsdaten gewonnen, welche Schlüsselindikationen der realen Personenverteilung und -bewegung des IKOM Szenarios sind. Mit Hilfe dieser empirischen Daten über das Verhalten der Fußgänger, ist es möglich, die Wertebereiche freier Parameter zu identifizieren und zu zeigen, dass das *Spice*-Modell in der Lage ist realitätsgetreue Simulation des Besucherverhaltens zu ermöglichen.

Zum Festlegen der Randbedingungen des IKOM Szenarios wurden mittels Kameraaufnahmen die dynamischen Aspekte der Fußgänger aufgenommen (Driesel 2012) und mittels Grundrissen die statische Gebäudegeometrie extrahiert (Hepf 2015). Dabei wurde der Teilbereich des Gebäudes der Messe ausgewählt, welcher durch eine Fischaugenkamera vollständig einsehbar war. Damit wird nur ein Teil des gesamten Gebäudes als Szenario betrachtet. Mit der Standübersicht der Messe (Deboeser und Kerschreiter 2012) und den Kameradaten (Driesel 2012) wurden die Positionen der individuellen Stände und fliegenden Bauten identifiziert. Die Abbildungen 5.2 (a - d) stellen die verschiedenen Stationen des Entstehungsprozesses der Szenariogeometrie dar. Aus dem auf den Grundplänen basierenden 3D-Gebäudemodell der Abbildung 5.2 (a) lässt sich des Weiteren die 250 m Gesamtlänge des Gebäudes ablesen, ein Wert, welcher die metrische Ausdehnung des hierarchisch nächst höheren Szenarioraums ist. Die metrische Ausdehnung ist für die Distanzeinschätzung aus Abschnitt 4.4.3.2 relevant. Als letzter Schritt

wurde der Navigationsgraph aus der Geometrie des Szenarios mit dem Verfahren nach Kneidl et al. (2012) generiert.

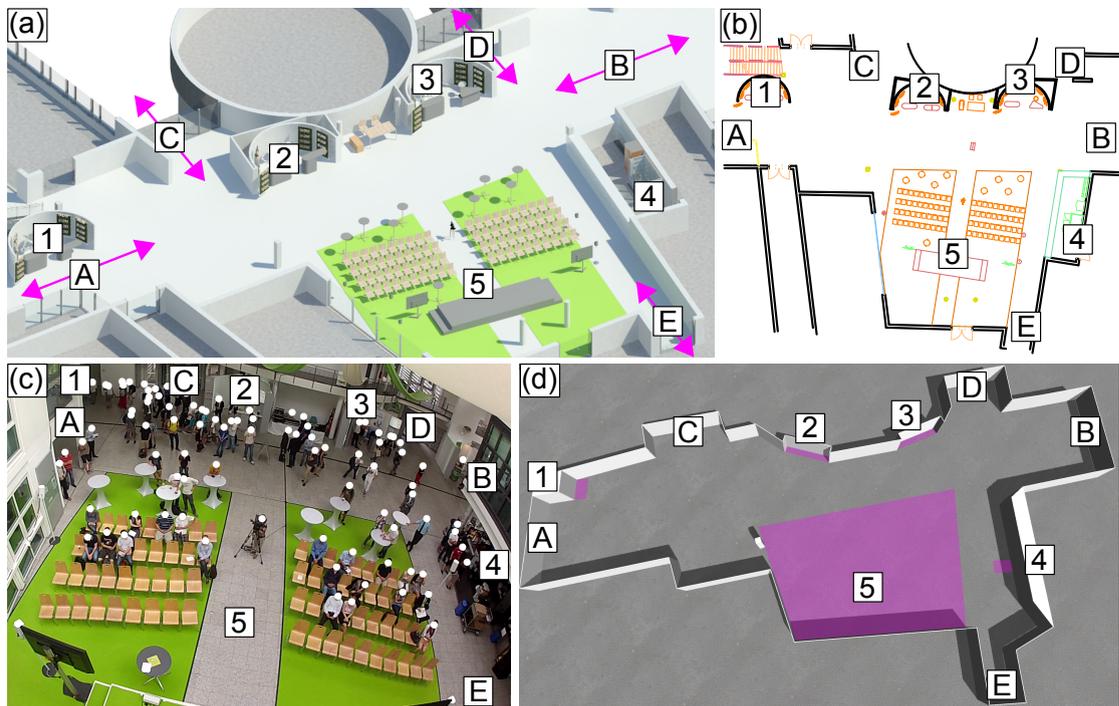


ABBILDUNG 5.2: Darstellungen des Entstehungsprozesses IKOM Simulationsszenarios, in welchem die Ein- und Ausgänge A bis E und Zonen 1 bis 5 markiert sind. (a) stellt den Simulationsbereich anhand eines 3D-Gebäudemodells, in welchem die fliegenden Bauten und Einrichtungsgegenstände der Kontaktmesse wie geplant positioniert sind dar (Deboeser und Kerschreiter 2012; Hepf 2015). (b) stellt den Simulationsbereich als 2D-Skizze dar. (c) stellt ein Bild der Aufnahme der Fischaugenkamera, welche die echten Lokalisierungen der fliegenden Bauten und Gebäudeabmessungen beinhaltet, dar. (d) zeigt eine 3D-Darstellung der Szenariogeometrie der Simulation. Die Geometrie basiert auf der 2D-Skizze, in welcher überflüssige Elemente entfernt und die echten Lokalisierungen der Interaktionsregionen und Hindernisse aus den Videodaten und vor Ort Messungen abgeleitet und integriert wurden.

Aus den Videoaufnahmen wurde eine 33-minütige Sequenz ausgewählt. Während der Sequenz wurde am Podium in Zone 5 eine Präsentation abgehalten. Aus den Videodaten wurden Schlüsselinformationen des Fußgängerverhaltens mit Hilfe eines Softwarewerkzeugs<sup>1</sup> extrahiert. Mit dem Werkzeug kann jede Position eines jeden Bildes des Videos mit eindeutig identifizierbaren Markierungen annotiert werden.

Auf Basis dieser Videoannotationen wurde der *In-Flow*, der *Out-Flow*, die Zwischenankunftszeiten und die Servicezeiten an den verschiedenen Zonen ermittelt. Die *In-Flow* Daten wurden an jedem Eingang gemessen, indem der Zeitpunkt, an dem ein Fußgänger das Szenario betritt, markiert wurde. Die *In-Flow* Daten sind in den Abbildung 5.3 (a - e) dargestellt. Der *Out-Flow*

<sup>1</sup>Die originale Version des Werkzeugs wurde von Prof. Köster und ihrem Forscherteam der Hochschule für angewandte Wissenschaften München entwickelt und dem Autor dieser Arbeit, Peter Michael Kielar, zur Verfügung gestellt.

beschreibt die Rate, in der Fußgänger das System verlassen und damit die Zwischenankunftszeiten der Ausgänge, wie in Tabelle 5.2 angegeben. Analog wurden die Zwischenankunftszeiten an den Zonen vermessen, wie in Tabelle 5.2 angegeben. Die Zwischenankunftszeiten sind notwendige Parameter für die Simulation der subjektiven Präferenzen aus Abschnitt 4.4.4. Die Servicezeiten wurden an allen Zonen für eine Auswahl von zufällig gewählten Fußgängern aufgenommen, welche in dem Video mit den Zielorten interagieren, wie in Tabelle 5.3 angegeben. Die Servicezeiten sind notwendig, um die Dauer der Interaktion eines Fußgängers mit einer Zone abzuschätzen, wie in den Abschnitten 4.4.4 und 4.4.5 erläutert. Weitere Informationen der Agentenpopulation wurden aus den Videodaten ermittelt, indem von einer Menge an zufällig ausgewählten Fußgängern die Bewegungsgeschwindigkeit und deren soziale Gruppengröße gemessen wurden. Die Verteilungen sind in Abbildung 5.4 dargestellt.

Neben den variablen Parametern, den Randbedingungen, werden aus den Videos die Validierungsdaten gewonnen, welche mit den Simulationsergebnissen des *Spice*-Modells verglichen werden. Bei diesen Validierungsdaten handelt es sich um die Anzahl von Personen, die sich an und in bestimmten Zonen aufhalten sowie der Standardabweichung der Anzahl.

In den Wartezonen 1 und 4 werden die Personen in der Warteschlange sowie die Person im Service über den Zeitverlauf des Videos erfasst und für Aufenthaltszonen 2, 3 und 5 werden alle Personen miteinbezogen, die sich in der Nähe des Attraktors aufhalten, sich ihm zuwenden und an ihrer Position verharren. Für die Ausgänge des Szenarios werden die *Out-Flow* Daten nicht als Verteilung, sondern als mittlere Flussraten verwendet und entsprechen damit der Menge von Personen, die pro Sekunde das Szenario verlassen.

Die Daten, welche in Tabelle 5.4 aufgelistet sind, beschreiben die zeitlich aggregierte Situation aus dem IKOM Video und dienen als Referenzwert für den im nächsten Abschnitt durchgeführten Vergleich der Simulationsergebnisse. Es ist anzumerken, dass beispielsweise *Origin-Destination Matrix*-Methoden, wie in Abschnitt 2.8.1 dargelegt, die Vergleichsdaten aus Tabelle 5.4 als Eingabedaten für die Modelle nutzen müssten. Dieses Vorgehen widerspräche jedoch einer Validierung und dem Konzept von prädikativen Modellen, da die Ergebnisse als Eingangsdaten genutzt werden.

#### 5.4.2 Analyse der freien Parameter

In diesem Abschnitt werden die Analysen für die externe Validierung des *Spice*-Modells dargelegt. Für die Validierung wird in erster Linie geprüft, ob die fünf freien Parameter des *Spice*-Modells es ermöglichen, Fußgängersimulation mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl mit hoher Genauigkeit gegenüber den Validierungsdaten durchzuführen. Hierfür werden die freien Parameter mittels einer Parameterstudie analysiert und die Auswirkungen der Parameter auf

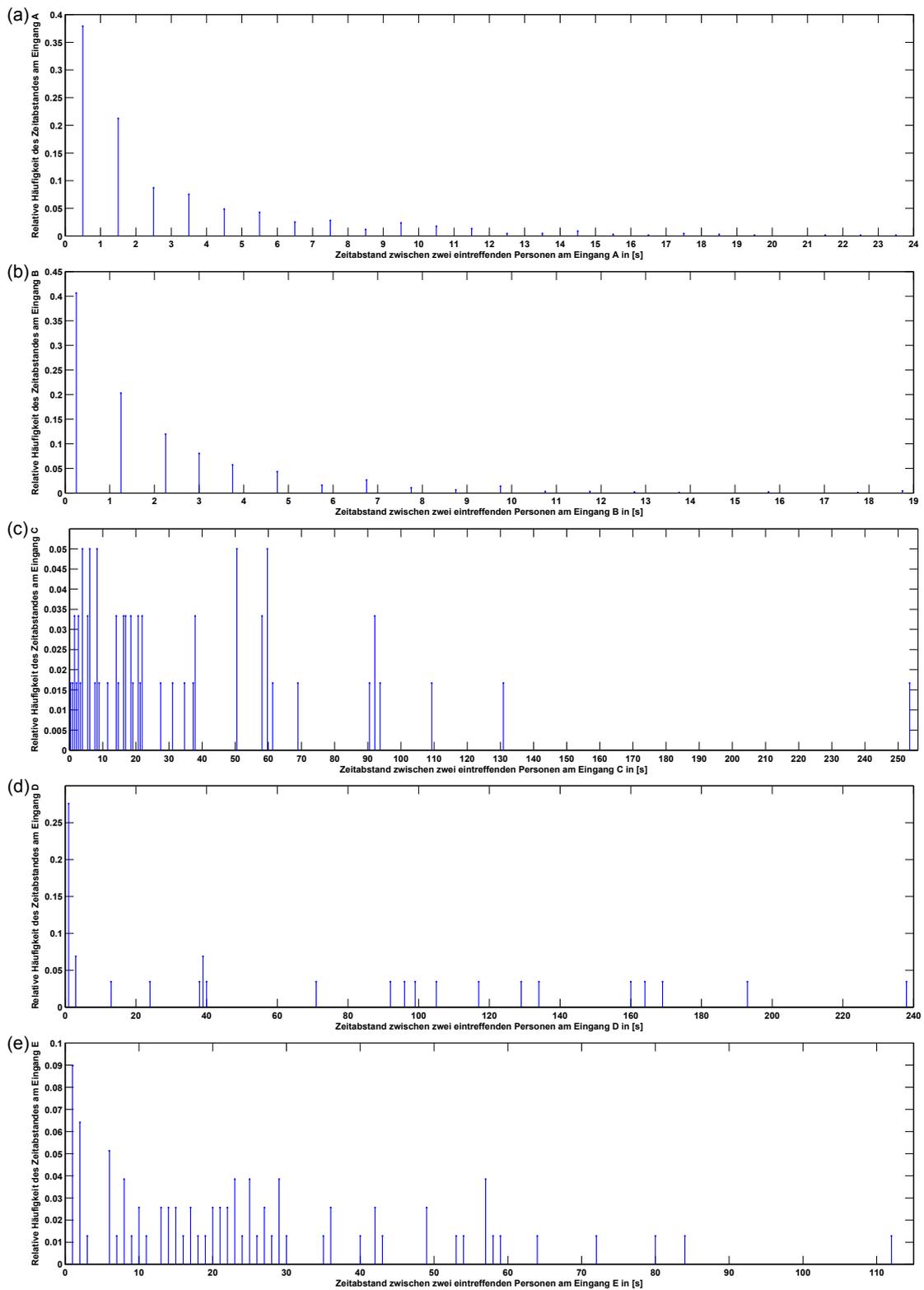


ABBILDUNG 5.3: In (a - e) werden die relativen Häufigkeiten des Zeitintervalls zwischen der Ankunft von zwei Fußgängern für die Beschreibung des *In-Flow* des IKOM Szenarios dargestellt. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus einem Video von 33-minütiger Länge gewonnen und beschreiben die Verteilung der Zeitintervalle zwischen dem Erscheinen zweier Fußgänger im Szenario am gleichen Eingang.

TABELLE 5.2: Hier werden die Parameter der *Poisson*-Verteilungen der *Out-Flow* Zwischenankunftszeiten des IKOM Szenarios aufgelistet. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus einem Video von 33-minütiger Länge gewonnen und beschreiben die Verteilung der Zeitintervalle zwischen der Ankunft zweier Fußgänger an den Zonen.

Ausgangsziel	Parameter $\lambda_i$	Zielzone	Parameter $\lambda_i$
Ausgang A	2.6618	Warte 1	120.6429
Ausgang B	2.7697	Aufenthalt 2	90.6452
Ausgang C	32.7308	Aufenthalt 3	112.69
Ausgang D	49.8857	Warte 4	93.29
Ausgang E	18.9804	Aufenthalt 5	26.2874

TABELLE 5.3: Hier werden die Parameter der *Gamma*-Verteilungen der Servicezeiten des IKOM Szenarios aufgelistet. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus einem IKOM Video von 33-minütiger Länge gewonnen und beschreiben die Dauern mit der Fußgänger an Zonen Aktivitäten ausführen.

Zielzone	Parameter $k_i$	Parameter $\theta_i$
Warte 1	1.96	593.23
Aufenthalt 2	0.65	558.58
Aufenthalt 3	2.76	49.79
Warte 4	3.62	31.56
Aufenthalt 5	1.08	396.61

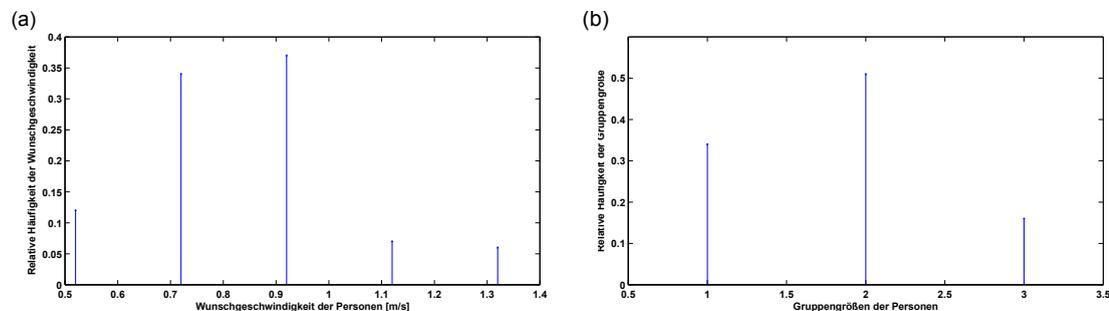


ABBILDUNG 5.4: Die Daten stellen die Verteilung der Agentenpopulation des IKOM Szenario mittels relativen Häufigkeiten dar. (a) zeigt die Wunschgeschwindigkeit, gewonnen aus der Messung der Geschwindigkeiten von 94 Besuchern, und (b) die soziale Gruppengröße, gewonnen aus der Beobachtung von 193 Personengruppen. Die Werte wurden durch zeitgenaue Messungen von zufällig ausgewählten Fußgängern aus einem IKOM Video von 33-minütiger Länge gewonnen.

TABELLE 5.4: Hier werden die Realdaten der Personen an den verschiedenen Zonen und Ausgängen des IKOM Szenarios aufgelistet. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus einem IKOM Video von 33-minütiger Länge gewonnen. Der empirische Mittelwert der Auslastung über die 33 Minuten und die empirische Standardabweichung der Auslastung ist für Zonen und Ausgänge angegeben. Alle Werte beschreiben die über die Zeit aggregierte Auslastung in [Fußgänger/s].

Zielzone	Mittelwert	Standardabweichung
Wartezone 1	9.45	1.67
Aufenthaltszone 2	3.24	1.34
Aufenthaltszone 3	1.90	1.51
Wartezone 4	3.86	2.42
Aufenthaltszone 5	40.0	5.41
Ausgang A	0.337	0.662
Ausgang B	0.400	0.716
Ausgang C	0.0265	0.184
Ausgang D	0.0180	0.178
Ausgang E	0.0515	0.245

TABELLE 5.5: Hier werden die initialen Wertebereiche der freien Parameter der IKOM Parameterstudie zusammengefasst. Werte die außerhalb dieses Bereichs liegen werden teils im Laufe des Abschnitts 5.4.2 betrachtet. Der Parameter  $t_s$  steht für den strategischen Simulationszeitschritt,  $v$  für die Intensivierung der Attribute bei der Bewertung,  $r$  für die Reaktivität des Agenten in der Planrevision,  $p$  für die Ausdehnung des privaten Raums eines jeden Fußgängers in Aufenthaltszonen und  $a$  steht für die Aversion bezüglich Warteschlagen.

Parameter	Inklusiv Startwert	Schrittlänge	Inklusiv Endwert
$t_s$	0.25	0.25	0.75
$v$	1.0	2.0	5.0
$r$	0.5	0.5	1.5
$p$	0.25	0.25	1.25
$a$	0.25	0.25	1.25

die Simulationsgenauigkeit evaluiert. Die Analyse ermöglicht es, entscheidende Aussagen über die Validität des *Spice*-Modells und damit zu den Konzepten der *Spice*-Architektur treffen.

Das Vorgehen zur Wahl der freien Parameter beginnt mit einer initialen Parameterstudie. Es werden für jeden Parameter ein endlicher und diskreter Wertebereich definiert und Testsimulationen des IKOM Szenarios mit dem *MomenTUMv2*-Framework durchgeführt. Die Parameter wurden nach Tabelle 5.5 ausgewählt und permutiert. Hierbei wurden jeweils 12 Simulationen mit den verschiedenen 675 Parameterkombinationen ausgeführt. Des Weiteren wurde der allgemeine Simulationszeitschritt auf  $t_c = 0.1$  s gesetzt.

In jeder Simulation der Parameterstudie wurden die Mittelwerte und Standardabweichungen der Auslastung der Zonen und Ausgänge über den Simulationsverlauf in [Fußgänger/s] erfasst. Mit diesen Werten wurden für jede der 12 Simulationen mit gleichem Parametersatz die Mittelwerte der Mittelwerte und die Mittelwerte der Standardabweichungen für jede Zone

und jeden Ausgang aggregiert. Der Vergleich der Simulationsdaten mit den empirisch gemessenen Validierungsdaten aus den Videos des IKOM Szenarios aus Tabelle 5.4 des Abschnitts 5.4.1 mit den aggregierten Simulationsdaten erfolgt mit der Berechnung des gewichteten, prozentualen Fehlers. Des Weiteren werden die Werte für Ausgänge und Zonen sowie Mittelwerten und Standardabweichungen getrennt berechnet, um deren unterschiedliche Charakteristika und Wertebereiche zu betrachten. Die Berechnungsformel, für die Identifikation des gewichteten, prozentualen Fehlers zwischen empirischen Messdaten  $r_i$  und Simulationsergebnissen  $s_i$ , jeweils für den Mittelwert oder der Standardabweichung für Ausgänge oder Zonen  $i$ , lautet:

$$e_k = \left( \sum_i |1 - s_i/r_i| \cdot r_i \right) / \sum_i r_i \quad (5.1)$$

Hierbei sind die Werte von  $r_i$  bereits die Mittelwerte, welche über den 33-minütigen Videoverlauf in [Fußgänger/s] gemessen wurden. Die Werte von  $s_i$  sind der Mittelwert der Simulationsergebnisse der 12 Simulationen je Parametersatz für Zonen oder Ausgänge. Die Formel liefert für  $e_k$  den gewichteten, prozentualen Fehler für jeden Parametersatz die Kennzahlen  $k$ : Mittelwert der [Fußgänger/s] Auslastung der Zonen  $e_{mz}$ , Mittelwert der [Fußgänger/s] Auslastung der Ausgänge  $e_{ma}$ , Standardabweichung der [Fußgänger/s] Auslastung der Zonen  $e_{sz}$  sowie Standardabweichung der [Fußgänger/s] Auslastung der Ausgänge  $e_{sa}$ .

Mit Hilfe der Formel 5.1 kann der Parametersatz identifiziert werden, welcher das Fußgängerverhalten bezüglich des gewichteten, prozentualen Fehlers am genauesten simuliert. Die Ergebnisse der 14 besten Parametersätze sind in der Tabelle 5.6 aufgelistet. Unter den besten Ergebnissen werden die Simulationen mit minimaler Summe des Fehlers  $e_m = e_{mz} + e_{ma}$  bezüglich des Mittelwerts der Auslastung der Zonen und Ausgänge verstanden. Ein minimaler Fehler in der Auslastung der Zonen und Ausgänge  $e_m$  liefert für Fußgängersimulation das entscheidende Kriterium für die Bewertung der Genauigkeit der Vorhersage der strategischen Zielauswahl. Der Grund hierfür liegt darin, dass die Auslastung die Verteilung der Personen auf dem Gelände und über die Zeit quantifiziert und damit die aggregierten *Bottom-Up* Interaktionen der Personen mit den Lokalisationen des Szenarios erfasst. Die Simulation mit der höchsten Prägnanz bezüglich  $e_m$  ergibt sich mit dem Parametersatz  $t_s = 0.5$ ,  $v = 3$ ,  $r = 1$ ,  $p = 1.25$  und  $a = 0.75$ . Die Abbildung 5.5 zeigt eine Momentaufnahme der IKOM Simulation mit diesem optimalen Parametersatz<sup>2</sup> und die exemplarische Hervorhebung der Bewegungspfade von fünf Fußgängeragenten.

Die Simulationsergebnisse unterliegen grundsätzlich Schwankungen, diese sind auf die im *Spice*-Modell integrierten Verteilungen zurückzuführen. Um die Schwankung der Simulationsergebnisse zu quantifizieren, wurden 297 Simulationen mit dem optimalen Parametersatz durchgeführt. Die relativen Häufigkeiten der gewichteten, prozentualen Fehlerwerte sowie deren

<sup>2</sup>Eine Mediendatei, welche die vollständige Simulation der Abbildung 5.5 beinhaltet, ist über MediaTUM (Kielar 2017) einzusehen.

TABELLE 5.6: Hier werden die 14 besten Ergebnisse nach den prozentualen, gewichteten Fehlern  $e_{mz}$ ,  $e_{ma}$ ,  $e_{sz}$  und  $e_{sa}$  der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der freien Parameter angegeben. Zusätzlich ist die Summe der Fehler der Mittelwerte der Auslastungen, ausgezeichnet mit  $e_m$ , als übergeordneter Qualitätsindikator angegeben. Die Daten sind nach  $e_m$  sortiert. Die Ergebnisse stammen jeweils aus 12 aggregierten Simulationsergebnisdatensätzen je Parametersatz.

$t_s$	$v$	$r$	$p$	$a$	$e_{mz}$	$e_{sz}$	$e_{ma}$	$e_{sa}$	$e_m$
0.5	1.25	0.75	1.0	3	0.043	1.986	0.182	0.270	0.225
0.5	1.00	0.25	1.0	5	0.037	1.866	0.199	0.265	0.235
0.5	0.75	0.75	1.0	3	0.051	1.533	0.195	0.264	0.246
0.5	0.75	1.00	1.5	3	0.053	1.574	0.194	0.282	0.246
0.5	1.25	0.25	1.5	5	0.070	1.953	0.179	0.274	0.249
0.5	1.00	0.75	1.5	3	0.048	1.848	0.202	0.278	0.250
0.5	1.25	0.50	1.5	3	0.040	1.989	0.210	0.206	0.250
0.5	0.75	0.25	1.0	3	0.039	1.543	0.212	0.262	0.252
0.5	0.75	0.50	1.0	3	0.062	1.446	0.191	0.267	0.254
0.5	1.25	0.25	1.0	5	0.068	1.990	0.186	0.263	0.254
0.5	0.75	1.00	1.0	3	0.069	1.488	0.189	0.260	0.258
0.5	1.00	0.75	1.0	3	0.065	1.856	0.195	0.270	0.260
0.5	1.25	1.25	1.5	5	0.064	2.177	0.196	0.246	0.261
0.5	0.50	0.50	1.5	3	0.085	1.466	0.180	0.275	0.266

geschätzte Verteilungen sind in den Abbildungen 5.6 (a - d) dargestellt. Mit Hilfe des *Kolmogorov-Smirnov*-Anpassungstests (Corder und Foreman 2014) wurde geprüft, ob die Daten der Abbildung 5.6 mit den geschätzten *Gamma*-Verteilungen statistisch signifikant übereinstimmen. Der *Kolmogorov-Smirnov*-Anpassungstest evaluiert die aufgenommene Zufallsvariable, hier die Fehlerwerte, und testet die Null-Hypothese: Stammen die Daten aus der angegebenen Verteilung? Für alle der geschätzten *Gamma*-Verteilungen wird die Null-Hypothese bestätigt. Dies liefert ein wichtiges Gütekriterium für die Interpretation von Simulationsergebnissen des *Spice*-Modells. Auf Basis der Verteilungen kann eine quantitative Aussage über die Schwankungen der Simulationsergebnisse getroffen werden, denn die Fehler bewegen sich in einem, durch die Verteilungen definierten Rahmen der Genauigkeit und können durch *Gamma*-Verteilungen angegeben werden.

Die Informationen der Abbildung 5.6 deuten im Vergleich mit den Daten aus Tabelle 5.6 darauf hin, dass im Kontext der Optimalität der Parameter ein Spielraum gegeben ist. Aus diesem Grund werden im Folgenden die Zusammenhänge zwischen den Ausprägungen der Parameter und der Fehler untersucht. Diese Analysen helfen des Weiteren notwendige Aussagen über die Validität in Abhängigkeit der Teilmodelle mit unbekannter Validität zu gewinnen.

Als erste Abschätzung werden die individuellen Ausprägungen der Parameter aller 675 Parameterkombinationen explorativ mit den Fehlerwerten gegenübergestellt. Die Abbildungen 5.7 (a - j) stellen die Fehlerausprägungen der Fehlertypen  $e_{mz}$  und  $e_{ma}$  hinsichtlich des gesamten

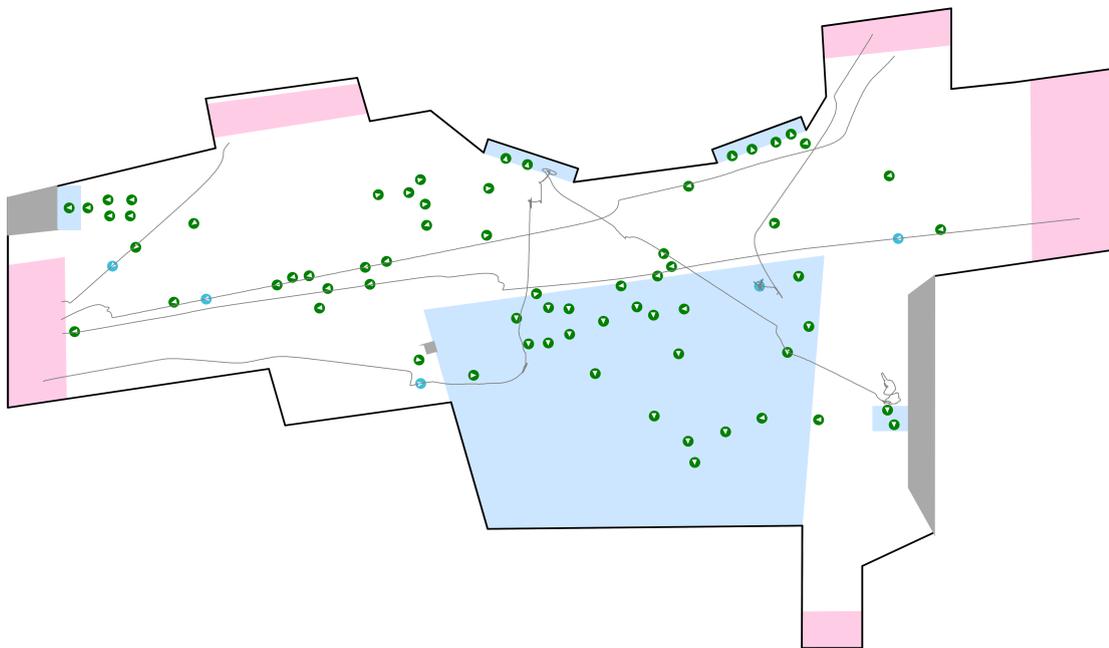


ABBILDUNG 5.5: Die Abbildung stellt eine exemplarische Momentaufnahme einer IKOM Simulation mit optimalen Parametersatz dar. Die Kreise mit dreieckiger Kopfausrichtung stellen Fußgänger dar. Die blauen Zonen sind Servicepunkte für Warteschlangen oder Aufenthaltsbereiche. Die rosa Zonen sind Ausgänge und Eingänge. Es sind die Bewegungspfade von fünf blau markierten Fußgängeragenten hervorgehoben.

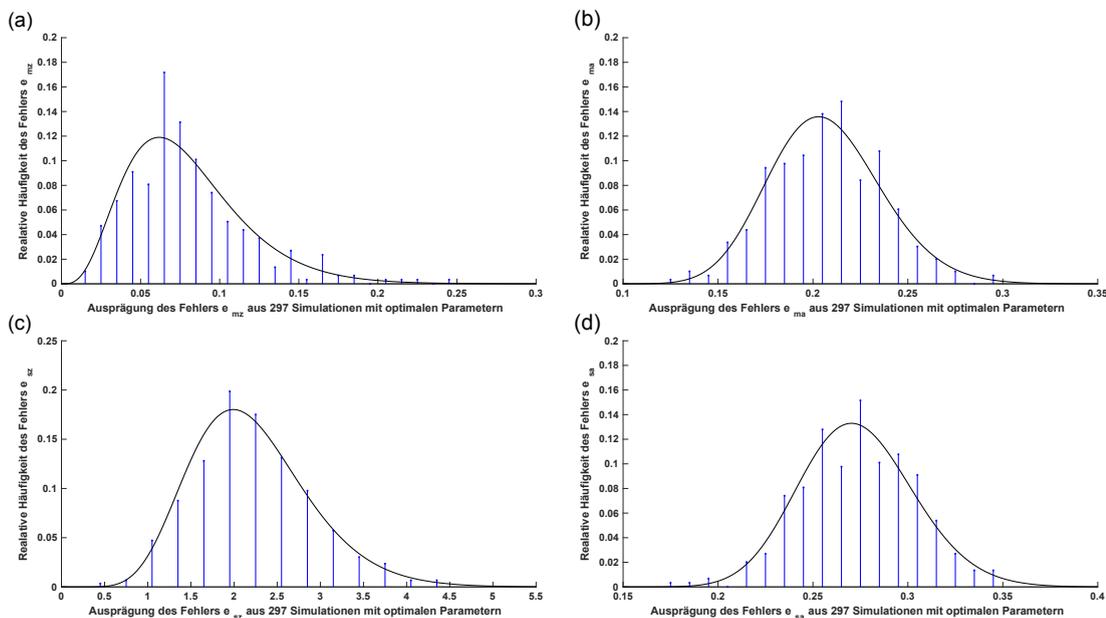


ABBILDUNG 5.6: Die Abbildungen stellt die auf Basis von 297 Simulationen gewonnenen Verteilungen der relativen Häufigkeiten der Fehler dar. Hierdurch werden die Schwankung der gewichteten, prozentualen Fehler des Mittelwerts der Zonen (a) und Ausgänge (b) und der Standardabweichung der Zonen (c) und Ausgänge (d) quantifiziert. Zusätzlich wurden die Gesetzmäßigkeiten aller Häufigkeitsverteilungen mit *Gamma*-Verteilungen geschätzt.

betrachteten Parameterraums aus Tabelle 5.5 dar. Analog stellen die Abbildungen 5.8 (a - j) die Ausprägung der Fehler  $e_{sz}$  und  $e_{sa}$  dar.

Die Fehler der mittleren Auslastung der Zonen  $e_m = e_{mz} + e_{ma}$  ist die Zielvariable, welche für eine realitätsgetreue Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl minimal sein sollte. Je geringer der Fehler  $e_m$ , desto exakter wurde das Fußgängerverhalten simuliert. Die Abbildungen 5.7 (c - j) zeigen die Einflüsse der verschiedenen einzelnen Parameter auf  $e_{mz}$  und  $e_{ma}$  nur undeutlich. Gleichwohl kann ein starker nicht-linearer Einfluss des strategischen Zeitschritts  $t_s$  in den Abbildungen 5.7 (a) und (b) identifiziert werden. Aus diesem Grund wird der Zusammenhang zwischen Fehler und  $t_s$  genauer evaluiert. Die Abbildung 5.9 stellt den Einfluss des Parameters  $t_s$  auf alle anderen Parameter bezüglich des Fehlers  $e_m = e_{mz} + e_{ma}$  dar. Es stellt sich heraus, dass nur ein Wert von  $t_s = 0.5$  Simulationsergebnisse mit geringen Fehlern ermöglichen.

Mit der Erkenntnis über  $t_s = 0.5$  kann der Einfluss von  $v$  auf die übrigen Parameter  $r$ ,  $p$  und  $a$  evaluiert werden. Dies ist in den Abbildungen 5.10 (a - c) dargestellt. Auch für  $v$  zeigt sich der Trend, dass nur Simulationen mit  $v > 1$  Ergebnisse mit geringen Fehlern für  $e_m$  ermöglichen. Der Einfluss von  $v > 5$  wird aus der initialen Parameterstudie mit den Werten der Tabelle 5.5 nicht ersichtlich. Zur Prüfung wurden weitere 600 Parameterkombinationen mit  $t_s = 0.5$ ,  $r \in \{0.5, 1.0, 1.5\}$ ,  $a \in \{0.25, 0.5, 0.75, 1.00, 1.25\}$ ,  $p \in \{0.25, 0.5, 0.75, 1.00, 1.25\}$  sowie  $v \in \{7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21\}$  simuliert. Auch hier wurden je Kombination 12 Simulationen ausgeführt. Es zeigte sich ein Trend in der Ungenauigkeit der Simulationen bezüglich Wahl von  $v > 15$ , wie in Abbildung 5.11 dargestellt. Dies lässt einen Spielraum in der Parameterwahl von  $v$  vermuten.

Die positiven Simulationsergebnisse mit  $t_s = 0.5$  und  $3 \leq v \leq 15$  liefern die Grundlage für die Evaluierung des Einflusses von  $r$  auf die übrigen Parameter  $p$  und  $a$  innerhalb der Ergebnisse der initialen Parameterstudie. Diese sind in der Abbildung 5.12 aufgeschlüsselt. Auch für  $r$  zeigt sich ein Trend. Nur die Wahl von  $r > 0.5$  liefert Ergebnisse mit niedrigen Fehlerwerten  $e_m$ . Hierbei ist die Trennung zwischen Simulationsergebnissen mit geringen und erhöhten Fehler  $e_m$  erst durch die Betrachtung der Mittelwerte der Simulationen mit  $r = 0.5$  und  $r > 0.5$  ersichtlich. In den Abbildungen 5.12 (a) und (b) ist der Mittelwert des Fehlers  $e_m$  für Simulationen mit  $r > 0.5$  gleich 0.3209 mit Standardabweichung 0.0576 und  $r = 0.5$  gleich 0.4462 mit Standardabweichung 0.1333. Des Weiteren wurde auf die Datensätze für  $r > 0.5$  und  $r = 0.5$  der *Kolmogorov-Smirnov*-Test mit  $p = 0.0001$  für die Null-Hypothese eingesetzt, welcher prüft, ob beide Datensätze aus der gleichen empirischen Verteilung stammen (Corder und Foreman 2014). Der Test lehnt die Hypothese ab. Damit sind die Simulationsergebnisse mit  $r > 0.5$  und  $r = 0.5$  aus unterschiedlichen empirischen Verteilung und statistisch unterschiedlich verteilt.

Auf Basis der Einflüsse von  $t_s = 0.5$ ,  $3 \leq v \leq 15$  und  $r > 0.5$  wird die Beziehung der Parameter  $p$  und  $a$  analysiert. Der Parameter  $p$  liefert den Trend zu fehlerhaften Ergebnissen bei

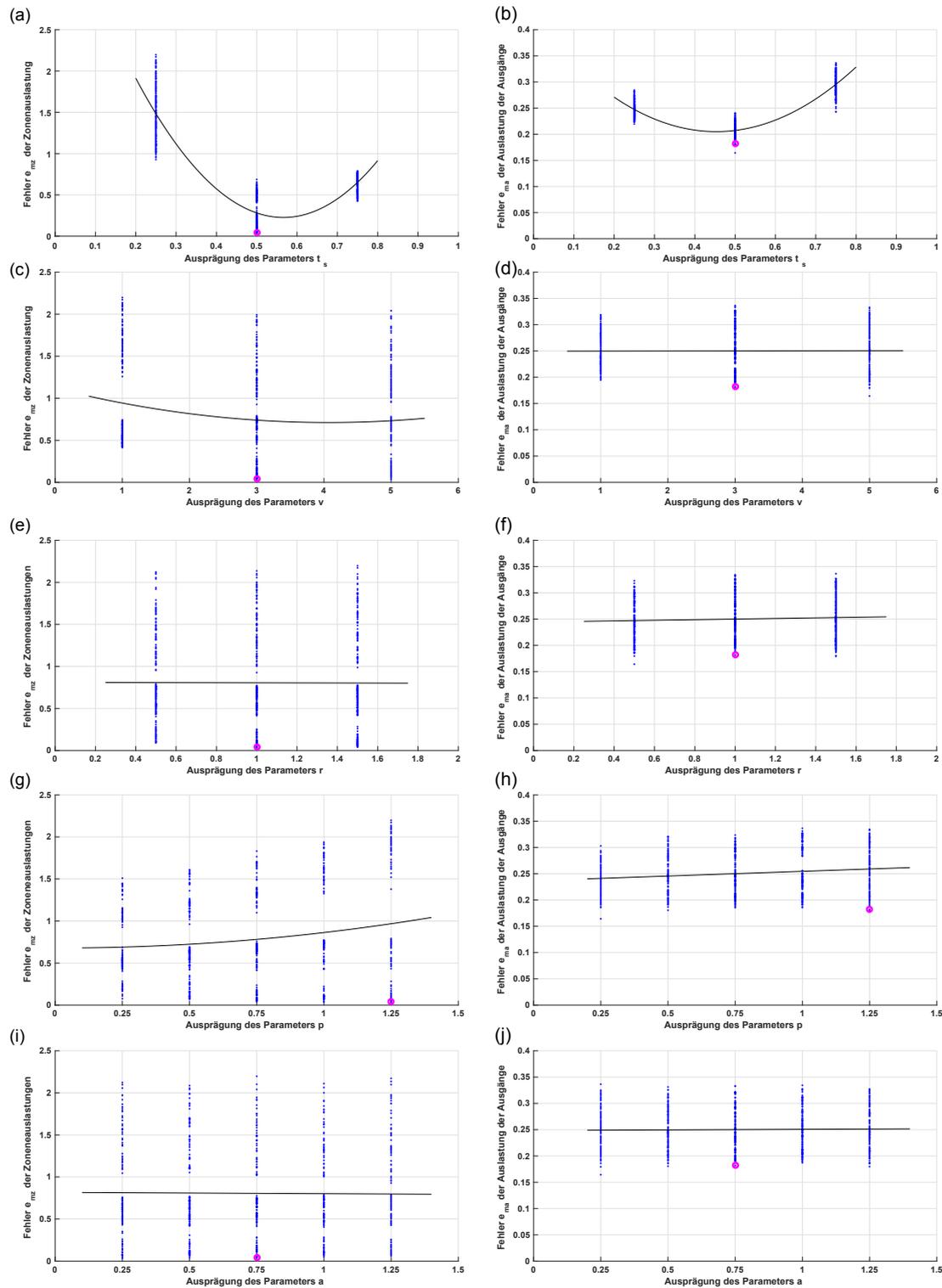


ABBILDUNG 5.7: Die Abbildungen stellen die gewichteten, prozentualen Fehler der Mittelwerte der Auslastungen der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameterwahl dar. Des Weiteren werden die Fehler in Abhängigkeit der Parameter mit Polynomen geschätzt. Die Markierungen in den Abbildungen beziehen sich auf den ersten und nach  $e_m$  optimalen Parametersatz aus Tabelle 5.6. Die Werte der Abbildungen (a, c, e, g, i) beziehen sich auf Fehlerindikator  $e_{mz}$ . Die Werte der Abbildungen (b, d, f, h, j) beziehen sich auf Fehlerindikator  $e_{ma}$ . (a, b) bezieht sich auf den Parameter  $t_s$ , (c, d) auf  $v$ , (e, f) auf  $r$ , (g, h) auf  $p$  und (i, j) auf  $a$ .

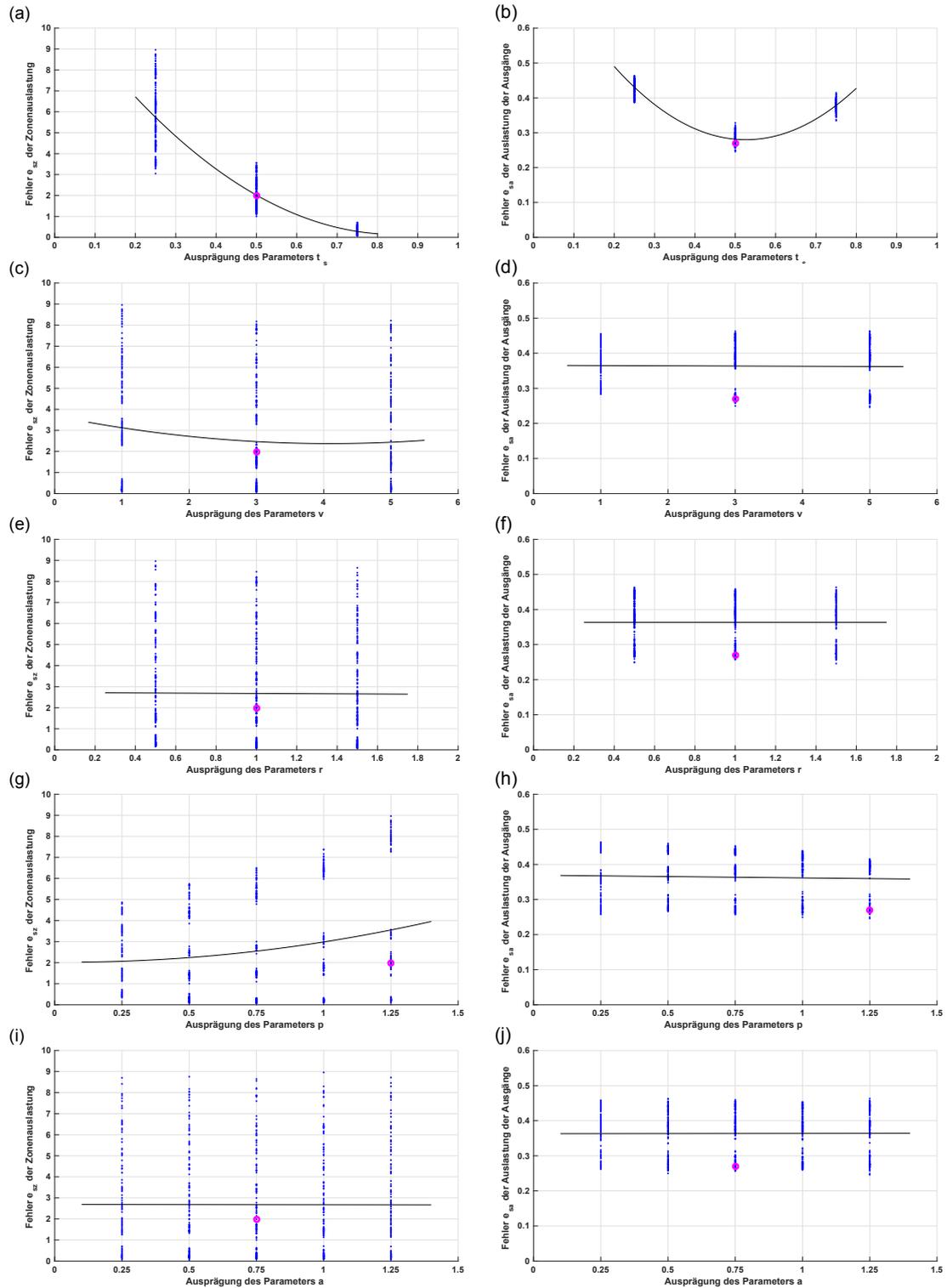


ABBILDUNG 5.8: Die Abbildungen stellen die gewichteten, prozentualen Fehler der Standardabweichungen der Auslastungen der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameterwahl dar. Des Weiteren werden die Fehler in Abhängigkeit der Parameter mit Polynomen geschätzt. Die Markierungen in den Abbildungen beziehen sich auf den ersten und nach  $e_m$  optimalen Parametersatz aus Tabelle 5.6. Die Werte der Abbildungen (a, c, e, g, i) beziehen sich auf Fehlerindikator  $e_{sz}$ . Die Werte der Abbildungen (b, d, f, h, j) beziehen sich auf Fehlerindikator  $e_{sa}$ . (a, b) bezieht sich auf den Parameter  $t_s$ , (c, d) auf  $v$ , (e, f) auf  $r$ , (g, h) auf  $p$  und (i, j) auf  $a$ .

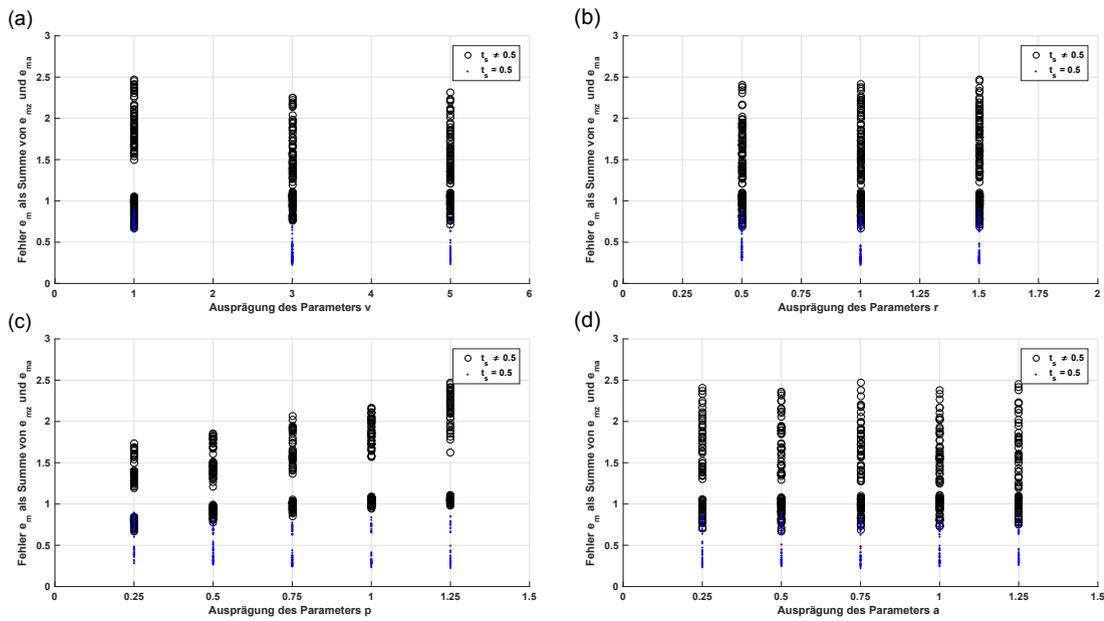


ABBILDUNG 5.9: Die Abbildungen stellen die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameterwahl von  $t_s$  dar. Die Werte der Abbildungen (a) beziehen sich auf Parameter  $v$ , (b) auf den Parameter  $r$ , (c) auf den Parameter  $p$  und (d) auf den Parameter  $a$ . Die mit schwarzen Kreisen markierten Werte stellen Simulationsergebnisse für  $t_s \neq 0.5$  und die mit blauen Punkten markierten Werte die Ergebnisse für  $t_s = 0.5$  dar.

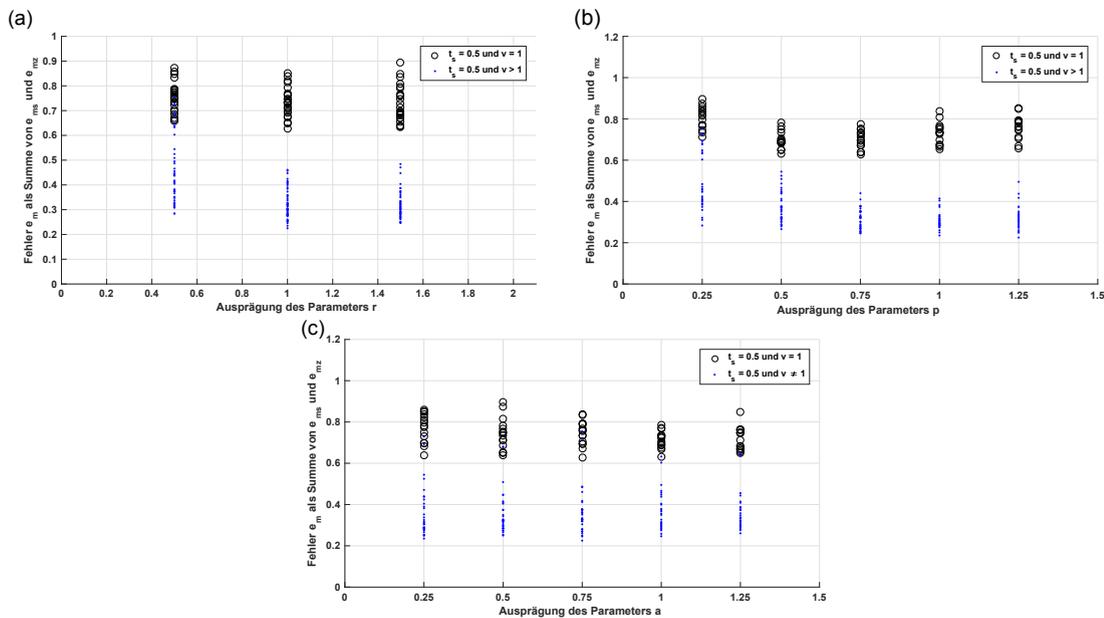


ABBILDUNG 5.10: Die Abbildungen stellen die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameterwahl von  $t_s$  und  $v$  dar. Die Werte der Abbildungen (a) beziehen sich auf Parameter  $r$ , (b) auf den Parameter  $p$  und auf den Parameter  $a$ . Die mit schwarzen Kreisen markierten Werte stellen Simulationsergebnisse für  $t_s = 0.5$  und  $v = 1$  sowie die mit blauen Punkten markierten Werte die Ergebnisse für  $t_s = 0.5$  und  $v > 1$  dar.

Werten von  $p \leq 0.5$ , wie in Abbildung 5.13 dargestellt. Simulationen mit  $p > 0.5$  liefern einen mittleren Fehler von 0.2903 mit Standardabweichung 0.0302 und  $p \leq 0.5$  hingegen einen mittleren Fehler von 0.3669 mit Standardabweichung 0.0585. Die Anwendung des *Kolmogorov-Smirnov*-Tests mit  $p = 0.0001$  verwirft die Null-Hypothese. Damit wird ausgesagt, dass die Unterschiede der Simulationsergebnisse zwischen  $p \leq 0.5$  und  $p > 0.5$  nicht zufällig erscheinen und die Fehlerwerte aus unterschiedlichen Verteilungen stammen. Da unklar ist, ob hohe Werte von  $p$  die Simulationsergebnisse negativ beeinflussen, wurden zusätzliche neun Parameterkombinationen mit  $t_s = 0.5$ ,  $v = 3$ ,  $r = 1$ ,  $a \in \{0.75, 1.00, 1.25\}$  und  $p \in \{1.5, 1.75, 2.0\}$  simuliert. Auch hier wurden je Kombination 12 Simulationen ausgeführt. Die Abbildung 5.14 stellt den kontinuierlichen Anstieg der Fehler ab einem Wert von  $p > 1.25$  über den Parameterraum von  $0.25 \leq p \leq 2.0$  dar.

Ein Einfluss von  $a$  auf  $p$  konnte nicht festgestellt werden. Es ist dennoch unklar, ob Werte von  $a = 0$  und  $a > 1.25$  negativen Effekt auf die Simulationsgenauigkeit haben. Aus diesem Grund wurden weitere 12 Parameterkombinationen mit  $t_s = 0.5$ ,  $v = 3$ ,  $p \in \{0.75, 1.0, 1.25\}$  und  $a \in \{0.0, 1.5, 1.75, 2.0\}$  simuliert. Auch hier wurden je Kombination 12 Simulationen ausgeführt. Es zeigte sich kein Unterschied in der Genauigkeiten der Simulationen bezüglich der Werte von  $a$ .

Weitere Einflüsse der Parametersätze mit  $t_s = 0.5$ ,  $3 \leq v \leq 15$ ,  $r > 0.5$  und  $0.5 < p < 1.5$  wurden nicht identifiziert. Ein entscheidender Grund hierfür liegt bei der Streuung der Simulationsergebnisse aufgrund der im *Spice*-Modell eingesetzten Verteilungen für die Bestimmung von zufälligen Komponenten der Simulation. Dies sind beispielsweise die Verteilungen der Zwischenankunftszeiten des Präferenzmodells aus Abschnitt 4.4.4. Für die Veranschaulichung der Streuung wurden die Mittelwerte und Standardabweichungen der Fehlerwerte  $e_{mz}$ ,  $e_{sz}$ ,  $e_{ma}$ ,  $e_{sa}$  und  $e_m$  aus den Simulationen mit den 60 besten Parameterkombinationen nach Tabelle 5.5 und aus den 297 Simulationen mit optimalen Parameter berechnet. In der Abbildung 5.15 sind die Fehlermittelwerte gegenübergestellt. Es sind aufgrund der Streuungen keine Unterscheidungen festzustellen.

Eine genaue Diskussion über die Ergebnisse dieses Abschnitts und deren Bedeutung für die externe und interne Validität *Spice*-Modell wird in Abschnitt 5.4.4 geführt.

### 5.4.3 Evaluation der Handlungsplanung

Die optimalen freien Parameter des *Spice*-Modells, welche die höchste Realitätstreue bezüglich des Vergleichs der Simulationen und den empirischen Validierungsdaten des IKOM Szenarios besitzen, wurden in Abschnitt 5.4.2 identifiziert. Mit der optimalen Parameterwahl konnte die quantitative Genauigkeit des *Spice*-Modells bezüglich der Auslastung der Zonen und Ausgänge in der IKOM Fallstudie evaluiert werden. Für eine Plausibilitätsprüfung der Verhaltensweisen

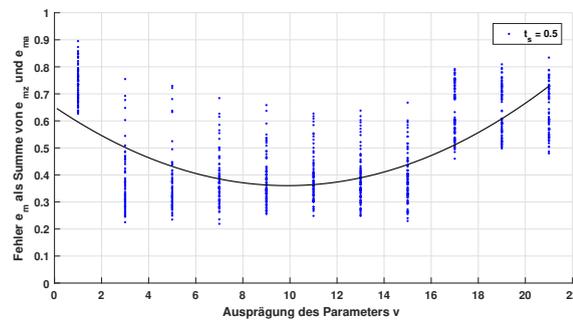


ABBILDUNG 5.11: Die Abbildung stellt die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie für Varianten des Parameters  $v$  in Abhängigkeit von  $t_s = 0.5$  dar. Die Werte mit  $v > 5$  stammen aus den zusätzlichen ausgeführten Simulationen mit 600 Parameterkombinationen und die übrigen Werte aus der initialen Parameterbelegung nach Tabelle 5.5. Hilfe einer Polynomschätzung zeigt sich ein Anstieg der Fehler ab  $v < 3$  und  $v > 15$ .

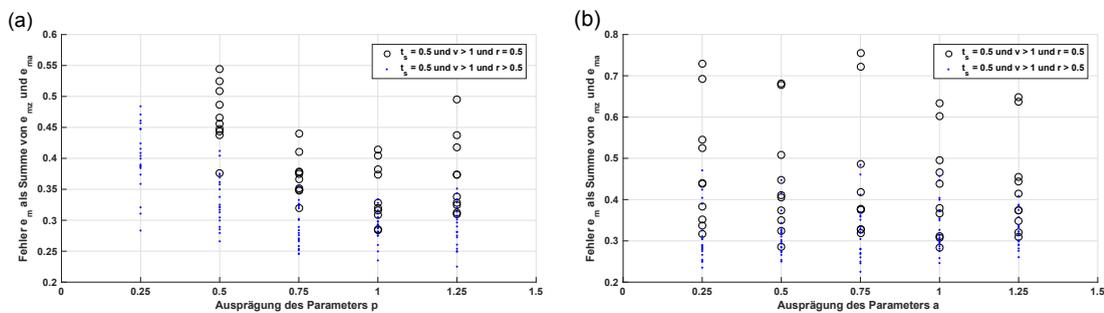


ABBILDUNG 5.12: Die Abbildungen stellen die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameterwahl von  $t_s$ ,  $v$  und  $r$  dar. Die Werte der Abbildungen (a) beziehen sich auf Parameter  $p$  und (b) auf den Parameter  $a$ . Die mit schwarzen Kreisen markierten Werte stellen Simulationsergebnisse für  $t_s = 0.5$ ,  $v > 1$  und  $r = 0.5$  sowie die mit blauen Punkten markierten Werte die Ergebnisse für  $t_s = 0.5$ ,  $v > 1$  und  $r > 0.5$  dar.

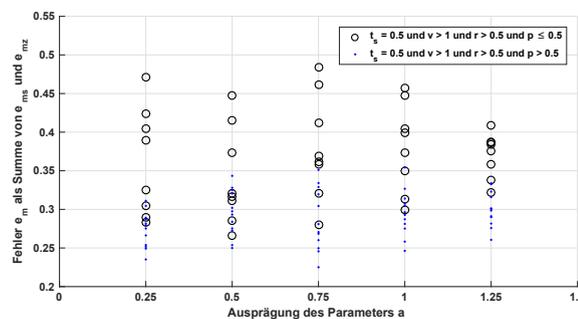


ABBILDUNG 5.13: Die Abbildungen stellt die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie in Abhängigkeit der Parameter  $t_s$ ,  $v$ ,  $r$  und  $p$  dar. Die Werte der Abbildung beziehen sich auf Ausprägungen des Parameters  $a$ . Die mit schwarzen Kreisen markierten Werte stellen Simulationsergebnisse für  $t_s = 0.5$ ,  $v > 1$ ,  $r > 0.5$  und  $p \leq 5$  sowie die mit blauen Punkten markierten Werte die Ergebnisse für  $t_s = 0.5$ ,  $v > 1$ ,  $r > 0.5$  und  $p > 5$  dar.

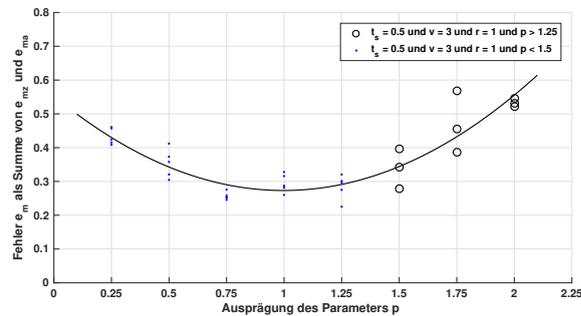


ABBILDUNG 5.14: Die Abbildung stellt die gewichteten, prozentualen Fehler der Auslastungen  $e_m$  der Zonen und Ausgänge der IKOM Parameterstudie bezüglich hoher Werte von  $p$  dar. Die mit schwarzen Kreisen markierten Werte basieren auf neun Parameterkombinationen mit  $t_s = 0.5, v = 3, r = 1, a \in \{0.75, 1.00, 1.25\}$  und  $p \in \{(1.5, 1.75, 2.0)\}$ . Die Varianten mit  $p < 1.5$  sind mit blauen Punkten markiert und stammen aus der initialen Parameterbelegung nach Tabelle 5.5. Hilfe einer Polynomschätzung zeigt sich ein Anstieg der Fehler ab  $p > 1.5$ .

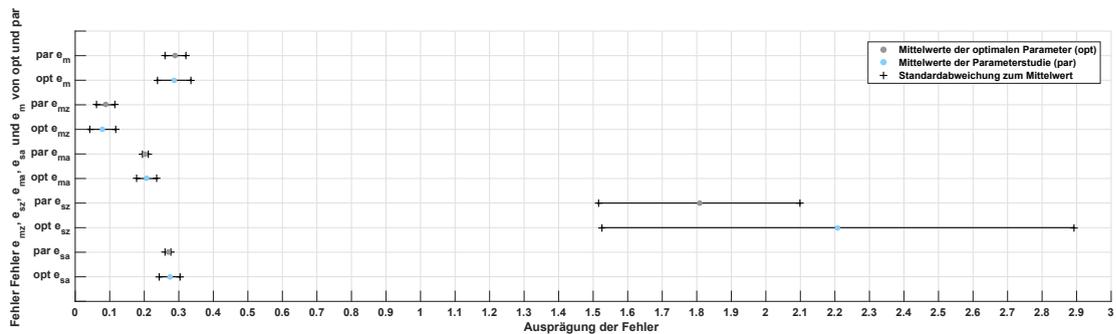


ABBILDUNG 5.15: Die Abbildung zeigen die gewichteten, prozentualen Fehler  $e_m, e_{mz}, e_{ma}, e_{sz}$  und  $e_{sa}$  der 60 besten Parameterkombinationen der IKOM Parameterstudie (par) und der 297 Simulationen mit optimaler Parameterkombination (opt). Es zeigt sich, dass das Rauschen der Fehler, angegeben als Standardabweichung mittels Fehlerbalken, keine weitere Bewertung und Unterscheidbarkeit der Ergebnisse ermöglicht.

einzelner Fußgänger müssen hingegen die Handlungen der virtuellen Fußgänger mit denen der Besucher der IKOM verglichen werden. Damit wird gezeigt, dass das Verhalten nicht allein basierend auf den aggregierten quantitativen Zonenauslastungen korrekt simuliert wird, sondern auch auf Basis der individuell durchgeführten Interaktionen der Fußgänger.

Für den Vergleich wurden aus den Videodaten und den Simulationen die beobachtenden und simulierten Aktivitätsketten von 447 Fußgängern analysiert und formalisiert. Die Formalisierung basiert auf der Erfassung des Eintrittsorts, der Interaktionen der Fußgänger im Szenario und des Austrittsorts. Ein Besuch beschreibt die Interaktion mit einer Aufenthaltszone, ab dem Zeitpunkt an dem eine Position für das Verweilen gesucht wurde, oder mit einer Warteschlange, sobald sich der Fußgänger in die Warteschlange einreicht. Beispielsweise kann der Eintritt an Eingang E, das Warten an der Warteschlange 4, der Besuch der Aufenthaltszone 2 sowie der Austritt aus Ausgang B als mittels E, 5, 2, B festgehalten werden. Die Reihenfolge der Zonen gibt die Besuchsreihenfolge eindeutig wieder.

Für die Formalisierung der Aktivitäten der Fußgänger wurden diese bezüglich der Eingänge und der Videozeit indiziert. Es wurde des Weiteren nicht zwischen der Größe einer sozialen Gruppe unterschieden. Dies bedeutet, dass die Verhaltenskette einer Einzelperson wie die Verhaltenskette einer sozialen Gruppe aufgenommen wurde, welche die Handlungen gemeinsam durchführt. Dies deckt sich mit der Simulation, da hier das *Leader-Principle* angewendet wird und eine Gruppe den Verhaltensplan der Leiterperson folgt.

Um den quantitativen Vergleich mit den Simulationsdaten durchzuführen, wird geprüft, wie oft gleichförmige Aktivitätsketten zwischen beobachteten und simulierten Fußgängern eintreten. Hierfür wird jede aus der Simulation und aus den Videodaten aufgenommene Aktivitätskette bezüglich der Menge der besuchten Zonen zwischen dem Ein- und Austreten aus dem Szenario kategorisiert. Eine Aktivitätskette, in der sich ein Fußgänger direkt von einem Eingang zum Ausgang bewegt, wird zur Kategorie I gezählt, eine Aktivitätskette mit einer Zwischenaktivität ist Teil der Kategorie II. Weitere Kategorien werden analog gebildet.

Zu den 447 aus den Videodaten aufgenommenen Aktivitätsketten gehören 3.8 %, bei denen die Besucher beim Ende der Videoaufnahme auf dem Szenario verblieben sind. Es wird davon ausgegangen, dass die Fußgänger mindestens noch das Szenario verlassen und deshalb werden deren Aktivitätsketten durch eine unbekannte Aktivität verlängert. Die Vorgehensweise führt zu einer Datentendenz, welche zu einer minimal geringeren Anzahl von Interaktionen führt, da Besucher unter Umständen noch weitere Lokalitäten besuchen konnten, bevor sie das Szenario verlassen. Diese Verschiebung gilt jedoch gleichermaßen für simulierte und gemessene Fußgängerbewegung, so dass der Vergleich quantitativ fehlerfrei bleibt. Grund hierfür ist, dass die Simulation der IKOM Szenarien exakt nach 33 Minuten terminiert und damit Fußgängeragenten vor Abschluss ihrer Aktivitätsketten auf dem Szenario verbleiben. Die Tabelle 5.7 zeigt exemplarisch zehn verschiedene Aktivitätsketten und zugehörige Kategorien.

TABELLE 5.7: Zehn Beispiele der erfassten Verhaltensketten aus den Videodaten des IKOM Szenarios. Der Zeitpunkt und der Eingang, an dem eine Person das Szenario betrat, werden für die Identifikation der Fußgänger eingesetzt. Geschlossene Handlungsketten zeigen den vollständigen Verlauf der Aktivitäten eines Fußgängers an. Eine offene Kette, wie *B, 5*, besagt, dass der Fußgänger am Ende der Videosequenz noch auf dem Szenario verblieben ist.

Zeit	Aktivitätskette	Kategorie	Zeit	Aktivitätskette	Kategorie
02:13	<i>B, 5, B</i>	II	25:12	<i>C, B</i>	I
03:04	<i>A, B</i>	I	26:26	<i>B, A</i>	I
03:15	<i>E, 4, E</i>	II	28:42	<i>D, 5, E</i>	II
12:35	<i>B, A</i>	I	29:44	<i>A, 5, B</i>	II
17:52	<i>B, E</i>	I	32:01	<i>B, 5</i>	II

Es wurden die Aktivitätsketten von 9832 Fußgängergruppen aus elf Simulationen mit optimalen Parametersatz ermittelt und kategorisiert. Die Tabelle 5.8 stellt die aus den Simulationen

und den Videodaten gewonnene, relative Häufigkeitsverteilung je Aktivitätskategorien gegenüber. Es zeigt sich eine akkurate Simulation der Verhaltensinteraktionen der Fußgänger. Die Simulation verfehlt die Vorhersage der Art der Verhaltensinteraktionen von nur 3.95 % der Fußgängergruppen.

TABELLE 5.8: Hier wird die relative Häufigkeit der 447 gemessenen und 9832 simulierten Verhaltensketten der Fußgänger des IKOM Szenarios verglichen. Die Kategorie I adressiert alle Fußgänger, die mit keiner der Zonen 1 bis 5 interagierten und sich direkt von einem Eingang zu einem Ausgang bewegt haben. Die Kategorie II beschreibt, dass es eine Interaktion mit einer Zone zwischen Eintritt und Austritt des Szenarios gegeben hat. Jede höhere Kategorie adressiert eine höhere Anzahl von Interaktionen. Der Vorhersagefehler gibt die absolute Abweichung der gemessenen und simulierten relativen Häufigkeiten des Auftretens je Kategorie an.

Kategorie	Gemessen	Simuliert	Vorhersagefehler
I	76.51 %	74.105 %	2.405 %
II	21.477 %	19.935 %	1.542 %
III	1.119 %	3.234 %	-2.115 %
IV	0.224 %	1.831 %	-1.607 %
V	0.671 %	0.895 %	-0.224 %

Auf Basis der Aktivitätsmuster kann eine für das IKOM Szenario spezifische Eigenschaft geprüft werden. Wie in Abbildung 5.2 zu erkennen, durchzieht ein Hauptflur das Szenario. Dieser Flur liegt zwischen Transitbereich A und B und wird stark mit einem bidirektionalen Personenfluss ausgelastet. Viele der Fußgänger aus der Messkategorie I, die an einem der beiden Transitbereiche A oder B in das Szenario eintreten, nutzen das Szenario allein als Durchgangspassage. Die Tabelle 5.9 stellt die relative Häufigkeit der Nutzung eines Ausgangs in Abhängigkeit der Eingangstransitzone für die Fußgänger aus den Videodaten und Simulationen dar. Die gemessenen Werte enthalten 165 Fußgänger, die das Szenario aus Eingang A betreten haben, und 198 Fußgänger, die durch Eingang B eingetreten sind. Die simulierten Werte basieren, wie bereits zuvor, auf den elf Simulationen mit optimalen Parametern und enthalten 3639 Fußgängergruppen, die das Simulationsszenario aus Eingang A betreten haben, und 5221 Fußgängergruppen, die durch Eingang B eingetreten sind. Die Ergebnisse zeigen, dass die Simulation des Durchgangs von Eingang B nach Ausgang A unterschätzt und A nach B überschätzt wurde. Nichtsdestotrotz wurde das Durchgangsverhalten von 92.4 % der aus A und B eintretenden Fußgängergruppen korrekt simuliert.

Eine genaue Diskussion über die Ergebnisse dieses Abschnitts und deren Bedeutung für die externe und interne Validität *Spice*-Modell wird in Abschnitt 5.4.4 geführt.

TABELLE 5.9: Hier wird die gemessene und simulierte relative Häufigkeit, in der Fußgänger sich direkt von Eingang A zum Ausgang B, beziehungsweise von Eingang B zum Ausgang A, bewegt haben, verglichen. Des bedeutet, es wurden die Häufigkeit der Fußgänger der Kategorie I im Verhältnis der Gesamtanzahl der Fußgänger betrachtet, welche das Szenario an Eingang A oder B betreten haben. Der Vorhersagefehler gibt die absolute Abweichung der gemessen und simulierten relativen Häufigkeiten an.

Kategorie I	Gemessen	Simuliert	Vorhersagefehler
A nach B	69.7 %	65.6 %	4.1 %
B nach A	61.1 %	64.6 %	-3.5 %

#### 5.4.4 Diskussion der Simulationsergebnisse

In dieser Diskussion werden die Ergebnisse aus Abschnitt 5.4.2 und Abschnitt 5.4.3 adressiert. Explizit wird die Plausibilität und die Ungenauigkeit der Simulationsergebnisse betrachtet und deren Bedeutung für die externe Validität des Modells und die Validität der Teilmodelle erläutert.

Das Handeln von Fußgängern basiert nur im geringen Maße auf physikalischen Gesetzen. Dies führt zu der Problematik, dass sich reale Situationen niemals auf die identische Art und mit den gleichen individuellen Entscheidungen einer jeden Person wiederholen. Damit unterliegen die durch die Videoaufnahmen der IKOM erfassten Realdaten bereits einer unbekanntem Schwankung und selbst bei einer Wiederholung der Situation sind Abweichungen zu erwarten. Es ist deshalb äußerst unwahrscheinlich, dass eine Gleichung gefunden wird, die das Verhalten eines Fußgängers exakt, wiederholbar und eindeutig vorhersagen kann. Gleichwohl ist es möglich, quantitative und qualitative Zusammenhänge in den Verhaltensweisen der Fußgänger zu identifizieren und die Simulationsverfahren gegen diese zu validieren. Hierdurch sind Aussagen über die Realitätsnähe einer Simulation möglich.

Es ist vorab klarzustellen, dass ein genauer Vergleich der Simulationsergebnisse mit gemessenen Fußgängerbewegungsdaten (Validierungsdaten) für strategische Modelle, welche auf Kognition und Bewegungsverhalten basieren, in der Forschung unüblich ist. Weder Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) noch Hollmann (2015) verglichen ihre Methoden quantitativ mit Daten aus einer empirisch Studie, die einen realen Anwendungsfall beschreibt. Deshalb ist es nicht möglich, dass *Spice*-Modell mit bestehenden Testfällen zu prüfen. Die Umsetzung der IKOM Studie liefert deswegen die ersten quantitativen Aussagen über die Qualität einer Methodik der räumlich-sequenziellen Zielauswahl, die Bewegung und kognitive Ansätze vereint.

In Abschnitt 5.4.2 wurde eine Parameterstudie für das IKOM Szenario durchgeführt und die Ergebnisse der Simulationen des *Spice*-Modells analysiert. Die Simulationsergebnisse mit den optimalen freien Parametern liefern wichtige quantitative Validierungskriterien für das Zusammenspiel der Teilmodule des *Spice*-Modells. Die optimalen Parameter wurden durch einen

Vergleich der Simulationsergebnisse mit den gemessenen Daten identifiziert. Durch die Analyse der Werte der Parameter wird im Folgenden geschlossen, dass das Modell in der Lage ist, das Fußgängerverhalten mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl mit hoher Genauigkeit gegenüber den Validierungsdaten zu simulieren.

Die optimalen freien Parameter sind der strategische Simulationszeitschritt mit  $t_s = 0.5$ , die Intensivierung der Ausprägungen der Attribute in der Planung mit  $v = 3$ , die Reaktivität des Agenten in der Neuplanung mit  $r = 1$ , die Ausdehnung des privaten Raums in Aufenthaltszonen mit  $p = 1.25$  und die Warteschlangenaversion mit  $a = 0.75$ . Die Existenz eines Parametersatzes, mit welchem das *Spice*-Modell in der Lage ist, die Fußgängerdynamik auf der IKOM akkurat zu beschreiben, zeigt bereits, dass mit dem Modell Fußgängerverhalten simuliert werden kann. Im Folgenden werden die einzelnen Parameter und deren Wertebereiche hinsichtlich der Plausibilität der Verhaltenssimulation diskutiert.

Der gefundene Wert des strategischen Simulationszeitschritts  $t_s = 0.5$  zeigt deutlich, dass sich das *Spice*-Modell automatisch auf einen nachvollziehbaren, kognitiven Verarbeitungsrahmen (Anderson 2010) einpendelt. Dadurch wird bestärkt, dass das *Spice*-Modell kognitiven Prinzipien folgt. Werte, die sich von  $t_s = 0.5$  unterscheiden, führen zu falschen Simulationsergebnissen, da die Fußgänger die kognitiven Prozesse in der Zielauswahl zu schnell oder zu langsam ausführen. Beide Extreme beeinflussen die Planung und Neuplanung entscheidend. Je feiner der strategische Simulationszeitschritt ist, desto häufiger kann eine Neuplanung eintreten und desto feiner werden die Attribute bewertet. Invers verhält es sich mit einem erhöhten Simulationszeitschritt. Agenten planen zu träge und erfassen Spitzen in den Attributveränderungen nur unregelmäßig. Beide Extremwerte führen, dargestellt in den Abbildungen 5.7 (a) und (b) zu inkorrekten Simulationen des Fußgängerverhaltens in der räumlich-sequenziellen Zielauswahl. Im Allgemeinen ist der gefundene strategische Simulationszeitschritt  $t_s = 0.5$  ein starkes Indiz für die Plausibilität der kognitiven Prozesse im *Spice*-Modell und damit der Zusammenstellung der Komponenten in der *Spice*-Architektur.

Die Intensivierung der Attribute Distanz, Auslastung und Präferenz von Zielorten besitzt den optimalen Wert von  $v = 3$ . Es zeigt sich, dass hierdurch ein guter Kompromiss zwischen Verstärkung der negativen und positiven Ausprägungen der einzelnen Attribute modellieren lässt. Ein Wert von  $v = 1$  führt zu einer nahezu vollständigen Deaktivierung der Verstärkung und damit zum Aussetzen der nicht-linearen, subjektiven Bewertung der Zielorte. Es konnte festgestellt werden, dass hohe Werte mit  $v > 15$  zu einer starken Verzerrung einzelner Attribute bis hin zu einem Treppeneffekt führen, bei dem unrealistisch sprunghafte Bewertungen entstehen. Der Parameter  $v$  hat folglich auf die räumlich-sequenzielle Zielauswahl einen klaren Einfluss, wie in Abbildung 5.10 dargestellt. Es pendelt sich ein Wert von  $v = 3$  als praktisch optimal einsetzbar ein, obwohl Varianten von  $3 \leq v \leq 15$  durchwegs gute Simulationsergebnisse

ermöglichen. Bezüglich der Validierung der *Intra-Alternative* Bewertung der drei Kernattribute Auslastung, Distanz und Präferenz, wie in Abschnitt 4.4.6.1 erläutert, zeigt die notwendige Wahl von  $v > 1$ , dass eine lineare Annahme für die Attributbewertung inkorrekt ist. Die Validität des *Intra-Alternative* Bewertungsmoduls des *Spice*-Modells lässt sich damit positiv bewerten, da durch die Wahl von  $3 \leq v \leq 15$  die nicht-lineare *Sigmoid*-Annahme der Bewertung der Attribute bestätigt wird.

Der Parameter für die Reaktivität in der Neuplanung eines Handlungsplans ist optimal bei  $r = 1$ , bei einem Wertebereich von  $0 < r \leq 2$ . Wird ein Wert von  $r < 1$  eingesetzt, erhöht sich die Häufigkeit mit der Agenten einen Plan als subjektiv nicht mehr optimal verstehen. Hierdurch aktiviert sich die Neuplanung in einer hohen Anzahl von Fußgängeragenten. Als Ergebnis dieses Effekts treten gehäuft Stauungen ein, da Agenten in der Planung nach dem *Spice*-Modell ihre Bewegung einstellen. Auch sind die Auslastungen der Zonen bezüglich der theoretischen Auslastung mit einem geringen  $r$  unrealistisch verzerrt. Dies bedeutet, dass ein zu niedriger Wert von  $r$  den Agenten exakte Reaktionen auf den Systemzustand ermöglichen, welche von echten Fußgänger so nicht umgesetzt werden. Dies führt zu sich anhäufenden Bewegungsänderungen des Fußgängeragenten, welcher sich immer wieder zu dem neuen optimalen Zielort hinbewegen muss. Das Resultat ist ein erhöhter Fehler, wie in Abbildung 5.12 dargestellt. Der gefundene Wert von  $r = 1$  reduziert die Häufigkeit der Neuplanung der Fußgängeragenten auf ein realistisches Maß. Dies unterstützt die Plausibilität und die Validität des Konzepts der Neuplanung im *Spice*-Modell.

Die subjektive Ausdehnung des persönlichen Raums einer Person in Aufenthaltszonen ist optimal bei  $p = 1.25$ . Ein Wert von  $p \leq 0.5$  führt zu einer vermehrten Überfüllung der Zonen und ein Wert von  $p > 1.75$  zu einer Leerung der Zonen, beides führt zu inkorrekten Simulationsergebnissen. Der gefundene Wertebereich des Parameters ist als nachvollziehbare Größe beschreibbar, denn die Besucher der tendenziell förmlichen Firmenkontaktmesse halten den Mindestabstand zu anderen Personen eher ein (Hall 1966). Dies unterstützt die Validität des Wahrnehmungsmodells der Auslastung von Zonen insofern, da sie in der Realität identifizierbare Zusammenhänge plausibel abbilden. Ein interpersonaler Abstand  $p \in [0.75, 1.25]$  Meter ist im deutschsprachigen Raum auf einer öffentlichen und förmlichen Veranstaltung wie einer Firmenkontaktmesse durchaus möglich. Ein größerer oder kleinerer Abstand ist in der Realität nicht zu erwarten und schlägt sich in der Simulation unmittelbar in einer Reduktion der Simulationsgenauigkeit nieder. Die Hintergründe des Parameters  $p$  führen zu der Annahme, dass dieser als Randbedingung des Szenarios gesetzt werden muss. Gleichzeitig kann aufgrund der großen Plausibilität des Intervalls von  $p$  mit hoher Sicherheit davon ausgegangen werden, dass das Wahrnehmungsmodell für die Schätzung der Auslastung von Aufenthaltszonen valide ist.

Wie in der Formel 4.3 dargestellt, verstärkt die Warteschlangenaversion  $a$  den Einfluss der

Standardabweichung der Wartezeit auf die Schätzung der Warteschlangenlänge. In der Parameterstudie konnte kein Einfluss der Aversionsausprägung  $a$  auf die Simulation gefunden werden. Hieraus muss geschlossen werden, dass die Addition der  $a$ -fachen Standardabweichung der Wartezeit für die Berechnung der subjektiven Einschätzung der Auslastung der Warteschlange ohne Einfluss ist. Eine Verbesserung des Modells der subjektiven Einschätzung der Warteschlangenlänge hat den Erwartungswert der Wartezeit direkt in den Kontext der Aversionsvariable zu betrachten. Eine weitere Schlussfolgerung der Analyse des Parameters  $a$  kann sein, dass dies kein freier Parameter ist und fix auf 0 gesetzt werden kann.

Unabhängig von der Güte der fünf optimalen Parameter und ihren plausiblen Erklärungen hinsichtlich des objektiven, quantitativen Vergleichs zwischen Realdaten und Simulationsdaten, können die Parameter nicht für alle Simulationsszenarien und alle Kategorien der Anwendungsfälle optimal sein. Dies zeigt die Ununterscheidbarkeit der Simulationsergebnisse der 297 Simulationen mit optimalen Parametersatz und der 60 besten Parameterkombinationen. Beispielweise zeigt sich dies in der Ausdehnung des persönlichen Raums  $p$ . Der Parameter ist stark vom demographischen Hintergrund der Fußgänger sowie vom Veranstaltungstyp abhängig. Des Weiteren hat der strategische Simulationszeitschritt einen direkten Einfluss auf die Berechnungsdauer einer Simulation, da ein niedriger Zeitschritt die kognitiven Routinen des *Spice*-Modells in kürzeren Rhythmen aktiviert. Es wäre deshalb möglich, dass bei Szenarien mit einer großen räumlichen Ausdehnung ein größerer Zeitschritt einzusetzen ist, welcher die Genauigkeit der Simulationsergebnisse nur gering negativ beeinflusst und gleichzeitig die Berechnungszeit reduziert.

Die Simulationsergebnisse mit den optimalen freien Parametern liefern wichtige quantitative externe Validierungskriterien für das Zusammenspiel der Teilmodule des *Spice*-Modells. Für die Bewertung wurden die gewichteten, prozentualen Fehler der Mittelwerte der Auslastungen der Zonen und Ausgänge in [Fußgänger/s], sowie die gewichteten, prozentualen Fehler der Standardabweichungen der Auslastungen in [Fußgänger/s], durch rechnerischen Vergleich der Simulationsdaten mit den Validierungsdaten gewonnen. Die Fehler adressieren unmittelbar die externe Validität des *Spice*-Modells und beantworten indirekt die hinter der Forschungshypothese stehende Frage: Kann die räumlich-sequenzielle Zielauswahl von Fußgängern in ausreichend Simulationengenauigkeit durch ein Modell beschrieben werden, welches Bewegungskonzepten und kognitiven Mechanismen interdisziplinär integriert?

Der prozentuale, gewichtete Fehler der mittleren Auslastungen der Zonen besitzt bei 297 Simulationen mit optimalen Parametersatz eine mittlere Ungenauigkeit von 7.91 %, mit einer Standardabweichung von 3.79 %. Dieser Wert ist in den Abbildungen 5.6 und 5.15 dargestellt und in Anbetracht der Dynamiken des Fußgängerverhaltens hervorragend. Bezieht man die unbekannte Streuung der realen Messdaten mit ein, kann ausgesagt werden, dass Simulationen

mit dem *Spice*-Modell unter Einsatz einer optimalen Parameterwahl und bekannten Randbedingungen eines Szenarios, die Auslastung der Zonen durchwegs realitätsnahe simuliert.

Der prozentuale, gewichtete Fehler der Standardabweichung der Auslastungen der Zonen besitzt bei 297 Simulationen mit optimalen Parametersatz eine mittlere Ungenauigkeit von 220.8 %, mit einer Standardabweichung von 68.34 %. Dieser Wert ist in den Abbildungen 5.6 und 5.15 dargestellt und in Anbetracht der Dynamiken des Fußgängerverhaltens kritisch zu betrachten. Die Ungenauigkeit lässt einen systematischen Fehler vermuten, der durch einzelne Aspekte des *Spice*-Modells erklärt werden kann.

Eine naheliegende Interpretation des Fehlers ist der Einsatz des *Leader-Principle* in der Gruppendynamik des *Spice*-Modells. Beim *Leader-Principle* sind Gruppen kontinuierlich gemeinsam in Bewegung und teilen sich nicht temporär in Teilgruppen auf. Die Standardabweichungen der Auslastungen korrelieren jedoch mit der temporären Gruppengröße, sollten beispielsweise in drei Sekunden je eine Person in die Zone eintreten oder in einer Sekunde drei, wird die Standardabweichung in [Fußgänger/s] entscheiden verzerrt.

Als weitere Ursache kann das eingesetzte Bewegungsmodell betrachtet werden. Es wurde das *Social-Force*-Modell ohne gruppenbasierte Bewegungskomponente integriert. Hierdurch bewegen sich die Fußgängergruppen nicht nach dem empirischen Gruppenbewegungsmuster aus Abschnitt 2.5. Als Ergebnis erreichen die Fußgänger die Zonen nicht in den gleichen zeitlichen Abständen wie die realen Besuchergruppen der Kontaktmesse.

Als weitere Erklärung für die erhöhte Ungenauigkeit in der Standardabweichung der Auslastungen der Zonen, ist die fehlende Betrachtung von zonenunabhängigen Interaktionen im *Spice*-Modell zu nennen. In der Simulation bewegen sich die Fußgänger zielstrebig auf die nächste Zone des Planes zu, falls keine Planrevision durchgeführt wird. In den Videoaufnahmen zeigte sich solch eine Zielstrebigkeit in der Bewegung häufig nur bei Fußgängern, die die Ausgänge des Szenarios ansteuern, nicht jedoch für Fußgänger die sich auf Zonen zubewegen. Viele der Besucher verlangsamten ihre Bewegung, interagierten mit anderen Besuchern oder orientierten sich, bevor sie Warte- oder Aufenthaltszonen aufsuchten.

Alle drei Erklärungen beschreiben Gründe für die nicht optimale Abbildung der Dynamik der Standardabweichung der Auslastung. Diese müssen in weiteren Forschungsarbeiten, wie bereits in Abschnitt 4.4.9 teilweise beschrieben, adressiert werden.

Der prozentuale, gewichtete Fehler der mittleren Auslastungen der Ausgänge besitzt bei 297 Simulationen mit optimalen Parametersatz eine mittlere Ungenauigkeit von 20.7 %, mit einer Standardabweichung von 2.93 %. Dieser Wert ist in den Abbildungen 5.6 und 5.15 dargestellt und in Anbetracht der Dynamiken des Fußgängerverhaltens akzeptabel. Die Ungenauigkeit lässt sich auf dieselben Gründe zurückführen, wie sie bereits in der Standardabweichung der

Auslastungen der Zonen aufgeführt wurden. Der geringere Fehler wird auf das stärker zielgerichtete Verhalten der Fußgänger beim Besuch eines Ausgangs vermutet. Insbesondere die Personen, die das Szenario allein als Transitbereich verwendet haben, zeigten eine direkte und ununterbrochene Bewegung zum Ausgang, wie in den Videoaufnahmen des IKOM Szenarios identifizierbar.

Als letzte zu betrachtende Fehlerwert ist der prozentuale, gewichtete Fehler der Standardabweichung der Auslastungen der Ausgänge. Er besitzt bei 297 Simulationen mit optimalen Parametersatz eine mittlere Ungenauigkeit von 27.3 %, mit einer Standardabweichung von 5.96 %. Dieser Wert ist in den Abbildungen 5.6 und 5.15 dargestellt und in Anbetracht der Dynamiken des Fußgängerverhaltens akzeptabel. Die Ungenauigkeit lässt sich auf dieselben Gründe zurückführen, wie sie bereits in der Standardabweichung der Auslastungen der Zonen aufgeführt wurden.

Die Analyse der Fehler unterstreicht, dass die im *Spice*-Modell umgesetzten Konzepte das Fußgängerverhalten mit räumlich-sequenzielle Zielauswahl in einem adäquaten Genauigkeitsrahmen abbilden können. Wäre das Zusammenspiel der Bewegungskomponenten und kognitiven Prozesse nicht angemessen konzipiert, wären die Simulationsergebnisse mit der gegebenen Genauigkeit nicht zu erwarten. Des Weiteren sind die Standardabweichungen der Fehler in einem adäquaten Rahmen, wie in Abbildung 5.15 dargestellt. Dies bedeutet, dass das Modell den inhärenten Variantenreichtum des Fußgängerverhaltens berücksichtigt und nicht auf einen speziellen Anwendungsfall optimiert wurde.

Auch unterstützt die hohe Genauigkeit die interne Validität der Planungskomponente des *Spice*-Modells aus Abschnitt 4.4.6.2. Die Planung umfasst die Attributbewertung, die Plangenerierung und die Planrevision. Während die Komponenten auf fehlerhaften Annahmen fundiert, wären größere Fehler zu erwarten. Trotzdem zeigt insbesondere die Standardabweichungen der Auslastungen Verbesserungspotenzial auf. Einer der Gründe für den Fehler ist der Einsatz des *Leader-Principle* in der Plangenerierung. Dies stellt deutlich die negativen Auswirkungen auf die Genauigkeit einer Fußgängersimulation dar, falls Vereinfachungen von Teilaspekten der räumlich-sequenziellen Zielauswahl vorgenommen werden. Gleichzeitig zeigen die weiteren zwei möglichen Fehlerursachen, das *Social-Force*-Modell ohne Gruppendynamik und das Fehlen der zonenunabhängigen Interaktionen, dass die Gründe für inkorrekte Simulationsergebnisse gleichermaßen in den Modellen der Bewegung und Kognition gefunden werden können. Dies bestätigt die Hypothese dieser Arbeit, denn nur die gemeinsame Betrachtung der Bewegungsaspekte und der mentalen Verarbeitungsprozesse erlaubt es, die Fußgängerdynamik adäquat zu erforschen und Zusammenhänge in der Fußgängerdynamik zu erschließen.

Neben den quantitativen Validierung der Auslastung der Zonen und Ausgänge des IKOM Szenarios wurden die individuellen Verhaltenspläne von Fußgängern analysiert, kategorisiert und mit den simulierten Verhaltensplänen verglichen. Es ist von Relevanz, dass hierbei die visuell

erfassbaren und resultierenden Verhaltensmuster der beobachteten Messebesucher sowie der Agenten betrachtet wurden, da die Intentionen der Besucher und den eventuell stattgefundenen Planrevisionen aus Videoaufnahmen nicht erfasst werden können. Die Kategorisierung basierte auf der Auswertung der Anzahl der Interaktionen der Besucher mit den Lokalitäten auf der Messe. Durch einen Vergleich mit den Simulationsergebnissen wurde festgestellt, dass das *Spice*-Modell die Interaktionscharakteristika der Fußgänger mit einer geringen Ungenauigkeit von 3.95 % simulieren kann. Dies unterstützt die externe Validität des Modells erheblich. Grund hierfür ist, dass nicht nur allein die Auslastungen der Zonen und Ausgänge, welche aggregierte Validierungsgrößen sind, sondern auch die individuellen Planungsentscheidungen realitätsnah simuliert wurden.

Als zusätzliche Analyse wurde der Durchgangsverkehr des IKOM Szenarios betrachtet. Das Gebäude der IKOM besitzt eine Hauptflur, welcher den simulierten Szenariobereich durchzieht. Nach empirischer Messung nutzt ein Großteil der Besucher das Szenario als Transitbereich. Die Planungskomponente aus Abschnitt 4.4.6.2 betrachtet das Konzept der Nutzung des Szenarios als Transitbereich und weitere Aspekte. Es zeigt sich, dass das *Spice*-Modell 92.4 % des Durchgangsverkehrs des Szenarios korrekt simulieren kann. Die hohe Güte der Simulation bestärkt die Validität der Planungskomponente des *Spice*-Modells.

Zusammengefasst kann über das *Spice*-Modell mit Hilfe der IKOM Studie ausgesagt werden, dass die Auslastung der Zonen und Ausgänge mit hoher Genauigkeit simuliert werden können. Des Weiteren kann das *Spice*-Modell die Aktivitätsmuster der Fußgänger nicht nur bezüglich der Auslastung der Zielorte, sondern auch hinsichtlich der psychologischen Kohärenz der individuellen Verhaltensinteraktionen beschreiben. Beide Analysen, die der Auslastungen und die des Planungsverhaltens, deuten auf eine hohe Validität des Planungsmodells sowie des Präferenzmodells des *Spice*-Modells hin und bestätigen die externe Validität des Gesamtansatzes.

## 5.5 Fallstudie *Back to the Woods Festival*

Das *Back to the Woods* (BTTW) Festival ist ein jährliches und eintägiges Freiluft-/Musikkulturereignis, welches von üblicherweise 5000 Gästen, meist junge Erwachsene, besucht wird (Ehrecke 2016). Das Festival wird auf einem abseits gelegenen Gelände des Campus Garching der Technischen Universität München abgehalten, was dazu führt, dass die meisten Besucher mit der U-Bahn anreisen<sup>3</sup>.

---

<sup>3</sup>Die Informationen zum Anreiseverhalten der Besucher wurden durch Umfragen von Frau Prof. Spellerberg und ihrem Forschungsteam von der Technischen Universität Kaiserslautern ermittelt und dem Autor Peter Michael Kielar zur Verfügung gestellt.

Im Rahmen der wissenschaftlichen Begleitung des Festivals im Kontext des Forschungsprojekts *MultikOS<sup>t4</sup>* konnten die wesentlichen Randbedingungen des Festivals erfasst werden (Biedermann et al. 2015). Für die Simulation des Szenarios werden die in Abschnitt 5.4.2 gefundenen freien Parameter eingesetzt und weitere Randbedingungen des Festivals erfasst.

Anhand der BTTW Fallstudie werden entscheidende Validitätskriterien des *Spice*-Modells untersucht, dies sind die Stabilität der räumlich-zeitlichen Handlungen der Fußgänger über einen langen Zeitraum und die Auslastung der Zonen über den Verlauf des Events. In anderen Worten: Kann das *Spice*-Modell für komplexe Multi-Agenten-Simulationen eingesetzt werden?

Im Folgenden werden die Randbedingungen des BTTW Festivals erläutert, die Simulation des Szenarios dargestellt. Danach werden die Simulationsergebnisse präsentiert und diskutiert.

### 5.5.1 Randbedingungen des *Back to the Woods* Festivals

Die Randbedingungen des BTTW Festivals sind vielfältig und erfordern eine umfassende Erschließung unterschiedlichster Datenquellen. Das Ziel ist es, anhand der beobachteten Informationen die folgenden Randbedingungen festlegen zu können: Das Festivallayout, den *In-Flow*, die Servicezeitenverteilungen, die Zwischenankunftszeitenverteilungen, die Gruppengrößenverteilung und die Geschwindigkeitsverteilung. Als Informationsquelle dient der Berater des Veranstalters, welcher insbesondere Informationen zum Layout des Szenarios bereitstellen konnte, sowie das Festival selbst, da auf dem Festival mittels verschiedenen Zählungen, sowie in einer Nachverarbeitung der durchgeführten Videoaufnahmen, bestimmte Informationen gewonnen werden können. Des Weiteren wurde das Festival über drei Jahre beobachtet. Aus diesem Grund werden die Randbedingungen aus verschiedenen Jahren bezogen. Informationen aus sehr vergleichbaren Szenarien für unbekannte Randbedingungen zu verwenden, ist ein übliches Vorgehen in der Praxis.

Die Abbildung 5.16 zeigt eine Übersicht über das Festival des Jahres 2016 und Fotos des Geländes aus einer erhöhten Position.

Die Abbildung 5.17 zeigt das Simulationsszenario des Festivals. Wie dargestellt, existieren eine Eingangstransitzzone und eine Ausgangstransitzzone. Auch befinden sich auf dem Gelände verschiedenste Zonen, mit denen die Besucher interagieren können. Da Beobachtungen und Videoaufnahmen gezeigt haben, dass Besucher spontan an nahezu jeder Position des Festivals für Gespräche innehalten, ist jede passierbare Fläche des Szenarios, die sich nicht mit Wartezonen überschneidet, als gesonderte Aufenthaltszone für Gesprächsinteraktionen (25) definiert. Das Szenario ist deshalb in rechteckigen Zonen der Größe von 25 m<sup>2</sup> beziehungsweise 12.5 m<sup>2</sup> unterteilt. Die Rechtecke überdecken dabei niemals Wartezonen oder Hindernisse. Die Größe

<sup>4</sup>Das Projekt *Unterstützungssysteme für urbane Events - Multikriterielle Vernetzung für Offenheit und Sicherheit* wurde vom Bundesministerium für Bildung und Forschung unterstützt.

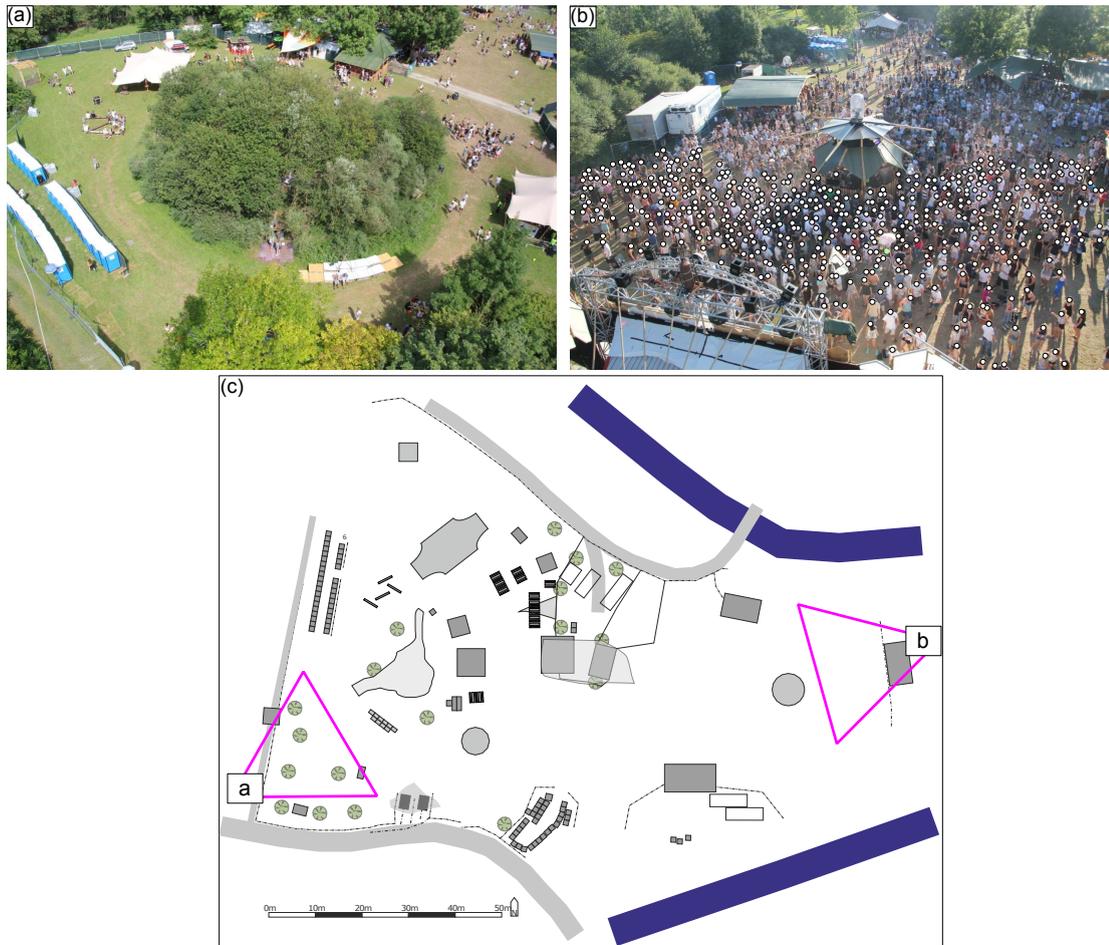


ABBILDUNG 5.16: Ein Überblick über das BTTW Festival des Jahres 2016<sup>5</sup>. (a) und (b) zeigen zwei Fotos, welche das Gelände aus einer erhöhten Position zeigen. (c) zeigt das planerische Layout des Festivals, in welchem die Kamerapositionen von (a) und (b) quantitativ hinterlegt wurden.

der Flächen führt zu einer Anzahl von 175 Aufenthaltszonen auf dem Gelände. Die Anzahl ist ein Kompromiss zwischen vollständiger und grober Überdeckung des Geländes mit Aufenthaltszonen.

Als weitere Randbedingungen sind der *In-Flow*, die Wunschgeschwindigkeitsverteilung und die Gruppengrößenverteilung der Besucher zu ermitteln. Der *In-Flow* des Transiteingangs wurde im Jahr 2015 mit Hilfe eines kommerziellen Zählsystems<sup>6</sup> erfasst (Leitmannslehner 2017). Die Wunschgeschwindigkeit der Fußgänger wurde aus den Videoaufnahmen des Jahres 2014 gewonnen (Biedermann et al. 2015). Die Größen der sozialen Gruppen der Besucher sind ein wichtiger Einflussfaktor für die Simulation und wurden einer Besucherumfrage entnommen<sup>7</sup>.

<sup>6</sup>Das kommerzielle Zählsystem basiert auf einer Smartphone Anwendung in Kombination mit einem manuellen Klicker, welcher die Zählklicks an die Applikation weiterleitet. Einzelne Klicker können für Auswertungen digital in Regionen zusammengefasst werden.

<sup>7</sup>Die Informationen zur sozialen Gruppengröße der Besucher wurden durch Umfragen von Frau Prof. Spellerberg und ihrem Forschungsteam von der Technischen Universität Kaiserslautern ermittelt und dem Autor Peter Michael Kielar zur Verfügung gestellt.

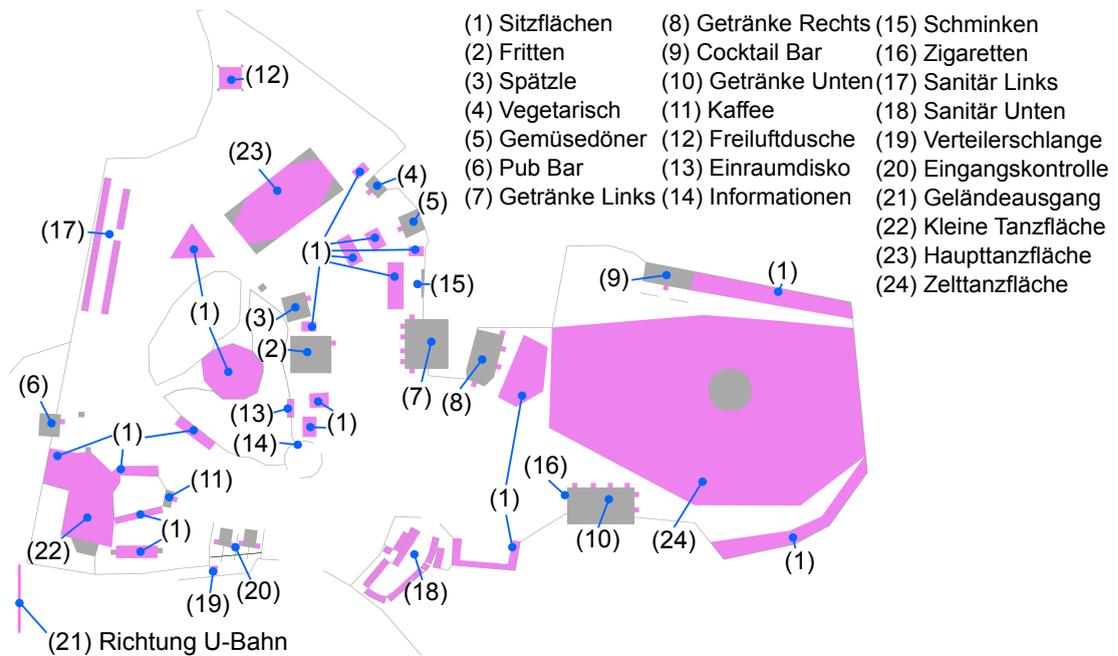


ABBILDUNG 5.17: Das BTTW Simulationslayout des Jahres 2016 zeigt das Festivallayout mit allen Zonen, mit denen die Besucher des Festivals interagieren können. Zusätzlich erstreckt sich die Zone Gesprächsinteraktion (25) über das innere Gelände und überschneidet sich nicht mit Wartezonen oder Hindernissen. Das Layout wurde auf Grundlage des Plans aus Abbildung 5.16 (c) und Beobachtungen des Festivals erstellt.

Es ist anzumerken, dass die Gruppengrößen über den Festivalverlauf massiv schwanken und Gruppen bis zu 20 Personen möglich sind. Da größere Gruppen bezüglich der Bewegung nicht funktional sind, zerbrechen diese schnell in kleinere Gruppen. Aus diesem Grund sind alle, in den Umfragen vermerkten Gruppengrößen mit über fünf Personen, gleichmäßig auf kleine Gruppenzusammensetzung von mindestens zwei Personen verteilt worden.

Die Abbildung 5.18 zeigt den *In-Flow* in das Festivalgelände, die Wunschgeschwindigkeitsverteilung der Besucher und die Verteilung der Gruppengrößen der Besucher.

Die hohen Geschwindigkeiten in der Verteilung lassen sich mit Daten von Weidmann (1993) erläutern. Die Besucher waren junge Erwachsene von circa 18 bis 30 Jahren und damit im Altersbereich mit der höchsten Wunschgeschwindigkeit (Weidmann 1993). Die Besucher des Festivals hatten im Mittel eine Wunschgeschwindigkeit von 1.65 m/s, dies entspricht in etwa der Wunschgeschwindigkeit von weniger als 15.8 % und damit weniger als  $\sigma$  der bekannten empirischen Daten (Weidmann 1993). Damit liegen die, in den Videoaufnahmen erfassten Daten im realistischen Rahmen.

Zusätzlich wird in Abbildung 5.18 (d) die gesamte Anzahl von Personen auf dem Festivalgelände dargestellt. Für die Erfassung der Personen auf dem Gelände wurde der *Out-Flow* mit dem *In-Flow* über den Zeitverlauf gegenübergestellt. Der *Out-Flow* wurde wie der *In-Flow* mit dem

kommerziellen Zählsystem erfasst (Leitmannslehner 2017), wobei hier die Zählung 12 Stunden nach der Öffnung des Festivals beendet wurde.

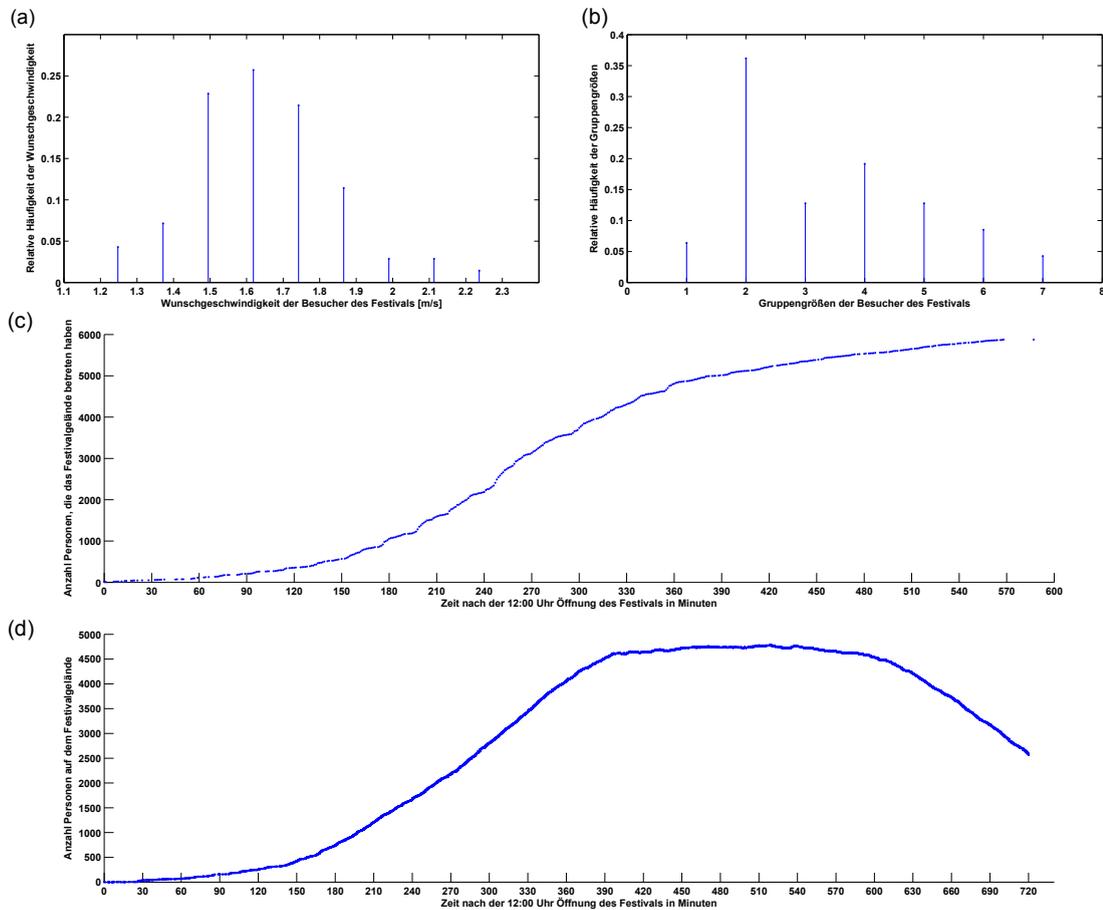


ABBILDUNG 5.18: Hier werden wichtige Verteilungen der Agentenpopulation der Fußgänger auf dem Festivalgelände dargestellt. (a) die Wunschgeschwindigkeitsverteilung der Besucher des Festivals, gemessen auf Basis von 71 Personen, (b) die Verteilung der sozialen Gruppengrößen, (c) zeigt den *In-Flow* auf dem Zugangsweg zum Festivalgelände und (d) die gesamte Anzahl von Personen auf dem Festivalgelände über 12 Stunden, welche den Zu- und Abstrom berücksichtigt.

Wie im IKOM Szenario, sind die Servicezeiten und Zwischenankunftszeiten notwendige Informationen, welche für eine Simulation identifiziert werden müssen. Diese Daten wurden im Jahr 2014 auf Basis von Videos, im Jahre 2015 mit einem proprietären Zählsystem (Leitmannslehner 2017), im Jahr 2016 mit Hilfe einer entwickelten Smartphone Applikation und zusätzlich in jedem Jahr mittels digitaler Eingangskartenkontrolle gewonnen.

Für die Erfassung der Daten aus Videoaufnahmen des Jahres 2014, wurde das Verfahren eingesetzt, welches im IKOM Szenario in Abschnitt 5.4.1 zum Einsatz kam. Hier konnten die Daten der Servicezeitenverteilungen der Sanitäreinrichtungen, einiger Sitzflächen, der Sanitäreinrichtungen, der Gesprächsinteraktion und für Teile der Haupttanzfläche erfasst werden.

Für den Geländeausgang konnte im Jahr 2015 auf Basis des proprietären Zahlensystems (Leitmannslehner 2017) die Zwischenankunftszeitenverteilung ermittelt werden. An der Eingangskontrolle wurden die Eintrittskarten digital und damit zeitgestempelt entwertet, dies ermöglicht es, die Servicezeitverteilung des Eingangs aufzunehmen.

Für die Aufnahme der Daten im Jahr 2016 wurde eine Smartphone Software eingesetzt, die es erlaubt, mit Zeitstempel versehene Zählzeiten für vorab definierte Zonen aufzunehmen<sup>8</sup>. Dennoch konnten nicht für alle Zonen eine adäquate Datengrundlage geschaffen werden. Es müssen die nicht gemessenen Zwischenankunftszeitenverteilungen für die Verteilerschlange, den Eingangskontrolle, die Tanzflächen, die Sitzflächen, die Gesprächsinteraktionen, den Zigarettenverkauf und die Freiluftdusche ermittelt werden. Des Weiteren ist die Servicezeitenverteilung der Freiluftdusche, des Zigarettenverkaufs und der Zelttanzfläche und kleinen Tanzfläche unbekannt.

Die Verteilerschlange ist eine notwendige Vorgängeraktivität der Eingangskontrolle, besitzt keine Servicezeit und ordnet die Fußgänger zu einer großen Warteschlange vor dem Eingangsbereich. Die Eingangskontrolle ist die notwendige Vorgängeraktivität aller anderen Zielorte. Durch diese eindeutige Prozesskette werden alle Fußgänger in ihrer Planung zuerst den Eingang des Festivals besuchen. Hieraus folgt, dass die subjektive Präferenz des Besuchs der Verteilerschlange und der Eingangskontrolle von Beginn an maximal gewählt werden können und deshalb die Zwischenankunftszeitenverteilungen der Verteilerschlange und der Eingangskontrolle nicht benötigt werden. Des Weiteren besitzt die Verteilerschlange keine Servicezeiten, da sich diese durch Stauungen an den Eingangskontrollen automatisch ergeben.

Das Freiluftduschen und der Zigarettenkauf ist eine eher selten ausgeführte Tätigkeit. Es wird deswegen die Zwischenankunftszeitenverteilung von der Aktivität *sich schminken lassen* an Zone (15) für die Freiluftdusche und der Zigarettenverkauf angenommen. Die Schätzung für den Zigarettenverkauf wird durch die Daten des statistischen Bundesamts unterstützt, denn 23 % der deutschen Bevölkerung im Alter von 15 bis 45 Jahren rauchen (Statistisches Bundesamt 2014) und auch nicht alle rauchenden Festivalbesucher haben zwangsläufig Zigaretten gekauft.

Die Servicezeitenverteilung der Freiluftdusche wird als sehr kurz betrachtet, mit einem Mittelwert von 2 s Sekunden und einer Standardabweichung von 1 s, da die Dusche nur über kaltes Wasser verfügte und die Besucher üblicherweise in voller Bekleidung unter die Dusche gingen. Die Servicezeitenverteilung für den Zigarettenverkauf wird im Verhältnis als identisch mit dem Kauf von Getränken angenommen, deshalb wird hier der Wert der Getränkebar (10) verwendet.

---

<sup>8</sup>Die Smartphone Applikation wurde vom Autor, Peter Michael Kielar, entwickelt.

Es wird des Weiteren angenommen, dass die Dauer des Tanzens einer für alle Tanzflächen gleichbleibenden Verteilung folgt. Diese Annahme wird durch Beobachtungen auf dem Festival bestätigt, denn über den Zeitverlauf waren alle Tanzflächen mit der Besuchermenge verhältnismäßig zu ihrer Größe gleich ausgelastet. Aus dem Bildmaterial der Veranstaltung, wie in Abbildung 5.16 (b) zu sehen, zeigt sich, dass die Tanzflächen im Laufe der Veranstaltung stark ausgelastet waren. Die Zwischenankunftszeitenverteilungen für die Tanzflächen, die Gesprächsinteraktionen und die Sitzpositionen werden als gleich groß angenommen, da vermutet wird, dass Personen eine Balance zwischen der Präferenz zum Tanzen, Ruhen und Kommunizieren besitzen. Es werden deshalb die Zwischenankunftszeitenverteilungen der Tanzflächen auf einem Mittelwert von 5s geschätzt. Die Auslastung gilt gleichermaßen für die Sitzflächen und die Gesprächsinteraktion (25), da neben dem Tanzen direkter sozialer Kontakt an Ruheplätzen die wichtigste Aktivität auf dem Festival war. Die Schätzung bedeutet, dass bei einer mittleren Anzahl von  $5000/3.38 = 1479.3$  Besuchergruppen, jede Gruppe über eine sechs stündige Aufenthaltsdauer, jede dieser Aktivitäten im Mittel  $6 \text{ h}/(5 \text{ sec} \cdot 1479.3) = 2.92$  Mal ausführt.

Die Tabelle 5.10 zeigt alle erfassten und geschätzten Zwischenankunftszeitenverteilungen.

TABELLE 5.10: Hier werden die Parameter der Zwischenankunftszeiten nach der *Poisson*-Verteilung des BTTW Szenarios aufgelistet. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus den Videoaufnahmen des Jahres 2014 und aus den Smartphone unterstützten Zählungen des Jahres 2016 oder bei Parameter mit Indikator \*, wie im Text beschrieben geschätzt. Die identifizierenden Ziffern jedes Zielorts sind in der Abbildung 5.17 (d) vermerkt. für den Verteilerschlange (19) und die Eingangskontrolle (20) wird keine Servicezeitverteilung benötigt. Die Daten beschreiben die Verteilung der Zeitintervalle zwischen der Ankunft zweier Fußgänger an den Zonen und liegen sekundengenauen Messungen zugrunde.

Zielzone	Parameter $\lambda_i$	Zielzone	Parameter $\lambda_i$
1	5.0*	13	21.75
2	48.44	14	71.00
3	18.58	15	89.43
4	88.90	16	89.43*
5	44.11	17	9.636
6	41.79	18	5.629
7	8.449	21	22.45
8	7.513	22	5.0*
9	44.60	23	5.0*
10	6.237	24	5.0*
11	38.90	25	5.0*
12	89.43*		

Die erfassten und geschätzten Servicezeitenverteilungen sind in Tabelle 5.11 dargelegt.

TABELLE 5.11: Hier werden die Parameter der Servicezeiten nach der *Gamma*-Verteilung des BTTW Szenarios aufgelistet. Die Daten wurden durch zeitgenaue Messungen aus den Videoaufnahmen des Jahres 2014, aus den Smartphone unterstützten Zählungen des Jahres 2016 oder bei Parameter mit Indikator \*, wie im Text beschrieben, geschätzt. Die identifizierenden Ziffern jedes Zielorts sind in der Abbildung 5.17 (d) vermerkt. Für die Verteilerschlange (19) und den Geländeausgang (21) wird keine Servicezeitverteilung benötigt. Die Daten liegen sekundengenauen Messungen zugrunde.

Zielzone	Parameter $k_i$	Parameter $\theta_i$	Zielzone	Parameter $k_i$	Parameter $\theta_i$
1	0.5	1187	13	2.502	31.17
2	2.193	46.28	14	3.290	24.29
3	6.427	6.321	15	16.74	15.71
4	1.309	19.57	16	2.654*	11.54*
5	2.194	41.52	17	3.846	19.29
6	3.109	14.04	18	3.846	19.29
7	1.441	24.43	20	2.799	3.281
8	1.979	20.86	22	2.024*	572.6*
9	2.523	18.29	23	2.024	572.6
10	2.654	11.54	24	2.024*	572.6*
11	1.434	28.49	25	1.474	976.2
12	3.0*	0.5*			

### 5.5.2 Simulation und Auswertung der Festivals

Die Analyse der BTTW Simulation kann nicht den gleichen Prinzipien folgen wie die des IKOM Szenarios. Der Hauptgrund liegt darin, dass im Gegensatz zur IKOM die Menge an Besuchern über die verschiedenen Zielzonen nicht ermittelt werden kann und deswegen kein direkter Vergleich zwischen Simulation und Realdaten möglich ist. Die Videoaufnahmen sind aufgrund ihrer geringen Zahl und suboptimalen Positionierung und Auflösung der Kameras nicht für eine objektive Prüfung der Simulation einsetzbar. Für einen verwertbaren Datensatz müssten Luftbildaufnahmen oder vergleichbare umfassende Methoden eingesetzt werden. Aus diesem Grund wird die Plausibilität als Hauptkriterium für die Beurteilung der Korrektheit der Vorhersage angenommen. Dies bedeutet, dass geprüft wird, ob das *Spice*-Modell das BTTW Festival Szenario über mehrere Stunden ohne unnatürliche Bewegungsmuster, das heißt, frei von Simulationsartefakten, simulieren kann und ob sich die Personendichten in den kritischen Bereichen mit der Anzahl der Besucher qualitativ adäquat erhöhen. Kritische Bereiche sind zum einen die Eingangskontrolle und zum anderen alle Bereiche des Festivals, in denen sich Fußgänger länger aufhalten, beziehungsweise welche sie passieren müssen, um diese Bereiche zu erreichen. Dass diese Bereiche existieren, konnte durch Fotos und Beobachtungen am Festival qualitative bestätigt werden.

Für die qualitative Bewertung der Simulation ist in Abbildung 5.19 die Dichteverteilung der Besucher auf dem Gelände zu drei Zeitpunkten dargestellt. Als Berechnungsmethode wird die

*Grid*-Messung angewendet (Duives et al. 2015). Die *Grid*-Methode vermisst die Dichte von Fußgängern, indem das Szenario in Rechtecke eingeteilt wird und die Anzahl der Besucher in den Rechtecken erfasst wird. Hierbei sind zwei Parameter entscheidend: Die maximale Dichte in einem Rechteck und die Größe eines Rechtecks. Durch die sehr große Ausdehnung des Festivalgeländes wurden Rechtecke mit 10 m Seitenlänge gewählt. Die maximal erlaubte Dichte liegt bei 2 Fußgängern/m<sup>2</sup>. Der Wert von maximal zwei Besuchern je Quadratmeter folgt der Empfehlung über die Besucherichte nach der deutschen Musterverordnung für Versammlungsstätten (Bauministerkonferenz, Fachkommission der Bauaufsicht 2015). Damit beträgt die maximale Dichte je Vermessungsrechteck 200 Fußgänger.

Die über den Zeitverlauf variierende Dichte je Vermessungsrechteck zeigt, wie sich die Gesamtmenge der Fußgänger auf dem Gelände verteilt. Diese nimmt deutlich mit dem Zeitverlauf zu, da kontinuierlich mehr Fußgänger auf das Festival strömen als abströmen. Wie in den Abbildungen 5.19 (a - c) visualisiert, steigt die Personendichte insbesondere an den Bühnenbereichen, den Warteschlangenbereichen und im zentralen Durchgangsbereich, welcher einen stark frequentierten Knotenpunkt zwischen den Teilbereichen des Festivals darstellt. Durch die steigende Gesamtanzahl der Besucher relativiert sich die Dichteverteilung bezüglich der hohen Auslastung der Zonen und geringen Auslastung der Freiflächen. Dies ist ein natürlicher Vorgang, da die Kapazitäten der Interaktionsorte ausgelastet sind und sich die Fußgänger verstärkt auf die weiterhin freien Zonen für Gesprächsinteraktion konzentrieren. Die Gebiete mit hohen Dichten identifizieren die Räume auf dem Festival, die im laufenden Betrieb des Events das höchste Gefahrenpotential besitzen. Es ist hervorzuheben, dass die räumlich-sequenzielle Zielauswahl als fundamentaler Teil des *Spice*-Modells es ermöglicht hat, den multidirektionalen Bewegungsfluss zwischen den Zonen des Festivals realitätsnah zu simulieren. Eine reine Entfluchtungssimulation kann diese Form von Gefahrenpotentialen nicht identifizieren, da keine ausreichend umfangreiche, strategische Verhaltensebene integriert ist.

## 5.6 Fazit zur Validierung der Methodik

Das Kapitel 5 adressiert die Validität der *Spice*-Methodik durch Evaluation der Teilmodelle und durch Simulationen zweier Fallstudien. Zusammengefasst führen die Untersuchungen zu einer positiven Bewertung der Validität des *Spice*-Modells sowie der *Spice*-Architektur. Es wurde bei der Validierung zwischen der externen Validität, die die korrekte Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl der Fußgänger als Ganzes betrachtet, und der internen Validität, welche die Korrektheit der Berechnungen der Teilmodelle und ihrer Interaktionen adressiert, unterschieden. Die Validität einiger Teilmodule konnte zu Beginn nicht für alle Teilmodule festgestellt werden, jedoch mit Hilfe der externen Validität, insbesondere für das Planungsmodule des *Spice*-Modells, für die Teilmodelle bestätigt werden.

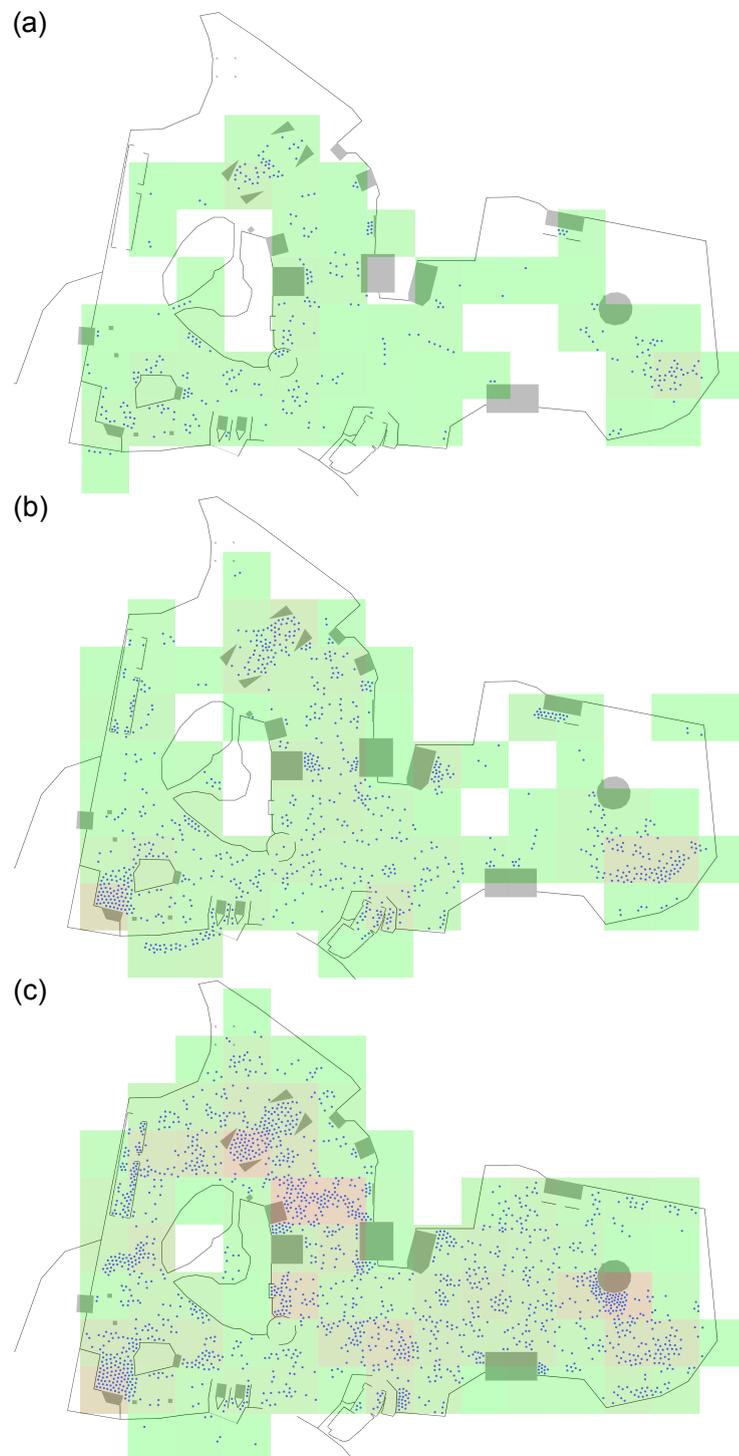


ABBILDUNG 5.19: Die Abbildungen zeigen die Personendichte auf dem Festival zu drei verschiedenen Zeitpunkten. (a) stellt die Fußgänger und die Dichte bei 2 Stunden und insgesamt 354 Fußgängern dar, (b) nach 3 Stunden und mit 1052 Fußgängern sowie (c) nach 4 Stunden und mit 2181 Fußgängern. Für die Dichtemessung wurde die *Grid*-Methode eingesetzt, wobei eine Messzellengröße auf 10 m Seitenlänge festgelegt wurde und die maximale Dichte auf 200 Fußgänger pro Zelle nach deutscher Musterverordnung für Versammlungsstätten.

Die Umsetzung von Validierungsstudien, die die Simulationsergebnisse eines kognitiven Verhaltensmodells für Fußgänger mit empirischen Daten zur Bestimmung der Güte der Simulation vergleichen, ist in der aktuellen Forschung im Kontext der strategischen Verhaltensmodelle mit Integration von Kognition und Bewegung nicht üblich. Demzufolge kann die Qualität der *Spice*-Simulationen nicht unmittelbar mit gegebenen Anwendungs- und Testfällen überprüft werden. Aus diesem Grund ist es nicht möglich, einen direkten und unabhängigen Vergleich zu anderen Modellen des gleichen Forschungskontextes, wie Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) und Hollmann (2015), durchzuführen. Allerdings können die IKOM und BTTW Fallstudien in Zukunft als Vergleichstests dienen.

Die externe Validität des *Spice*-Modells wurde im Kontext der IKOM Studie ausführlich evaluiert. Es zeigte sich, dass die mittlere Auslastung der Zonen, wie Warte- und Aufenthaltsbereiche, mit sehr hoher Genauigkeit gegenüber den Validierungsdaten simuliert werden konnte. Des Weiteren stellte sich heraus, dass das Interaktionsverhalten der Fußgänger mit einer sehr hohen Realitätstreue simuliert wurde.

Neben der IKOM Studie wurde die BTTW Studie durchgeführt. Betrachtet man die Ergebnisse der BTTW Simulationen, konnten wie bereits in der IKOM Simulation, die *Bottum-Up* Zusammenhänge als auch das Individualverhalten der Fußgänger realitätsnah simuliert werden. Des Weiteren bestätigte das *Spice*-Modell seine Belastbarkeit bei der Simulation von mehreren tausend Fußgängern über mehrere Stunden Realzeit hinweg. Die Verteilung und das Verhalten der Besucher des Festivals konnten in der Simulation im Vergleich zu den Beobachtungen des realen Festivals abgebildet werden. Die Simulationsergebnisse der BTTW zeigen deutlich, dass das *Spice*-Modell nicht nur für kleine Szenarien geeignet ist, wie die IKOM Studie aus Abschnitt 5.4, sondern auch eingesetzt werden kann, um größere Szenarien zu simulieren, in welchen die Gefahrenpotentiale während des Betriebs bereits durch eine hohe Personenanzahl gegeben sind.

Die Simulationen und Validitätsprüfungen belegt nicht nur die Effektivität des *Spice*-Modells sondern bestätigt die grundlegenden Konzepte der *Spice*-Architektur. Die *Spice*-Architektur ist eine integrative Theorie über die Denk- und Bewegungsprozesse von Fußgängeragenten in Multi-Agenten-Simulationen. Das bedeutet, die *Spice*-Architektur ist eine spezifische kognitive Architektur und für den Einsatz in Kontext von mikroskopischen Fußgängersimulationen konzipiert worden. Bei der Modellierung der Architektur wurde die grundlegende Hypothese vertreten, dass die räumlich-sequenzielle Zielauswahl in der Fußgängersimulation allein durch eine integrierte Betrachtung von Konzepten der Bewegung und der Kognition, abgebildet werden kann. Die positive quantitative Bewertung der Simulationsergebnisse des *Spice*-Modells bestätigt diese Hypothese. Dies lässt sich insbesondere durch drei externe Validierungskriterien der IKOM Studie zeigen.

Das erste Kriterium betrifft die freien Parameter des Modells, welche die Berechnungsvorschriften in den kognitiven Komponenten des Verhaltensmodells manipulieren. Die IKOM Studie zeigte, dass die freien Parameter mit einer kognitiv plausiblen Belegung durchwegs Verbesserungen in den Simulationsergebnissen liefern. Kognitiv plausibel bedeutet hier, dass die Ausprägungen und die Auswirkungen der Parameter die Berechnung der Modelle in menschlich-kognitive Rahmenbedingungen zwingen und sich unmittelbar mit zu beobachtenden Simulationsphänomenen erklären lassen.

Die zweite Aussage zur Unterstützung der Bestätigung der Hypothese ist die Analyse der erhöhten Fehlerwerte in den IKOM Simulationsergebnissen. Die Gründe für die Fehlerursache lassen sich durchwegs in der Bewegung und in den kognitiven Prozessen vermuten. Diese Variabilität der Ursachen bestätigt die Notwendigkeit eines integrativen Ansatzes aus kognitiven Aspekten und Bewegungsansätzen.

Der letzte Gesichtspunkt der Bestätigung der Hypothese ist die akkurate Simulation der Verhaltensmuster der Fußgänger. Die vom Modell simulierte räumlich-sequenzielle Planung mit anschließender Realisierung der Pläne durch die Bewegungskomponenten, zeigt durchweg hohe Übereinstimmung mit dem Verhalten der Besucher der IKOM. Die hohe Simulationsgüte erlaubt den Rückschluss, dass die allgemeinen kognitiven Strukturen, in Verbindung mit den Konzepten für die Fußgängerbewegung, erfolgreich in der *Spice*-Architektur umgesetzt und im *Spice*-Modell implementiert wurden. Hierbei sind die Ursache-Wirkung-Beziehungen durchaus komplex, aber trotzdem auf die verschiedenen Teilmole von Architektur und Modell zurückzuführen.

Für eine Bestätigung, dass die *Spice*-Architektur grundsätzlich implementierbar ist, wurde das *Spice*-Modell nach den Vorgaben der Architektur umgesetzt. Dabei schränkt die Architektur die eingesetzten Teilmodelle als konkrete Realisierung praktisch nicht ein. Die Auswahl und Implementierung der Module im *Spice*-Modell birgt deswegen, unabhängig von den Strukturen der *Spice*-Architektur, noch Verbesserungspotential. Das Wahrnehmungsmoduls, welches die Länge von Warteschlangen schätzt, besitzt einen freien Parameter, der keinen Einfluss auf die Simulationsgenauigkeit hat. Dies deutet auf Ungenauigkeiten im Teilmodell hin und erfordert eine Anpassung und erneute Evaluation des Modells in zukünftigen Studien. Auch sind Ungenauigkeiten in der Simulation des IKOM Szenarios auf eine Vereinfachung der gruppenbasierten Zielauswahl durch das *Leader-Principle* und durch den Einsatz das Standard *Social-Force*-Modells, welches soziale Bewegungsmuster in der Fußgängerbewegung vernachlässigt, zurückzuführen. Des Weiteren zeigte sich, dass zonenunabhängige Interaktionen der Fußgänger untereinander ein notwendiger Aspekt für die Verbesserung der Genauigkeit und Realitätsnähe einer Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl ist.

Zusammengefasst bestätigt die Validierung der Methodik, dass im Rahmen dieser Arbeit eine neue und korrekte Methode für die Strukturierung, Implementierung und Ausführung von

Multi-Agenten-Fußgängersimulationen entwickelt wurde. Die *Spice*-Methodik zielt dabei darauf ab, mehr als die Simulation von einfachen und geradlinigen Bewegungsmustern zu ermöglichen. Das Ziel ist es, hochkomplexe Anwendungsszenarien abzubilden, wie öffentliche Großereignisse und große Gebäudekomplexe, in denen Fußgänger zielgerichtet handeln und sich über einen auch längeren Zeitraum im System aufhalten und bewegen. Die extreme Komplexität eines solchen Simulationssystems entsteht durch die unüberschaubaren Einflüsse, die auf Fußgänger bei ihrer Interaktion mit der Umgebung und Miteinander wirken. Die *Spice*-Architektur systematisiert und strukturiert diese Einflüsse in einer Theorie über die Denk- und Bewegungskonzepte des Fußgängers. Mit der in diesem Kapitel durchgeführten Validierung konnte gezeigt werden, dass die *Spice*-Methodik realitätsgetreue Simulationen der räumlich-sequenziellen Zielauswahl im komplexen Anwendungsfällen der *Pedestrian Dynamics* ermöglicht.

## Kapitel 6

# Zusammenfassung und Ausblick

Die Arbeit wird in diesem Kapitel zusammengefasst und es wird ein Fazit gezogen.

Zuerst werden die wissenschaftlichen Forschungsarbeiten im Bezug zur Hypothese aus Kapitel 1.2 gesetzt, das Vorgehensmodell zur Beantwortung der Forschungsfrage betrachtet und die Validierungsergebnisse der Kapitel 5.4 und 5.5 interpretiert.

Im Rahmen der Forschungsarbeiten traten weiterführende und spezialisierte Fragestellungen im Kontext der entwickelten spezifischen kognitiven Architektur, wie auch in deren Implementierung, auf. Weitere Forschungsmöglichkeiten für die Lösung der festgestellten neuen Fragestellungen werden in diesem Kapitel kondensiert.

Da die Arbeit sich durchwegs fachübergreifenden mit den Themen Multi-Agenten-Simulation, Modellen der Fußgängerbewegung, kognitiven Konzepte sowie den Interaktionen dieser Forschungsbereiche beschäftigt, wird am Schluss ein Fazit zur interdisziplinären Fußgängerforschung gegeben.

### 6.1 Wissenschaftlicher Fortschritt der Arbeit

Die räumlich-sequenzielle Zielauswahl eines Fußgängers beschreibt dessen Vorgehen bei der Bestimmung von Handlungsplänen (Gärling 1999). Solch ein Plan besteht aus einer Prioritätsreihenfolge aus Zielorten. An jedem der Zielorte erfüllt ein Fußgänger ein Ziel durch das Durchführen einer Aktivität. Ein praktisches Beispiel ist ein Besucher einer Firmenkontaktmesse, welcher nach dem Betreten der Messe verschiedene Stände und weitere Orte besucht. An jedem der Orte werden Handlungen ausgeführt, beispielsweise das Kaufen eines Kaffees oder das Gespräch mit einem Firmenvertreter, welche das aktuelle Ziel des Handlungsplans erfüllt.

In dieser Arbeit wurde die Hypothese vertreten, dass das Verhalten von Fußgängern im Bezug auf die räumlich-sequenzielle Zielauswahl durch eine alleinige Betrachtung der Bewegung oder Kognition nicht adäquat abgebildet werden kann. Es wurde deshalb eine Methodik entwickelt, die Bewegung und Kognition in einem Verhaltensmodell vereint. Folglich wurde in dieser Arbeit ein integrativer Ansatz forciert.

Durch eine ausführliche Recherche der Literatur der Fußgängerforschung und der Literatur der kognitionsbasierten Fußgängerhaltensmodelle konnte gezeigt werden, dass die kombinierte Betrachtung von Bewegung und Kognition in der Forschung bisher nur in einem unzureichenden Umfang für die räumlich-sequenziellen Zielauswahl umgesetzt wurde. Die Recherche bestätigte, dass auch die Ansätze, welche bereits Kognition und Bewegung kombinieren, nicht ausreichend validiert wurden und deshalb eine eingeschränkte wissenschaftliche Aussagekraft besitzen.

Mit einer Untersuchung von kognitiven Architekturen, intelligenten Agenten und Studien zur räumlich-sequenziellen Zielauswahl als Ausgangspunkt konnte die Forschungshypothese durch ein dreistufiges Vorgehensmodell bestätigt werden.

1. Zuerst wurde ein Konzept entwickelt, welches die Bewegung und die kognitiven Prozesse des Fußgängers abbildet. Hierzu wurde eine spezifische kognitive Architektur für *(Spatial destination choice) modelling in pedestrian dynamics* entwickelt. Auf Basis der *Spice*-Architektur wurde das *Spice*-Verhaltensmodell umgesetzt, welches die mathematische und algorithmische Umsetzung des Fußgängerhaltens ist.
2. Das *Spice*-Modell wurde zum Nachweis der technischen Machbarkeit in einem Softwareprototyp implementiert. Der Prototyp wurde in das, im Rahmen dieser Arbeit entwickelte, agentenbasierte Fußgängersimulationsframework *MomentUMv2*, integriert. Die Simulationssoftware ermöglicht es, Fußgängersimulationen mit dem entwickelten Verhaltensmodell algorithmisch umzusetzen.
3. Anschließend wurden Vergleiche zwischen den Ergebnissen der Simulationen und dem empirisch gemessenen Fußgängerhalten durchgeführt und damit die Güte der Verhaltenssimulationen bezüglich ihrer Realitätstreue bestimmt. Die Validierung der Methode ist eine Besonderheit, da in der Forschung zu Fußgängerhaltenskonzepten, welche das Bewegungsverhalten und die kognitiven Aspekte interdisziplinär für die räumlich-sequenziellen Zielauswahl vereinen, üblicherweise kein quantitativer Vergleich der Simulationsergebnisse mit empirischen Daten aus Anwendungsszenarien durchgeführt wird. In dieser Arbeit wurde ein Vergleich mit zwei Schwerpunkten durchgeführt: Es wurden die Verhaltensmuster der Fußgänger als aggregierte Größen mit den Realdaten verglichen und es wurden die individuellen Verhaltensmuster der Agenten den realen Verhaltensmustern gegenübergestellt.

Die Validierung des entwickelten Ansatzes wurde mit zwei Fallstudien umgesetzt. Die erste Studie adressiert ein Teilszenario einer Firmenkontaktmesse, für welches die Fußgängerbewegungsmuster und die resultierenden Größen der räumlich-sequenziellen Zielauswahl empirisch gemessen werden konnten. Mit den Daten wurde eine optimale Auswahl der freien Parameter des *Spice*-Modells identifiziert und eine mittlere Simulationsungenauigkeit von 7.91 % für die Auslastung von Warteschlangenbereichen und Aufenthaltsbereichen sowie eine mittlere Ungenauigkeit von 20.7 % für die Nutzung der Ausgänge des Szenarios ermittelt. Als weiterer Indikator über die Güte der Simulation wurden die Varianzen der Ungenauigkeiten betrachtet und es wurde deutlich, dass diese in einem realitätsnahen und praxistauglichen Rahmen schwanken. Es wurden des Weiteren die individuellen Planungscharakteristika der Fußgängeragenten evaluiert und es zeigte sich ein Unterschied von lediglich 3.95 % zwischen dem Planungsverhalten aus Simulation und Realdaten. Neben der Validierung mit der Studie der Firmenkontaktmesse wurde das *Spice*-Modell erfolgreich für die Simulation eines von mehreren tausend Fußgängern besuchtes Festival eingesetzt. Dies demonstriert, dass das *Spice*-Modell in komplexen und großen Szenarien eingesetzt werden kann. Im Rahmen der BTTW Fallstudie konnte auch demonstriert werden, dass Gefahrenpotentiale, die während der Veranstaltung durch hohe Personendichten entstehen können, nur mit einer Fußgängersimulation mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl identifizierbar sind. Eine reine Entfluchtungssimulation hätte diese Gefährdungen nicht erkannt.

Die Arbeit kann als Ausgangspunkt für diverse weitere Forschungsarbeiten dienen. Durch die entwickelte spezifische kognitive Architektur ist eine Schnittstelle zur Erforschung der notwendigen kognitiven Prozesse eines Fußgängers für Simulationsfragestellungen entstanden. Die Architektur bietet deshalb ein theoretisches Framework für die Prüfung weiterer Hypothesen, die Fußgängerverhalten im Rahmen der Bewegung und Kognition adressieren.

Das *Spice*-Modell liefert als praktisch einsetzbares Fußgängersimulationsmodell ein modulares Verhaltenssystem für die ganzheitliche Simulation der räumlich-sequenziellen Zielauswahl und Bewegung. Durch den Austausch einzelner Komponenten kann nun die Validität neuer und bestehender Teilmodelle im Detail analysiert und evaluiert werden. Das *Spice*-Modell ist folglich eine theoretisch fundierte Plattform für die weitere Erforschung und Simulation der Bewegung und Kognition des Fußgängers.

Das Simulationsframework *MomenTUMv2* lieferte die technische Basis für den Einsatz der *Spice*-Methodik und stellt diverse Möglichkeiten für die Umsetzung, Entwicklung und Validierung neuer Verhaltensmodelle zur Verfügung.

## 6.2 Erweiterungen und offene Fragestellungen

Die entwickelten Ansätze und Verfahren im Rahmen der *Spice*-Architektur und des *Spice*-Modells zeigen Einschränkungen auf, welche in folgenden zusammengefasst werden und in weiteren Forschungsarbeiten adressiert werden sollten.

Die *Spice*-Architektur umfasst die notwendigen Komponenten der Kognition und der Fußgängerbewegung für die Umsetzung von Verhaltensmodellen. Dennoch wurden einige Aspekte noch nicht ausreichend in der Architektur berücksichtigt.

Emotionen beeinflussen die Handlung von Personen über einen kurzen oder langen Zeitraum und spielen deshalb in der Fußgängersimulation, insbesondere in der Simulation von gefährlichen Situationen, eine wichtige Rolle. Für die korrekte Integration der sozialen Beziehungen sowie der Faktoren Stress und Angst sind Emotionen ein wichtiger Bestandteil. Des Weiteren ist für eine umfassende soziale Interaktion die Kommunikation entscheidend. Das bedeutet, dass für die Integration komplexer sozialer Interaktionen eine Form von Agentenkommunikation eingeführt werden muss. Es stellt sich jedoch die Frage, ob hierfür die komplexe menschliche Sprachverarbeitung simuliert werden muss oder eine vereinfachte Form genügt.

Eine weitere wichtige und bisher nicht beachtete kognitive Komponente ist die Aufmerksamkeit und im Allgemeinen Fehler in der menschlichen Informationsverarbeitung. Eine Erweiterung der Architektur mit diesen Ansätzen verändert die Genauigkeit verschiedener Prozesse und gestattet es, Fehlverhalten und Fehlinterpretationen zu simulieren.

Als letzte offene Komponente in der *Spice*-Architektur ist die Erweiterung der strategischen Zielauswahl in eine hierarchische Planung. So ist es durchaus üblich, dass Fußgänger gleichzeitig Pläne für verschiedene hierarchische Skalen, wie Räume, Gebäude und Städte, besitzen. Die Integration verschiedener Pläne über verschiedene hierarchisch-räumliche Ebenen hinweg ist eine weitere wichtige Erweiterung der *Spice*-Architektur.

Das *Spice*-Modell setzt die *Spice*-Architektur algorithmisch und mathematisch um und besitzt ganz unabhängig von der Architektur eigene Einschränkungen, die in weiteren Forschungen überwunden werden können.

Dem *Spice*-Modell fehlt aus Sicht der sozialen Aspekte eine Gruppenzielauswahl, die über das *Leader-Principle* hinausgeht. Dies würde es erlauben, komplexes Gruppenverhalten zu beschreiben. Auch für das Bewegungsmodell ist eine Komponente der sozialen Bewegung relevant.

Neben der Gruppenzielauswahl ist der Faktor Zeitdruck ein wichtiger und in Zukunft zu integrierender Bestandteil der räumlich-sequenziellen Zielauswahl, welcher in das *Spice*-Modell integriert werden muss.

Eine weitere Herausforderung liegt darin, fest definierten Zonen für Aufenthaltsziele durch dynamische Zonen abzulösen. In der Realität wachsen die Zonen in Abhängigkeit von der Personenmenge und dem gegebenen Raum selbständig und natürlich.

Das Modell ist nicht in der Lage, komplexe Gedächtnisleistungen zu erbringen, das heißt, dass das Vergessen und das Lernen nicht ausreichend genau abgebildet wurde.

Von ähnlicher Relevanz ist es in Zukunft die Korrelationen zwischen Aktivitäten, die bereits ausgeführt wurden und hierdurch Einfluss auf die Präferenz von anderen Aktivitäten haben, direkt abzubilden. Beispielsweise kann körperliche Betätigung den Wunsch, etwas zu trinken, erhöhen.

Als letzte wichtige Erweiterung des *Spice*-Modells sind personenbezogene Ziele zu sehen. Dabei handelt es sich um temporär verfügbare Aktivitäten, die sich durch das Interagieren mit anderen bekannten Personen ergeben. Fußgänger beginnen hierbei spontan mit der Kommunikation über einen Zeitraum hinweg. Die Modellierung dieser personenbezogenen Ziele benötigt eine komplexere Sozialstruktur im Gedächtnis, Präferenzen für die Abbildung des Wunsches der Kommunikation über verschiedene soziale Bekanntheitsgrade hinweg und ein eigenes Bewegungskonzept für das Zusammenfinden der Interagierenden an einem Punkt der physisch zwischen den Personen liegt.

Neben den hier genannten auf der Hand liegenden Erweiterungen der *Spice*-Architektur und des *Spice*-Modells finden sich in nahezu jedem Teilaspekt der Methodik weitere Details, die als Grundlage weiterer Forschungsarbeiten dienen können. Hier sei beispielhaft die Wahrnehmung im *Spice*-Modell zu nennen. Jeder der Teilaspekte der Wahrnehmung, die Sichtbarkeit von Objekten, die Einschätzung der Auslastung von Zonen und die Schätzung der Auslastung von Warteschlangen, kann eigens und intensiv bezüglich der enthaltenen kognitiven Faktoren und Fußgängersimulationsaspekte untersucht werden.

### 6.3 Ein Fazit zur interdisziplinären Fußgängerforschung

Das interdisziplinäre Forschen bringt in der Regel ein sehr großes Innovationspotential und besitzt gleichzeitig eine eigene Form von Komplexität. Die Innovationen entstehen durch Interaktion zweier oder mehrerer Forschungsbereiche; dies liefert ein hohes Maß an Synergieeffekten, insbesondere dann, wenn die Forschungsbereiche eine Thematik aus unterschiedlichen Gesichtspunkten beleuchten können. Die interdisziplinäre Forschung erhöht die Gesamtkomplexität der Arbeiten dahingehend, da jedes Forschungsgebiet eigene Prämissen, Sichtweisen, Schwerpunkte und Methoden besitzt und folglich ein immenser Raum für Interpretationen und Interaktionseffekte gegeben ist. Gleichzeitig erhöht die interdisziplinäre Forschung das Potential neue Erkenntnisse zu gewinnen.

Die wichtigste Antwort dieser Arbeit ist die Bestätigung, dass komplexes Fußgängerverhalten nicht allein durch Modelle der Bewegung abbildbar ist, sondern eine Kombination aus Kognition und Bewegung das Mittel für die Umsetzung eines Verhaltensmodells für Fußgängeragenten sein muss. Insbesondere die Validierung der Ansätze durch die Studien zeigte die Überlegenheit der entwickelten Methoden. Damit ergibt sich auch eine durchwegs positive Bewertung der interdisziplinären Forschung im Kontext des Fußgängerverhaltens. Grundsätzlich war bereits intuitiv klar, dass Fußgängerverhalten komplex, vielschichtig und mehr als auf reiner Bewegung basierend, eingeschätzt werden muss. Die Problemstellung, die durch interdisziplinäre Forschungsansätze gelöst werden konnte, basierte auf dem Finden eines konsistenten Erklärungsmodell, welches die facettenreichen Charakteristika des Fußgängerverhaltens akkurat abbildet. Mit der entwickelten spezifischen kognitiven Architektur *Spice* ist dies gelungen, denn verschiedenste Teilaspekte des Fußgängerverhaltens wurden in einer in sich logisch geschlossenen und gleichzeitig für Erweiterungen offenen Methodik beschrieben.

Mit der Bestätigung über die Effektivität der interdisziplinären Methoden in der Fußgängerforschung ergibt sich ein weiteres Feld an Forschungsmöglichkeiten. Jedes bisher entwickelte agentenbasierte Fußgängerverhaltensmodell kann als Teil des *Spice*-Modells eingesetzt werden, indem die korrespondierenden Teilmodelle ausgetauscht werden. Dies ist auf Modellebene, wie auch auf der Implementierungsebene im *MomentUMv2*-Framework, von Beginn an beachtet und in der Modellierung antizipiert worden. Mit den auf diese Weise entstehenden Varianten des *Spice*-Modells können neue Anwendungsfälle erforscht, neue Studien für die Validierung umgesetzt sowie einzelne Teilmodule verbessert werden. Hieraus ergibt sich auch unmittelbar der praktische Nutzen der *Spice*-Methodik: Das *Spice*-Modell und dessen in Zukunft entwickelten Varianten können mit dem *MomentUMv2*-Framework direkt in die Anwendung gebracht werden.

Einer der größten Kritikpunkte der *Spice*-Methode ist die Komplexität des Ansatzes. Durch die Dreiteilung in der Umsetzung, das heißt die Unterscheidung in Architektur, Modell und Implementierung, konnte die Komplexität reduziert werden. Trotzdem sind die kausalen Zusammenhänge der Module und Teilmodelle und ihre jeweilige Auswirkung auf die Simulationsergebnisse nicht immer klar zu identifizieren. Ein wichtiger nächster Forschungsschritt wird sein, die einzelnen Teilmodule des *Spice*-Modells mit empirischen Daten auf ihren Einfluss hin zu prüfen. So können verschiedenste neue Hypothesen beantwortet werden. Beispielweise wäre hier zu prüfen, ob die Simulationsergebnisse weiterhin valide sind, wenn die Planungsdauer deaktiviert wird. Wenn ja, ist dies für alle Anwendungsszenarien der Fall? Mit solchen Studien können für verschiedene Anwendungsfälle unterschiedliche Varianten des *Spice*-Modell etabliert werden. Insbesondere hinsichtlich der Simulationsdauer ist diese Weiterentwicklung notwendig, da bestimmte Anwendungsfälle extrem kurze Antwortzeiten als Anforderung an einen Simulator haben.

Zum Schluss sind die Arbeiten von Paris und Donikian (2009), Wijermans et al. (2013) und Hollmann (2015) explizit in ihrer Wichtigkeit zu unterstreichen. Wie auch diese Arbeit zielen die Autoren darauf ab sich dem ganzheitlichen Fußgängerverhalten mit räumlich-sequenzieller Zielauswahl auf einer interdisziplinären und deshalb gelegentlich schwer zu fassenden aber facettenreichen Sichtweise zu nähern. Dieses Vorgehensmodell sollte in Zukunft von allen Wissenschaftlern der *Pedestrian Dynamics* beachtet werden, denn hierdurch sind neue Entwicklungspotentiale zugänglich.



# Abbildungsverzeichnis

1.1	Beispiel einer räumlich-sequenziellen Zielauswahl in der Fußgängersimulation	4
1.2	Visualisiertes Vorgehenskonzept dieser Arbeit . . . . .	7
2.1	Zwei Beispiele von Fußgängerverhalten in Simulationen . . . . .	10
2.2	Das dreischichtige Konzept zur Modellierung von Fußgängerverhalten . . . . .	11
2.3	Zwei Beispielsimulationen zu den Methoden der Wegfindung . . . . .	14
2.4	Abhängigkeiten und Beziehungen zwischen Validierung, Kalibrierung und Praxis-einsatz . . . . .	29
2.5	Beispiel einer XT Dichtemessung von Fußgängermengen . . . . .	30
3.1	Die Struktur der EPIC-Architektur . . . . .	54
3.2	Die Struktur der SOAR-Architektur . . . . .	55
3.3	Die Struktur der ACT-R-Architektur . . . . .	56
3.4	Die Struktur des dModells nach Paris und Donikian (2009) . . . . .	60
3.5	Die Struktur des kognitiven Frameworks nach Hollmann (2015) . . . . .	64
4.1	Überblick über die Elemente eines Simulationsszenarios . . . . .	78
4.2	Überblick über die Charakteristika eines Fußgängeragenten . . . . .	81
4.3	Durch die Wahrnehmung erweiterte Verhaltensebenen . . . . .	83
4.4	Durch taktische Aufgaben und Wahrnehmung erweiterte Verhaltensebenen . . . . .	85
4.5	Struktur der hierarchischen und stückweise Zergliederung eines Plans . . . . .	85
4.6	Exemplarische Struktur eines über die Zeit integrierten Handlungsplans . . . . .	86
4.7	Exemplarischer Bewegungspfad auf Basis eines Handlungsplans . . . . .	86
4.8	Die schematische Darstellung der Relation und Module der <i>Spice</i> -Architektur	89
4.9	Die schematische Darstellung der Zyklen in der <i>Spice</i> -Architektur . . . . .	90
4.10	Schematische Darstellung aller Teilmodule und Relationen des <i>Spice</i> -Modells . . . . .	95
4.11	Generelle Struktur des Gedächtnisses eines Agenten . . . . .	96
4.12	Die Struktur des Gedächtnisses hinsichtlich des Szenariowissens . . . . .	97
4.13	Die Struktur des Gedächtnisses hinsichtlich der Agenteninformationen . . . . .	99
4.14	Beispielhafte Abbildung der Sichtbarkeitsalgorithmen . . . . .	103
4.15	Beispielhafter Verlauf der Schätzung der Reisedistanz . . . . .	105
4.16	Beispielhafter Verlauf der Personenmenge in einer Zone . . . . .	107
4.17	Beispielhafter Verlauf der Schätzung der Auslastung einer Warteschlange . . . . .	108
4.18	Beispielhafter Verlauf einer subjektiven Präferenz . . . . .	112
4.19	Exemplarische schrittweise Transformation der Attributausprägungen . . . . .	121
4.20	Verlauf der Plangröße und der Planungsdauer . . . . .	123
4.21	Darlegung des schrittweisen Generierens eines Plans . . . . .	126
4.22	Plots zu der Neuplanung unter veränderter Wertigkeit . . . . .	129

4.23	Ablaufdiagramm für die Auswahl des taktischen Verhaltensmodells . . . . .	131
4.24	Erläuterung der Verfahren der individuellen Wegfindung des <i>Unified Pedestrian Routing</i> -Modells . . . . .	133
4.25	Einsatz des <i>Unified Pedestrian Routing</i> -Modells in einer Studie . . . . .	137
4.26	Einsatz des <i>Medial-Axis Search</i> -Modells und Visualisierung der Zentralachsen . . . . .	138
4.27	Visuelle Beschreibung des Modells für Warteschlangenverhalten . . . . .	139
4.28	Die Varianten des Modells für die Bestimmung der Aufenthaltsposition . . . . .	142
4.29	Ablaufdiagramm für die Auswahl der operationalen Handlung . . . . .	144
4.30	Operation und Operand, Grundkonzept im Framework . . . . .	151
4.31	Die Kernstruktur und Ausführungslogik von MomentUMv2 . . . . .	153
4.32	Der Überblick über die Paketstruktur von MomentUMv2 . . . . .	155
4.33	Der Überblick über den Kontrollfluss in MomentUMv2 . . . . .	158
4.34	Die Hierarchie der Modelltypen in MomentUMv2 . . . . .	161
4.35	Die Standardausführungslogik der Verhaltensmodelle in MomentUMv2 . . . . .	163
4.36	Die Operationen für Verhaltens- und Metamodelle in MomentUMV2 . . . . .	164
5.1	Vorgehen bei der Validierung des <i>Spice</i> -Modells . . . . .	173
5.2	Verschiedene Darstellung des IKOM Simulationsszenarios . . . . .	183
5.3	Parameter der <i>In-Flow</i> Verteilungen des IKOM Szenarios . . . . .	185
5.4	Parameter der Verteilung Agentenpopulationen des IKOM Szenarios . . . . .	186
5.5	Momentaufnahme der IKOM Simulation mit optimalem Parametersatz . . . . .	190
5.6	Häufigkeiten der Fehler der IKOM Simulationen mit optimalen Parametersatz . . . . .	190
5.7	Fehler der Mittelwerte je Parameterausprägung der IKOM Simulationen . . . . .	192
5.8	Standardabweichungsfehler je Parametersatz der IKOM Simulationen . . . . .	193
5.9	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen bezüglich $t_s$ . . . . .	194
5.10	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen bezüglich $t_s$ und $v$ . . . . .	194
5.11	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen der Varianten von $v$ . . . . .	196
5.12	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen bezüglich $t_s$ , $v$ und $r$ . . . . .	196
5.13	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen bezüglich $t_s$ , $v$ , $r$ und $p$ . . . . .	196
5.14	Fehler der Auslastungen der IKOM Simulationen bezüglich hohe Werte von $p$ . . . . .	197
5.15	Fehlerwerte der IKOM Simulationen mit optimalen und besten Parametern . . . . .	197
5.16	Überblick über das <i>Back to The Woods</i> Festival . . . . .	208
5.17	Simulationslayout des <i>Back to The Woods</i> Festivals . . . . .	209
5.18	Verteilungen der Agentenpopulation und des <i>In-Flows</i> der Festivalstudie . . . . .	210
5.19	Personendichten nach der Grid-Methode des BTTW Festivals . . . . .	215

# Tabellenverzeichnis

2.1	Beispiel für Aktivitäten und Orte des strategischen Verhaltens . . . . .	19
3.1	Kernaspekte andere Ansätze als Anforderungen für die kognitive Architektur	70
5.1	Zusammenfassung der Validitätsstufe der Teilmodelle . . . . .	174
5.2	Parameter der Zwischenankunftszeitenverteilungen des IKOM Szenarios . . .	186
5.3	Parameter der Servicezeitenverteilungen des IKOM Szenarios . . . . .	186
5.4	Realdaten der Auslastung der Zonen und Ausgänge des IKOM Szenarios . . .	187
5.5	Initialer Wertebereiche für die Parameterstudie des IKOM Szenarios . . . . .	187
5.6	Parametersätze mit geringsten Fehler der Parameterstudie des IKOM Szenarios	189
5.7	Zehn Beispiele der erfassten Verhaltensketten der IKOM Besucher . . . . .	198
5.8	Relative Häufigkeiten gemessener und simulierter Verhaltensketten der IKOM	199
5.9	Vergleich der Nutzung des IKOM Szenarios als Durchgangsbereich . . . . .	200
5.10	Parameter der Zwischenankunftszeiten Verteilungen des BTTW Szenarios . .	212
5.11	Parameter der Servicezeitenverteilungen des BTTW Szenarios . . . . .	213
A.1	Unabhängige Parameter im <i>Spice</i> -Modell . . . . .	260
A.2	Variable Parameter im <i>Spice</i> -Modell . . . . .	261
A.3	Freie Parameter im <i>Spice</i> -Modell . . . . .	262



# Abkürzungsverzeichnis

- ACO** – Ant Colony Optimization
- ACT-R** – Adaptive Control of Thoughts – Rational
- ADAPT** – Agent Development and Prototyping Testbed
- BDI** – Belief-Desire-Intention
- BH** – Beeline Heuristics
- BTTW** – Back To The Woods
- EPIC** – Executive-Process/Interactive Control
- GBH** – Greedy Beeline Heuristics
- GIS** – Geographical Information System
- GPS** – Global Positioning System
- IDA** – Intelligent Distribution Agent
- IKOM** – Industrie-Kontaktmesse
- MVC** – Model-View-Controller
- PECS** – Physis, Emotion, Cognition, Social Status
- PMFServ** – Performance Moderator Function Servers
- Repast** – Recursive Porous Agent Simulation Toolkit
- SALL** – Straight and Long Legs
- SP** – Shortest Path
- Spice** – (Sp)atial destination cho(ice) modelling in pedestrian dynamics
- UML** – Unified Modeling Language
- XML** – eXtensible Markup Language



# Literatur

- [1] H. Abdelhak, A. Ayesh und D. Olivier. „Cognitive Emotional Based Architecture for Crowd Simulation“. In: *Journal of Intelligent Computing* 3.2 (2012), S. 55–66.
- [2] T. Adler und M. E. Ben-Akiva. „A theoretical and empirical model of trip chaining behavior“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 13.3 (1979), S. 243–257.
- [3] B. E. Aguirre, S. El-Tawil, E. Best, K. B. Gill und V. Fedorov. „Contributions of social science to agent-based models of building evacuation“. In: *Contemporary Social Science* 6.3 (2011), S. 415–432.
- [4] S. A. H. AlGadhi und H. S. Mahmassani. „Simulation of crowd behavior and movement: fundamental relations and application“. In: *Transportation Research Record* 1320 (1991), S. 260–268.
- [5] J. Allik und T. Tuulmets. „Occupancy model of perceived numerosity“. In: *Perception & Psychophysics* 49.4 (1991), S. 303–314.
- [6] E. Alonso. „AI and agents: state of the art“. In: *AI Magazine* 23.3 (2002), S. 25–29.
- [7] F. Alonso-Marroquín, J. Busch, C. Chiew, C. Lozano und Á. Ramírez-Gómez. „Simulation of counterflow pedestrian dynamics using spheropolygons“. In: *Physical Review E* 90.6 (2014), S. 063305.
- [8] J. R. Anderson. „A spreading activation theory of memory“. In: *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 22.3 (1983), S. 261–295.
- [9] J. R. Anderson. „ACT: A simple theory of complex cognition“. In: *American Psychologist* 51.4 (1996), S. 355–365.
- [10] J. R. Anderson. *Cognitive Psychology and Its Implications: Seventh Edition*. New York: Worth Publishing, 2010.
- [11] J. R. Anderson. „Problem solving and learning“. In: *American Psychologist* 48.1 (1993), S. 35–44.
- [12] J. R. Anderson, D. Bothell, M. D. Byrne, S. Douglass, C. Lebiere und Y. Qin. „An integrated theory of the mind“. In: *Psychological Review* 111.4 (2004), S. 1036–1060.

- [13] J. R. Anderson, M. Matessa und C. Lebiere. „ACT-R: A Theory of Higher Level Cognition and its Relation to Visual Attention“. In: *Human-Computer Interaction* 12 (1997), S. 439–462.
- [14] J. R. Anderson und R. Milson. „Human memory: An adaptive perspective“. In: *Psychological Review* 96.4 (1989), S. 703–719.
- [15] J. R. Anderson und L. J. Schooler. „Reflections of the environment in memory“. In: *Psychological Science* 2.6 (1991), S. 396–408.
- [16] E. Andresen, D. Haensel, M. Chraïbi und A. Seyfried. „Wayfinding and cognitive maps for pedestrian models“. In: *11. Conference on Traffic and Granular Flow*. 2016.
- [17] G. Antonini, M. Bierlaire und M. Weber. „Discrete choice models of pedestrian walking behavior“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 40.8 (2006), S. 667–687.
- [18] G. Antonini. „A discrete choice modeling framework for pedestrian walking behavior with application to human tracking in video sequences“. Dissertation. École polytechnique fédérale de Lausanne, 2005.
- [19] B. Anvari, M. G. Bell, A. Sivakumar und W. Y. Ochieng. „Modelling shared space users via rule-based social force model“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 51 (2015), S. 83–103.
- [20] B. Anvari, A. Majumdar und W. Y. Ochieng. „Mixed traffic modelling involving pedestrian dynamics for integrated street designs: a review“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 364–371.
- [21] T. A. Arentze, D. Ettema und H. J. Timmermans. „Estimating a model of dynamic activity generation based on one-day observations: method and results“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 45.2 (2011), S. 447–460.
- [22] T. A. Arentze und H. J. P. Timmermans. „A need-based model of multi-day, multi-person activity generation“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 43.2 (2009), S. 251–265.
- [23] T. A. Arentze und H. J. Timmermans. „A dynamic model of time-budget and activity generation: Development and empirical derivation“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19.2 (2011), S. 242–253.
- [24] C. Arita und A. Schadschneider. „The dynamics of waiting : the exclusive queueing process“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 87–95.
- [25] Q. Aumann und P. M. Kielar. „A Modular Routing Graph Generation Method for Pedestrian Simulation“. In: *28. Forum Bauinformatik*. 2016, S. 241–253.
- [26] A. D. Baddeley und G. Hitch. „Working memory“. In: *Psychology of learning and motivation* 8 (1974), S. 47–89.

- [27] P. Bak, K. Chen und M. Creutz. „Self-organized criticality in the game of life“. In: *Nature* 342.6251 (1989), S. 780–782.
- [28] T. Balke und N. Gilbert. „How Do Agents Make Decisions? A Survey“. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 17.4 (2014), S. 13.
- [29] S. Bandini, F. Rubagotti, G. Vizzari und K. Shimura. „An Agent Model of Pedestrian and Group Dynamics: Experiments on Group Cohesion“. In: *AI\*IA 2011: Artificial Intelligence Around Man and Beyond* 6934 (2011), S. 104–116.
- [30] J. Barraquand und J.-C. Latombe. „Robot Motion Planning: A Distributed Representation Approach“. In: *The International Journal of Robotics Research* 10.6 (1991), S. 628–649.
- [31] M. Batty. „Agent-based pedestrian modelling“. In: *Advanced Spatial Analysis: The CASA Book of GIS* 81 (2003).
- [32] R. F. Baumeister, K. D. Vohs, C. Nathan DeWall und L. Zhang. „How emotion shapes behavior: Feedback, anticipation, and reflection, rather than direct causation“. In: *Personality and Social Psychology Review* 11.2 (2007), S. 167–203.
- [33] Bauministerkonferenz, Fachkommission der Bauaufsicht. *Musterverordnung über den Bau und Betrieb von Versammlungsstätten. MVStättVO, Stand 2014*. Verordnung. 2015.
- [34] M. L. Benedikt. „To take hold of space: isovists and isovist fields“. In: *Environment and Planning B: Planning and Design* 6.1 (1979), S. 47–65.
- [35] S. Bera und K. Rao. *Estimation of origin-destination matrix from traffic counts: the state of the art*. Technischer Bericht European Transport, 49. EUT Edizioni Università di Trieste, 2011, S. 2–23.
- [36] B. Bergner und D. Steffen. „The role of user-generated emotion data and their optimized visualization for planning decision making“. In: *Proceedings AESOP Annual Congress 2015 - Definite Space Fuzzy Responsibility*. 2015, S. 2216–2230.
- [37] A. Best, S. Narang und D. Manocha. „Real-time Reciprocal Collision Avoidance with Elliptical Agents“. In: *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2016.
- [38] D. H. Biedermann, F. Dietrich, O. Handel, P. M. Kielar und M. Seitz. *Using Raspberry Pi for scientific video observation of pedestrians during a music festival*. Technischer Bericht TUM-I1518. Technische Universität München, 2015.
- [39] D. H. Biedermann, P. M. Kielar und O. Handel. „Betrachtung der Modellierung und Simulation von Fußgängern im Kontext verschiedener Skalen“. In: *26. Forum Bauinformatik*. 2014.
- [40] D. H. Biedermann, P. M. Kielar, A. M. Riedl und A. Borrmann. „Oppilatio+ - A data and cognitive science based approach to analyze pedestrian flows in networks“. In: *Collective Dynamics* 1.0 (2016), S. 1–30.

- [41] D. H. Biedermann, P. M. Kielar, O. Handel und A. Borrmann. „Towards TransiTUM: A Generic Framework for Multiscale Coupling of Pedestrian Simulation Models based on Transition Zones“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 495–500.
- [42] D. H. Biedermann, C. Torchiani, P. M. Kielar, D. Willems, O. Handel, S. Ruzika und B. Anedr. „A hybrid and multiscale approach to model and simulate mobility in the context of public events“. In: *International Scientific Conference on Mobility and Transport Transforming Urban Mobility*. 2016.
- [43] M. Bierlaire und T. Robin. „Pedestrians Choices“. In: *Pedestrian Behavior: Models, Data Collection and Applications*. Emerald Group Publishing, 2009, S. 1–26.
- [44] V. J. Blue und J. L. Adler. „Cellular automata microsimulation for modeling bi-directional pedestrian walkways“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 35.3 (2001), S. 293–312.
- [45] M. Boltes, S. Holl, A. Tordeux, A. Seyfried, A. Schadschneider und U. Lang. „Influences of Extraction Techniques on the Quality of Measured Quantities of Pedestrian Characteristics“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 540–547.
- [46] E. Bonabeau. „Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems“. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (2002), S. 7280–7287.
- [47] S. Bonneaud und W. H. Warren. „An Empirically-Grounded Emergent Approach to Modeling Pedestrian Behavior“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 625–638.
- [48] A. Borgers und H. Timmermans. „Indices of Pedestrian Behavior in Shopping Areas“. In: *Procedia Environmental Sciences* 22 (2014).
- [49] A. Borgers und H. J. P. Timmermans. „A Context-Sensitive model of Spatial Choice“. In: *Behavioural Modelling in Geography and Planning* 9 (1988), S. 159–178.
- [50] A. Borgers und H. J. P. Timmermans. „A Model of Pedestrian Route Choice and Demand for Retail Facilities within Inner-City Shopping Areas“. In: *Geographical Analysis* 18.2 (1986), S. 115–128.
- [51] V. Braitenberg. *Vehicles: Experiments in synthetic psychology*. MIT press, 1986.
- [52] J. E. Bresenham. „Algorithm for computer control of a digital plotter“. In: *IBM Systems Journal* 4.1 (1965), S. 25–30.
- [53] C. Burstedde, K. Klauck, A. Schadschneider und J. Zittartz. „Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 295.3-4 (2001), S. 507–525.

- [54] J. R. Busemeyer und J. T. Townsend. „Decision field theory: a dynamic-cognitive approach to decision making in an uncertain environment“. In: *Psychological Review* 100.3 (1993), S. 432–459.
- [55] L. Caggiani, M. Dell’Orco, M. Marinelli und M. Ottomanelli. „A metaheuristic dynamic traffic assignment model for OD matrix estimation using aggregate data“. In: *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 54 (2012), S. 685–695.
- [56] M. Campanella, S. Hoogendoorn und W. Daamen. „Quantitative and qualitative validation procedure for general use of pedestrian models“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 891–905.
- [57] D. Canca, A. Zarzo, E. Algaba und E. Barrena. „Macroscopic attraction-based simulation of pedestrian mobility: A dynamic individual route-choice approach“. In: *European Journal of Operational Research* 231.2 (2013), S. 428–442.
- [58] N. Carriero und D. Gelernter. „How to write parallel programs: A guide to the perplexed“. In: *ACM Computing Surveys (CSUR)* 21.3 (1989), S. 323–357.
- [59] C. Castelfranchi. „Guarantees for autonomy in cognitive agent architecture“. In: *International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages*. 1994, S. 56–70.
- [60] V. M. Chase, R. Hertwig und G. Gigerenzer. „Visions of rationality“. In: *Trends in Cognitive Sciences* 2.6 (1998), S. 206–214.
- [61] U. Chattaraj, A. Seyfried und P. Chakroborty. „Comparison of pedestrian fundamental diagram across cultures“. In: *Advances in Complex Systems* 12.3 (2009), S. 393–405.
- [62] M. Chen, G. Bärwolff und H. Schwandt. „Modeling pedestrian dynamics on triangular grids“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 327–335.
- [63] Y. Chen, Y. Peng, T. Finin, Y. Labrou, S. Cost, B. Chu, R. Sun und R. Willhelm. „A negotiation-based multi-agent system for supply chain management“. In: *Working Notes of the Agents* 99 (1999).
- [64] N. Chooramun, P. J. Lawrence und E. R. Galea. „An agent based evacuation model utilising hybrid space discretisation“. In: *Safety Science* 50.8 (2012), S. 1685–1694.
- [65] M. Chraïbi, A. Seyfried und A. Schadschneider. „The generalized centrifugal force model for pedestrian dynamics“. In: *Physical Review E* 82 (2010), S. 46111.
- [66] M. L. Chu und K. Law. „Computational framework incorporating human behaviors for egress simulations“. In: *Journal of Computing in Civil Engineering* 27.6 (2013), S. 699–707.
- [67] N. Collier. „Repast: An extensible framework for agent simulation“. In: *Natural Resources and Environmental Issues* 8 (2001), S. 4.
- [68] C. H. Coombs, R. M. Dawes und A. Tversky. „Individual decision making“. In: *Mathematical Psychology: an Elementary Introduction*. Prentice-Hall, 1970, S. 113–164.

- [69] G. W. Corder und D. I. Foreman. *Nonparametric statistics: A step-by-step approach*. John Wiley & Sons, 2014.
- [70] N. Cowan. „The magical number 4 in short-term memory: A reconsideration of mental storage capacity“. In: *Behavioral and Brain Sciences* 24.1 (2001), S. 87–114.
- [71] L. Crociani, G. Vizzari, D. Yanagisawa, K. Nishinari und S. Bandini. „Route choice in pedestrian simulation: Design and evaluation of a model based on empirical observations“. In: *Intelligenza Artificiale* 10.2 (2016), S. 163–182.
- [72] S. Curtis, A. Best und D. Manocha. „Menge: A Modular Framework for Simulating Crowd Movement“. In: *Collective Dynamics* 1.0 (2016).
- [73] W. Daamen, Y. Yuan, D. Duives und S. P. Hoogendoorn. „Comparing Three Types of Real-time Data Collection Techniques: Counting Cameras, Wi-Fi Sensors and GPS Trackers“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 568–574.
- [74] J. Dai, X. Li und L. Liu. „Simulation of pedestrian counter flow through bottlenecks by using an agent-based model“. In: *Physica A* 392.9 (2013), S. 2202–2211.
- [75] P. Dambalmath, M. Britto, E. Haug und R. Löhner. „Fundamental Diagrams for Specific Very High Density Crowds“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 6–11.
- [76] A. Danalet, B. Farooq und M. Bierlaire. „A Bayesian approach to detect pedestrian destination-sequences from WiFi signatures“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 44 (2014), S. 146–170.
- [77] A. Danalet, L. Tinguely, M. de Lapparent und M. Bierlaire. „Location choice with longitudinal WiFi data“. In: *Journal of Choice Modelling* 18 (2016), S. 1–17.
- [78] M. Davidich, F. Geiss, H. G. Mayer, A. Pfaffinger und C. Royer. „Waiting zones for realistic modelling of pedestrian dynamics: A case study using two major German railway stations as examples“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 37 (2014), S. 210–222.
- [79] C. Deboeser und J. Kerschreiter. *IKOM Katalog*. Studiendruck der Fachschaft Maschinenbau e.V., 2012.
- [80] A. Diederich und J. R. Busemeyer. „Simple matrix methods for analyzing diffusion models of choice probability, choice response time, and simple response time“. In: *Mathematical Psychology* 47 (2003), S. 304–322.
- [81] F. Dietrich, G. Köster und H.-J. Bungartz. „Numerical Model Construction with Closed Observables“. In: *SIAM Journal on Applied Dynamical Systems* 15.4 (2016), S. 2078–2108.

- [82] F. Dignum, V. Dignum und C. M. Jonker. „Towards agents for policy making“. In: *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*. Springer. 2008, S. 141–153.
- [83] E. W. Dijkstra. „A note on two problems in connexion with graphs“. In: *Numerische Mathematik* 1.1 (1959), S. 269–271.
- [84] J. Dijkstra und A. J. Jessurun. „Agent-based pedestrian activity simulation in shopping environments using a choice network approach“. In: *International Conference on Cellular Automata*. 2014, S. 680–687.
- [85] J. Dijkstra, H. J. P. Timmermans und J. Jessurun. „Modeling Planned and Unplanned Store Visits within a Framework for Pedestrian Movement Simulation“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 559–566.
- [86] J. Dijkstra, H. J. P. Timmermans und B. de Vries. „Activation of shopping pedestrian agents Empirical estimation results“. In: *Applied Spatial Analysis and Policy* 6.4 (2013), S. 255–266.
- [87] J. Dijkstra, B. D. Vries und J. Jessurun. „Wayfinding search strategies and matching familiarity in the built environment through virtual navigation“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 141–148.
- [88] X. Dong, M. E. Ben-Akiva, J. L. Bowman und J. L. Walker. „Moving from trip-based to activity-based measures of accessibility“. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 40.2 (2006), S. 163–180.
- [89] M. D’Orazio, L. Spalazzi, E. Quagliarini und G. Bernardini. „Agent-based model for earthquake pedestrians’ evacuation in urban outdoor scenarios: Behavioural patterns definition and evacuation paths choice“. In: *Safety Science* 62 (2014), S. 450–465.
- [90] M. Driesel. „Simulation von Evakuierungsszenarien bei Grossveranstaltungen am Beispiel eines Gebäudes der TU München“. Bachelorarbeit. Technische Universität München, 2012.
- [91] D. C. Duives, W. Daamen und S. P. Hoogendoorn. „Quantification of the level of crowdedness for pedestrian movements“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 427 (2015), S. 162–180.
- [92] D. C. Duives, W. Daamen und S. P. Hoogendoorn. „State-of-the-art crowd motion simulation models“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 37 (2013), S. 193–209.
- [93] D. C. Duives, W. Daamen und S. P. Hoogendoorn. „The Influence of the Interaction Characteristics on the Movement Dynamics of Pedestrians“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 326–333.

- [94] J. R. G. Dyer, A. Johansson, D. Helbing, I. D. Couzin und J. Krause. „Leadership, consensus decision making and collective behaviour in humans“. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences* 364.1518 (2009), S. 781–789.
- [95] L. Ehrecke. „Examination of the Professional Support for a Major Public Event“. Bachelorarbeit. Technische Universität München, 2016.
- [96] A. Elliot, R. M. Akert und T. D. Wilson. *Sozialpsychologie, 6. Auflage*. Pearson Deutschland GmbH, 2010.
- [97] P. Ferguson, E. Friedrich und K. Karimi. „Origin-destination weighting in agent modeling for pedestrian movement forecasting“. In: *8. International Space Syntax Symposium*. 2012, S. 8153.
- [98] C. Ferreira, M. V. Andrade, S. V. Magalhães, W. R. Franklin und G. C. Pena. „A Parallel Sweep Line Algorithm for Visibility Computation“. In: *14. GeoInfo*. 2013, S. 85–96.
- [99] R. W. Floyd. „Algorithm 97: shortest path“. In: *Communications of the ACM* 5.6 (1962), S. 345.
- [100] M. H. J. Flurl. „Kollaborative Modellierung und simulationsgestützte Evaluierung transsenbasierter Infrastrukturbauwerke“. Dissertation. Technische Universität München, 2016.
- [101] J. Förster, N. Liberman und R. S. Friedman. „Seven principles of goal activation: A systematic approach to distinguishing goal priming from priming of non-goal constructs“. In: *Personality and Social Psychology Review* 11.3 (2007), S. 211–233.
- [102] J. Förster, N. Liberman und E. T. Higgins. „Accessibility from active and fulfilled goals“. In: *Journal of Experimental Social Psychology* 41.3 (2005), S. 220–239.
- [103] M. Fowler. *Inversion of control containers and the dependency injection pattern*. Web. besucht am 05.07.2016. 2004. URL: <http://martinfowler.com/articles/injection.html>.
- [104] M. Fox. „Transport planning and the human activity approach“. In: *Journal of Transport Geography* 3.2 (1995), S. 105–116.
- [105] S. Franklin, A. Kelemen und L. McCauley. „IDA: A cognitive agent architecture“. In: *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Bd. 3. 1998, S. 2646–2651.
- [106] C. D. Frith und U. Frith. „Mechanisms of social cognition“. In: *Annual Review of Psychology* 63 (2012), S. 287–313.
- [107] E. Frydenlund, T. Elzie, A. J. Collins und R. M. Robinson. „A Hybridized Approach to Validation: The Role of Sociological Research Methods in Pedestrian Modeling“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 697–705.

- [108] L. Fu, W. Song, W. Lv, X. Liu und S. Lo. „Multi-grid simulation of counter flow pedestrian dynamics with emotion propagation“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 60 (2016), S. 1–14.
- [109] J. Funge, X. Tu und D. Terzopoulos. „Cognitive modeling: knowledge, reasoning and planning for intelligent characters“. In: *26. Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. 1999, S. 29–38.
- [110] E. Galea, S. Gwynne, P. Lawrence, L. Filippidis, D. Blackshields und D. Cooney. *building-EXODUS v6.2 User Guide and Technical Manual*. Benutzer Handbuch v6.2. Fire Safety Engineering Group, University of Greenwich, London, 2015.
- [111] E. Gamma, R. Helm, R. Johnson und J. Vlissides. *Design Patterns. Elements of Reusable Object-Oriented Software*. Addison-Wesley, 1995.
- [112] A. Garcimartín, J. Pastor, L. Ferrer, J. Ramos, C. Martín-Gómez und I. Zuriguel. „Flow and clogging of a sheep herd passing through a bottleneck“. In: *Physical Review E* 91.2 (2015), S. 022808.
- [113] A. Garcimartín, I. Zuriguel, J. Pastor, C. Martín-Gómez und D. R. Parisi. „Experimental evidence of the Faster Is Slower effect“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 760–767.
- [114] T. Gärling. „Human information processing in sequential spatial choice“. In: *Wayfinding Behavior: Cognitive Mapping and other Spatial Processes* (1999), S. 81–98.
- [115] T. Gärling. „Processing of time constraints on sequence decisions in a planning task“. In: *European Journal of Cognitive Psychology* 6.4 (1994), S. 399–416.
- [116] T. Gärling. „Tradeoffs of priorities against spatiotemporal constraints in sequencing activities in environments“. In: *Journal of Environmental Psychology* 15.2 (1995), S. 155–160.
- [117] T. Gärling und E. Gärling. „Distance minimization in downtown pedestrian shopping“. In: *Environment and Planning A* 20.4 (1988), S. 547–554.
- [118] T. Gärling, M.-p. Kwan und R. G. Golledge. „Computational-process modelling of household activity scheduling“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 28.5 (1994), S. 355–364.
- [119] T. Gärling, J. Säisä, A. Book und E. Lindberg. „The spatiotemporal sequencing of everyday activities in the large-scale environment“. In: *Journal of Environmental Psychology* 6.4 (1986), S. 261–280.
- [120] R. Geraerts und M. Overmars. „The Corridor Map Method: A general framework for Real-Time High-Quality Path Planning“. In: *Computer Animation and Virtual Worlds* 18.2 (2007), S. 107–119.

- [121] R. Geraerts und M. H. Overmars. „Creating high-quality roadmaps for motion planning in virtual environments“. In: *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 2006, S. 4355–4361.
- [122] S. Gernscheid. „Implementierung, Analyse und Evaluierung der Erweiterung des Social Force Models für wartenden Fußgänger“. Bachelorarbeit. Technische Universität München, 2017.
- [123] J. J. Gibson. „The Ecological Approach to Visual Perception of Pictures“. In: *Leonardo* 11 (1978), S. 227–235.
- [124] S. Gillner und H. A. Mallot. „These Maps Are Made for Walking - Task Hierarchy of Spatial Cognition“. In: *Robotics and Cognitive Approaches to Spatial Mapping* (2007), S. 181–201.
- [125] R. G. Golledge. „Human wayfinding and cognitive maps“. In: *Wayfinding Behavior: Cognitive Mapping and other Spatial Processes* (1999), S. 5–45.
- [126] Google. *Google Earth*. Web. besucht am 2016-11-17. 2016. URL: [www . google . de / intl / de / earth /](http://www.google.de/intl/de/earth/).
- [127] A. Gorrini, G. Vizzari und S. Bandini. „Age and Group-driven Pedestrian Behaviour: from Observations to Simulations“. In: *Collective Dynamics* 1.0 (2016), S. 1–16.
- [128] P. Graf und D. L. Schacter. „Implicit and explicit memory for new associations in normal and amnesic subjects“. In: *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* 11.3 (1985), S. 501–518.
- [129] G. Gunzelmann und D. R. Lyon. „Representations and processes of human spatial competence“. In: *Topics in Cognitive Science* 3.4 (2011), S. 741–759.
- [130] R.-Y. Guo, H.-J. Huang und S. Wong. „A potential field approach to the modeling of route choice in pedestrian evacuation“. In: *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* 2013.02 (2013), P02010.
- [131] S. Guy, J. Chhugani, S. Curtis, P. Dubey, M. Lin und D. Manocha. „Pedestrians: a least-effort approach to crowd simulation“. In: *2010 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation* (2010), S. 119.
- [132] M. Haghani, M. Sarvi, Z. Shahhoseini und M. Boltes. „How Simple Hypothetical-Choice Experiments Can Be Utilized to Learn Humans’ Navigational Escape Decisions in Emergencies“. In: *PLOS ONE* 11.11 (2016), e0166908.
- [133] M. Haklay, D. O’Sullivan, M. Thurstain-Goodwin und T. Schelhorn. „So go downtown: simulating pedestrian movement in town centres“. In: *Environment and Planning B: Planning and Design* 28.3 (2001), S. 343–359.
- [134] E. T. Hall. *The hidden dimension*. Doubleday & Co, 1966.

- [135] O. Handel. „Modeling Dynamic Decision-Making of Virtual Humans“. In: *Systems* 4.1 (2016), S. 4.
- [136] F. Hänseler, N. Molyneaux, M. Bierlaire und A. Stathopoulos. „Schedule-based estimation of pedestrian demand within a railway station“. In: *Swiss Transportation Research Conference (STRC)*. 2014, S. 14–16.
- [137] D. Harel. „On visual formalisms“. In: *Communications of the ACM* 31.5 (1988), S. 514–530.
- [138] P. E. Hart, N. J. Nilsson und B. Raphael. „A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths“. In: *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics* 4.2 (1968), S. 100–107.
- [139] D. Hartmann. „Adaptive pedestrian dynamics based on geodesics“. In: *New Journal of Physics* 12.4 (2010), S. 043032.
- [140] D. Hartmann, J. Mille, A. Pfaffinger und C. Royer. „Dynamic medium scale navigation using dynamic floor fields“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 1237–1249.
- [141] D. Hartmann und I. von Sivers. „Structured first order conservation models for pedestrian dynamics“. In: *Networks and Heterogeneous Media* 8.4 (2013), S. 985–1007.
- [142] D. Helbing, L. Buzna, A. Johansson und T. Werner. „Self-organized pedestrian crowd dynamics: Experiments, simulations, and design solutions“. In: *Transportation Science* 39.1 (2005), S. 1–24.
- [143] D. Helbing und I. Farkas. „Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations“. In: *1. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2002, S. 21–58.
- [144] D. Helbing, I. Farkas und T. Vicsek. „Simulating dynamical features of escape panic“. In: *Nature* 407.6803 (2000), S. 487–490.
- [145] D. Helbing, A. Johansson und H. Z. Al-Abideen. „Dynamics of crowd disasters: An empirical study“. In: *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 75.4 (2007), S. 1–7.
- [146] D. Helbing und P. Molnár. „Social force model for pedestrian dynamics“. In: *Physical Review E* 51.5 (1995), S. 4282–4286.
- [147] D. Helbing und P. Mukerji. „Crowd disasters as systemic failures: analysis of the Love Parade disaster“. In: *EPJ Data Science* 1.1 (2012), S. 1–40.
- [148] C. Hepf. „Analyse der BIM-Software Revit Architecture 2015 anhand der Modellierung des Gebäudes der Fakultät für Maschinenwesen der TU München in Garching“. Bachelorarbeit. Technische Universität München, 2015.

- [149] S. C. Hirtle und T. Gärling. „Heuristic rules for sequential spatial decisions“. In: *Geoforum* 23.2 (1992), S. 227–238.
- [150] M. Höcker, V. Berkhahn, A. Kneidl, A. Borrmann und W. Klein. „Graph-based approaches for simulating pedestrian dynamics in building models“. In: *eWork and eBusiness in Architecture, Engineering and Construction* (2010), S. 389–394.
- [151] C. Hollmann. „A Cognitive Human Behaviour Model for Pedestrian Behaviour Simulation“. Dissertation. University of Greenwich, 2015.
- [152] C. Hölscher, T. Meilinger, G. Vrachliotis, M. Brösamle und M. Knauff. „Finding the way inside: Linking architectural design analysis and cognitive processes“. In: *International Conference on Spatial Cognition*. 2004, S. 1–23.
- [153] C. Hölscher, T. Meilinger, G. Vrachliotis, M. Brösamle und M. Knauff. „Up the down staircase: Wayfinding strategies in multi-level buildings“. In: *Journal of Environmental Psychology* 26.4 (2006), S. 284–299.
- [154] C. Hölscher, T. Tenbrink und J. M. Wiener. „Would you follow your own route description? Cognitive strategies in urban route planning“. In: *Cognition* 121.2 (2011), S. 228–247.
- [155] S. P. Hoogendoorn, P. H. L. Bovy und W. Daamen. „Microscopic pedestrian wayfinding and dynamics modelling“. In: *1. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2001, S. 124–154.
- [156] S. P. Hoogendoorn und P. H. L. Bovy. „Pedestrian route-choice and activity scheduling theory and models“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 38.2 (2004), S. 169–190.
- [157] S. P. Hoogendoorn, F. van Wageningen-Kessels, W. Daamen, D. C. Duives und M. Sarvi. „Continuum theory for pedestrian traffic flow: Local route choice modelling and its implications“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 59 (2015), S. 183–197.
- [158] J. Horowitz. „A utility maximizing model of the demand for multi-destination non-work travel“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 14.4 (1980), S. 369–386.
- [159] N. Hu, M. H. Lees und S. Zhou. „A pattern-based modeling framework for simulating human-like pedestrian steering behaviors“. In: *19. ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology*. 2013, S. 179–188.
- [160] H. J. Huang und R. Y. Guo. „Static floor field and exit choice for pedestrian evacuation in rooms with internal obstacles and multiple exits“. In: *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 78.2 (2008), S. 1–6.
- [161] R. L. Hughes. „A continuum theory for the flow of pedestrians“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 36.6 (2002), S. 507–535.

- [162] A. Iglesias und F. Luengo. „Intelligent agents in virtual worlds“. In: *International Conference on Cyberworlds*. 2004, S. 62–69.
- [163] A. Iglesias und F. Luengo. „New goal selection scheme for behavioral animation of intelligent virtual agents“. In: *IEICE Transactions on Information and Systems* 88.5 (2005), S. 865–871.
- [164] K. Ijaz, S. Sohail und S. Hashish. „A Survey of Latest Approaches for Crowd Simulation and Modeling using Hybrid Techniques“. In: *17. UKSIM-AMSS International Conference on Modelling and Simulation*. 2015, S. 111–116.
- [165] K. Jablonski, V. Argyriou und D. Greenhill. „Crowd Simulation for Dynamic Environments based on Information Spreading and Agents’ Personal Interests“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 412–417.
- [166] C. H. Joh, T. A. Arentze und H. J. P. Timmermans. „Understanding activity scheduling and rescheduling behaviour: Theory and numerical illustration“. In: *GeoJournal* 53.4 (2001), S. 359–371.
- [167] F. Johansson, A. Peterson und A. Tapani. „Waiting pedestrians in the social force model“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 419.419 (2015), S. 95–107.
- [168] J. G. Johnson und J. R. Busemeyer. „Decision making under risk and uncertainty“. In: *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science* 1.5 (2010), S. 736–749.
- [169] J. Joo, N. Kim, R. A. Wysk, L. Rothrock, Y. J. Son, Y. G. Oh und S. Lee. „Agent-based simulation of affordance-based human behaviors in emergency evacuation“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 32 (2013), S. 99–115.
- [170] C.-J. Jørgensen und F. Lamarche. „Combining Activity Scheduling and Path Planning to Populate Virtual Cities“. In: *2013 International Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems*. 2013, S. 1129–1130.
- [171] C.-J. Jørgensen und F. Lamarche. *Space and Time Constrained Task Scheduling for Crowd Simulation*. Technischer Bericht hal-00940570. PI 2013, 2014.
- [172] D. Kahneman und A. Tversky. „Prospect theory: An analysis of decision under risk“. In: *Econometrica: Journal of the Econometric Society* (1979), S. 263–291.
- [173] M. Kapadia und N. I. Badler. „Navigation and steering for autonomous virtual humans“. In: *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science* 4.3 (2013), S. 263–272.
- [174] M. Kapadia, S. Singh, W. Hewlett, G. Reinman und P. Faloutsos. „Parallelized egocentric fields for autonomous navigation“. In: *The Visual Computer* 28.12 (2012), S. 1209–1227.
- [175] M. Kapadia, M. Wang, S. Singh, G. Reinman und P. Faloutsos. „Scenario space: characterizing coverage, quality, and failure of steering algorithms“. In: *2011 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*. 2011, S. 53–62.

- [176] I. Karamouzas und M. Overmars. „Simulating the local behaviour of small pedestrian groups“. In: *17. ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology*. 2010, S. 183–190.
- [177] A. U. Kemloh Wagoum, M. Chraibi, J. Zhang und G. Lämmel. „JuPedSim: An Open Framework for Simulating and Analyzing the Dynamics of Pedestrians“. In: *3. Conference of Transportation Research Group of India*. 2015.
- [178] A. Khattak Asad und Kanafani. „Case-based reasoning: A planning tool for intelligent transportation systems“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies 4.5* (1996), S. 267–288.
- [179] P. M. Kielar, D. H. Biedermann und A. Borrmann. *MomenTUMv2: a modular, extensible, and generic agent-based pedestrian behavior simulation framework*. Technischer Bericht. Technische Universität München, 2016.
- [180] P. M. Kielar, D. H. Biedermann und F. Dietrich. „Gentle Coupling of Pedestrian Behavior Model Implementations: a Pedestrian Simulator Interoperability Protocol“. In: *27. Forum Bauinformatik*. 2015.
- [181] P. M. Kielar, D. H. Biedermann, A. Kneidl und A. Borrmann. „A Unified Pedestrian Routing Model Combining Multiple Graph-Based Navigation Methods“. In: *11. Conference on Traffic and Granular Flow*. 2016.
- [182] P. M. Kielar, D. H. Biedermann, A. Kneidl und A. Borrmann. „A Unified Pedestrian Routing Model for Graph-Based Navigation Built on Cognitive Principles“. In: *Transportmetrica A: Transport Science* (2017), S. 1–27.
- [183] P. M. Kielar und A. Borrmann. „Coupling Spatial Task Solving Models to Simulate Complex Pedestrian Behavior Patterns“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016.
- [184] P. M. Kielar und A. Borrmann. „Modeling pedestrians’ interest in locations: A concept to improve simulations of pedestrian destination choice“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 61 (2016), S. 47–62.
- [185] P. M. Kielar. *Dissertation Kapitel 5.4: Video IKOM mit optimalem Parametersatz*. Medien. besucht am 23.04.2017. 2017. URL: <https://mediatum.ub.tum.de/1357408>.
- [186] D. E. Kieras und D. E. Meyer. *An Overview of the EPIC Architecture for Cognition and Performance With Application to Human-Computer Interaction*. Technischer Bericht 5. University of Michigan, 1995.

- [187] A. Kirchner, H. Klüpfel, K. Nishinari, A. Schadschneider und M. Schreckenberg. „Discretization effects and the influence of walking speed in cellular automata models for pedestrian dynamics“. In: *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* 10011 (2004), P10011.
- [188] R. Kitamura. „Panel analysis in transportation planning: An overview“. In: *Transportation Research Part A: General* 24.6 (1990), S. 401–415.
- [189] R. Kitamura, C. Chen und R. Pendyala. „Generation of synthetic daily activity-travel patterns“. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1607 (1997), S. 154–162.
- [190] F. Klügl, G. Klubertanz und G. Rindsfuser. „Agent-based pedestrian simulation of train evacuation integrating environmental data“. In: *Annual Conference on Artificial Intelligence*. 2009, S. 631–638.
- [191] A. Kneidl, D. Hartmann und A. Borrmann. „A hybrid multi-scale approach for simulation of pedestrian dynamics“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 37 (2013), S. 223–237.
- [192] A. Kneidl. „How do people queue? A study of different queuing models“. In: *11. Conference on Traffic and Granular Flow*. 2016.
- [193] A. Kneidl. „Methoden zur Abbildung menschlichen Navigationsverhaltens bei der Modellierung von Fußgängerströmen“. Dissertation. Technische Universität München, 2013.
- [194] A. Kneidl und A. Borrmann. „How do pedestrians find their way? Results of an experimental study with students compared to simulation results“. In: *Proceedings of Emergency Evacuation of People from Buildings*. Warsaw, Poland, 2011, S. 163–172.
- [195] A. Kneidl, A. Borrmann und D. Hartmann. „Generation and use of sparse navigation graphs for microscopic pedestrian simulation models“. In: *Advanced Engineering Informatics* 26.4 (2012), S. 669–680.
- [196] G. Köster, F. Treml und M. Gödel. „Avoiding numerical pitfalls in social force models“. In: *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 87.6 (2013), S. 1–13.
- [197] G. Köster, F. Treml, M. Seitz und W. Klein. „Validation of crowd models including social groups“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. Springer, 2014, S. 1051–1063.
- [198] G. Köster und B. Zönnchen. „Queuing at bottlenecks using a dynamic floor field for navigation“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 344–352.
- [199] D. Kraemer, V. R. Schinazi, P. B. Cawkwell, A. Tekriwal, R. A. Epstein und S. L. Thompson-Schill. „Verbalizing, Visualizing, and Navigating: The Effect of Strategies on Encoding a Large-Scale Virtual Environment“. In: *Journal of Experimental Psychology. Learning, memory, and cognition* (2016).

- [200] B. Krausz und C. Bauckhage. „Integrating Lateral Swaying of Pedestrians into Simulations“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 729–737.
- [201] T. Kretz. „On Oscillations in the Social Force Model“. In: *Physica A* 438 (2015), S. 272–285.
- [202] J. Kwak, H.-H. Jo, T. Luttinen und I. Kosonen. „Modeling Pedestrian Switching Behavior for Attractions“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 612–617.
- [203] J. E. Laird. „Extending the Soar cognitive architecture“. In: *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications* 171 (2008), S. 224–235.
- [204] J. E. Laird, A. Newell und P. S. Rosenbloom. „Soar: An architecture for general intelligence“. In: *Artificial intelligence* 33.1 (1987), S. 1–64.
- [205] T. I. Lakoba und N. M. Finkelstein. „Modifications of the Helbing-Molnar-Farkas-Vicsek Social Force Model for Pedestrian Evolution“. In: *Simulation* 81.5 (2005), S. 339–352.
- [206] F. Lamarche und S. Donikian. „Crowd of Virtual Humans: a New Approach for Real Time Navigation in Complex and Structured Environments“. In: *Computer Graphics Forum* 23.3 (2004), S. 509–518.
- [207] P. Langley, J. E. Laird und S. Rogers. „Cognitive architectures: Research issues and challenges“. In: *Cognitive Systems Research* 10.2 (2009), S. 141–160.
- [208] M. Lappe, M. Jenkin und L. R. Harris. „Travel distance estimation from visual motion by leaky path integration“. In: *Experimental Brain Research* 180.1 (2007), S. 35–48.
- [209] O. W. Layton, T. OConnell und F. Phillips. „The traveling salesman problem in the natural environment“. In: *Journal of Vision* 9.8 (2009), S. 1145.
- [210] S. H. Lee. „Integrated human decision behavior modeling under an extended belief-desire-intention framework“. Dissertation. University of Arizona, 2009.
- [211] J. F. Lehman, J. E. Laird, P. Rosenbloom et al. „A gentle introduction to Soar, an architecture for human cognition“. In: *Invitation to Cognitive Science* 4 (1996), S. 212–249.
- [212] S. Leitmannslehner. *Qounts Zählsystem*. Web. besucht am 15.03.2017. 2017. URL: <http://www.zaehlwert.com/>.
- [213] S. Lewandowsky und S. Farrell. *Computational modeling in cognition: Principles and practice*. Sage Publications, 2010.
- [214] Q. Li, F. Liao, H. J. P. Timmermans und J. Zhou. „A reference-dependent user equilibrium model for activity-travel scheduling“. In: *Transportation* (2016).
- [215] E. Lindberg. „Adults’ memory representations of the spatial properties of their everyday physical environment“. In: *The Development of Spatial Cognition* (2013), S. 141.

- [216] W. Liu, Z. Huang, R. W. H. Lau und D. Manocha. „Data-driven sequential goal selection model for multi-agent simulation“. In: *20. ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology* (2014), S. 107–116.
- [217] W. Liu, R. W. Lau und D. Manocha. „Crowd simulation using Discrete Choice Model“. In: *VR*. 2012, S. 3–6.
- [218] C. Loscos, D. Marchal und A. Meyer. „Intuitive crowd behavior in dense urban environments using local laws“. In: *Theory and Practice of Computer Graphics*. 2003, S. 122–129.
- [219] M. Löttsch, M. Risler und M. Jüngel. „XABSL - A Pragmatic Approach to Behavior Engineering“. In: *IEEE/RSJ International Conference of Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2006, S. 5124–5129.
- [220] G. G. Løvås. „Models of wayfinding in emergency evacuations“. In: *European Journal of Operational Research* 105.3 (1998), S. 371–389.
- [221] R. Lubaś, M. Mycek, J. Porzycki und J. Waś. „Verification and Validation of Evacuation Models—Methodology Expansion Proposition“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 715–723.
- [222] S. Luke, C. Cioffi-Revilla, L. Panait und K. Sullivan. „Mason: A new multi-agent simulation toolkit“. In: *2004 SwarmFest Workshop*. Bd. 8. 2004, S. 316–327.
- [223] M. Lyell und M. Becker. „Simulation of cognitive pedestrian agents: crowds in crisis situations“. In: *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics* 4 (2005), S. 79–84.
- [224] J. N. MacGregor. „Effects of Cluster Location on Human Performance on the Traveling Salesperson Problem Keywords“. In: *Attention, Perception, & Psychophysics* 77.7 (2015), S. 2491–2501.
- [225] J. N. MacGregor, T. C. Ormerod und E. P. Chronicle. „A model of human performance on the traveling salesperson problem“. In: *Memory & Cognition* 28.7 (2000), S. 1183–1190.
- [226] I. Martínez und A. Olmeda. „Methodology for Pedestrian Analysis in Public Spaces Based on Probabilistic Approach“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 761–773.
- [227] E. Masicampo und N. Ambady. „Predicting fluctuations in widespread interest: Memory decay and goal-related memory accessibility in Internet search trends“. In: *Journal of Experimental Psychology: General* 143.1 (2014), S. 205–214.
- [228] A. R. Mawson. „Understanding mass panic and other collective responses to threat and disaster“. In: *Psychiatry: Interpersonal and Biological Processes* 68.2 (2005), S. 95–113.

- [229] F. Meneguzzi und L. De Silva. „Planning in BDI agents: a survey of the integration of planning algorithms and agent reasoning“. In: *Knowledge Engineering Review* 30.Sep-tember (2013), S. 1–44.
- [230] F. Michel, J. Ferber, A. Drogoul et al. „Multi-agent systems and simulation: a survey from the agents community’s perspective“. In: *Multi-Agent Systems: Simulation and Applications, Computational Analysis, Synthesis, and Design of Dynamic Systems* (2009), S. 3–52.
- [231] Microsoft. *C#*. Web. besucht am 05.07.2016. 2016. URL: <https://msdn.microsoft.com/en-us/library/kx37x362.aspx>.
- [232] T. Ming, J. H. Fei und J. Z. Cai. „Pedestrian Agent Navigation Approach in Virtual Passenger Transfer Hub“. In: *Information Engineering (ICIE), 2010 WASE International Conference on*. Bd. 4. IEEE. 2010, S. 131–135.
- [233] M. Moussaïd, D. Helbing und G. Theraulaz. „How simple rules determine pedestrian behavior and crowd disasters“. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* 108.17 (2011), S. 6884–6888.
- [234] M. Moussaïd, M. Kapadia, T. Thrash, R. W. Sumner, M. Gross, D. Helbing und C. Hölscher. „Crowd behaviour during high-stress evacuations in an immersive virtual environment“. In: *Journal of The Royal Society Interface* 13.20160414 (2016), S. 4–11.
- [235] M. Moussaïd, N. Perozo, S. Garnier, D. Helbing und G. Theraulaz. „The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics“. In: *PLOS ONE* 5.4 (2010), S. 1–7.
- [236] S. Narang, A. Best und D. Manocha. *Interactive Simulation of Local Interactions in Dense Crowds using Elliptical Agents*. Technischer Bericht. UNC Chapel Hill, 2015.
- [237] A. Newell. *Unified theories of cognition*. Harvard University Press, 1994.
- [238] A. Newell, H. A. Simon et al. *Human problem solving*. Prentice-Hall, 1972.
- [239] G. L. Newmark und P. O. Plaut. „Shopping trip-chaining behavior at malls in a transitional economy“. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1939 (2005), S. 174–183.
- [240] Q. Nguyen, F. D. McKenzie und M. D. Petty. „Crowd behavior cognitive model architecture design“. In: *Conference on Behavior Representation in Modeling and Simulation*. 2005, S. 55–64.
- [241] J. Norén, M. Delin und K. Fridolf. „Ascending stair evacuation : what do we know ?“ In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 774–782.
- [242] M. E. O’Kelly. „A Model of the Demand for Retail Facilities, Incorporating Multistop, Multipurpose Trips“. In: *Geographical Analysis* 13.2 (1981), S. 134–148.

- [243] OpenStreetMap Foundation. *OpenStreetMap*. Web. besucht am 05.07.2016. 2016. URL: [www.openstreetmap.org](http://www.openstreetmap.org).
- [244] Oracle. *Java Software | Oracle*. Web. besucht am 05.07.2016. 2016. URL: <https://www.oracle.com/java/index.html>.
- [245] Oracle. *JavaFX Developer Home*. Web. besucht am 05.07.2016. 2016. URL: <http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/overview/javafx%5C-/overview%5C-/2158620.html>.
- [246] N. Oreskes, K. Shrader-Frechette, K. Belitz et al. „Verification, validation, and confirmation of numerical models in the earth sciences“. In: *Science* 263.5147 (1994), S. 641–646.
- [247] X. Pan, C. S. Han, K. Dauber und K. H. Law. „A multi-agent based framework for the simulation of human and social behaviors during emergency evacuations“. In: *Ai & Society* 22.2 (2007), S. 113–32.
- [248] S. Paris. „Pedestrian Reactive Navigation for Crowd Simulation: a Predictive Approach“. In: *Eurographics* 26.3 (2007).
- [249] S. Paris und S. Donikian. „Activity-driven populace: A cognitive approach to crowd simulation“. In: *IEEE Computer Graphics and Applications* 29.4 (2009), S. 34–43.
- [250] S. Paris, S. Donikian und N. Bonvalet. „Environmental abstraction and path planning techniques for realistic crowd simulation“. In: *Computer Animation and Virtual Worlds* 17.3-4 (2006), S. 325–335.
- [251] J. H. Park, H. Kim und D. Lee. „Development of Intelligent Agent For Evacuation Model“. In: *2. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2003, S. 383–394.
- [252] J. H. Park, F. A. Rojas und H. S. Yang. „A collision avoidance behavior model for crowd simulation based on psychological findings“. In: *Computer Animation and Virtual Worlds* 24.3-4 (2013), S. 173–183.
- [253] D. L. Parnas. „On the criteria to be used in decomposing systems into modules“. In: *Communications of the ACM* 15.12 (1972), S. 1053–1058.
- [254] A. Pauchet, N. Chaignaud und A. El Fallah-Seghrouchni. „A cognitive model of interaction for software agents“. In: *Intelligent Agent Technology, IEEE/WIC/ACM International Conference on*. Bd. 284. 2005, S. 281–284.
- [255] N. Pelechano, K. O’Brien, B. G. Silverman und N. Badler. *Crowd simulation incorporating agent psychological models, roles and communication*. Technischer Bericht ADA522128. 2005.
- [256] A. Penn. „Space syntax and spatial cognition: or why the axial line?“ In: *Environment and Behavior* 35.1 (2003), S. 30–65.

- [257] C. Peters und C. Ennis. „Modeling groups of plausible virtual pedestrians“. In: *IEEE Computer Graphics and Applications* 29.4 (2009), S. 54–63.
- [258] J. Pettré, D. Wolinski und A.-H. Olivier. „Velocity-Based Models for Crowd Simulation“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 1065–1078.
- [259] P. L. Pirolli und J. R. Anderson. „The role of practice in fact retrieval.“ In: *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* 11.1 (1985), S. 136.
- [260] A. Portz und A. Seyfried. „Analyzing Stop-and-Go Waves by Experiment and Modeling“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics* (2010), S. 577–586.
- [261] W. M. Predtetschenski und A. I. Milinski. *Personenströme in Gebäuden*. Verlagsgesellschaft Rudolf Müller, Köln-Braunsfeld, 1971.
- [262] F. Qiu und X. Hu. „Modeling group structures in pedestrian crowd simulation“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 18 (2010), S. 190–205.
- [263] R. M. Raafat, N. Chater und C. Frith. „Herding in humans“. In: *Trends in Cognitive Sciences* 13.10 (2009), S. 420–428.
- [264] A. S. Rao und M. P. Georgeff. „Modeling rational agents within a BDI-architecture“. In: *2. International Conference on Principals of Knowledge Representation and Reasoning*. Bd. 91. 1991, S. 473–484.
- [265] A. S. Rao, M. P. Georgeff et al. „BDI agents: From theory to practice“. In: *ICMAS*. Bd. 95. 1995, S. 312–319.
- [266] S. Rasouli und H. J. P. Timmermans. „Applications of theories and models of choice and decision-making under conditions of uncertainty in travel behavior research“. In: *Travel Behaviour and Society* 1.3 (2014), S. 79–90.
- [267] M. Raubal. „Agent-based simulation of human wayfinding a perceptual model for unfamiliar buildings“. Dissertation. Technischen Universität Wien, 2001.
- [268] S. Reicher. „The Psychology of Crowd Dynamics“. In: *Psychological Society* 44 (2012), S. 113–128.
- [269] C. W. Reynolds. „Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model“. In: *ACM SIGGRAPH Computer Graphics* 21.4 (1987), S. 25–34.
- [270] RiMEA e.V. *Richtlinie für Mikroskopische Entfluchtungsanalysen*. Richtlinie. RiMEA e.V., 2016.
- [271] M. Risler. „Behavior control for single and multiple autonomous agents based on hierarchical finite state machines“. Dissertation. Technische Universität Darmstadt, 2010.
- [272] J. Rumbaugh, I. Jacobson und G. Booch. *Unified Modeling Language Reference Manual, The*. Pearson Higher Education, 2004.

- [273] S. J. Russell, P. Norvig, J. F. Canny, J. M. Malik und D. D. Edwards. *Artificial intelligence: a modern approach*. Bd. 2. Prentice-Hall, 2003.
- [274] J. Säisä, A. Svensson-Gärling, T. Gärling und E. Lindberg. „Intraurban Cognitive Distance: The Relationship between Judgments of Straight-Line Distances, Travel Distances, and Travel Times“. In: *Geographical Analysis* 18.2 (1986), S. 167–174.
- [275] J. Säisä und T. Gärling. „Sequential spatial choices in the large-scale environment“. In: *Environment and Behavior* 19.5 (1987), S. 614–635.
- [276] S. Sarmady, F. Haron und A. Z. Talib. „A cellular automata model for circular movements of pedestrians during Tawaf“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 19.3 (2011), S. 969–985.
- [277] T. Sasaki. „Estimation of Person Trip Patterns Through Markov Chains“. In: *Traffic Flow and Transportation* (1972), S. 119–130.
- [278] B. Schachter und N. Ahuja. „Random pattern generation processes“. In: *Computer Graphics and Image Processing* 10.2 (1979), S. 95–114.
- [279] A. Schadschneider, A. Kirchner und K. Nishinari. „From ant trails to pedestrian dynamics“. In: *Applied Bionics and Biomechanics* 1.1 (2003), S. 11–19.
- [280] T. Schelhorn, D. O’Sullivan, M. Haklay und M. Thurstain-goodwin. *Streets: An Agent-based Pedestrian Model*. Technischer Bericht CASA Working Papers 9. Centre for Advanced Spatial Analysis UCL, 1999.
- [281] C. Schiermeyer, F. Pascucci, N. Rinke, V. Berkhahn und B. Friedrich. „A Genetic Algorithm Approach for the Calibration of a Social Force Based Model for Shared Spaces“. In: *8. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2016, S. 485–491.
- [282] H. Schrom-Feiertag, M. Stubenschrott, G. Regal, J. Schrammel und V. Settgast. „Using cognitive agent-based simulation for the evaluation of indoor wayfinding systems“. In: *preprint arXiv:1611.02459* (2016).
- [283] S. Seer, C. Rudlo, T. Matyus und N. Br. „Validating social force based models with comprehensive real world motion data“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 724–732.
- [284] C. Sehnaz, T. A. Arentze und H. J. P. Timmermans. „A cognitive learning model for dynamic activity-travel patterns“. In: *EWGT2012 - 15. Meeting of the EURO Working Group on Transportation*. 2012, S. 580–588.
- [285] M. J. Seitz. „Simulating pedestrian dynamics : Towards natural locomotion and psychological decision making“. Dissertation. Technische Universität München, 2016.
- [286] M. J. Seitz, F. Dietrich, G. Köster und H.-J. Bungartz. „The Superposition Principle: A Conceptual Perspective on Pedestrian Stream Simulations“. In: *Collective Dynamics* 1.0 (2016), S. 1–19.

- [287] M. J. Seitz und G. Köster. „Natural discretization of pedestrian movement in continuous space“. In: *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 86.4 (2012), S. 1–21.
- [288] M. Seitz, G. Köster und A. Pfaffinger. „Pedestrian group behavior in a cellular automaton“. In: *6. International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*. 2014, S. 807–814.
- [289] E. de Sevin und D. Thalmann. „A motivational model of action selection for virtual humans“. In: *IEEE Computer Graphics International 2005*. 2005, S. 213–220.
- [290] A. Seyfried, B. Steffen, W. Klingsch und M. Boltes. „The fundamental diagram of pedestrian movement revisited“. In: *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* 2005.10 (2005), P10002.
- [291] W. Shao und D. Terzopoulos. „Autonomous pedestrians“. In: *Graphical Models* 69.5-6 (2007), S. 246–274.
- [292] A. Shendarkar, K. Vasudevan, S. Lee und Y.-j. Son. „Crowd simulation for emergency response using BDI agents based on immersive virtual reality“. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 16.9 (2008), S. 1415–1429.
- [293] A. Shoulson, N. Marshak, M. Kapadia und N. I. Badler. „ADAPT: The Agent Development and Prototyping Testbed“. In: *19. ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games*. 2013, S. 9–18.
- [294] B. G. Silverman, M. Johns, J. Cornwell und K. O’Brien. „Human behavior models for agents in simulators and games: part I: enabling science with PMFserv“. In: *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* 15.2 (2006), S. 139–162.
- [295] H. A. Simon und A. Newell. „Human problem solving: The state of the theory in 1970.“ In: *American Psychologist* 26.2 (1971), S. 145–159.
- [296] S. Singh, M. Kapadia, P. Faloutsos und G. Reinman. „An Open Framework for Developing, Evaluating, and Sharing Steering Algorithms“. In: *2. International Workshop on Motion in Games*. 2009, S. 158–169.
- [297] I. von Sivers, M. J. Seitz und G. Köster. „How Do People Search: A Modelling Perspective“. In: *Parallel Processing and Applied Mathematics*. 2016, S. 487–496.
- [298] I. von Sivers, A. Templeton, G. Köster, J. Drury und A. Philippides. „Humans do not Always Act Selfishly: Social Identity and Helping in Emergency Evacuation Simulation“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 585–593.
- [299] G. Sperling und E. Weichselgartner. „Episodic theory of the dynamics of spatial attention.“ In: *Psychological Review* 102.3 (1995), S. 503.
- [300] Statistisches Bundesamt. *Mikrozensus Fragen zur Gesundheit - Rauchgewohnheiten 2013*. Statistisches Bundesamt, Wiesbaden, 2014.

- [301] M. Stubenschrott, T. Matyus, H. Schrom-Feiertag, C. Kogler und S. Seer. *Route-Choice Modeling for Pedestrian Evacuation based on Infrastructure Knowledge and Personal Preferences*. Technischer Bericht. AIT Austrian Institute of Technology GmbH, 2017.
- [302] R. Sun. „The importance of cognitive architectures: An analysis based on CLARION“. In: *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence* 19.2 (2007), S. 159–193.
- [303] J. Sweller. „Cognitive load during problem solving: Effects on learning“. In: *Cognitive Science* 12.2 (1988), S. 257–285.
- [304] N. A. Taatgen, C. Lebiere und J. R. Anderson. „Modeling paradigms in ACT-R“. In: *Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation* (2006), S. 29–52.
- [305] G. Theodoropoulos, R. Minson, R. Ewald und M. Lees. „Simulation engines for multi-agent systems“. In: *Multi-Agent Systems: Simulation and Applications* (2009), S. 77–108.
- [306] H. Tianfield, J. Tian und X. Yao. „On the architectures of complex multi-agent systems“. In: *IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence / Intelligent Agent Technology*. 2003, S. 195–206.
- [307] H. J. P. Timmermans, X. van der Hagen und A. W. J. Borgers. „Transportation systems, retail environments and pedestrian trip chaining behaviour: Modelling issues and applications“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 26.1 (1992), S. 45–59.
- [308] S. Timpf. „Appropriating Places in Public Spaces - a Multi-Agent Simulation“. In: *Workshop at the 31. German Conference on Artificial Intelligence*. 2008, S. 13–24.
- [309] W. van Toll, N. Jaklin und R. Geraerts. „Towards Believable Crowds: A Generic Multi-Level Framework for Agent Navigation“. In: *20. Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging*. 2015.
- [310] A. Tomoeda, D. Yanagisawa, T. Imamura und K. Nishinari. „Optimal density in a queue with starting-wave“. In: *9. Conference on Traffic and Granular Flow*. 2013, S. 171–178.
- [311] P. M. Torrens, A. Nara, X. Li, H. Zhu, W. A. Griffin und S. B. Brown. „An extensible simulation environment and movement metrics for testing walking behavior in agent-based models“. In: *Computers, Environment and Urban Systems* 36.1 (2012), S. 1–17.
- [312] K. E. Train. *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge University Press, 2009.
- [313] J. Tsai, N. Fridman, E. Bowring, M. Brown, S. Epstein, G. Kaminka, S. Marsella, A. Ogden, I. Rika, A. Sheel, M. E. Taylor, X. Wang, A. Zilka und M. Tambe. „ESCAPES: evacuation simulation with children, authorities, parents, emotions, and social comparison“. In: *10. International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. 2011, S. 457–464.

- [314] X. Tu und D. Terzopoulos. „Artificial fishes: Physics, locomotion, perception, behavior“. In: *21. Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. 1994, S. 43–50.
- [315] E. Tulving. „Episodic and semantic memory: Where should we go from here?“ In: *Behavioral and Brain Sciences* 9.3 (1986), S. 573–577.
- [316] V. Turau und C. Weyer. *Algorithmische Graphentheorie*. Walter de Gruyter GmbH & Co KG, 2015.
- [317] A. Turner. „Isovists, occlusions and the exosomatic visual architecture“. In: *The Cognitive Approach to Modeling Environments*. 2006, S. 17–21.
- [318] A. Tversky. „Elimination by aspects: A theory of choice“. In: *Psychological Review* 79.4 (1972), S. 281.
- [319] C. Urban. „PECS: A reference model for the simulation of multi-agent systems“. In: *Tools and Techniques for Social Science Simulation*. Springer, 2000, S. 83–114.
- [320] L. Urbani. „Commuters Rail Stations and Pedestrians Flows: The Hardbrücke Station in Zurich, Switzerland“. In: *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 53 (2012), S. 146–154.
- [321] M. Van Lent, R. McAlinden, P. Probst, B. G. Silverman, K. O’Brien und J. Cornwell. „Enhancing the behavioral fidelity of synthetic entities with human behavior models“. In: *13. Conference on Behavior Representation in Modeling and Simulation*. 2004, S. 300.
- [322] T. Varoudis. *depthmapX Multi-Platform Spatial Network Analysis Software*. Web. besucht am 05.07.2016. 2016. URL: <http://varoudis.github.io/depthmapX/>.
- [323] J. L. Vermeulen, A. Hillebrand und R. Geraerts. „A comparative study of k-nearest neighbour techniques in crowd simulation“. In: *Computer Animation and Virtual Worlds* (2017), e1775–n/a.
- [324] F. L. M. van Wageningen-Kessels, S. P. Hoogendoorn und W. Daamen. „Extension of Edie’s Definitions for Pedestrian Dynamics“. In: *Transportation Research Procedia* 2 (2014), S. 507–512.
- [325] N. Wagner und V. Agrawal. „An agent-based simulation system for concert venue crowd evacuation modeling in the presence of a fire disaster“. In: *Expert Systems with Applications* 41.6 (2014), S. 2807–2815.
- [326] K. Wagoum, U. Armel, A. Seyfried und S. Holl. „Modeling the dynamic route choice of pedestrians to assess the criticality of building evacuation“. In: *Advances in Complex Systems* 15.07 (2012), S. 1250029.
- [327] R. F. Wang. „Between reality and imagination: When is spatial updating automatic?“ In: *Perception & Psychophysics* 66.1 (2004), S. 68–76.
- [328] S. Wang, W. Lv und W. Song. „Behavior of Ants Escaping from a Single-Exit Room“. In: *PLOS ONE* 10.6 (2015), S. 1–14.

- [329] J. Waş und R. Lubaś. „Towards realistic and effective agent-based models of crowd dynamics“. In: *Neurocomputing* 146 (2014), S. 199–209.
- [330] U. Weidmann. „Transporttechnik der Fussgänger, Transporttechnische Eigenschaften des Fussgängerverkehrs (Literaturoberwertung)“. In: *Schriftenreihe des IVT* 90 (1993), S. 110.
- [331] S. M. Weisberg, V. R. Schinazi, N. S. Newcombe, T. F. Shipley und R. A. Epstein. „Variations in cognitive maps: Understanding individual differences in navigation“. In: *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* 40.3 (2014), S. 669.
- [332] W. Wen, T. Ishikawa und T. Sato. „Individual differences in the encoding processes of egocentric and allocentric survey knowledge“. In: *Cognitive Science* 37.1 (2013), S. 176–192.
- [333] J. M. Wiener, S. J. Büchner und C. Hölscher. „Taxonomy of human wayfinding tasks: A knowledge-based approach“. In: *Spatial Cognition & Computation* 9.2 (2009), S. 152–165.
- [334] J. M. Wiener, N. N. Ehbauer und H. A. Mallot. „Planning paths to multiple targets: Memory involvement and planning heuristics in spatial problem solving“. In: *Psychological Research* 73.5 (2009), S. 644–658.
- [335] N. Wijermans. „Understanding Crowd Behaviour: Simulating Situated Individuals“. Dissertation. University of Groningen, 2011.
- [336] N. Wijermans, C. Conrado, M. van Steen, C. Martella und J. Li. „A landscape of crowd-management support: An integrative approach“. In: *Safety Science* 86 (2016), S. 142–164.
- [337] N. Wijermans, R. Jorna, W. Jager, T. van Vliet und O. Adang. „CROSS: Modelling Crowd Behaviour with Social-Cognitive Agents“. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 16.4 (2013), S. 1.
- [338] L. Williams. „Casting curved shadows on curved surfaces“. In: *ACM Siggraph Computer Graphics* 12.3 (1978), S. 270–274.
- [339] D. B. Willingham, M. J. Nissen und P. Bullemer. „On the development of procedural knowledge“. In: *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition* 15.6 (1989), S. 1047.
- [340] T. Wolbers und M. Hegarty. „What determines our navigational abilities?“ In: *Trends in Cognitive Sciences* 14.3 (2010), S. 138–146.
- [341] M. Wooldridge. *An introduction to multiagent systems, Second Edition*. John Wiley & Sons, 2009.
- [342] M. Wooldridge und P. Ciancarini. „Agent-oriented software engineering: The state of the art“. In: *Agent-oriented Software Engineering*. 2001, S. 1–28.

- [343] M. Wooldridge und N. R. Jennings. „Intelligent agents: theory and practice“. In: *The Knowledge Engineering Review* 10.02 (1995), S. 115–152.
- [344] Q. Wu, Q. Ji, J. Du und X. Li. „Simulating the local behavior of small pedestrian groups using synthetic-vision based steering approach“. In: *12. ACM SIGGRAPH International Conference on Virtual-Reality Continuum and Its Applications in Industry*. 2013, S. 41–50.
- [345] H. Xi, S. Lee und Y.-J. Son. „An integrated pedestrian behavior model based on extended decision field theory and social force model“. In: *Human-in-the-Loop Simulations*. 2011, S. 69–95.
- [346] Q. Xu, B. Mao, X. Feng und J. Feng. „Effects of Crowding Perception on Self-organized Pedestrian Flows Using Adaptive Agent-based Model“. In: *preprint arXiv:1308.5380* (2013).
- [347] J. W. Yoder und R. Johnson. „The Adaptive Object-Model Architectural Style“. In: *Software Architecture* 97 (2002), S. 3–27.
- [348] Y. Yoshimura, A. Amini, S. Sobolevsky, J. Blat und C. Ratti. „Analysis of pedestrian behaviors through non-invasive Bluetooth monitoring“. In: *preprint arXiv:1702.00546* (2017).
- [349] Y. Yue, T. Lan, A. G. O. Yeh und Q.-q. Li. „Zooming into individuals to understand the collective : A review of trajectory-based travel behaviour studies“. In: *Travel Behaviour and Society* 1.2 (2014), S. 69–78.
- [350] J. Zacharias, T. Bernhardt und L. De Montigny. „Computer-simulated pedestrian behavior in shopping environment“. In: *Journal of Urban Planning and Development* 131.3 (2005), S. 195–200.
- [351] J. Zhang und A. Seyfried. „Comparison of intersecting pedestrian flows based on experiments“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 405 (2014), S. 316–325.
- [352] J. Zhang, M. Kuwano, B. Lee und A. Fujiwara. „Modeling household discrete choice behavior incorporating heterogeneous group decision-making mechanisms“. In: *Transportation Research Part B* 43.2 (2009), S. 230–250.
- [353] Y. Zhou, W. Klein und H. G. Mayer. „Automatic Validation for Crowd Simulation: Test Suite for a Pedestrian Simulator Based on Different Scenarios“. In: *International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems*. 2015, S. 146–164.

## Anhang A

# Parameter des *Spice*-Modells

In diesem Appendix werden alle Parameterwerte des *Spice*-Modell zusammenfasst. Wie im Abschnitt 5.3 erläutert, existieren für das *Spice*-Modell drei Typen von Parametern:

1. Unabhängige Parameter, die aus Sicht des *Spice*-Modell unbeeinflusst vom Szenario und dessen individuellen Randbedingungen sind.
2. Variable Parameter, die aus Sicht des *Spice*-Modell für jedes Szenario angegeben werden müssen.
3. Freie Parameter, die grundlegende Mechanismen des *Spice*-Modell anpassen.

Die folgenden Tabellen fassen die verschiedenen Parametertypen in einer Kurzübersicht zusammen. Hierbei sind die Forschungsergebnisse aus Kapitel 5 bereits integriert.

Tabelle A.1 listet die Werte und Wertebereiche der unabhängigen Parameter auf. Tabelle A.2 listet alle variablen Parameter auf, welche spezifische Randbedingungen darstellen, und für jedes Szenario einzigartig sein können. Tabelle A.3 listet alle freien Parameter auf.

TABELLE A.1: Die im *Spice*-Modell eingesetzten festen Parameter der Teilmodelle. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass einzelne Belegungen, der für das *Spice*-Modell unabhängigen Parameter, für Kategorien von Anwendungsszenarien neu kalibriert werden müssen (siehe Abschnitt 2.9).

Modellaspekt, Abschnitt		
Parameter	Wertebereich	Bedeutung
Schätzung von Distanzen, Abschnitt 4.4.3.2		
$k$	0.98	Genauigkeit der Schätzung .
$\alpha$	0.0076	Systematischer Fehler der Distanzschätzung.
$E$	32 m	Metrischen Ausdehnung des Bezugsszenarios.
Subjektive Präferenz an der Aktivität am Ziel, Abschnitt 4.4.4		
$\omega$	0.99	Berechnungsgrenzwert der maximalen Präferenz.
Generierung eines Handlungsplans, Abschnitt 4.4.6.2		
$P(x)$	<i>Gamma</i> -Verteilung	Plangröße mit $E(P(x)) = 4$ und $\sigma(P(x)) = 2$ .
$a$	8.403	Variable der Planungsdauerschätzung.
$b$	0.6038	Variable der Planungsdauerschätzung.
Taktische Verhaltensselektion, Abschnitt 4.4.7.1		
$d$	1.5 m	Distanz für Aktivierung der feinen Operation.
Wegfindungsmodell, Abschnitt 4.4.7.2		
$\alpha$	1.5	BH Einflussfaktor der Luftlinien.
$\beta$	20°	SALL Toleranz für gerade Pfade.
$s$	0.75	SALL Einflussfaktor von Länge gegenüber Winkel.
$\zeta, \eta, \kappa$ und $\psi$	[0, 1]	Faktoren der SP, BH, GBH und SALL Methoden.
$\chi$	]0, ∞[	Ausprägung der Individualität in der Wegfindung.
$\Lambda$ und $\Upsilon$	[0, 1]	Einflussfaktoren der ACO und FP Methoden.
$m$	]0, ∞[	Maximaler Pheromonwert der ACO Methode.
$y$	]0, ∞[	Pheromonverfallsrate der ACO Methode.
Modell der Suche ohne Hilfsmittel, Abschnitt 4.4.7.3		
$\beta$	30°	SALL Toleranz für gerade Pfade.
$s$	0.5	SALL Einflussfaktor von Länge gegenüber Winkel.
Modell des Warteverhaltens, Abschnitt 4.4.7.4		
$\alpha$	[10°, 45°]	Winkel der Spreizung der Warteschlange.
$a$	1.5 s	Verzögerung beim Aufrücken.
Modell des Verweilens, Abschnitt 4.4.7.5		
$x$	1/3	Faktor der Abstoßung zum Attraktor.
$y$	3	Faktor der Anziehung zum Attraktor.
$l$	2 m	Fläche für Gruppenmitglieder.
Operationale Verhaltensselektion, Abschnitt 4.4.7.1		
$d$	1 m	Länge für Konstruktion der Bewegungszielfläche.
Bewegungsmodell und Modell des Stehens, Abschnitte 4.4.8.2 und 4.4.8.3		
$\tau$	0.5	Beschleunigungszeit des <i>Social-Force</i> -Modells
$\kappa$	2.4e5	Interaktionskonstante des <i>Social-Force</i> -Modells.
$k$	1.2e5	Interaktionskonstante des <i>Social-Force</i> -Modells.
$A$	1.2e5	Massenkonstante des <i>Social-Force</i> -Modells.
$B$	1.2e5	Massenkonstante des <i>Social-Force</i> -Modells.

TABELLE A.2: Beschreibung der variablen Parameter, die die individuellen Randbedingungen eines Szenarios darstellen. Die Szenariogeometrie und -topologie sind nicht explizit aufgelistet, da diese die Grundlage für eine Fußgängersimulation darstellen.

Modellaspekt		
Parameter	Wertebereich	Bedeutung
Schätzung von Distanzen, Abschnitt 4.4.3.2		
$r$	$x$ m	Metrische Ausdehnung des höheren Bezugsszenarios.
Schätzung der Menschenmenge an Aufenthaltszonen, Abschnitt 4.4.3.3		
$r$	$x$ m	Typischer Radius des Fußgängers als Kreis abgebildet.
$a$	$x$ m	Grundfläche der Zone.
Schätzung der Menschenmenge an Warteschlangen, Abschnitt 4.4.3.3		
$E(S(i))$	$x$ s	Mittelwert der Dauer der Servicezeiten.
$\sigma(S(i))$	$x$ s	Parameter ist je Warteschlangenzone anzugeben. Standardabweichung der Dauer der Servicezeiten. Parameter ist je Warteschlangenzone anzugeben.
Subjektive Präferenz an der Aktivität am Ziel, Abschnitt 4.4.4		
$Z(i)$	Poisson-Verteilung	Verteilung der Zwischenankunftszeiten. Parameter ist je Zielort anzugeben.
$E(Z(i))$	$x$ s	Mittelwert der Zwischenankunftszeiten. Parameter ist je Zielort anzugeben.
$\eta$	$x$ Fußgänger	Erwartete maximal Fußgängeranzahl im Szenario.
$\gamma$	$x$ Fußgänger	Mittelwert der Größe von sozialen Gruppen.
Schlussfolgerungen zu Zielorten, Abschnitt 4.4.5		
$[s_k, e_k]$	$[x_k^s, y_k^s], x_k < y_k$	Nutzungsphasen einer Zone. Parameter ist je Zielort anzugeben.
$B_i$	Präferenz $j \in B_i$	Menge der Vorgängerpräferenzen einer Zone $i$ . Parameter ist je Zielort anzugeben.
$S(i)$	Gamma-Verteilung	Verteilung der Servicezeiten einer Zone. Parameter ist je Zielort anzugeben.
Wegfindungsmodell, Abschnitt 4.4.7.2		
$v$	$x$ m/s	Durchschnittsgeschwindigkeit für FP Methode.
Modell des Warteverhaltens, Abschnitt 4.4.7.4		
$r$	$x$ m	Typischer Radius des Fußgängers als Kreis abgebildet.
Modell des Verweilens, Abschnitt 4.4.7.5		
$m$	$x$ m	Minimale Distanz, Außenpunkt und Zentrum einer Zone. Parameter ist je Warteschlangenzone anzugeben.
$k$	$x$ m	Maximale Distanz, Außenpunkt und Zentrum einer Zone. Parameter ist je Warteschlangenzone anzugeben.
Operationale Verhaltensselektion, Abschnitt 4.4.7.1		
$r$	$x$ m	Typischer Radius des Fußgängers als Kreis abgebildet.

TABELLE A.3: Angaben zu den üblichen Werten und Wertebereichen der freien Parameter des *Spice*-Modells und dessen Teilmodelle. Wie in Kapitel 5 diskutiert, können einige dieser Parameter auch durch variable Parameter, den Randbedingungen, abgebildet werden.

Modellaspekt		
Parameter	Wertebereich	Bedeutung
<i>Spice</i> -Modell, Abschnitt 4.4.1		
$t_c$	[0.05, 0.2]	Allgemeiner Simulationszeitschritt.
$t_o$	$t_c$	Operationaler Simulationszeitschritt.
$t_t$	$t_c$	Taktischer Simulationszeitschritt.
$t_s$	0.5	Strategischer Simulationszeitschritt.
Schätzung der Menschenmenge an Aufenthaltszonen, Abschnitt 4.4.3.3		
$p$	[0.75, 1.25]	Ausdehnung des privaten Raums in einer Wartezone.
Schätzung der Menschenmenge an Warteschlangen, Abschnitt 4.4.3.3		
$a$	0	Aversion gegenüber lange Warteschlangen. Nach Abschnitt 5.4.4 ohne Einfluss.
Intra-Alternative Bewertung von Zielorten, Abschnitt 4.4.6.1		
$v$	[3, 15]	Verstärkung der Intensivierung nach einer <i>Sigmoid</i> -Kurve.
Revision eines Handlungsplans, Abschnitt 4.4.6.3		
$r$	1	Reaktivität eines Agenten in der Planrevision.