

Technische Universität München  
Fakultät für Informatik  
Lehrstuhl für Wissenschaftliches Rechnen

**Modellierung sozialpsychologischer Faktoren in  
Personenstromsimulationen:**  
Interpersonale Distanz und soziale Identitäten

Isabella Katharina Maximiliana von Sivers

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Informatik der Technischen  
Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Prof. Gudrun J. Klinker, Ph.D.

Prüfer der Dissertation: 1. Prof. Dr. Hans-Joachim Bungartz  
2. Prof. Dr. Gerta Köster (Hochschule München)

Die Dissertation wurde am 28.04.2016 bei der Technischen Universität München  
eingereicht und durch die Fakultät für Informatik am 14.07.2016 angenommen.



*Für meinen Vater Alois,  
der mir alles ermöglicht hat.*



# Danksagung

Ich möchte mich an dieser Stelle bei allen bedanken, die mir bei der Anfertigung dieser Arbeit zur Seite gestanden haben.

Zuallererst gilt mein besonderer Dank meinem Doktorvater Prof. Dr. Hans-Joachim Bungartz für die Möglichkeit der Promotion über ein solch interdisziplinäres Thema und seine Unterstützung. Die ideenbringenden Gespräche mit ihm, sein offenes Ohr bei Problemen und die Zusammenarbeit mit seinem ganzen Lehrstuhl werde ich in Zukunft sehr vermissen.

Ich danke zudem von tiefstem Herzen Frau Prof. Dr. Gerta Köster für die Aufnahme in ihr Forschungsteam, ihr Verständnis, ihren Rat, ihre konstruktive Kritik, ihre Hilfe, die vielen Diskussionen und Anregungen zu meinem Forschungsthema.

Für das Korrekturlesen bedanke ich mich bei meiner Schwester Susanne Meinke und bei meinen Freunden Marion Gödel, Jürgen Schrall und Birgit Wieske. Meinem Mann Tobias von Sivers danke ich für seine Liebe und seine Unterstützung bei der Anfertigung dieser Arbeit.

Zu guter Letzt danke ich meinen Eltern. Ohne sie wäre ich nicht da, wo ich heute bin. Meinem Vater, der leider gerade nicht mehr die Fertigstellung dieser Arbeit miterleben konnte, ist diese Arbeit gewidmet.



## Zusammenfassung

Die Simulation von Personenströmen hat sich mittlerweile zu einer anerkannten Methode entwickelt, um Gebäudepläne zu verbessern und Sicherheit bei Veranstaltungen zu gewährleisten. In den letzten Jahrzehnten wurden daher viele neue Modelle für die Bewegung von Personen und Menschenmengen entwickelt. Die meisten dieser Modelle liefern gute Ergebnisse, solange der Fokus der Betrachtung auf der physikalischen Bewegung liegt. Andererseits wurden jedoch soziale Verhaltensweisen bislang weitgehend ignoriert, obwohl diese das Gesamtverhalten in einer Evakuierung beeinflussen.

Die Entwicklung und Ausprägungen solcher sozialer Verhaltensweisen wurden von Sozialpsychologen intensiv durch empirische Studien untersucht und in Theorien zusammengefasst. Allerdings ist ein Großteil dieser psychologischen Modelle nur verbal beschrieben und besitzt eine sehr komplexe Struktur mit vielen Eingangsparametern. Deshalb fehlen soziale Verhaltensweisen meist in Evakuierungsmodellen, womit entsprechenden Simulationen ein wesentlicher Bestandteil zur tatsächlichen Abbildung der Realität fehlt.

In dieser interdisziplinären Arbeit werden gut erforschte sozialpsychologische Theorien in mathematische und algorithmische Verhaltensmodelle überführt. Diese neuen Modelle werden mit einem ausführlich validierten Fortbewegungsmodell für Fußgänger kombiniert und im Forschungssimulator VADERE der Hochschule München implementiert. Sie bleiben nahe an den sozialpsychologischen Theorien, behalten dabei jedoch einen überschaubaren Parameterraum. Die virtuellen Fußgänger zeigen in den durchgeführten Simulationen das erwartete, in der Realität beobachtete Verhalten. So gelingt durch diese neuen Modelle ein entscheidender Schritt in Richtung realistischere und vertrauenswürdigere Simulationen von Personenströmen.



## Abstract

The simulation of pedestrian dynamics has become an accepted method to improve the design of buildings and to ensure safety at public events. In the last decades, many new models for pedestrian locomotion have been developed. These models provide good results when looking at the physical restrictions of pedestrian motion. On the other hand, most aspects of social behaviour that crucially influence the overall behaviour of crowds have been neglected so far.

The emergence and effects of such social behaviour have been examined extensively in empirical research by social psychologists. However, most social psychological models are merely verbally described and very complex including numerous parameters. Hence, social behaviour is often missing in pedestrian evacuation models and the simulations lack a vital element to match reality.

In this interdisciplinary thesis, well accepted social psychological models are converted into mathematical and algorithmic behaviour models. These new models are combined with a thoroughly validated pedestrian locomotion model and implemented in the research simulator VADERE at the Munich University of Applied Sciences. They stay close to findings from social psychology but retain a manageable parameter space. The virtual pedestrians in the simulations show the expected social behaviour as observed in reality. Thus, these models constitute an important progress towards more realistic and reliable pedestrian evacuation simulation.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation dieser Arbeit . . . . .	1
1.2	Ziel dieser Arbeit . . . . .	2
1.3	Aufbau dieser Arbeit . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Personenstromsimulation</b>	<b>5</b>
2.1	Personenstrommodelle . . . . .	5
2.1.1	Ebenenstruktur der Personenstrommodelle . . . . .	6
2.1.2	Modelle der operativen Ebene . . . . .	7
2.1.3	Modelle der taktischen und strategischen Ebene . . . . .	10
2.1.4	Das Optimal Steps Model . . . . .	11
2.2	Simulationssoftware . . . . .	15
2.2.1	Wichtige Simulationssoftware und -frameworks . . . . .	15
2.2.2	Forschungssimulator VADERE an der Hochschule München	23
2.3	Das Problem der Validierung . . . . .	25
2.3.1	Quantitative und qualitative Kalibrierung . . . . .	25
2.3.2	Quantitative und qualitative Validierung . . . . .	26
2.3.3	Datenlage . . . . .	27
2.3.4	Quantifizierung von Unsicherheiten als Lösungsstrategie . .	27
2.4	Zusammenfassung . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Psychologische und neurowissenschaftliche Modelle</b>	<b>33</b>
3.1	Theorie der interpersonalen Distanzen . . . . .	33
3.2	Soziale Identitäten und Selbstkategorisierung . . . . .	35
3.2.1	Soziale Identifikation mit Fremden und Helfen als Norm . .	37
3.2.2	Soziale Identifikation mit der Familie und Suchen als Norm	38
3.3	Erkenntnisse zum Suchverhalten von Menschen . . . . .	39
3.4	Zusammenfassung . . . . .	41

<b>4</b>	<b>Interpersonale Distanzen</b>	<b>43</b>
4.1	Stand der Forschung . . . . .	44
4.2	Modellierung der Personal Space Model Function . . . . .	45
4.3	Implementierung . . . . .	47
4.4	Validierung . . . . .	49
4.4.1	Kalibrierung auf verschiedene Fundamentaldiagramme . . . . .	49
4.4.2	Quantitative Validierung . . . . .	52
4.5	Zusammenfassung . . . . .	53
<b>5</b>	<b>Soziale Identität als Steuerungsmechanismus</b>	<b>55</b>
5.1	Stand der Forschung . . . . .	56
5.2	Modellierung der Social Identity Model Application . . . . .	57
5.3	Implementierung . . . . .	59
5.4	Validierung . . . . .	60
5.5	Zusammenfassung . . . . .	60
<b>6</b>	<b>Helfendes Verhalten</b>	<b>63</b>
6.1	Stand der Forschung . . . . .	64
6.2	Modellierung des Helping Activity Models . . . . .	64
6.3	Implementierung . . . . .	70
6.4	Validierung . . . . .	71
6.4.1	Qualitative Validierung . . . . .	72
6.4.2	Quantifizierung von Unsicherheiten . . . . .	75
6.5	Zusammenfassung . . . . .	81
<b>7</b>	<b>Suchstrategien in Gebäuden</b>	<b>83</b>
7.1	Stand der Forschung . . . . .	83
7.2	Suchgraph . . . . .	84
7.3	Modellierung ausgewählter Suchstrategien . . . . .	85
7.3.1	Zufallssuche . . . . .	86
7.3.2	Optimale Suche . . . . .	86
7.3.3	Nächstgelegener-Raum-Heuristik . . . . .	91
7.4	Implementierung . . . . .	91
7.5	Validierung . . . . .	93
7.5.1	Suchexperiment an der Hochschule München . . . . .	93
7.5.2	Qualitative Validierung . . . . .	95
7.6	Zusammenfassung . . . . .	98

<b>8</b>	<b>Familienevakuierung</b>	<b>99</b>
8.1	Stand der Forschung . . . . .	99
8.2	Modellierung des Family Affiliation Models . . . . .	100
8.3	Implementierung . . . . .	102
8.4	Validierung . . . . .	103
8.4.1	Qualitative Validierung . . . . .	104
8.4.2	Quantifizierung von Unsicherheiten . . . . .	106
8.5	Zusammenfassung . . . . .	108
<b>9</b>	<b>Diskussion und Ausblick</b>	<b>111</b>
9.1	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse . . . . .	111
9.2	Ausblick . . . . .	114
	<b>Anhang</b>	<b>139</b>



# 1 Einleitung

*„Körper und Seele sind nicht zwei verschiedene Dinge, sondern nur zwei verschiedene Arten, dasselbe Ding wahrzunehmen. Entsprechend sind Physik und Psychologie nur zwei verschiedenartige Versuche, unsere Erlebnisse auf dem Weg systematischen Denkens miteinander zu verknüpfen.“*

(Albert Einstein)

## 1.1 Motivation dieser Arbeit

Die Anzahl der Menschen auf der Erde steigt stetig. Die Menschen treibt es zudem in die Städte. Die Städte wachsen weiter und werden zu Metropolen mit Millionen von Menschen auf immer engerem Raum. Das führt zu großen Herausforderungen für alle Personen und Institutionen, die sich um die Sicherheit dieser Menschen kümmern. Ein Brand in einem Gebäude, eine Bombendrohung an einem Flughafen oder ein Unwetter bei einem Festival können es beispielsweise nötig machen, eine große Fläche effizient und gefahrlos zu räumen.

Architekten, Behörden und Eventmanager setzen bei der Planung von Großveranstaltungen oder Gebäuden meist auf bewährte Methoden. Sie handeln und planen gemäß Richtlinien, die oft schon Jahrzehnte alt sind. Diese Richtlinien ändern sich in der Regel erst, wenn eine Evakuierung nicht wie geplant verlaufen ist. Eine neuere Möglichkeit, Evakuierungen im Voraus zu planen und zu optimieren oder Informationen darüber zu gewinnen, ist die Simulation von Personenströmen. Je nach Anwendungs- und Betrachtungsbereich können makroskopische Flussmodelle auf Graphen, die den Fluss von Menschen durch ein Straßennetz betrachten, oder mikroskopische Fortbewegungsmodelle, die einzelne Fußgänger detailliert abbilden, zum Einsatz kommen.

Durch die Weiterentwicklung der Speicher- und Rechenkapazitäten können mittlerweile die meisten der Personenstrommodelle auch auf Computern „von der Stange“ simuliert werden. Daher bieten seit einigen Jahren etliche Firmen Perso-

## 1 Einleitung

nenstromsimulationssoftware oder eine Beratung auf Basis von durchgeführten Simulationen an. Dadurch werden nun immer mehr Planungen von Gebäuden oder Großveranstaltungen durch Simulationen von möglichen Evakuierungsszenarien unterstützt. Die Nachfrage nach realistischen und vertrauenswürdigen Modellen steigt.

### 1.2 Ziel dieser Arbeit

Eine Simulation ist nur so gut wie die Modelle, die sie verwendet. Bei der Simulation von Personenströmen bedeutet „gut“, dass das simulierte Verhalten bzw. die in der Simulation gemessenen Größen, wie Dichte oder Geschwindigkeiten, auch in der Realität bei gleichen Szenarien beobachtet werden können. Das Ziel der Forscher auf dem Gebiet der Personenströme ist genau diese Realitätsnähe zu verbessern.

Im Gegensatz zu den gut untersuchten physikalischen oder chemischen Abläufen, bei denen oft ein Modell, das die Situation korrekt abbildet, von Wissenschaftlern anerkannt ist, wurde für die Modellierung von Personenbewegungen und -verhalten noch kein solches Modell gefunden. Vielmehr ist die Forschungsfrage, ob es überhaupt möglich ist, ein solches Modell zu finden, weiterhin offen. Zurzeit existieren viele verschiedene, meist konkurrierende Modelle und Simulationsframeworks für die Simulation von Personenströmen. Alle diese Modelle und Simulatoren haben Vor- und Nachteile. Manche treffen bei dichten Menschenmengen die Realität besser als andere, manche bei Gruppen, andere bei Individuen. Mit den Simulationen von Personenströmen können, selbst wenn sie nicht in jeder Situation der Realität entsprechen, relevante Informationen über Problemstellen in Gebäuden oder Untergrenzen für Evakuierungszeiten bei Planungen erhalten werden. Die Vorhersagen zu Menschenbewegungen und Evakuierungsabläufen noch weiter zu verbessern, ist Ziel der Forschung.

Die Modellierung der Fortbewegung von Personen ist in dem Forschungsbereich Personenstromdynamik am weitesten verbreitet. Hierzu gibt es die meisten Modelle. Allerdings ist nicht nur die Fortbewegung von Personen bei Evakuierungen ein wichtiger Faktor, vielmehr spielen psychologische Faktoren eine große Rolle. Beispielsweise ist aus der psychologischen Forschung bekannt, dass sich Einzelpersonen anders verhalten als Familien, Fußballfans anders als Kindergartenkinder oder Personen in einem Einkaufszentrum anders als in einem Einfamilienhaus. Viele psychologische Faktoren haben Auswirkungen auf das Verhalten von Menschen, allerdings sind nur wenige dieser Faktoren in Personenstromsimulationen

umgesetzt. Die meisten der Modelle, die soziale Faktoren enthalten, beschränken sich darüber hinaus ausschließlich auf die Implementierung der Funktionalität ohne tatsächlich das von Psychologen beschriebene Verhalten abzubilden. Diese Modelle sind oft aufgrund mangelnder Beschreibung nicht reproduzierbar und daher nicht validierbar.

Hier setzt diese interdisziplinäre Arbeit an. Psychologische Einsichten zu Verhaltensweisen werden in Modelle für Personenstromsimulationen umgesetzt. Die neu entwickelten Modelle bleiben nah an den psychologischen Theorien. Sie beschränken sich dabei auf die für die Bewegung notwendigen Inhalte, um kontrollierbare Parameterräume zu behalten. Die Modelle werden genau beschreiben, sodass sie für andere Forscher umsetzbar und nachvollziehbar bleiben. Damit öffnen sie sich der Kontrolle durch Dritte und sind falsifizierbar. Mit den neu auf psychologischen Erkenntnissen beruhenden Modellen wird der Weg für realistischere Simulationen und vertrauenswürdigerer Vorhersagen bereitet.

## 1.3 Aufbau dieser Arbeit

Die Arbeit startet mit den benötigten Grundlagen. Kapitel 2 gibt einen Überblick über den Stand der Wissenschaft und Technik im Bereich der Fußgängersimulation. Das Kapitel enthält zudem eine kurze Beschreibung des in dieser Arbeit verwendeten Fortbewegungsmodells und des Simulationsframeworks VADERE, mit der die Ergebnisse für diese Arbeit erzeugt wurden.

Dem folgt in Kapitel 3 eine Erklärung der für diese Arbeit herangezogenen psychologischen Modelle. Die Grundlagen der Theorie der interpersonalen Distanzen, der Theorie der sozialen Identitäten und der Selbstkategorisierung sind Teil dieses Kapitels. Zudem werden Erkenntnisse zum Suchverhalten von Personen zusammengetragen.

Die neu entwickelten Modelle werden in den Kapiteln 4 bis 8 beschrieben. Jedes Kapitel hat den selben Aufbau: Zunächst wird der Stand der Forschung, wie die sozialpsychologischen Verhaltensweisen bisher in Personenstromsimulationen umgesetzt wurden, dargelegt. Danach wird detailliert aufgezeigt, wie die Verhaltensweisen in dieser Arbeit modelliert werden. Im Anschluss wird die Implementierung, d.h. Umsetzung im Simulationsframework VADERE umrissen. Darauf folgt die Validierung und Bewertung des neuen Modells. Jedes Kapitel endet mit einer Zusammenfassung der Inhalte. Im Einzelnen betreffen die Modellierungskapitel folgende Punkte:

## 1 Einleitung

- Die Umsetzung der psychologischen Theorie der interpersonalen Distanzen wird in Kapitel 4 vorgestellt. Diese neue auf psychologischen Erkenntnissen beruhende Abstandsfunktion dient zur weiteren Verbesserung des in dieser Arbeit verwendeten Fortbewegungsmodells.
- In Kapitel 5 wird eine Möglichkeit aufgezeigt, wie die Theorie der sozialen Identitäten und die Selbstkategorisierungstheorie in einen Steuerungsmechanismus in Personenstromsimulationen überführt werden können. Mit diesem Steuerungsmechanismus werden die Verhaltensmodelle der Kapitel 6 und 8 angesteuert.
- Kapitel 6 befasst sich mit einem ersten Verhaltensmodell, das helfendes Verhalten in Anlehnung an die psychologischen Theorien und Beobachtungen in Personenstromsimulationen verwirklicht. Hier werden Schwerverletzte modelliert, denen durch andere virtuelle Fußgänger geholfen wird.
- Danach werden in Kapitel 7 verschiedene mögliche Strategien, wie virtuelle Fußgänger nach anderen Fußgängern suchen, entwickelt und einander gegenübergestellt. Die Suchstrategien sind für das Verhaltensmodell im folgenden Kapitel notwendig.
- In Kapitel 8 wird ein zweites Verhaltensmodell, das auf psychologischen Erkenntnissen beruht, vorgestellt. Getrennte virtuelle Familien werden in der Simulation zusammengeführt, bevor sie sich in Sicherheit bringen.

Die Arbeit endet in Kapitel 9 mit einer Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse dieser Arbeit und einem Ausblick auf weitere mögliche Forschungsschwerpunkte, die auf dieser Arbeit aufbauen können.

## 2 Personenstromsimulation

Für die Simulation von Personenströmen werden geeignete Modelle benötigt, die Bewegung, Navigation und weiteres Verhalten der Menschen beschreiben. In den letzten Jahrzehnten wurden hierfür eine Vielzahl von Modellen entwickelt, die sich in erster Linie mit der Fortbewegung der Personen beschäftigen. Darüber hinaus werden auch vermehrt komplette Simulationsframeworks vorgestellt, die die Algorithmen von mehreren Modellen enthalten oder mit Benutzeroberflächen eine leichte Bedienung vor allem für Planer und Sicherheitsexperten ermöglichen. In diesem Kapitel wird zunächst näher auf den Stand der Wissenschaft und Forschung zu den Personenstrommodellen eingegangen. Das Fortbewegungsmodell Optimal Steps Model, das in dieser Arbeit verwendet wird, wird danach genauer beschrieben. Es folgt ein Überblick über kommerzielle und wissenschaftliche Simulationsframeworks und eine Beschreibung des Simulationsframeworks VADERE der Hochschule München. Am Ende dieses Kapitels wird das Problem der Validierung für Personenstromsimulationen diskutiert.

Im Folgenden wird der Begriff *Agent* für einen virtuellen Fußgänger in Simulationen oder Modellen verwendet, um diesen besser von realen Menschen – etwa Probanden in Experimenten – zu unterscheiden. Der Begriff *Evakuierungssituation* bezieht sich in dieser Arbeit auf alle Gefahrensituationen, in denen Menschen oder Agenten sich in Sicherheit bringen oder von jemandem in Sicherheit gebracht werden.

### 2.1 Personenstrommodelle

Die Forschung zur Fußgängerdynamik umfasst viele Bereiche. Klassifizierungen können dabei helfen, einen Überblick zu erhalten. Fußgängermodelle werden für eine solche Klassifizierung oft in makroskopische und mikroskopische Modelle eingeteilt. Dabei betrachten makroskopische Modelle (z.B. Hughes, 2001; Treuille et al., 2006; Hänseler et al., 2014), allgemein die Entwicklung von aggregierten Größen, wie Fluss oder Dichte. Der Einsatzbereich der makroskopischen Modelle

liegt in großskaligen Räumungen und Evakuierungen, die meist auf Graphen oder in vereinfachten Geometrien berechnet werden. Im Gegensatz dazu liegt der Fokus von mikroskopischen Modellen auf der Abbildung der Interaktionen und Verhaltensweisen einzelner Fußgänger. Hierfür werden oft detailliert Geometrien aus der Realität zugrunde gelegt und individuelles Verhalten abgebildet. Die Detektion von Problemstellen der Geometrie oder die Analyse des Gesamtevakuiungsverhaltens steht dabei im Fokus. Die in dieser Arbeit entwickelten Modelle betreffen einzelne Agenten und spezielle individuelle Verhaltensweisen. Sie fallen folglich in die zweite Kategorie, weshalb in diesem Kapitel ausschließlich die mikroskopischen Modelle weiter klassifiziert werden.

Wenn es viele Modelle in einem Fachgebiet gibt, die verschiedene Abläufe modellieren, ist eine weitere Einteilung der Modelle sinnvoll. Die Einteilung in hierarchisch angeordnete Ebenen ermöglicht dabei einen strukturierten Aufbau und bessere Kommunikation über die Abläufe. Die Abläufe in den Ebenen können separat betrachtet werden, auch wenn sie Einfluss aufeinander haben oder haben können. Diese Art der Einteilung setzte sich schon sehr früh in vielen Bereichen durch. Es gibt Ebenen für Abläufe beim Militär (Clausewitz, 1832), in der Wirtschaft (Gunasekaran et al., 2004), in der Politik (de Secondat Montesquieu, 1748) und in vielen weiteren Disziplinen.

Im Folgenden wird zunächst die Einteilung der mikroskopischen Modelle in drei Ebenen – in eine operative, in eine taktische und in eine strategische – erläutert. Danach werden Modelle der operativen Ebene weiter unterteilt, einige Modelle der anderen Ebenen aufgezeigt und die in dieser Arbeit entwickelten Modelle den entsprechenden Ebenen zugeordnet. Zum Abschluss dieses Abschnitts wird das Optimal Steps Model genauer vorgestellt.

### 2.1.1 Ebenenstruktur der Personenstrommodelle

Bei der Modellierung von Fußgängerbewegungen unterscheiden Blumberg und Galylean (1995) drei Ebenen für die Modellierung von Agenten: die Motivations-, die Tätigkeits- und die Bewegungsebene. Reynolds (1999) definiert die Aktionsauswahl-, die Lenkungs- und die Bewegungsebene. Schließlich geben auch Hoogendoorn und Bovy (2004) eine Drei-Ebenen-Klassifizierung von Personenstrommodellen: die strategische, die taktische und die operative Ebene (siehe Abb. 2.1). Diese Einteilungen in jeweils drei Ebenen haben die Grundstruktur gemeinsam. Die konkrete Abgrenzung sowie die Bezeichnungen der einzelnen Ebenen variieren jedoch leicht. Für eine eindeutige Zuordnung der Modelle wird für diese Arbeit eine

Ebenenstruktur, die an die von Hoogendoorn und Bovy angelehnt ist, verwendet und nun genauer beschrieben.

Die erste Ebene betrifft die Strategie eines Agenten, d.h. die Auswahl des nächsten Ziels. Dabei kann ein Ziel ein konkreter Platz (Ausgang, Tanzfläche), aber auch ein abstrakter Wunsch (Trinken, Ticket kaufen, Haus evakuieren) sein. In der zweiten Ebene wird die Taktik der Personen festgelegt. Hierbei wird die Frage beantwortet, wie die Person ihr Ziel erreichen will. Ein Ticketkauf wird zum Anstehen am Schalter oder an der entsprechenden Schlange führen. Ist das Ziel ein bestimmter Ausgang, kann in der Taktikebene beispielsweise die Navigation durch das Gebäude dorthin bestimmt werden. Soll hingegen das Haus beliebig verlassen werden, kann die Auswahl des Ausgangs und die Navigation durch das Gebäude in der Taktikebene bestimmt werden. Die dritte Ebene ist die lokal ausführende Ebene und betrifft die Bewegung der Agenten. Bewegung ist dabei ein weiter Begriff. Je nach Modell kann zusätzlich zum Laufen oder Gehen auch das Stillstehen oder Sitzen dazugehören. Lokale Navigation, also Vermeidung von Personen und Hindernissen sowie Richtungsbestimmung zum Ziel, hat zudem ihren Platz in der operativen Ebene. Die Modelle der operativen Ebene – in der Regel reine Fortbewegungsmodelle – sind die am besten erforschten und weit verbreitetsten Modelle.

Überschneidungen der einzelnen Ebenen sind hier allerdings möglich. Zudem lassen sich viele Modelle nicht ausschließlich einer Ebene zuordnen. Im besten Fall betreffen Modelle jedoch nur eine der Ebenen und sind durch Schnittstellen mit Modellen der anderen Ebenen verbunden. In dieser Arbeit werden Modelle, die alle drei Ebenen betreffen, vorgestellt.

### 2.1.2 Modelle der operativen Ebene

Die frühen Modelle für die Simulation von Personenströmen betrachten vorwiegend die operative Ebene. So sind auch heute noch die meisten Modelle Fortbewegungsmodelle. Der Fokus liegt hier auf der lokalen Fortbewegung, der lokalen Navigation und der Interaktion der Agenten, soweit dies für die Fortbewegung relevant ist. Die klassische Einteilung der Fortbewegungsmodelle in Modelle auf Basis von zellulären Automaten und Modelle auf Basis von Differentialgleichungen (wie z.B. in Dietrich et al., 2014) reicht heutzutage aufgrund der vielen neuen Modelle nicht mehr aus. Daher werden die Fortbewegungsmodelle in dieser Arbeit in drei Gruppen eingeteilt: Modelle auf Basis von zellulären Automaten, Differentialgleichungsmodelle und neuere Fortbewegungsmodelle.

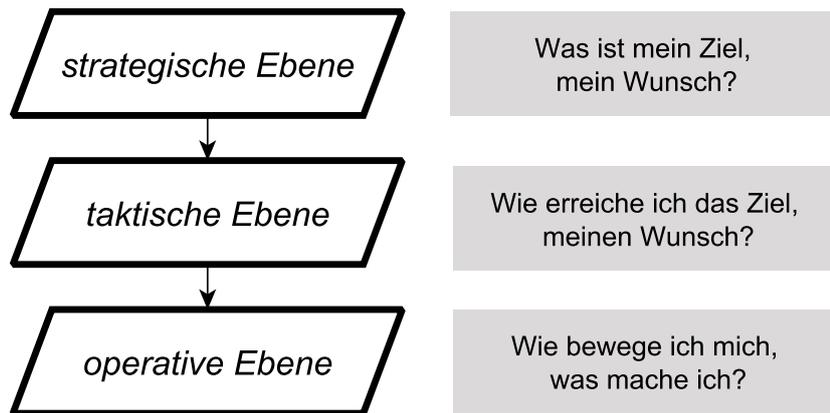


Abbildung 2.1: Ebenenstruktur der Personenstrommodelle nach (Hoogendoorn und Bovy, 2004).

Zelluläre Automaten teilen die Geometrie des Szenarios in Zellen auf, die verschiedene diskrete Zustände aufweisen können. Eine Zelle kann beispielsweise von einem Agenten oder einem Hindernis belegt, ein Start oder Zielfeld sein. Die Zustände der Zellen ändern sich gemäß eines Regelwerks, dem Automaten. Nach festgelegten Regeln werden die Agenten in Abhängigkeit der direkten Umgebung von Zelle zu Zelle durch die Geometrie bewegt. Ein erstes solches Fußgängermodell wurde schon Mitte der 80er Jahre von Gipps und Marksjö (1985) vorgestellt. Es blieb jedoch lange bei diesem ersten Ansatz. Zelluläre Automaten für Verkehrssimulation (Nagel und Schreckenberg, 1992; Schadschneider und Schreckenberg, 1993) wurden dann Anfang der 90er Jahre entwickelt und gelangten zu großem Erfolg. Daraufhin hielt die Idee der zellulären Automaten auch wieder Einzug in die Simulation von Fußgängern (Blue et al., 1997; Burstedde et al., 2001; Schadschneider, 2001) und wird in den letzten Jahren stetig weiterentwickelt (Henein und White, 2007; Kirik et al., 2007; Köster et al., 2011; Ezaki et al., 2012; Kneidl, 2013). Die Modellierung mit zellulären Automaten ist intuitiv. Viele verschiedene Eigenheiten der Bewegung von Personen können mit zellulären Automaten abgebildet werden. Bahnenbildung (Blue und Adler, 2001), gegenseitiges Blockieren (Kirchner et al., 2003) und Abstandhalten (Was et al., 2006; Köster et al., 2011) sind einige dieser Aspekte. Allerdings haben Modelle auf Basis zellulärer Automaten offensichtliche Schwachstellen aufgrund der groben Diskretisierung des Raumes (Seitz und Köster, 2012). Die modellierten Agenten „hüpfen“ unnatürlich von Zelle zu Zelle und sehr hohe Dichten können nicht reproduziert werden. Die Diskretisierung des Raumes und die Lokalität der Regeln bringen aber auch den

größten Vorteil: die Möglichkeit sehr effizienter Implementierung und daraus resultierender Schnelligkeit der Simulationen (Köster et al., 2011; Was et al., 2012). Daher sind zelluläre Automaten besonders gut für Simulationen von Szenarien mit vielen Agenten geeignet.

Differentialgleichungsbasierte Fußgängermodelle bilden die zweite große Gruppe von Modellen. Das Social Force Model (Helbing und Molnár, 1995) ist der zeitlich früheste und prominenteste Vertreter dieser Art. Inspiriert von den gewöhnlichen Differentialgleichungen der Newtonschen Mechanik werden die Agenten fortbewegt. Dabei werden sie durch Kräfte, die sogenannten sozialen Kräfte, von Hindernissen und anderen Agenten abgestoßen und von Zielen angezogen. Das Originalmodell zeigt gute Ergebnisse, wenn sich die Menschen nicht mehr individuell, sondern als Teil der Menschenmenge bewegen (Helbing und Molnár, 1995; Chraïbi et al., 2011). Das Social Force Model hat aber auch deutliche Nachteile. Beispielsweise entstehen bei sehr hohen Dichten Überlappungen und unnatürlich hohe Geschwindigkeiten (Chraïbi et al., 2011). Bei geringen Dichten hingegen neigen die Agenten zum Überschwingen und Oszillieren (Chraïbi et al., 2011; Köster et al., 2013). Weiterentwicklungen dieses Modells (Helbing et al., 2000; Yu et al., 2005; Parisi et al., 2009; Köster et al., 2013; Johansson et al., 2015) können diese Nachteile zum Teil beheben und bringen Erweiterungen. Es gibt darüber hinaus auch andere Differentialgleichungsmodelle, die versuchen von vorne herein die Schwachstellen zu vermeiden, wie das Generalized Centrifugal Force Model (Chraïbi et al., 2010) und das Gradient Navigation Model (Dietrich und Köster, 2014). Differentialgleichungsmodelle haben die Vorteile, dass die mathematische Theorie dazu sehr fundiert ist, sich die Agenten frei im Raum bewegen können und die Modelle meist gut parallelisiert werden können. Dem stehen jedoch deutliche Nachteile gegenüber. Beispielsweise können die differentialgleichungsbasierten Modelle die schrittweise Fortbewegung und die sehr schnellen Reaktionszeiten von Menschen in der Regel nicht abbilden. Individuelle Verhaltensweisen sind zudem schwer integrierbar. Für mittlere und hohe Personendichten, in denen sich die Menschen nicht mehr individuell entscheiden können, werden Analogien zu physikalischen Modellen plausibler, weshalb hier differentialgleichungsbasierte Modelle ihre meiste Anwendung finden.

Alle nicht in diese zwei Gruppen fallenden Modelle werden in dieser Arbeit unter dem Begriff der neueren Fortbewegungsmodelle zusammengefasst. Dazu gehört das in dieser Arbeit verwendete Optimal Steps Model (Seitz und Köster, 2012). Ursprünglich inspiriert von zellulären Automaten, behebt dieses Modell allerdings den Nachteil der groben Diskretisierung des Raumes. Zwar werden auch Regeln auf

Systemebene - ähnlich eines zellulären Automaten - aufgestellt, jedoch optimiert jeder Agent einzeln lokal seinen nächsten Schritt. Eine genauere Beschreibung folgt in Abschnitt 2.1.4. In die Gruppe der sonstigen Fortbewegungsmodelle fallen auch die von der Computerspielindustrie entwickelten oder inspirierten Modelle (Reynolds, 1999; Lerner et al., 2007; Pelechano et al., 2007). Hier sollen autonome Charaktere geschaffen werden, die sich optisch möglichst realistisch bewegen und für ausgewählte Szenarien in Echtzeit berechenbar sind. Ein Vorteil dieser letztgenannten Modelle sind die individuell modellierten Agenten und damit ihre Flexibilität. Allerdings scheitern diese Modelle oft bei großen Szenarien aufgrund der Rechenzeit. Zudem fällt bei sehr vielen individuell gestaltbaren Fortbewegungsmodellen aufgrund der komplexen Parameterräume die Kalibrierung der Parameter und danach die Validierung, d.h. die Überprüfung auf Übereinstimmung mit der Realität, schwer oder ganz weg.

Viele der klassischen Fortbewegungsmodelle bauen ausschließlich auf Erkenntnisse der Biologie oder Physik, vernachlässigen jedoch die psychologischen Aspekte, die gerade bei geringen Dichten und besonderen Situationen einen Einfluss auf die Bewegung von Personen haben. In den letzten Jahren haben verschiedene Forscher die Modellierung von Entscheidungs- und Heuristikmodellen für die Fortbewegung von Agenten entdeckt (Robin et al., 2009; Asano et al., 2010; Moussaïd und Nelson, 2014). Es wurden operative Modelle geschaffen, die psychologische Faktoren der lokalen Bewegung abbilden.

Eine Möglichkeit, psychologische Erkenntnisse zur Fortbewegung von Personen in Fußgängersimulationen einzubauen ohne ein komplett neues Fortbewegungsmodell zu schaffen, wird in Kapitel 4 gezeigt. Hier wird das Optimal Steps Model um ein neues Distanzenmodell erweitert, das psychologisch etabliert und gesichert ist.

### 2.1.3 Modelle der taktischen und strategischen Ebene

In den letzten Jahren werden vermehrt Modelle für das Verhalten von Personen vorgestellt, die auf der taktischen und strategischen Ebene angesiedelt sind. Mit diesen Modellen ist es möglich, auch anderes Verhalten als die reine Fortbewegung abzubilden.

Auf der taktischen Ebene finden sich unter anderem Wegfindungsmodelle, die die großskalige Navigation von Personen abbilden. Dabei dominieren Modelle, die mit Graphen und Zwischenzielen die Agenten durch die Szenarien steuern (Arikan et al., 2001; Sud et al., 2008; Gaisbauer und Frank, 2008; Kneidl et al., 2012). Zudem sind Modelle für Anstehverhalten (Okazakia und Matsushitaa, 1993; Arita

und Schadschneider, 2012; Kim et al., 2013; Köster und Zönnchen, 2014), Modelle für Vermeidung von Mensentrauben (Kirik et al., 2009; Kretz, 2009; Hartmann, 2010; Zönnchen, 2013) und Gruppenmodelle (Singh et al., 2009; Moussaïd et al., 2010; Seitz et al., 2011; Reuter et al., 2014) auf dieser Ebene einzuordnen.

Die strategische Ebene wird selten explizit in separaten Modellen angelegt. Kemloh Wagoum et al. (2012) bieten ein Steuerungsmodell zur Zielnavigation, Köster und Zönnchen (2015) ein Modell zur Steuerung des Anstehverhaltens an. Darüber hinaus gibt es große Frameworks, die eine Strategiebene enthalten (Pan et al., 2007; Schneider, 2010; Chu et al., 2013). Diese Strategieebenen steuern viele verschiedene Taktikmodelle und Verhaltensweisen an, welche nicht separat ein- oder ausgeschaltet werden können. Der Parameterraum wird dadurch schwer kontrollierbar, die Betrachtung einzelner Verhaltensweisen schwierig und die Validierung der Modelle beinahe unmöglich.

Kapitel 5 beschreibt ein neues Steuerungsmodell, das auf der strategischen Ebene angesiedelt ist. Es beruht auf psychologischen Erkenntnissen und lässt die separate Ansteuerung verschiedener Modelle der taktischen Ebene zu. Zwei neue taktische Verhaltensmodelle, eines für helfendes Verhalten und eines für Familienzusammenführung, werden in Kapitel 6 und 8 vorgestellt. Zudem werden in Kapitel 7 weitere taktische Modelle, die sich mit Suchstrategien befassen, eingeführt. Damit werden die in dieser Arbeit entwickelten und auf psychologischen Erkenntnissen beruhenden Modelle modular und getrennt modelliert und implementiert. Dadurch bleiben die einzelnen Parameterräume übersichtlich und eine Validierung wird ermöglicht.

### 2.1.4 Das Optimal Steps Model

Das Optimal Steps Model (Seitz und Köster, 2012; von Sivers und Köster, 2015) wurde an der Hochschule München entwickelt. Es verbindet die Vorteile zellulärer Automaten (Geschwindigkeit, intuitive Modellierung) mit denen kräftebasierter Differentialgleichungsmodelle (freie Bewegung im Raum) ohne die Schwächen in Kauf nehmen zu müssen (Dietrich et al., 2014).

Die Idee hinter dem Optimal Steps Model ist ein regelbasiertes raumkontinuierliches Fortbewegungsmodell für Fußgänger zu schaffen. Das Optimal Steps Model ist ein Modell der operativen Ebene, das auf zwei Säulen steht: Die erste ist die Abbildung der lokalen Navigation durch ein Skalarfeld, das die Zielorientierung und die Vermeidung von anderen Agenten und Hindernissen enthält. Explizite Taktik- und Strategieentscheidungen enthält das Modell nicht. Die zweite Säule

ist die an die Realität angelehnte Fortbewegung der Fußgänger durch Schritte.

Das Navigationsfeld im Optimal Steps Model ist die Basis der lokalen Bewegung. Der Wert des Navigationsfeldes spiegelt anschaulich den Grad der Unannehmlichkeit einer Position wider. Je weiter entfernt vom Ziel oder näher an Wänden und anderen Agenten, desto höher der Wert. Im Optimal Steps Model versucht jeder Agent mit jedem Schritt den Grad der Unannehmlichkeit zu reduzieren oder, anders ausgedrückt, den Nutzen eines Schrittes zu maximieren. Dieser nutzenbasierte Ansatz wird z.B. auch in (Burstedde et al., 2001; Klüpfel, 2003; Nishinari et al., 2004; Kirik et al., 2009) verfolgt.

Die Zielorientierung wird durch ein Feld von Ankunftszeiten, einer sich vom Ziel ausbreitenden Wellenfront, modelliert (Kirik et al., 2009; Kretz, 2009; Hartmann, 2010). Sei  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$  die Geometrie, der Raum des Szenarios mit Rand  $\partial\Omega$ .  $\Gamma \subset \partial\Omega$  sei der Rand des Ziels. Dann beschreibt die Eikonalgleichung

$$F(x)\|\nabla\Phi(x)\| = 1 \quad \text{für } x \in \Omega \quad (2.1)$$

mit Randbedingung

$$\Phi(x) = 0 \quad \text{für } x \in \Gamma. \quad (2.2)$$

das Fortschreiten einer von  $\Gamma$  ausgehenden Welle durch den Raum. Die Lösung  $\Phi(x)$  ist die Ankunftszeit der Wellenfront  $\Phi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  für einen beliebigen Punkt  $x \in \mathbb{R}^2$  im Szenario. Die numerische Lösung  $\tilde{\Phi}(x)$  wird durch Sethian's Fast Marching Algorithmus (Sethian, 1996, 1999) auf einem zweidimensionalen Gitter und zwischen den Gitterpunkten durch bilineare Interpolation bestimmt.  $\Psi_t(x) = \tilde{\Phi}(x)$  ist dann die Zielorientierung für jeden Punkt des Szenarios (Seitz und Köster, 2012).

Agenten werden im Optimal Steps Model vereinfacht als Kreise modelliert. Der Radius kann frei gewählt werden. Wenn nichts anderes in dieser Arbeit angegeben wird, ist der Radius für alle Agenten auf 20 cm festgelegt. Die Abstände, die Agenten von anderen Agenten und von Hindernissen halten, werden durch die Funktionen  $\Psi_p^j$  für den Agenten  $j$  und  $\Psi_o^k$  für das Hindernis  $k$  bestimmt. Für diese Funktionen gibt es mehrere veröffentlichte Varianten (Seitz und Köster, 2012; von Sivers, 2013; von Sivers und Köster, 2013; Seitz et al., 2015; von Sivers und Köster, 2015). In Kapitel 4 dieser Arbeit wird eine Funktion für die Vermeidung von Kollisionen mit anderen Agenten, die auf psychologischen Erkenntnissen beruht und Vorteile gegenüber den anderen Varianten mit sich bringt (von Sivers und

Köster, 2015), genauer vorgestellt.

Für die Vermeidung von direkter Nähe zu Hindernissen wird in dieser Arbeit die Funktion verwendet, die in (von Sivers und Köster, 2015) beschrieben wird und auf Ideen aus (Dietrich und Köster, 2014) beruht. Hier ist  $\Psi_o^k$  stückweise über eine Summe von modifizierten Friedrichs-Glätterfunktionen (Friedrichs, 1944) definiert:

$$\Psi_o^k(x) := \begin{cases} o_2^k(x) & d_k(x) < r_p, \\ o_1^k(x) & r_p \leq d_k(x) < \delta, \\ 0 & \text{else,} \end{cases} \quad (2.3)$$

mit

$$\begin{aligned} o_1^k(x) &:= \mu_o \cdot \exp\left(\frac{2}{(d_k(x)/(\delta_o))^2 - 1}\right), \\ o_2^k(x) &:= o_1 + 10^5 \cdot \exp\left(\frac{1}{(d_k(x)/r_p)^2 - 1}\right). \end{aligned} \quad (2.4)$$

Es entsteht damit für  $\Psi_o^k$  eine glatte Funktion mit kompaktem Träger.

Der Abstand  $d_k(x)$  ist darin der kürzeste Abstand zwischen dem Rand des Hindernisses und der Position  $x$  des Agenten. Nach den Experimenten aus (Seitz et al., 2015) halten Personen ungefähr einen Abstand von 80 cm zu Hindernissen, der als  $\delta_o$  in die Berechnung eingeht. Damit ist nur noch die Stärke der Hindernisvermeidung  $\mu_o$  variabel. Diese wird so kalibriert, dass Agenten weiterhin durch schmale Türen gehen können, jedoch bei genug Platz ihren Wunschabstand halten. Folglich werden die Parameter für die Vermeidung von Hindernissen im Optimal Steps Model für diese Arbeit auf

$$\delta_o = 0,8m \text{ und } \mu_o = 6,0 \quad (2.5)$$

festgelegt.

Für jeden Agenten  $i$  in einem Szenario mit  $n$  Agenten und  $m$  Hindernissen kann damit für jeden Punkt  $x \in \Omega$  das Navigationsfeld  $\Psi^i(x)$  durch die Summe

$$\Psi^i(x) = \Psi_t^i(x) + \sum_{j=1, j \neq i}^n \Psi_p^j(x) + \max_{k=1 \dots m} \Psi_o^k(x), \quad (2.6)$$

berechnet werden. Mit Hilfe dieses Navigationsfelds, das jedem Punkt im Szenario einen Wert zuteilt, bewegen sich die Agenten im Optimal Steps Model schrittweise vorwärts.

Diese schrittweise Fortbewegung eines Agenten wird durch einen Schrittkreis,

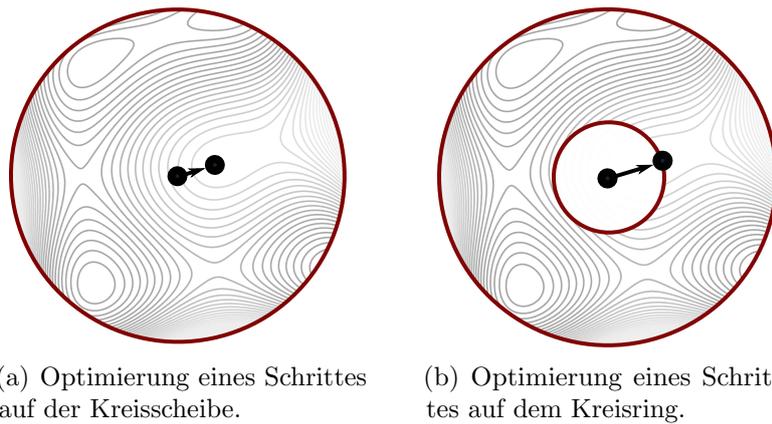


Abbildung 2.2: Optimierung auf der Schrittkreisscheibe und dem Schrittkreisring im Optimal Steps Model.

eine Schrittkreisscheibe oder einen Schrittkreisring modelliert (Seitz und Köster, 2012; von Sivers, 2013; von Sivers und Köster, 2013; Seitz et al., 2015; von Sivers und Köster, 2015; von Sivers et al., 2016a): Um jeden Agenten gibt es einen Kreis, dessen Radius durch die individuell maximal mögliche Schrittlänge festgelegt ist. Für die Fortbewegung mit einem Kreisring gibt es zusätzlich noch eine Mindestschrittweite (von Sivers et al., 2015). Auf oder innerhalb des Kreises oder Kreisrings sucht der Agent die Position mit dem niedrigsten Navigationsfeldwert und setzt seinen nächsten Schritt dort hin. In Abbildung 2.2(a) ist die Suche auf dem gesamten Schrittkreis, in Abbildung 2.2(b) die Suche auf einem Kreisring beispielhaft dargestellt. Beide Varianten finden im Beispielfall dabei andere Positionen für den nächsten Schritt. Die optimale Position auf der Kreisscheibe liegt sehr nahe der alten Position. Auf dem Kreisring wird die neue Position auf dem inneren Kreis (der Mindestschrittweite) gefunden und liegt damit etwas weiter entfernt.

In dieser Arbeit wird die Suche der nächsten Position auf der gesamten Kreisscheibe (von Sivers, 2013; von Sivers und Köster, 2013, 2015) und die Suche auf dem Kreisring (von Sivers et al., 2015) genutzt. Auf der gesamten Kreisscheibe beschreibt das zweidimensionale Optimierungsproblem

$$\begin{aligned} & \min \Psi^i(x) \\ \text{u.d.N.} \quad & \delta_i(x) - l_i \leq 0, \end{aligned} \tag{2.7}$$

in dem  $\delta_i(x)$  den Abstand der Position des Agenten  $i$  zum Ort  $x$  und  $l_i$  die maximale Schrittweite des Agenten  $i$  darstellen, die Suche nach der nächsten

Position. Bei der Suche auf dem Kreisring mit der Minimalschrittweite  $\lambda_i$  ändert sich die Nebenbedingung zu

$$\delta_i(x) - l_i \leq 0 \leq \delta_i(x) - \lambda_i. \quad (2.8)$$

Effektiv werden die Optimierungsprobleme für diese Arbeit mit dem Verfahren von Nelder und Mead (Nelder und Mead, 1965) im Simulator VADERE (siehe Kapitel 2.2.2) gelöst.

## 2.2 Simulationssoftware

Verschiedene kommerzielle Anbieter, Forschungsstätten und Universitäten bieten Software zur Simulation von Fußgängerströmen an. Im folgenden Kapitel wird zunächst eine Auswahl wichtiger Simulationssoftware vorgestellt und klassifiziert. Im Anschluss wird auf den Aufbau des an der Hochschule München entwickelten Simulationsframeworks VADERE, in welche die in dieser Arbeit vorgestellten Modelle eingebracht und mit welcher alle Ergebnisse dieser Arbeit erzielt wurden, genauer eingegangen.

### 2.2.1 Wichtige Simulationssoftware und -frameworks

Weltweit gibt es eine Vielzahl von Simulationsframeworks für Personenströme. Ständig werden Frameworks neu geschaffen oder wieder eingestellt, sodass ein kompletter aktueller Überblick schwierig ist. Die bekanntesten, meist genutzten und größten Plattformen zur Simulation von Fußgängerdynamik sind in Tabelle 2.1 mit

- dem Eigentümer oder Entwickler,
- dem möglichen Zugang: Lizenzerwerb (LE), Consulting (CS), Open Source (OS), kostenlos (KL), interne Nutzung (IN)
- dem zugrundeliegenden Bewegungsmodell,
- einer Auswahl von zusätzlichen Verhaltensmodellen oder Erweiterungen,
- der möglichen Visualisierung und
- dem Hauptfokus des Simulators

enthalten. Bewegungsmodelle werden, wenn nicht exakt zuzuordnen, in raumkontinuierliche und zellenbasierte Fortbewegungsmodelle unterteilt. Falls zu einem Punkt keine Informationen öffentlich zugänglich sind, ist das entsprechende Feld leer belassen. In der Tabelle wird Software nicht aufgeführt, die nur von einzelnen Forschergruppen für Vergleiche und Simulationen herangezogen wird, die lange nicht mehr aktualisiert wurde oder keine neueren Informationen zu finden sind.

Wie aus Tabelle 2.1 ersichtlich, sind viele Simulationsframeworks ausschließlich durch Consulting oder Lizenzerwerb erhältlich. Die Lizenzen sind in der Regel zeitlich beschränkt und die Software nicht flexibel erweiterbar. Dies verhindert weitere Modellerweiterungen und freie Forschung, die im Anschluss an diese Arbeit möglich bleiben soll. Daher sind diese kommerziellen Softwareframeworks als Basis für diese Arbeit nicht geeignet.

Die Open Source Frameworks ermöglichen zwar einen guten Zugang, haben jedoch ebenfalls diverse Nachteile: Sie beinhalten oft nur wenige Fortbewegungsmodelle und kaum Möglichkeiten, Erweiterungen hinzuzufügen, oder es handelt sich um sehr große unübersichtliche Konstrukte. Eine wichtige Grundlage, um psychologische Erweiterungen hinzuzufügen zu können, ist allerdings ein realistisches Fortbewegungsmodell. Wie gut ein Fortbewegungsmodell die Realität abbildet, hängt stark von dem betrachteten Szenario ab. Aus diesem Grund sollten psychologische Modelle für Personenstromsimulationen auch mit verschiedenen Fortbewegungsmodellen funktionieren. Zudem kann die Einarbeitung in große Frameworks sehr zeitintensiv sein und gegebenenfalls zum Ergebnis führen, dass die Frameworks noch grundlegend geändert werden müssen, um neue Verhaltensweisen einzufügen. Diese Nachteile lassen auch die meisten Open Source Frameworks für diese Arbeit ausscheiden.

Ein flexibles Framework, das mehrere Modelle beinhaltet, welche unabhängig programmiert und genutzt werden können, ist das Simulationsframework VADERE, das im folgenden Kapitel beschrieben wird.

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
1	AENEAS	TraffGo HT GmbH, Germanischer Lloyd SE	LE	Zellulärer Automat	Kleingruppen	2D/3D	Schiffs- evakuierung
2	AirTOP	Airtopsoft S.A.	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmodell	Gepäck	2D/3D	Flughäfen
3	AnyLogic	The AnyLogic Company	LE	Social Force Model	individuell erweiterbar	2D/3D	allgemein
4	ALLSAFE	COWI AS	CS	Netzwerkmodell		2D	Gebäudeeva- kuierung
5	ASERI	IST GmbH	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmodell	Kleingruppen	2D/3D	Evakuierung
6	BTS	KONE Corporation	IN		Wegpräferenz, Anstehen, Lifte	2D/3D	Hochhaus- evakuierung
7	BUMMPEE	Utah State University / Keith Christensen, Yuya Sasaki		zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	keine	2D	Evakuierung

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
8	CAST	Airport Research Center	LE, CS	raumkontinuierl. Fortbewegungsmodell	Kleingruppen, Lifte	2D/3D	Flughäfen
9	CRISP	BRE Group	CS	zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	Kleingruppen, dichteabhängige Routenwahl	2D/3D	Evakuierung bei Feuer
10	CDS	accu:rate	CS	Optimal Steps Model	Kleingruppen, Anstehen	2D/3D	allgemein
11	DBES	Imperial College London		zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	Kleingruppen, versch. Rollen	2D/3D	Evakuierung bei Feuer
12	EGRESS	ESR Technology		Zellulärer Automat	Kleingruppen	2D/3D	Evakuierung von Men- schenmengen
13	ELVAC	NIST	KL		Kleingruppen, Lifte	2D/3D	Hochhaus- evakuierung
14	EPT	REGAL Decision Systems, Inc.	LE, CS	zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	Fahrzeuge	2D/3D	allgemein

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
15	EVACNET4	University of Florida / Thomas Kisko	KL	Netzwerkmodell	keine	nein	Optimierung Evakuierungs- zeit
16	EVACSIM	University College Cork / Sean Og Murphy		raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	keine	2D	effiziente Simulationen
17	EvacuationNZ	University of Canterbury / Mike Spearpoint		Netzwerkmodell	Treppen	2D (ext)	Evakuierung
18	EVI	Safety at Sea Ltd	LE, CS	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	versch. Rollen	2D/3D	Schiffs- evakuierung
19	EXODUS	University of Greenwich	LE, CS	zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	Kleingruppen	2D/3D	Evakuierung
20	F.A.S.T.	Tobias Kretz		Zellulärer Automat			allgemein
21	FDS+Evac	VTT Technical Research Centre	OS	Social Force Model	Wegpräferenz, erweiterbar	2D/3D	Evakuierung bei Feuer

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
22	JuPedSim	Forschungszentrum Jülich	OS	u.a. Generalized Centrifugal Force Model	Entwicklung kognitiver Karte	2D	Forschung
23	Legion Software	Legion Limited	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Erweiterungen, z.B. Fahrzeuge	2D/3D	allgemein
24	MASSEgress	Stanford University	KL	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Anstehen, Suchen, Helfen	2D/3D	Evakuierung
25	Massive	Massive Software	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell		2D/3D	Film/Video
26	MassMotion	Oasys Ltd	LE	Social Force Model	Kleingruppen	2D/3D	allgemein
27	MATSim	Technische Universität Berlin, ETH Zürich, Senozon AG	OS	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	keine	2D/3D	Verkehrs- simulation
28	Menge	University of North Carolina	OS	mehrere Fortbewe- gungsmodelle	verschiedene Ver- haltensweisen	2D/3D	allgemeines Framework

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
29	Micro- PedSim	Kardi Teknomo	KL	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Emotionen	2D	allgemein
30	Myriad II (UAF)	Crowd Dynamics	CS	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell		2D/3D	allgemein
31	NOMAD	Delft University of Technology / Serge Hoogendoorn		raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Aktivitätenplan	2D/3D	Forschung
32	Pathfinder	Thunderhead Engineering	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Lifte, Rolltreppen	2D/3D	allgemein
33	Pedestrian Dynamics	INCONTROL Simulation Solutions	LE	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Aktivitätenplan	2D/3D	allgemein
34	PedGo	TraffGo HT GmbH	LE	Zellulärer Automat	Kleingruppen	2D/3D	allgemein
35	PEDSIM	Christian Gloor	OS	Social Force Model	Wegpräferenz	2D/3D	allgemein

Tabelle 2.1: Wichtige Simulationsframeworks für Personenströme – Stand März 2016

Nr.	Framework	Entwickler / Eigentümer	Zu- gang	Bewegungs- modell	Auswahl Er- weiterungen	Visuali- sierung	Fokus
36	SimPed	Delft University of Technology / Winnie Daamen		makroskopisches Modell	mikroskopische Eigenschaften	2D/3D	Öffentlicher Verkehr
37	Simulex	Integrated Environmental Solutions	LE, CS	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Kleingruppen, Anstehen	2D/3D	öffentlicher Verkehr
38	SimWalk	Savannah Simulations AG	LE	Social Force Model	Fahrzeuge, Lifte	2D/3D	allgemein
39	Smart Move	Buro Happold's SMART Solutions team	KL	raumkontinuierl. Fortbewegungsmo- dell	Kleingruppen	2D/3D	allgemein
40	SUMO	DLR	OS	zwei einfache Modelle	intermodaler Verkehr	2D	Verkehrs- simulation
41	STEPS	Mott MacDonald Group	LE	zellenbasiertes Fort- bewegungsmodell	Anstehen	2D/3D	allgemein
42	VADERE	Hochschule München	KL	mehrere Fortbewe- gungsmodelle	Anstehen, Kleingruppen	2D/3D	Forschung
43	VISWALK	PTV Group	LE, CS	Social Force Model	Rolltreppen	2D/3D	allgemein

### 2.2.2 Forschungssimulator VADERE an der Hochschule München

Das in Java programmierte Simulationsframework VADERE ist eine Eigenentwicklung des Forschungsteams für Personenströme von Frau Prof. Dr. Köster an der Hochschule München. Die Arbeiten an VADERE begannen 2010. Zunächst wurde ein einfacher Simulator programmiert, der als Fortbewegungsmodell einen Zellulären Automaten enthielt. Im Laufe der Zeit kamen weitere Fortbewegungsmodelle hinzu, wie beispielsweise das bekannte Social Force Model. Die Fortbewegungsmodelle, die an der Hochschule München entwickelt wurden, das Optimal Steps Model und das Gradient Navigation Model wurden 2012 bzw. 2013 in den Simulator aufgenommen. In den Jahren 2013 und 2014 wurden weitreichende Umstrukturierungsmaßnahmen durchgeführt, die die Simulationssoftware in ein modulares Framework verwandelten. VADERE ist nun ein sehr umfangreicher, aber dennoch flexibler Simulator, der die Nutzung verschiedener Fortbewegungsmodelle in Kombination mit mehreren Verhaltensmodellen gleichzeitig ermöglicht.

Der Ablauf einer Simulation in VADERE verläuft nach einem einfachen Prinzip, das in Abbildung 2.3 dargestellt ist. Zunächst werden die Einstellungen für die Simulation, beispielsweise die Größe eines Simulationszeitschritts, gewählt. Danach muss genau ein Fortbewegungsmodell für die Agenten gewählt werden. Es können zusätzlich weitere Modelle für Verhaltensweisen, wie Gruppen, Anstehen oder psychologische Verhaltensweisen dazu gewählt werden. Die Parameter für die Modelle und die Parameter für die Agenten werden gesetzt. Das Szenario wird gestaltet, d.h. die Geometrie, die Quellen und Ziele und vorab positionierte Agenten

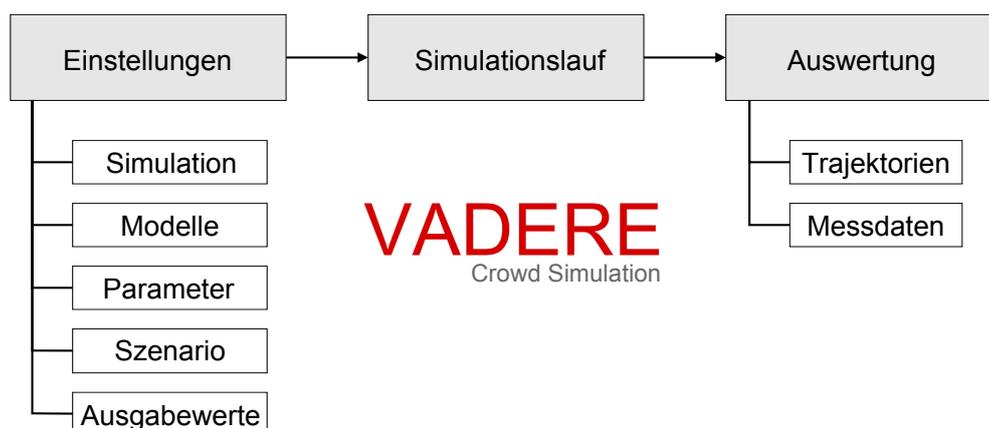


Abbildung 2.3: Dreiteiliger Ablauf einer Simulation mit VADERE mit der Festlegung der Eingabe, mit dem Simulationslauf und mit der Auswertung der Simulationsergebnisse.

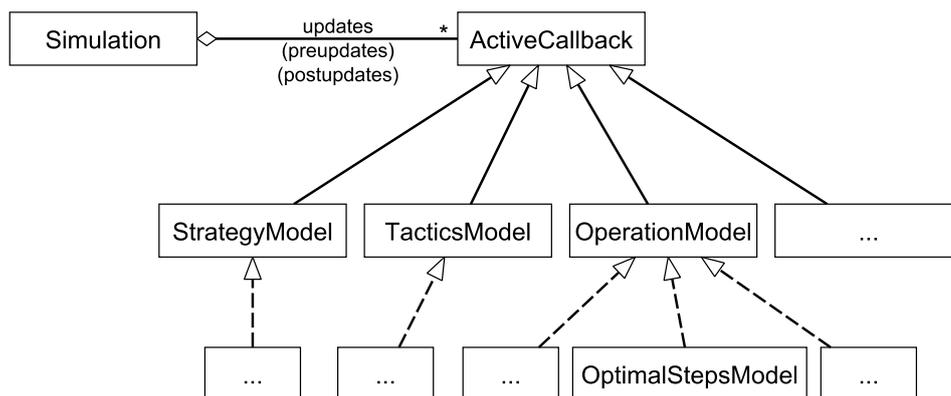


Abbildung 2.4: Die wichtigsten Klassen für die Simulation in VADERE: Die eigentlichen Modelle realisieren (u.a.) die Interfaces *StrategyModel*, *TacticsModel* und *OperationModel*. Diese sind Spezialfälle des Interfaces *ActiveCallback*, also aktive Bestandteile der Simulation. Die ActiveCallbacks werden von der Klasse *Simulation* verwaltet und angesteuert.

werden definiert. Darüber hinaus werden noch die gewünschten Ausgabewerte wie die Dichte an bestimmten Stellen oder die durchschnittliche Evakuierungszeit festgelegt. Nach dem Simulationslauf können die Trajektorien der Agenten und zusätzlich gewählte Ausgabewerte aus Dateien ausgelesen werden.

Die wichtigsten Klassen für den Ablauf einer Simulation in VADERE sind in Abbildung 2.4 dargestellt. Die Klasse *Simulation* steuert die Simulation. Sie enthält eine Liste von aktiven Komponenten (Interface *ActiveCallback*). Die Interfaces *StrategyModel*, *TacticsModel* und *OperationModel* konkretisieren die ActiveCallbacks und entsprechen zur Ebenenstruktur aus Abbildung 2.1. Die Modelle selbst, wie beispielsweise das Optimal Steps Model oder die in dieser Arbeit vorgestellten Verhaltensmodelle, sind Realisierungen der Interfaces. Während der Simulation werden die gewählten Modelle von der Klasse *Simulation* in jedem Zeitschritt nacheinander aufgerufen. So können Modelle flexibel für eine Simulation hinzugefügt werden. Die Reihenfolge der Ausführung wird in der Software festgelegt.

Alle Modelle, die für diese Arbeit entwickelt werden, sind in VADERE eingebunden; alle Simulationen, Ergebnisse und Beobachtungen dieser Arbeit wurden mit VADERE erstellt.

## 2.3 Das Problem der Validierung

Modelle und die dazugehörigen Simulationen sollen die Realität abbilden, um Vorhersagen zu treffen, Situationen zu kontrollieren oder die Abläufe zu verstehen. Folgende Schritte sind dabei nach (The American Institute of Aeronautics and Astronautics, 1998) zu beachten: Verifizierung der Software, Kalibrierung der Parameter und Validierung der Resultate. Die Verifizierung der Software überprüft, ob das Modell in der Software so umgesetzt wurde, wie der Modellierer es vorgesehen hat (Sargent, 2011). Sie ist ein kontinuierlicher Prozess während der Modellierung und Programmierung und sollte vor der Kalibrierung und Validierung erfolgen. Mit einer verifizierten Software können danach die Parameter kalibriert und das Modell validiert werden. Kalibrierung der Parameter bedeutet Anpassung der Parameter an die zu simulierende Situation. Nach einer entsprechenden Kalibrierung werden für die Validierung des Modells die Ergebnisse der Simulation bezüglich ihrer Realitätsnähe bewertet.

Die Kalibrierung und Validierung eines Modells für Fußgängerbewegungen werden oft vermischt. In vielen Fällen findet ausschließlich eine Kalibrierung auf bestimmte Messwerte statt, jedoch keine weitere Validierung. Oft hat das mit fehlenden Daten zu tun. Kalibrierung und Validierung können quantitativ oder qualitativ erfolgen, meist abhängig davon, welche Daten verfügbar sind.

### 2.3.1 Quantitative und qualitative Kalibrierung

Die Parameter eines Modells können auf zwei Arten kalibriert werden: quantitativ und qualitativ. Quantitative Kalibrierung eines Modells bedeutet im Kontext von Personenstromsimulationen, dass die Parameter an gemessene Daten, wie z.B. Wunschgeschwindigkeiten der Fußgänger, Dichte an bestimmten Stellen oder Geschwindigkeiten bei gewissen Dichten, angepasst werden. Sind für bestimmte Situationen, die mit dem Modell nachgebildet werden sollen, keine geeigneten Daten vorhanden, kommt nur eine qualitative Kalibrierung in Betracht. Hierbei werden die Parameter entweder aufgrund von theoretischen Annahmen oder durch geschätzte Werte eingestellt. Die quantitative Kalibrierung wird der qualitativen Kalibrierung in der Regel vorgezogen, da sie zu weniger Unsicherheiten in den Parametern führt.

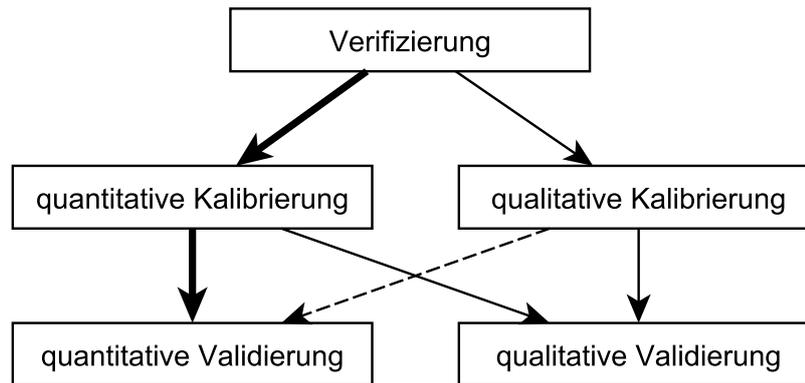


Abbildung 2.5: Mögliche Wege zur Validierung eines Modells. Die Verifizierung der Software findet zuerst statt. Danach werden abhängig von der Datenlage die Parameter quantitativ oder qualitativ kalibriert. Dem folgt eine quantitative oder qualitative Validierung des Modells. Je dicker der Pfeil, desto stärker sind die Aussagen zur Realitätsnähe.

### 2.3.2 Quantitative und qualitative Validierung

Entsprechend der Kalibrierung, kann auch die Validierung eines Modells quantitativ und qualitativ erfolgen. Quantitative Validierung bedeutet, dass in der Simulation gemessene Daten, wie Trajektorien oder Evakuierungszeiten, mit den in der Realität gemessenen Daten verglichen werden. Dies ist die gängigste und bevorzugte Art der Validierung für Fortbewegungsmodelle in der Personenstromforschung. Bei einer qualitativen Validierung wird geprüft, ob die Simulation in der Realität beobachtetes Verhalten und aufgetretene Phänomene plausibel nachbilden kann. Sie wird oft durch visuelle Überprüfung der Simulationen durchgeführt.

An Abbildung 2.5 sind verschiedene Wege über die Verifizierung und Kalibrierung zur Validierung eines Modells aufgezeigt. Im Idealfall werden bei einem Experiment oder bei einer Feldbeobachtung genügend konkrete messbare Daten erfasst, sodass damit sowohl die Parameter eines Modells quantitativ kalibriert als auch die Simulationen quantitativ validiert werden können. Hierbei ist entscheidend, dass für die Kalibrierung herangezogene Daten nicht für die Validierung verwendet werden. Sind für eine nachzubildende Situation weniger Daten vorhanden, sollten die Parameter des Modells soweit möglich quantitativ kalibriert werden. Die quantitative Validierung wird in der Folge meist durch eine qualitative Validierung ersetzt, manchmal sogar komplett vermieden. Der umgekehrte Weg, also ein qualitativ kalibriertes Modell quantitativ zu validieren, bringt weniger Aussagen zur allgemeinen Realitätsnähe des Modells und sollte vermieden werden.

Ohne Experimente und aufgezeichnete Daten bleibt schlussendlich für ein qualitativ kalibriertes Modell nur die qualitative Validierung, welche die schwächste Aussagekraft über die Realitätsnähe hat.

### 2.3.3 Datenlage

Daten für die Kalibrierung und Validierung von Modellen werden in der Regel durch Experimente gewonnen. Experimente sollten fehlerfrei und kontrolliert, d.h. ohne ungewünschte Einflüsse, gestaltet und Messfehler vermieden werden. Selbst bei physikalischen oder chemischen Experimenten stellt dies die Forscher vor große Herausforderungen. Bei Experimenten mit Fußgängern ist dies mitunter noch deutlich schwieriger, da psychologische Faktoren schwierig zu kontrollieren sind und die Experimentsituation mit einer Evakuierungssituation nicht vergleichbar ist. Wie ein Experiment stattfand, welche Daten aufgenommen wurden und welche Einflüsse zum Tragen kamen, muss immer beachtet werden, wenn Daten für eine Kalibrierung und Validierung eines Modells herangezogen werden sollen.

Für die Kalibrierung und Validierung von Fortbewegungsmodellen liegen viele Daten aus Experimenten oder Beobachtungen vor (z.B. Weidmann, 1992; Hoogendoorn und Daamen, 2005; Seyfried et al., 2005; Chattaraj et al., 2009; Jelić et al., 2012a,b; Burghardt et al., 2013). Hierbei liegt der Fokus meist nicht auf Evakuierungssituationen, sondern auf der Beobachtung und Datengewinnung zur Fortbewegung von Personen in Normalsituationen. Gewonnene Daten betreffen beispielsweise Dichte, Geschwindigkeit, Schrittweite und Schrittfrequenz. Für die quantitative Kalibrierung und Validierung von Fortbewegungsmodellen sind diese Daten von großer Wichtigkeit. Allerdings fehlen für die Validierung von Verhaltensmodellen in Gefahrensituationen Daten. Hier kann folglich keine quantitative Validierung stattfinden, sondern ausschließlich qualitativ validiert werden.

### 2.3.4 Quantifizierung von Unsicherheiten als Lösungsstrategie

Wenn – wie in Evakuierungssituationen – wenig bis keine Daten zur Kalibrierung und Validierung vorliegen, kann nur begrenzt bewertet werden, wie realitätsnah die Simulationen sind. Die Parameter der Modelle sind aufgrund der qualitativen Kalibrierung unsicher. Die Theorie der Quantifizierung von Unsicherheiten kann in so einer Situation helfen, Erkenntnisse über die Modelle oder über den Einfluss der Parameter zu erhalten. Sie kann folglich als Lösungsstrategie bei fehlenden

## 2 Personenstromsimulation

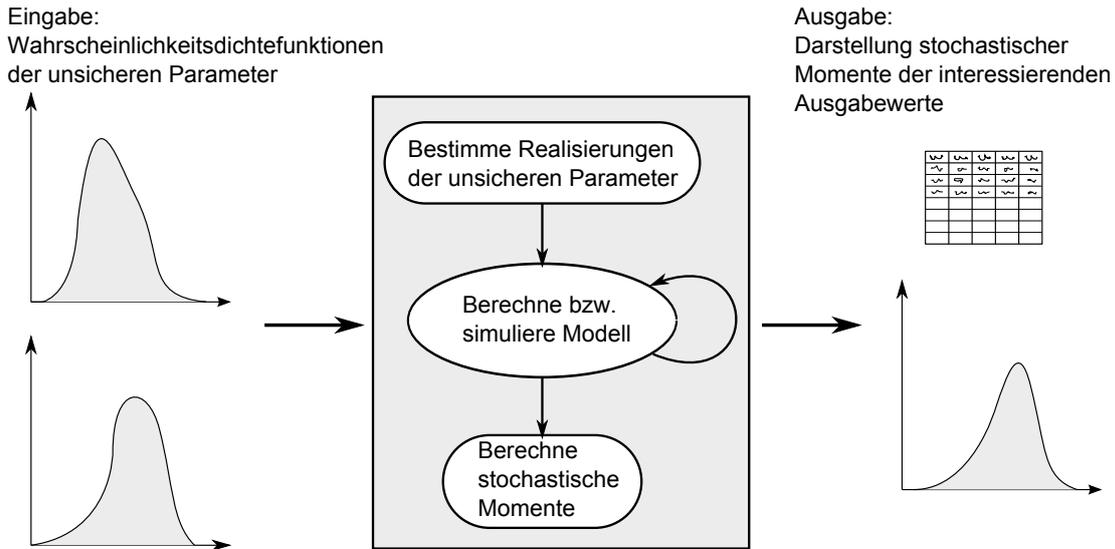


Abbildung 2.6: Ablauf einer Quantifizierung mit Unsicherheiten bei bekannten oder angenommenen Verteilungen unbekannter Eingabeparameter.

Daten angesehen werden.

Die Quantifizierung von Unsicherheiten kann Modelle und unsichere Parameter auf verschiedene Weise analysieren. So können mit ihr einerseits für bekannte Simulationsergebnisse oder Realisierungen Verteilungen der unsicheren Eingangsparameter bestimmt werden. Andererseits kann in der umgekehrten Richtung, d.h. bei angenommenen oder bekannten Verteilungen der unsicheren Eingangsparameter, analysiert werden, wie diese Parameter eine interessierende Ausgabegröße des Modells beeinflussen (siehe Abbildung 2.6). Ein Überblick der verschiedenen Methoden der Quantifizierung von Unsicherheiten findet sich in (Smith, 2014) oder (Xiu, 2010).

Die Auswahl der in dieser Arbeit verwendeten Methode zur Quantifizierung von Unsicherheiten erfolgt aufgrund von drei Kriterien: Es soll der Einfluss bestimmter unsicherer Parameter in einem Modell auf eine Ausgabegröße genauer betrachtet werden. Darüber hinaus sollen die hier entwickelten Modelle nicht verändert werden, um Aussagen zu dem Einfluss der Parameter zu treffen. Des weiteren ist ein Simulationslauf im verwendeten Simulator mit den verwendeten Modellen sehr rechenintensiv, weshalb die Anzahl der für die Quantifizierung von Unsicherheiten benötigten Simulationsläufe so klein wie möglich gehalten werden soll. So scheidet beispielsweise das ehemalige Standardverfahren der Monte-Carlo-Simulation (Papadopoulos und Yeung, 2001) aufgrund der vielen benötigten Simulationsauswertungen aus. Auch die stochastische Galerkin-Methode (Ghanem und Spanos, 2003) kann nicht verwendet werden, da sie modellverändernd ist. Alle

drei Kriterien erfüllt hingegen die Methode der stochastischen Kollokation mit dem Pseudospektralverfahren.

Die Idee hinter der stochastischen Kollokation mit dem Pseudospektralverfahren, die auf den verallgemeinerten polynomialen Chaosentwicklungen basiert, ist, die Simulation als stochastischen Prozess  $U(x,t,\zeta)$  aufzufassen und den raumzeitlichen Teil vom stochastischen Teil zu trennen (Smith, 2014). Durch diesen Ansatz können stochastische Momente wie der Erwartungswert oder die Varianz der betrachteten Ausgabegrößen vereinfacht berechnet werden. Die verallgemeinerten polynomialen Chaosentwicklungen eines stochastischen Prozesses  $U(x,t,\zeta)$ , der vom Ort  $x \in \mathbb{R}^n$ , der Zeit  $t \in \mathbb{R}$  und dem Vektor der  $m$  unabhängigen Zufallsvariablen  $\zeta \in \mathbb{R}^m$  abhängt, sind nach (Xiu und Karniadakis, 2003) definiert als

$$U(x,t,\zeta) = \sum_{j=0}^{\infty} \underbrace{c_j(x,t)}_{\text{raumzeitlich}} \cdot \underbrace{\Phi_j(\zeta)}_{\text{stochastisch}} . \quad (2.9)$$

Der raumzeitliche Teil des stochastischen Prozesses wird durch die Koeffizienten  $c_j(x,t)$ , der stochastische Teil durch orthogonale Basisfunktionen  $\Phi_j(\zeta)$  dargestellt. Die Art der Basisfunktionen wird durch die stochastische Verteilung der Zufallsvariablen  $\zeta$  bestimmt; siehe dazu die Übersicht in (Xiu, 2009).

Die Berechnung der Koeffizienten  $c_j(x,t)$  hängt von der stochastischen Kollokationsmethode ab. Bei der stochastischen Kollokation mit dem Pseudospektralverfahren werden zunächst die  $Q$  Kollokationsstellen  $z_i$ ,  $i = 1, \dots, Q$ , d.h. die Realisierungen der Zufallsvariablen, bestimmt. Die optimalen Kollokationsstellen sind die Nullstellen der orthogonalen Basisfunktionen. Die zugehörigen Gewichte  $w_i$ ,  $i = 1, \dots, Q$ , werden aus den Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen der unsicheren Parameter und aus Lagrange Polynomen berechnet. Die genaue Berechnung findet sich bspw. in (Xiu, 2010). Mit diesen Kollokationsstellen und Gewichten sowie zusätzlicher Anwendung der Gauß-Quadratur werden die Koeffizienten  $c_j(x,t)$  folgendermaßen angenähert:

$$c_j(x,t) \approx \frac{1}{\gamma_j} \sum_{i=1}^Q u(x,t,z_i) \Phi_j(z_i) w_i. \quad (2.10)$$

Hier ist  $u(x,t,z_i)$  das Ergebnis der Realisierung der Simulation an der Kollokationsstelle  $z_i$ . Der Normalisierungsfaktor  $\gamma_j$  ergibt sich durch

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^Q \Phi_j(z_i)^2 w_i. \quad (2.11)$$

Für die numerische Berechnung wird die Summe in Gleichung 2.9 nach  $N$  Termen abgeschnitten. Damit lassen sich der Erwartungswert

$$\mu_{u_N} \approx \frac{1}{\gamma_j} \sum_{i=1}^Q u(x, t, z_i) \Phi_0(z_i) w_i = c_0, \quad (2.12)$$

und die Varianz

$$\sigma^2 \approx \sum_{j=1}^N \left( \frac{1}{\gamma_j} \sum_{i=1}^Q u(x, t, z_i) \Phi_j(z_i) w_i \right)^2 = \sum_{j=1}^N c_j(x, t)^2 \quad (2.13)$$

der betrachteten Ausgabegröße unter den angenommenen Verteilungen der unsicheren Parameter nur durch Auswertung der Simulation an den Kollokationsstellen berechnen.

Für diese Arbeit wird ein Python Programm von Florian Künzner (Technische Universität München, Fakultät für Informatik, Lehrstuhl SCCS) genutzt, das die Chaospy-Bibliothek für die Quantifizierung von Unsicherheiten verwendet und auf einem Cluster der Technischen Universität die Simulationen parallel ausführen kann. Es kommt in dieser Arbeit in Kapitel 6 und 8 zum Einsatz. Für die in diesen Kapiteln vorgestellten Modelle ist keine quantitative Kalibrierung und Validierung möglich, jedoch können aufgrund von Fachliteratur Wertebereiche und Verteilungen der Parameter angenommen werden. Es werden die Einflüsse verschiedener Parameter auf die Modelle analysiert. So können beispielsweise Aussagen darüber getroffen werden, wie wichtig eine exakte Kalibrierung für ein Modell ist oder ob der Einfluss der Parameter auf das Modell auch dem erwarteten Einfluss in der Realität entspricht.

## 2.4 Zusammenfassung

Im ersten Abschnitt dieses Kapitels wurde der Stand der Wissenschaft bei der Erforschung und Entwicklung von Personenstrommodellen zusammengefasst. Auf-

grund der Relevanz für diese Arbeit wurde dabei der Fokus auf die mikroskopischen Modelle gelegt, die die Bewegung einzelner Agenten betrachten. Hierfür wurde die Einteilung der mikroskopischen Modelle in Modelle der operativen, der taktischen und der strategischen Ebene genauer beschrieben und die Modelle dieser Arbeit den Ebenen zugeordnet. Das in dieser Arbeit verwendete Fortbewegungsmodell, das Optimal Steps Model, wurde genauer vorgestellt und dessen Vorteile dargelegt.

Der zweite Abschnitt widmete sich der Simulationssoftware für Personenstromsimulationen. Zunächst wurde ein Überblick über die bestehenden Simulationsframeworks gegeben. Daraus ergab sich, dass der Simulator VADERE der Hochschule München für die Entwicklung der Modelle dieser Arbeit am Geeignetsten ist. Danach wurde der Aufbau des Simulators in Grundzügen beschrieben.

Im letzten Abschnitt wurde das Problem der Validierung diskutiert. Dabei wurden zunächst die verschiedenen Arten der Validierung beschrieben, danach auf die Datenlage bei Personenströmen eingegangen. Die meist fehlenden messbaren Daten für Evakuierungsszenarien lassen eine quantitative Validierung nicht zu, weshalb eine Lösungsstrategie gesucht wurde. Diese wurde in der Quantifizierung von Unsicherheiten gefunden und das in dieser Arbeit verwendete Verfahren kurz beschrieben.



# 3 Psychologische und neurowissenschaftliche Modelle

So viele Modelle und Frameworks es für die Simulation von Personenströmen gibt, so wenig sind diese Modelle mit Erkenntnissen aus psychologischen Bereichen verknüpft. Psychologen, Biologen, Neurowissenschaftler und Forscher anderer Fachbereiche beschäftigen sich jedoch intensiv mit dem Verhalten und der Bewegung von Menschen. In den letzten Jahren lieferten Experimente, Befragungen und Beobachtungen hierbei Erkenntnisse, die sich zu etablierten Theorien entwickelten. Einige dieser Theorien bieten sich geradezu an, in Personenstromsimulationen Eingang zu finden. In diesem Kapitel werden ausgewählte Erkenntnisse vorgestellt, die einen Einfluss auf die Bewegung von Menschenmengen haben und daher die Grundlage für die Modelle in dieser Arbeit bilden.

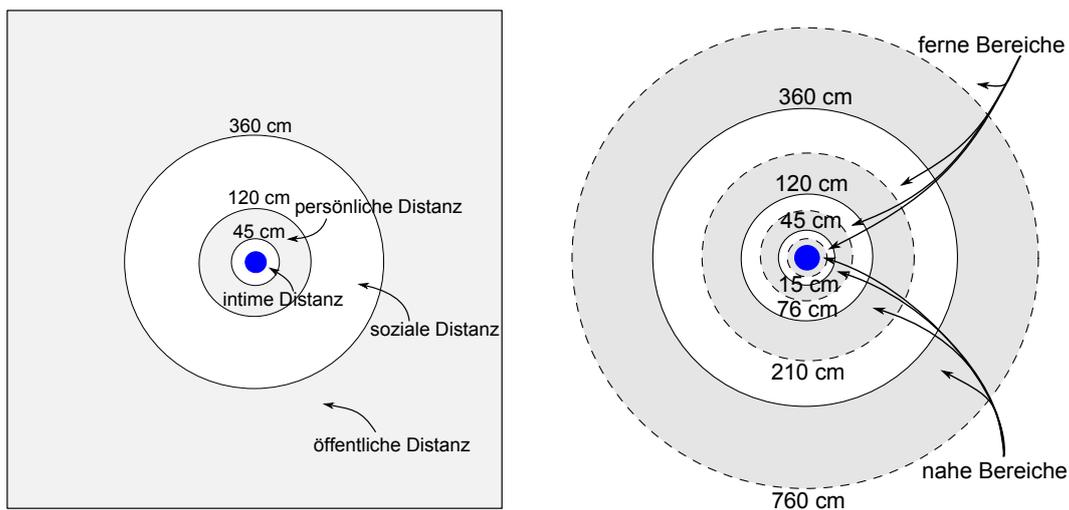
## 3.1 Theorie der interpersonalen Distanzen

Mehrere Forscher beobachteten im frühen 20. Jahrhundert, dass Tiere und Menschen zueinander einen gewissen Abstand einhalten (Howard, 1920; Stern, 1936; Hediger, 1937; Katz, 1937). Aus diesen Forschungen entstand die Theorie der interpersonalen Distanzen bzw. die Theorie der Proxemik, die vor allem von Edvard T. Hall geprägt wurde. Er veröffentlichte 1966 in „The Hidden Dimension“ (Hall, 1966) Erkenntnisse, die er aufgrund von Befragungen, Experimenten und Feldbeobachtungen gewann. Experimente zu den unterschiedlichen Distanzen, die Menschen voneinander halten, führten darüber hinaus auch viele weitere Forscher durch (Sommer, 1959; Horowitz et al., 1964; Hall, 1966; Sussman und Rosenfeld, 1978; Severy et al., 1979; Strube und Werner, 1984; Beaulieu, 2004; Uzzell und Horne, 2006; Evans und Wener, 2007; Kennedy et al., 2009; Novelli et al., 2010). Kultur, Geschlecht, Alter und Nationalität können die Distanzen leicht verändern (Hall, 1966; Sussman und Rosenfeld, 1978; Severy et al., 1979; Uzzell und Horne, 2006). Allerdings liegen alle gemessenen Distanzen für europäische und nordame-

### 3 Psychologische und neurowissenschaftliche Modelle

rikanische Bevölkerungen sehr nah beieinander. Zudem liegen die gemessenen Distanzen in den Zonen, die in (Hall, 1966) angegeben sind, und bestätigen somit gleichzeitig seine Theorie. Diese Arbeit stützt sich daher primär auf die Theorie von Hall.

In "The Hidden Dimension" definiert Hall vier konzentrisch angeordnete kreisförmige Distanzzonen um einen Menschen (siehe Abbildung 3.1): die intime Zone (0 - 45 cm), die persönliche Zone (45 - 120 cm), die soziale Zone (120 - 360 cm) und öffentliche Zone (mehr als 360 cm). Jede der vier Zonen hat wiederum einen nahen und einen fernen Bereich. In der **intimen Zone** – weniger als 45 cm Abstand zu einer anderen Person – ist die sensorische Einwirkung der anderen Person (Wärme, Geruch, Geräusche, ...) sehr stark ausgeprägt und ein Körperkontakt kann fast nicht verhindert werden. Der nahe Bereich (< 15 cm) ist deshalb normalerweise den Sexualpartnern oder Kindern vorbehalten; im fernen Bereich findet hingegen die Kommunikation zwischen guten Freunden statt. Fremde Personen werden in der intimen Zone in der Regel nicht geduldet. In dichten Menschenmengen, in denen ein Eintritt von Fremden in die intime Zone nicht verhindert werden kann, versuchen Menschen durch Abwehrverhalten ihre intime Zone weitestgehend zu schützen, sei es durch Herausstellen der Ellenbogen oder Flucht aus der Situation. Die **persönliche Zone** beinhaltet die Abstände, die üblicherweise zwischen Freunden und Familie (naher Bereich zwischen 45 und 75 cm) oder zwischen Bekannten und Fremden (ferner Bereich zwischen 75 und 120 cm) eingehalten werden. Im



(a) Die vier Abstandszonen um einen Menschen. Der blaue gefüllte Kreis in der Mitte stellt dabei den Menschen dar.

(b) Nahe und ferne Bereiche der Zonen um einen Menschen. Die nahen Bereiche sind in hellgrau unterlegt.

Abbildung 3.1: Die Abstandszonen um einen Menschen nach Hall (1966).

nahen Bereich hat eine Person gegenüber einer anderen noch Ellbogenraum, im fernen Bereich wird der andere auf Armlänge entfernt gehalten. Der Beginn der **sozialen Zone** ist der Abstand, ab dem eine Person auf eine andere keine direkte Dominanz mehr ausüben kann. Hier sind keine sensorischen Einflüsse mehr erkennbar, jedoch ist eine Unterhaltung – Geschäftsgespräche zwischen Kollegen im nahen Bereich (zwischen 120 und 210 cm) und formelle Geschäftsgespräche mit Vorgesetzten im fernen Bereich – noch gut möglich. In der **öffentlichen Zone** werden Reden gehalten, im fernen Bereich (mehr als 760 cm) verschwimmt der Gesamteindruck, die Menschen entfremden sich.

Die Theorie der interpersonalen Distanzen erklärt folglich, welche Abstände Menschen voneinander halten. Gerade in Wartesituationen oder bei Szenarien mit geringer bis mittlerer Personendichte haben diese Abstände einen starken Einfluss auf die Bewegung der Personen. Um die Fußgängersimulationen realitätsnäher zu gestalten, gilt es dieses Abstandsverhalten in Fortbewegungsmodelle umzusetzen. Eine Möglichkeit hierfür ist in Kapitel 4 dargestellt.

## 3.2 Soziale Identitäten und Selbstkategorisierung

Die Theorie der sozialen Identitäten („social identity theory“) wurde in den 70er und 80er Jahren des letzten Jahrhunderts von den britischen Sozialpsychologen Henri Tajfel und John Turner entwickelt. In Experimenten zeigten sie, dass sich Personen einer sozialen Gruppe zuordnen und die Mitglieder der eigenen Gruppe denen der Fremdgruppe vorziehen, selbst wenn sie diese nicht persönlich kennen (Tajfel, 1974). Nach der Theorie der sozialen Identitäten haben Menschen eine persönliche Identität und unter Umständen mehrere soziale Identitäten (Tajfel, 1974; Turner, 1982; Tajfel, 1982) (siehe Abb. 3.2). Die persönliche Identität beschreibt die Person als Individuum, ihre Wünsche und Vorlieben. So fällt unter die persönliche Identität, dass jemand gerne Kuchen isst, gerne Rad fährt oder Norwegen als Urlaubsland bevorzugt. Die soziale Identität hingegen betrifft die selbstkognitive Zuordnung einer Person zu einer sozialen Gruppe. Eine Person kann sich also gleichzeitig als Mitglied der Gruppe der Frauen, der Segler und der Fans einer bestimmten Fußballmannschaft fühlen. Dabei ordnet sich die Person bestimmten sozialen Gruppen zu, ohne zwingend andere Mitglieder dieser Gruppen zu kennen.

Die Theorie der Selbstkategorisierung („self-categorisation theory“) (Turner

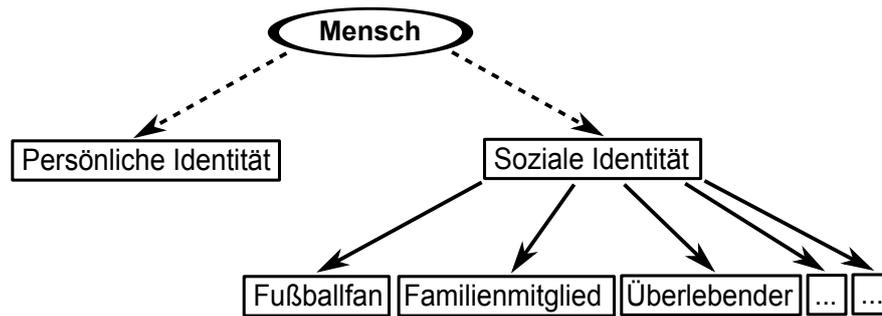


Abbildung 3.2: Persönliche und soziale Identitäten eines Menschen. Neue soziale Identitäten können aus einer neuen Situation oder neuen Erkenntnissen entstehen.

et al., 1987) ist mit der Theorie der sozialen Identitäten nah verwandt und erklärt die Gruppierungsprozesse, d.h. wie jemand sich einer sozialen Gruppe zuordnet und welche der Identitäten aus welchen Gründen salient sind. Ein wichtiger Teil dieser Theorie ist, dass zu einer bestimmten Zeit, an einem bestimmten Ort, ganz allgemein bei einer bestimmten Situation entweder eine einzige soziale oder die persönliche Identität **salient** ist. Die saliente Identität ist diejenige Identität, die gerade am meisten zum Tragen kommt. Identitäten tragen viel zum täglichen Leben bei. Je nachdem welche Identität gerade salient ist, kann beispielsweise ein Gefühl von Sicherheit (Alnabulsi und Drury, 2014) entstehen, wodurch sich gefährliche Situationen entschärfen können. Oder es verändert sich das Verhalten der Mitglieder der Gruppe (Tajfel und Turner, 1979; Turner et al., 1987). Die Verhaltensänderungen aufgrund einer salienten Identität basieren auf sozialen Gruppennormen. Ist beispielsweise eine Norm, dass Fans anderer Mannschaften beschimpft werden, dann wird nach dieser Norm gehandelt, wenn die Identität „Fußballfan“ salient ist (Reicher, 2001).

Nach (Oakes, 1987) hängt die Salienz der Identität von dem Zugang zur Identität und von der strukturellen und normativen Passform der Identität ab. Eine Identität ist zugänglich, wenn die Identität bewusst und verfügbar ist. Eine gute strukturelle Passform einer Identität ist gegeben, wenn die Unterschiede von Mitgliedern klein, die Unterschiede zu anderen Personen hingegen groß sind. Die normative Passform bezieht sich auf die Verhaltensnormen, denen die Menschen mit gemeinsamer Identität folgen. Je stärker alle Mitglieder den Normen folgen, desto besser ist sie. Soziale Identitäten, die einen guten Zugang haben, sind eher salient, auch wenn die Passform geringer ist (Taylor et al., 1978).

Ein Beispiel hierfür: Vor, während und nach einem Fußballspiel wird die soziale Identität „Fußballfan“ salient sein. Die Zuschauer eines solchen Fußballspiels im

Stadion treten bewusst als Fans, d.h. in den Farben des Vereins gekleidet, auf. Die Identität ist damit gut zugänglich. Die Gemeinsamkeiten mit den anderen Fans treten in den Vordergrund, die Unterschiede zu den Fans der anderen Mannschaft ebenfalls. Die strukturelle Passform ist dementsprechend sehr hoch. Zudem kennen die meisten Fans die Gruppennormen, wie beispielsweise das Anpöbeln anderer Fans oder das Jubeln bei Toren der eigenen Mannschaft, und handeln danach. Somit ist auch die normative Passform gegeben. Jedoch kann der selbe Mensch, bei dem am Spieltag die soziale Identität „Fußballfan“ salient ist, in einer anderen Situation wieder ganz anders handeln, weil eine andere seiner sozialen Identitäten salient ist.

Dieser Wandel der Salienz von einer zu einer anderen Identität kann erklären, warum sich kollektives Verhalten ergibt und Personen, die sich nicht kennen, eine Gruppe bzw. Gemeinschaft bilden, um zusammen etwas zu tun oder zu erreichen (Turner, 1985). Zudem kann mit der Theorie der Selbstkategorisierung und der Salienz einer Identität erklärt werden, warum Menschen in bestimmten Situationen ihre Handlungsweise ändern. Diesen Theorien folgend kann ein Steuerungsmechanismus, der sich der strategischen Ebene von mikroskopischen Personenstromsimulationen zuordnen lässt, eingebracht werden. Ein Modell hierfür findet sich in Kapitel 5.

#### **3.2.1 Soziale Identifikation mit Fremden und Helfen als Norm**

Durch die Theorie der sozialen Identitäten und die Prozesse der Selbstkategorisierungstheorie können verschiedene Verhaltensweisen erklärt werden, die in sicherheitsrelevanten Situationen beobachtet wurden. So wurde in Evakuierungen und Gefahrensituationen von Überlebenden berichtet, dass Personen anderen, ihnen bis dahin fremden verletzten Personen halfen, sich gegenseitig unterstützten und psychologisch aufbauten (Baker et al., 2002; Aguirre et al., 2011). In mehreren Befragungen von Überlebenden verschiedener Katastrophen konnten Drury et al. (2009a) eine Korrelation zwischen dem geteilten Schicksal, der Identifizierung mit anderen und solidarischem bzw. helfendem Verhalten feststellen. Auch in einem virtuellen Experiment mit Probanden konnte der Zusammenhang zwischen gemeinsamer sozialer Identität mit den anderen Teilnehmern und helfendem Verhalten gezeigt werden (Drury et al., 2009c). Zudem berichteten Überlebende der Bombenanschläge in der Londoner U-Bahn im Jahr 2005 ebenfalls von helfendem Verhalten, womit Drury et al. (2009b) die Wechselbeziehung zwischen geteilter

sozialer Identität und erwartetem bzw. geleistetem helfenden Verhalten untermauern konnten. Aus diesen Beobachtungen lässt sich die Norm ableiten, dass bei einer Gefahrensituation, in der die Menschen ein Schicksal und somit eine gemeinsame soziale Identität teilen, helfendes Verhalten erwartet und daher auch geleistet wird (Drury et al., 2009b).

Helfendes Verhalten beeinflusst die Bewegung von Fußgängern, insbesondere bei Evakuierungen. Um Simulationen von Personenströmen realitätsnäher zu gestalten und damit die Vorhersagegenauigkeit zu erhöhen, sollten Verletzte und Helfer in Personenstromsimulationen eingebracht werden. In Kapitel 6 wird ein solches Modell vorgestellt.

#### **3.2.2 Soziale Identifikation mit der Familie und Suchen als Norm**

Eine weitere wichtige soziale Identität ist die Familienidentität (Haslam und Reicher, 2006; Haslam et al., 2008; Bennett und Sani, 2008; Haslam et al., 2009). Nach Evakuierungen wird berichtet, dass Familienmitglieder zurück laufen, um ihre Angehörigen zu suchen und zu retten, auch wenn sie sich selbst höchster Gefahr aussetzen (Sime, 1980, 1995; Mawson, 2005). Dies wird dem Zusammengehörigkeitsgefühl der Familie („family affiliation“) zugeschrieben. In einer breit angelegten Studie nach einem Brand im Jahr 1973 im Summerland Hotel auf der Isle of Man zeigte Sime (1983), dass Familienmitglieder fehlende Familienmitglieder suchen, bevor sie sich in Sicherheit bringen. Bei anderen Gruppen, wie Freunden oder Bekannten, war dieses Verhalten weit weniger zu beobachten. Dass andere Familienmitglieder gesucht werden, um gemeinsam die Gefahrensituation zu verlassen, scheint – der Theorie der sozialen Identität folgend – einer Norm zu entsprechen, die in der sozialen Gruppe der Familie für Evakuierungen und Gefahrensituationen gilt. Da Familienmitglieder oft nicht wissen, wo sich die anderen Mitglieder ihrer Familie befinden und diese zunächst suchen müssen, hat dies auch einen starken Einfluss auf die Evakuierungszeiten (Proulx, 2009).

In Evakuierungen, bei denen Familien involviert sind, werden Familienmitglieder versuchen, gemeinsam die Sicherheit zu erreichen. Wie dies in Simulationen eingebracht werden kann, wird in Kapitel 8 aufgezeigt.

## 3.3 Erkenntnisse zum Suchverhalten von Menschen

Sollen Personen, die fehlende Familienmitglieder suchen, für Fußgängersimulationen modelliert werden, müssen die Erkenntnisse über menschliche Suchverfahren in Betracht gezogen werden. Die psychologischen Theorien über diese Suchstrategien stecken noch in den Anfängen. Dies betrifft auch andere Forschungsrichtungen, die sich mit artverwandten Fragestellungen auseinandersetzen. In diesem Kapitel wird ein Überblick über die Erkenntnisse gegeben, auf denen ein Teil der Modelle dieser Arbeit aufbauen.

Die Wirtschaftspsychologie prägte den Begriff des vollkommen rationalen Menschen, des sogenannten Homo oeconomicus, der alle Informationen hat, diese auswertet und dann zur Lösung kommt bzw. die optimale Handlung ausführt (Ingram, 1888). Es mag zwar Situationen geben, in denen für alle beteiligten Personen alle Informationen vorliegen und die Menschen tatsächlich die optimale Lösung auf Basis aller Informationen finden können. Dies ist jedoch äußerst selten. Zumeist treffen Menschen ihre Entscheidungen auf Basis von beschränkten Informationen, in beschränkter Zeit und/oder mit beschränkten kognitiven Fähigkeiten. Dies ist die Grundlage der in der Psychologie vorherrschenden Theorie der beschränkten Rationalität (Simon, 1955, 1959). Eine etablierte Form der beschränkten Rationalität ist die Anwendung von schnellen und effizienten Lösungsstrategien (Gigerenzer und Todd, 1999; Todd und Gigerenzer, 2000; Hutchinson und Gigerenzer, 2005). In der Psychologie werden diese als **kognitive Heuristiken** bezeichnet. Sie sind einfache, meist auf Erfahrungen beruhende Einschätzungen verschiedenster Situationen und führen oft zu einem Ergebnis, das das Problem sehr gut oder beinahe optimal löst (Gigerenzer, 2008). Heuristiken können jedoch auch zu Fehlentscheidungen führen (Tversky und Kahneman, 1974; Kahneman und Tversky, 1979, 1996). Eine Diskussion, ob Heuristiken eher positiv als fast optimale Problemlösungsstrategien oder negativ aufgrund der Falschentscheidungen zu sehen sind, ist in (Kahneman und Tversky, 1996; Gigerenzer, 1996) zu finden. Es steht jedoch außer Frage, dass Menschen mit kognitiven Heuristiken Probleme des Alltags lösen und Entscheidungen treffen. Wie diese Heuristiken aussehen, ist jedoch in vielen Fällen noch unbekannt.

Wie ein Mensch einen anderen Menschen sucht, hängt von dem Problem ab, das er lösen will. In einem bekannten Gebäude, in dem der Aufenthaltsort der zu findenden Person nicht bekannt ist, wird das Suchproblem als **informierte**

### 3 Psychologische und neurowissenschaftliche Modelle

**Suche** bezeichnet (Wiener et al., 2009b). Allerdings finden sich keine genaueren Angaben, welche Heuristiken Menschen für eine informierte Suche verwendet werden. Während einer Evakuierung kann aber angenommen werden, dass der vermisste Mensch möglichst schnell gefunden werden soll. Dies wird sinnvoll dadurch erreicht, dass der kürzeste Weg, der alle möglichen Aufenthaltsorte wenigstens einmal besucht, angestrebt wird. Somit ist das Suchproblem verwandt mit dem Problem des Handlungsreisenden (Menger, 1998), bei dem mehrere Ziele gegeben sind und die kürzeste Rundtour gesucht ist. Wie ein Mensch das Problem des Handlungsreisenden löst, wird von Psychologen in Experimenten eingehend durch Studien der Navigation in einem Raum oder auf Papier erforscht (MacGregor und Ormerod, 1996; Vickers et al., 2003; Wiener und Tenbrink, 2008; Wiener et al., 2009a; MacGregor und Chu, 2011; Blaser und Wilber, 2013). Ein besonderes Augenmerk liegt dabei auf der Detektion der zugrundeliegenden Heuristiken. Viele Heuristiken werden als Möglichkeit gehandelt. Eine abschließende Feststellung, welche der Heuristiken nun schlussendlich von Menschen genutzt wird, steht jedoch noch zur Diskussion. Einfache von Psychologen propagierte Heuristiken für das Problem des Handlungsreisenden, wie die Nächste-Nachbar-Strategie, die Lösung auf Basis einer konvexen Hülle oder die Cluster-Bevorzugung, liefern gute Ansätze (Wiener et al., 2009a). Menschen nutzen allerdings scheinbar komplexere Heuristiken, die auf mehr Informationen zurückgreifen und exaktere Berechnungen der optimalen Wege ermöglichen. Allerdings ist noch nicht näher bestimmt, wie diese genau aussehen (Blaser und Wilber, 2013). Die Suche in einem Gebäude ist ein Spezialfall des Problems des Handlungsreisenden, da keine Rundtour gesucht wird und Räume mehrfach besucht werden können. Daher sind die menschlichen Heuristiken aus der allgemeinen psychologischen Forschung nicht direkt auf das vorliegende Problem übertragbar.

Die bisherigen Experimente wurden immer in begrenzten Räumlichkeiten, bei denen alle Ziele sichtbar waren, durchgeführt. Bei der Suche in einem Gebäude ist dies allerdings nicht der Fall. Es stellt sich daher die Frage, wie gut die kognitive Karte im Gehirn eines Menschen ist. Forscher der Psychologie und der Neurowissenschaften sind der Darstellung der Umwelt im Gehirn auf der Spur. Bei Säugetieren konnte nachgewiesen werden, dass im Gehirn, genauer im entorhinalen Cortex, eine diskrete Karte der Umgebung existiert (Haftting et al., 2005; McNaughton et al., 2006; Moser et al., 2013). Darüber hinaus können sich die Tiere, auch nach Verlassen eines Käfigs, noch an die Regionen und Ausmaße des Käfigs erinnern (Derdikman und Moser, 2010). Wenn Tiere in der Lage sind, sich an Strukturen ihrer gut bekannten Umgebung zu erinnern, sollten auch Menschen

dazu in der Lage sein (Jeffery et al., 2013). Übereinstimmend damit zeigt die Untersuchung der kognitiven Karten im Gehirn (Tolman, 1948; Wiener und Mallot, 2003), dass Menschen grobe Distanzen in begrenzten gleichförmigen Gebieten gut schätzen können (Thorndyke, 1981; Conlin, 2009). Abgrenzungen in den Regionen oder Gruppierungen von Regionen können jedoch zu Fehlern führen (McNamara, 1986). Für ein gut bekanntes mittelgroßes Gebäude sollte die kognitive Karte hingegen zuverlässig sein.

Keine der psychologischen und neurowissenschaftlichen Forschungen trifft genau das Problem der Suchstrategien der Menschen in Gebäuden. Wie dennoch verschiedene mögliche Suchstrategien für Personenstromsimulationen entwickelt und bewertet werden können, wird in Kapitel 7 dargestellt.

## 3.4 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die psychologischen Grundlagen der in dieser Arbeit entwickelten Modelle erklärt. Die Auswahl der psychologischen Modelle erfolgte aufgrund der Relevanz für die Bewegung von Personen. Zunächst wurde die Theorie der interpersonalen Distanzen, danach die Theorie der sozialen Identitäten und die Selbstkategorisierungstheorie genauer beschrieben. Auf die Verhaltensnormen für helfendes Verhalten und Familienverhalten, die aufgrund der Theorie der sozialen Identitäten zum Tragen kommen, wurde dabei genauer eingegangen. Zum Ende wurden noch Erkenntnisse zum Suchverhalten von Menschen zusammengetragen, die für die Entwicklung von Suchstrategien in Personenstromsimulationen von Bedeutung sind. In den folgenden Kapiteln werden nun die hier vorgestellten Theorien in Modelle für die Simulation von Personenströmen eingebracht.



# 4 Interpersonale Distanzen

Menschen halten unterschiedliche Abstände zueinander ein. So wird die körperliche Nähe bis hin zum Körperkontakt zwischen Eltern und Kindern oder Liebespaaren als angenehm empfunden, wohingegen die Nähe zu einem Fremden eher vermieden und mindestens eine Armlänge Abstand gehalten wird. Diese unterschiedlichen Abstandsbereiche wurden in den letzten Jahrzehnten von verschiedenen Forschergruppen bestimmt und in Experimenten gemessen. Genauere Erklärungen zur psychologischen Theorie der interpersonalen Distanzen finden sich in Kapitel 3.1.

Die Abstände, die Menschen voneinander halten, spielen für Fortbewegungsmodelle im Rahmen von Personenstromsimulationen eine große Rolle. Wenn diese Abstände richtig in Modellen umgesetzt werden, ist es möglich, die beobachteten oder in Experimenten gemessenen Daten mit Simulationen zu reproduzieren. Eine Möglichkeit, das Abstandverhalten von Menschen korrekt in Personenstromsimulationen einzubringen, ist die Umsetzung von psychologisch etablierten Theorien in Fortbewegungsmodelle.

Dieses Kapitel<sup>1</sup> zeigt auf, wie die psychologische Theorie der interpersonalen Distanzen in Personenstromsimulationen umgesetzt werden kann. Es beginnt mit einem Überblick über den Stand der Forschung. Dabei wird darauf eingegangen, wie die Abstandsfunktionen bisher modelliert und inwieweit die Theorie der interpersonalen Distanzen in Personenstromsimulationen schon umgesetzt wurde. Es folgt die Beschreibung einer Funktion, die die verschiedenen Abstandsregionen von Hall (1966) um einen Agenten abbildet. Die Implementierung der Funktion für das Optimal Steps Model im Forschungssimulator VADERE wird danach aufgezeigt. Mit einer ausführlichen quantitativen Kalibrierung und Validierung am Ende des Kapitels wird die Anwendbarkeit und Realitätsnähe der Funktion überprüft.

---

<sup>1</sup>Die Inhalte und Bilder dieses Kapitels wurden in weiten Teilen in (von Sivers und Köster, 2015) veröffentlicht.

## 4.1 Stand der Forschung

Viele Modelle für Personenbewegungen nutzen Abstoßungs- oder Abstandsfunktionen zwischen den einzelnen Personen. Kräftebasierte Differentialgleichungsmodelle (beispielsweise Helbing und Molnár, 1995; Helbing et al., 2000; Yu et al., 2005) sehen „soziale Kräfte“ zwischen den Personen, die sich in einem skalaren Potentialfeld niederschlagen. In zellulären Automaten kann das Abstandsverhalten durch Änderung des Wertes der umliegenden Zellen einer Person modelliert werden. Damit sind die Zellen direkt neben Personen weniger attraktiv als andere (Was et al., 2006; Köster et al., 2011). Allerdings haben alle Ansätze gemeinsam, dass sie nur selten auf psychologischen Erkenntnissen basieren, sondern meist auf physikalischen Annahmen und „geschätzten“ Werten beruhen.

Das psychologische Modell für interpersonale Distanzen wird von Forschern in der Robotik schon lange genutzt, um Roboter in der Interaktion mit Menschen natürlicher agieren zu lassen und Verhalten, das als menschlich angesehen wird, zu imitieren (Tasaki et al., 2004; Pacchierotti et al., 2005; Walters et al., 2009; Mead et al., 2013; Vasquez et al., 2013). Auch in der Personenstromsimulation wurden Ideen des Modells schon eingesetzt. In (Was et al., 2006) wird das Modell der interpersonalen Distanzen als Begründung für die Abstandhaltung der simulierten Personen herangezogen. In die Modellierung geht die Theorie der interpersonalen Distanzen hier jedoch nur begrenzt ein, da nur ein Abstand – die soziale Distanz – übernommen wird und kein Unterschied zwischen den verschiedenen Distanzen geschaffen wird. Sterlin et al. (2010) zeigen ebenfalls, dass das psychologische Modell von Hall seinen Platz in der Simulation von Personenbewegungen finden kann. Allerdings geben sie keine Hinweise auf die genaue Umsetzung, auf ihr Fortbewegungsmodell oder auf die Ergebnisse ihrer Simulationen. Daher kann weder auf die Ansätze von Was et al. (2006) noch auf die von Sterlin et al. (2010) aufgebaut werden.

Im folgenden Abschnitt wird zunächst erklärt, welche Teile der Theorie der interpersonalen Distanzen in Personenstromsimulationen sinnvoll umgesetzt werden können. Danach wird der Aufbau der modellierten Funktionen genau dargelegt.

## 4.2 Modellierung der Personal Space Model Function

Die **Personal Space Model Function** setzt die Theorie der interpersonalen Distanzen in eine Funktion um, die den Abstand von Agenten zueinander steuert. Die meisten Fortbewegungsmodelle nutzen solche Agentenabstandsfunktionen. Diese Funktionen hängen stark vom jeweiligen Modell ab und können beispielsweise als soziale Kräfte oder als Abstoßungswerte eingehen. Hier wird eine neue Agentenabstandsfunktion vorgestellt, die erstmals auf psychologischen Erkenntnissen beruht und eine einfache, genauere Kalibrierung ermöglicht. Die Funktion wird für das verwendete Fortbewegungsmodell, das Optimal Steps Model, entwickelt und geht in das Navigationsfeld des Optimal Steps Models als Agentenvermeidungsfunktion ein (siehe Kapitel 2.1.4).

Die Theorie der interpersonalen Distanzen beschreibt vier Abstandszonen um einen Menschen. Ab dem Beginn der sozialen Zone werden nicht nur Freunde und Bekannte, sondern auch Fremde akzeptiert. Zudem ist ab diesem Abstand keine direkte physische Einwirkung auf andere Personen mehr möglich (Hall, 1966). Es wird daher angenommen, dass nur die intime und die persönliche Zone einen Einfluss auf die Bewegung von Personen haben. Deshalb werden in der Personal Space Model Function nur die inneren beiden Zonen modelliert (siehe Abbildung 4.1(a)).

Eine Anforderung an die Agentenabstandsfunktion kommt aufgrund ihrer Nutzung im Optimal Steps Model hinzu. Im Optimal Steps Model wird für jeden Schritt von jedem Agenten ein Optimierungsproblem gelöst, was sehr rechenintensiv sein kann. Verfahren zur Optimierung führen in der Regel schneller zu einer genaueren Lösung, wenn die Zielfunktion beschränkt und unendlich glatt ist. Inspiriert durch (Dietrich und Köster, 2014) wird die Anforderung an die neue Funktion so erfüllt, dass eine glatte Funktion mit kompaktem Träger als Basis ausgesucht wird. Die Personal Space Model Function wird als Summe von modifizierten Friedrichs-Glättern (Friedrichs, 1944) modelliert.

Mit diesen Annahmen und Anforderungen ergibt sich eine vierteilige Umsetzung der Funktion (siehe Abbildung 4.1(b)). Außerhalb der persönlichen Zone ist die Funktion null. Der Agent hier hat keinen Einfluss auf andere. Der Wert der Lastenfunktion in der persönlichen Zone mit Radius  $\delta_{per}$  ist noch relativ gering, da dieser Bereich nur frei gehalten wird, wenn sich die Person nicht in einer dichten Menschenmenge befindet und genügend Platz um sich herum hat. In der

## 4 Interpersonale Distanzen

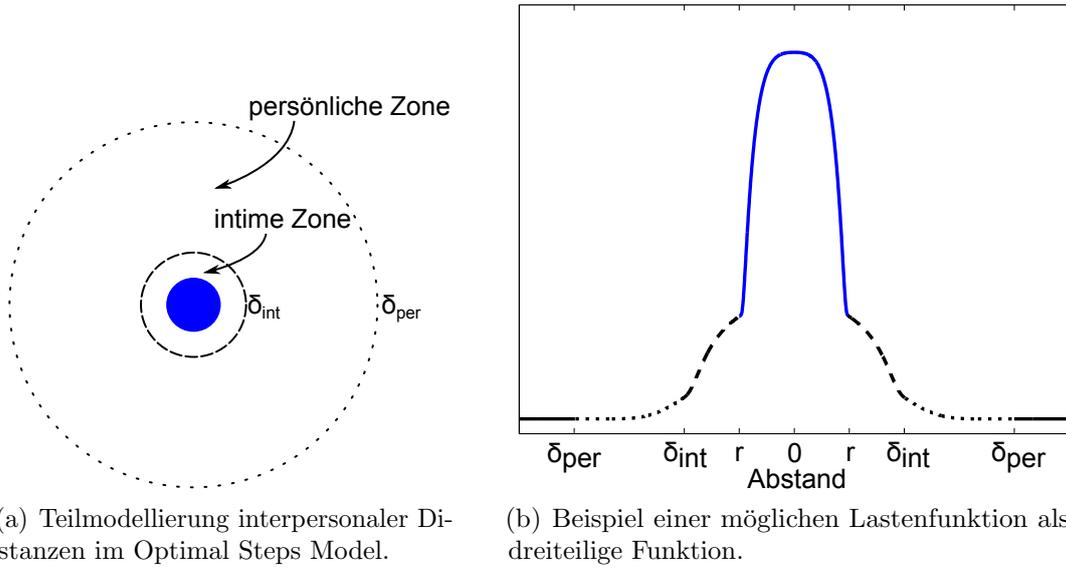


Abbildung 4.1: Modellierung der Agentenabstandsfunktion im Optimal Steps Model.

intimen Zone mit einem Radius von  $\delta_{int}$  steigt der Funktionswert deutlich an. Dies ist der Bereich, der selbst in mitteldichten Menschenansammlungen noch frei gehalten wird. Der letzte Bereich ist derjenige, in dem sich zwei Agenten überschneiden würden. Hier wird die Personenabstandsfunktion auf einen sehr hohen Wert gesetzt, damit dieser Fall nicht eintritt.

Zunächst werden drei vom Friedrichs-Glätter abgewandelte Funktionen  $\psi_1^j, \psi_2^j$  und  $\psi_3^j$  folgendermaßen definiert:

$$\begin{aligned}\psi_1^j(x) &:= \mu_p \cdot \exp\left(\frac{4}{(d_j(x)/(\delta_{per}+r_p))^2-1}\right), \\ \psi_2^j(x) &:= \frac{\mu_p}{a_p} \cdot \exp\left(\frac{4}{(d_j(x)/(\delta_{int}+r_p))^{2b_p}-1}\right), \\ \psi_3^j(x) &:= 1000 \cdot \exp\left(\frac{1}{(d_j(x)/2r_p)^2-1}\right).\end{aligned}\tag{4.1}$$

$r_p$  ist darin der Körperradius eines Agenten im Optimal Steps Model und  $d_j(x)$  die Euklidische Distanz zwischen Agent  $j$  und der betrachteten Position  $x$ . Der Körperradius wird in diesen Funktionen zu jedem Zonenabstand aus Abbildung 4.1 addiert, um das Eindringen des Agenten in die jeweilige Zone zu modellieren. Die Parameter  $\mu_p$ ,  $a_p$  und  $b_p$  können in diesen Funktionen folgendermaßen interpretiert werden:  $\mu_p$  ist die Stärke der Vermeidung anderer Agenten,  $a_p$  der Unterschied der Stärke zwischen der persönlichen und intimen Zone und  $b_p$  die Steigerung der Unannehmlichkeit am Übergang von der persönlichen und intimen Zone.  $b_p$  muss dabei ganzzahlig sein, damit die Personal Space Model Function glatt bleibt.

Der kompakte Träger von  $\psi_1^j$  ist der Ball um die Position des Agenten  $j$  mit Radius  $\delta_{per} + r_p$ . Das entspricht dem Ende der persönlichen Zone des Agenten  $j$  inklusive des Körperradius des anderen Agenten. Analog ist der kompakte Träger von  $\psi_2^j$  der Ball um die Position des Agenten  $j$  mit Radius  $\delta_{int} + r_p$  und der kompakte Träger von  $\psi_3^j$  der Ball mit Radius  $2r_p$ .

Die komplette Personenabstandsfunktion  $\Psi_p^j$  für den Agenten  $j$  wird aus den drei Funktionen  $\psi_1^j, \psi_2^j$  und  $\psi_3^j$  zusammengesetzt und ist folglich:

$$\Psi_p^j(x) := \begin{cases} \psi_1^j(x) + \psi_2^j(x) + \psi_3^j(x) & d_j(x) < 2r_p, \\ \psi_1^j(x) + \psi_2^j(x) & 2r_p \leq d_j(x) < \delta_{int} + r_p, \\ \psi_1^j(x) & \delta_{int} + r_p \leq d_j(x) < \delta_{per} + r_p, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.2)$$

Die Personal Space Model Function kann für alle Fortbewegungsmodelle mit einem skalaren Navigationsfeld verwendet werden. Sie ist aus unendlich glatten Funktionen mit immer kleiner werdenden kompakten Trägern zusammengesetzt, weshalb sie selbst wieder unendlich glatt mit einem kompaktem Träger ist. Fortbewegungsmodelle, die mit Kräften oder mit Ableitungen eines Navigationsfeldes arbeiten, können sie daher ebenfalls nutzen. Probleme bei einer numerischen Berechnung der Ableitung können hier jedoch an den Übergangsstellen der Abschnitte aufgrund der starken Krümmungen auftreten; eine entsprechend feine Auflösung an diesen Stellen ist geboten.

### 4.3 Implementierung

Im Forschungssimulator VADERE können für das gewählte Fortbewegungsmodell verschiedene Abstandsmodelle für Hindernisse und Agenten sowie Zielorientierungsmodelle gewählt werden. Die modellierte Abstandsfunktion auf Basis interpersonaler Distanzen ist als solche Option umgesetzt. Für das Optimal Steps Model, für das die Personal Space Model Function entwickelt wurde, wird der Wert der Funktionen  $\Psi_p^j(x)$  benötigt. Die entsprechende Klasse der Personal Space Model Function in der Software gibt den Wert der Agentenvermeidungsfunktion für den Agent  $j$  an einem gewünschten Punkt  $x$  zurück.

Im vereinfachten Klassendiagramm 4.2 findet sich eine schematische Darstellung der Einbindung der Funktion in VADERE mit dem Optimal Steps Model. Die Agenten des Optimal Steps Models, die Objekte der Klasse *PedestrianOSM*, haben Zugriff auf drei Klassen, mit denen das Navigationsfeld berechnet wird.

## 4 Interpersonale Distanzen

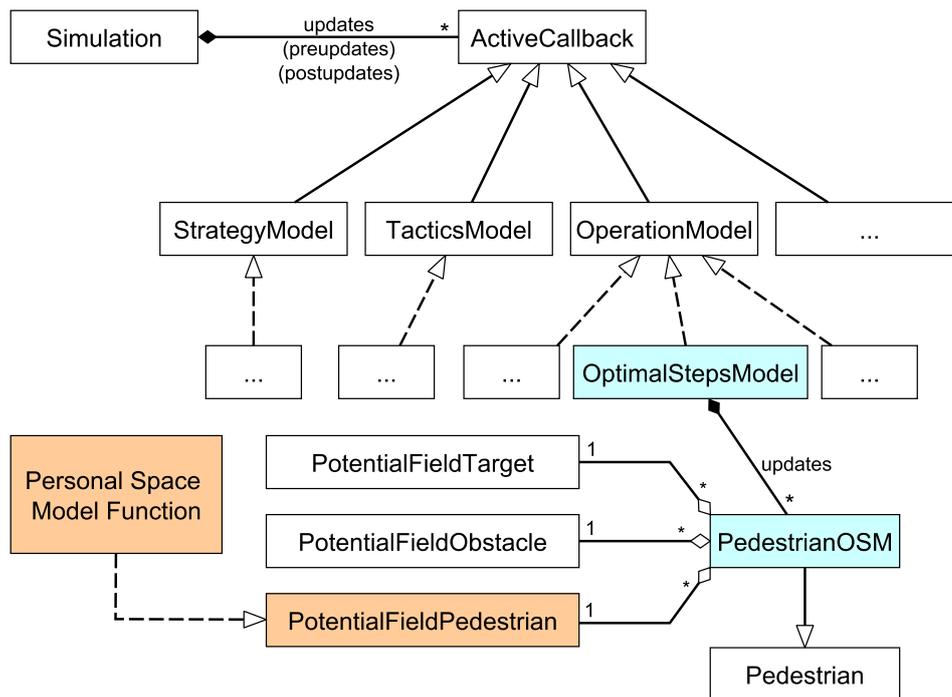


Abbildung 4.2: Umsetzung der Personal Space Model Function im Simulator VADERE am Beispiel des Optimal Steps Models. Die Personal Space Model Function ist eine eigenständige Klasse einer Agentenvermeidungsfunktion.

Das Interface *PotentialFieldPedestrian* stellt die Schnittstelle für die Agentenvermeidung dar; die Klasse der Personal Space Model Function ist eine Realisierung des Interfaces.

Auch andere Fortbewegungsmodelle in VADERE, die ein skalares Navigationsfeld nutzen, haben die Möglichkeit, die Personal Space Model Function zu verwenden. Die differentialgleichungsbasierten Modelle in VADERE, d.h. das Social Force Model und das Gradient Navigation Model, benötigen die Ableitung der Abstandsfunktionen. Aufgrund der Glattheit der Personal Space Model Function kann die Ableitung überall berechnet werden, sodass die neue Abstandsfunktion auch für die in VADERE implementierten Differentialgleichungsmodelle nutzbar ist.

Die Radien der interpersonalen Distanzbereiche müssen durch Experimente oder auf Basis der Fachliteratur festgelegt werden. Die Werte für  $\delta_{int}$  und  $\delta_{per}$  sind als Parameter frei wählbar, da in verschiedenen Kulturkreisen andere Werte gelten können. Experimente mit verschiedenen europäischen oder nordamerikanischen Probanden haben ähnliche Distanzen ergeben (siehe Kapitel 3.1), weshalb für alle

Simulationen dieser Arbeit folgende Werte – inspiriert von den Messungen von Hall (Hall, 1966) – festgelegt werden:

$$\delta_{int} = 0,45m \text{ und } \delta_{per} = 1,20m. \quad (4.3)$$

Übrig als zu kalibrierende Parameter bleiben  $\mu_p$ ,  $a_p$  und  $b_p$  (ganzzahlig). Je nach Situation, Alter oder Kultur können diese Abstände mehr oder minder stark ausgeprägt sein. Daher macht es Sinn, die sozialen Parameter  $\mu_p$ ,  $a_p$  und  $b_p$  je nach Simulationsfokus zu kalibrieren, was im folgenden Unterkapitel an mehreren Beispielen durchgeführt wird.

## 4.4 Validierung

Wie in Kapitel 2.3 beschrieben, sollen Modelle möglichst quantitativ kalibriert und validiert werden. Für Fortbewegungsmodelle sind viele Daten aus Experimenten und Beobachtungen verfügbar. Demzufolge kann in diesem Kapitel das Optimal Steps Model quantitativ kalibriert und validiert werden.

Eine klassische Art der Kalibrierung von Fortbewegungsmodellen findet auf Basis von gemessenen Fundamentaldiagrammen statt. Ein Fundamentaldiagramm beschreibt die Abhängigkeit der Geschwindigkeit der Personen von der Dichte in der Menschenmenge. Für verschiedene Kulturen, Altersgruppenverteilungen oder Tageszeiten gibt es verschiedene Fundamentaldiagramme (Hankin und Wright, 1958; Older, 1968; Weidmann, 1994; Lam et al., 1995; Chattaraj et al., 2009; Davidich und Köster, 2013). Daher ist es wichtig, dass ein Modell auf mehrere Fundamentaldiagramme kalibrierbar ist (Chattaraj et al., 2009; Davidich und Köster, 2012).

Im Folgenden wird deshalb zunächst die Kalibrierfähigkeit des Optimal Steps Models mit der Personal Space Model Function auf verschiedene Fundamentaldiagramme gezeigt. Danach wird die quantitative Validierung des Modells anhand eines Engstellenexperiments durchgeführt.

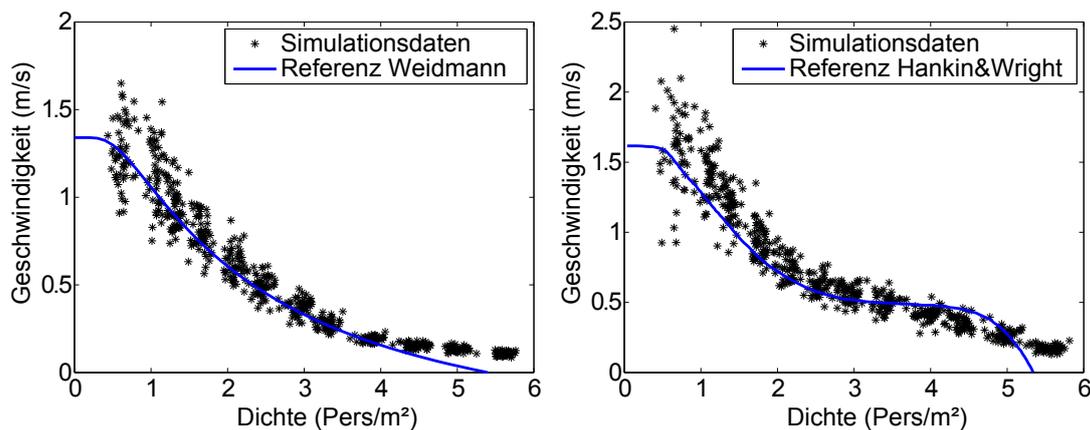
### 4.4.1 Kalibrierung auf verschiedene Fundamentaldiagramme

Die Kalibrierung der Personal Space Model Function Parameter im Optimal Steps Model auf ein Fundamentaldiagramm erfolgt in einem Szenario, das dem Test 4 der Richtlinie für Mikroskopische Entfluchtungsanalysen (RiMEA) (RiMEA, 2009)

#### 4 Interpersonale Distanzen

entspricht. Die Agenten laufen von links nach rechts durch einen  $30m$  langen und  $4m$  breiten Gang. Die Anzahl der Agenten wird sukzessive erhöht, um verschiedene Personendichten abbilden zu können. Am rechten Ende werden sie wieder an den Anfang nach links – unter Vermeidung von Artefakten – teleportiert. Mathematisch entspricht dies periodischen Randbedingungen. Somit soll ein stabiler Zustand des Systems erreicht werden, in dem sich die Geschwindigkeit und Dichte über das Szenario verteilt nicht ändert, wodurch lokale Effekte weitestgehend ausgeschlossen werden. In einem Experiment werden selbst in einem eingeschwungenen Zustand noch kleinere Schwankungen bei der Dichte zu beobachten sein. So werden bei der Kalibrierung auch begrenzte Abweichungen der Simulationsdaten und der Messdaten akzeptiert. Daher ist die Kalibrierung auf Fundamentaldiagramme nur ein Schritt von vielen, um die Realitätsnähe eines Modells zu erreichen (Davidich und Köster, 2013).

Das Optimal Steps Model mit der Personal Space Model Function ermöglicht durch Anpassung der drei sozialen Parameter  $\mu_p$ ,  $a_p$  und  $b_p$  eine qualitativ bessere Kalibrierung auf viele bekannte Fundamentaldiagramme als andere Modelle und Funktionen (siehe beispielsweise Parisi et al., 2009; Seitz und Köster, 2012; von Sivers, 2013; Liu et al., 2014). Drei Parameter sind zudem deutlich weniger als viele andere Modelle für eine ähnliche Genauigkeit benötigen. In Abbildung 4.3 sind die Simulationsdaten des Optimal Steps Models nach Kalibrierung auf zwei unterschiedliche Fundamentaldiagramme gezeigt. Die Referenzkurve von



(a) Simulationsausgabe des Optimal Steps Modells nach Kalibrierung auf die Referenzkurve von Weidmann. (b) Simulationsausgabe des Optimal Steps Modells nach Kalibrierung auf die Referenzkurve von Hankin und Wright.

Abbildung 4.3: Simulationsausgabe des Optimal Steps Models nach Kalibrierung der Parameter  $\mu_p$ ,  $a_p$ ,  $b_p$  auf die Referenzkurven aus (Weidmann, 1994) und (Hankin und Wright, 1958).

Weidmann (1994), die auch in der RiMEA empfohlen wird, liegt der Kalibrierung aus Abbildung 4.3(a) zugrunde. Die resultierenden Werte für die Parameter sind

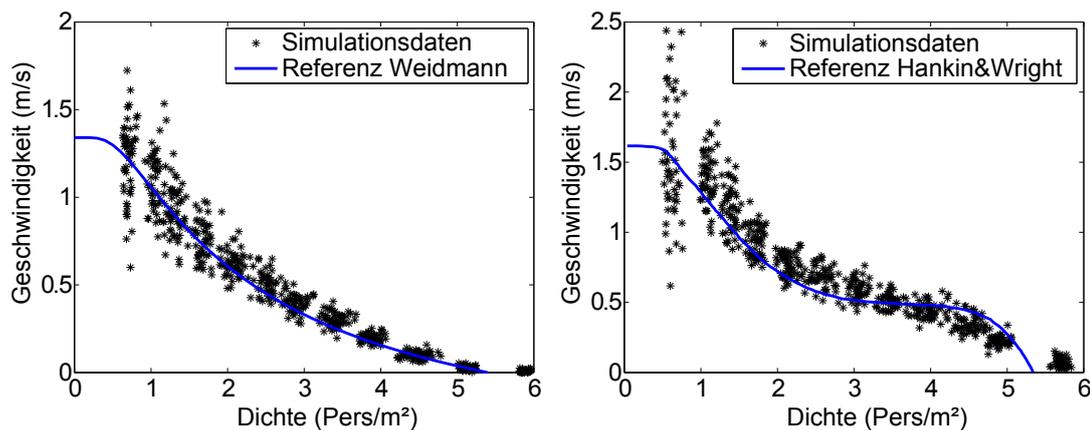
$$\mu_p = 50, a_p = 1,2 \text{ und } b_p = 1 \quad (4.4)$$

bei einer normalverteilten Wunschgeschwindigkeit mit Mittelwert  $1,34 \frac{m}{s}$  und einer Standardabweichung von  $0,26 \frac{m}{s}$ . Abbildung 4.3(b) zeigt die Kalibrierung auf das Fundamentaldiagramm von Hankin und Wright (1958), das Fußgängerbewegungen in U-Bahngebäuden abbildet. Hier ergeben sich bei einer normalverteilten Wunschgeschwindigkeit mit Mittelwert  $1,62 \frac{m}{s}$  und einer Varianz von  $0,26 \frac{m}{s}$  folgende Werte für die Parameter:

$$\mu_p = 35, a_p = 2 \text{ und } b_p = 2. \quad (4.5)$$

Bei niedrigeren Dichten können die gemessenen Fundamentaldiagramme gut mit den Simulationen nachgebildet werden. Bei hohen Dichten ( $> 5$  Agenten/Personen pro  $m^2$ ) bleibt jedoch auch nach der Kalibrierung ein Unterschied zwischen gemessenen Daten und Simulationsdaten: Die Agenten rücken immer weiter zusammen und laufen mit sehr kleinen Schritten weiter, wohingegen in der Realität die Bewegung schon zum Erliegen gekommen ist.

Mit der Einführung einer Mindestschrittweite, wie in Kapitel 2.1.4 beschrieben, lässt sich dieses Problem beheben. Für die Kalibrierung an die Referenzkurve von Weidmann (1994) wird die extrapolierte Mindestschrittweite von  $0,235m$



(a) Simulationsausgabe des Optimal Steps Modells mit Mindestschrittweite nach Kalibrierung auf die Referenzkurve von Weidmann. (b) Simulationsausgabe des Optimal Steps Modells mit Mindestschrittweite nach Kalibrierung auf die Referenzkurve von Hankin und Wright.

Abbildung 4.4: Simulationsausgabe des Optimal Steps Modells mit Mindestschrittweite nach Kalibrierung der Parameter  $\mu_p, a_p, b_p$  auf die Referenzkurven aus (Weidmann, 1994) und (Hankin und Wright, 1958).

angesetzt. Für die Kalibrierung auf die Referenzkurve von Hankin und Wright (1958) liegt keine gemessene oder extrapolierte Mindestschrittweite vor, weshalb die Mindestschrittweite im Optimal Steps Model ebenfalls auf  $0,235m$  festgelegt wird. In Abbildung 4.4 sind die Simulationsausgaben mit den neuen Einstellungen dargestellt. Es zeigt sich, dass das Optimal Steps Model die Geschwindigkeiten von Personen nun auch für hohe Dichten korrekt abbildet. Dies gelingt in dieser Qualität erstmals für ein Personenstrommodell, wobei nur drei frei zu kalibrierende Parameter benötigt werden. Die neue Personal Space Model Function und die Einführung einer Mindestschrittweite haben an dieser Errungenschaft den größten Anteil.

### 4.4.2 Quantitative Validierung

Zusätzlich zur Kalibrierung ist eine Validierung eines Modells gegen die Realität vonnöten, um das Vertrauen in das Modell zu stärken und seine Realitätsnähe zu prüfen. Das Optimal Steps Model selbst ist gegen Daten aus verschiedenen Experimenten quantitativ validiert worden, siehe beispielsweise (Seitz und Köster, 2012; von Sivers und Köster, 2013; Seitz et al., 2015). Für die Validierung des Optimal Steps Models mit der neuen Abstandsfunktion wird ein Engstellenexperiment mit Soldaten, zu dem viele Daten verfügbar sind (Seyfried et al., 2010a,b; Liddle et al., 2011b,a), herangezogen.

Zunächst müssen die Parameter wieder auf die entsprechenden Daten des Experiments kalibriert werden. Zur exakten Kalibrierung des Optimal Steps Models auf die Daten (Liddle et al., 2011b) wären ein Fundamentaldiagramm für alle Dichten, Informationen zu Körpermaßen, Mindestschrittweiten und Wunschgeschwindigkeiten aller 180 Probanden nötig. Die Daten sind hierzu jedoch nicht komplett vorhanden oder nicht zugänglich. Um trotzdem eine Kalibrierung durchführen zu können, werden einige Annahmen getroffen. Soldaten sollten im Schnitt breitere Schultern und einen größeren Körperumfang als Durchschnittspersonen haben, weshalb für die Simulation ein Körperradius von  $22cm$  angenommen wird. Die durchschnittliche Wunschgeschwindigkeit der simulierten Personen wird auf  $1,2 \frac{m}{s}$  gesetzt, da dieser Wert in der gleichen Experimentenreihe wie (Liddle et al., 2011b) in niedrigen Dichten ( $0,25 \text{ Personen}/m^2$ ) gemessen und in (Seyfried et al., 2010a) veröffentlicht wurde. Eine Mindestschrittweite wird nicht angenommen, da dazu keine Messungen in dem Experiment vorgenommen wurden. Die Form der wartenden Personen vor der Engstelle spricht für ein Anstehverhalten. Daher wird ein taktisches Anstehmodell mittels dynamischem Navigationsfeld (Köster

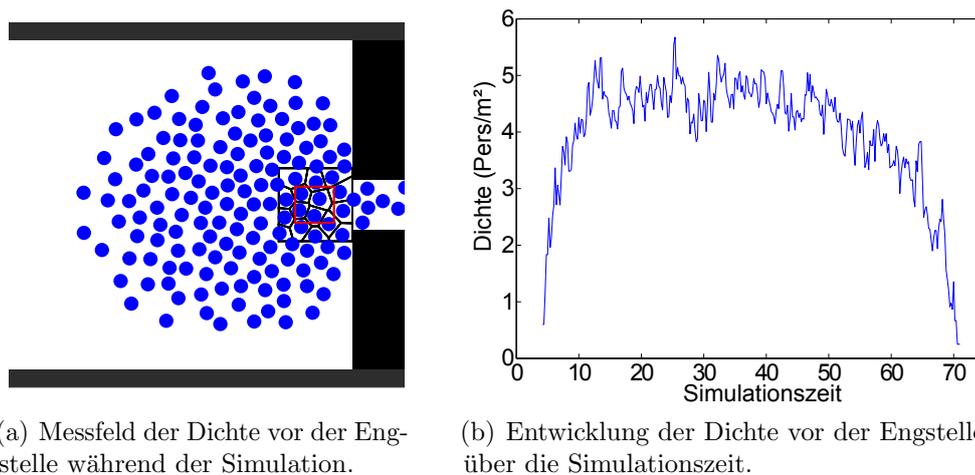


Abbildung 4.5: Simulation des Engstellenexperiments aus (Seyfried et al., 2010a).

und Zönnchen, 2014; Zönnchen, 2013) zum Optimal Steps Model hinzugenommen. Hierbei bevorzugen die Agenten einen Weg, den andere Agenten ebenfalls gehen. Dadurch bildet sich eine Schlange. Die Schlangenbreite wird mit dem Parameter  $c_q$  (Zönnchen, 2013) bzw.  $c_{queue}$  (Köster und Zönnchen, 2014) gesteuert, welcher für die folgende Simulation auf 0,5 gesetzt wird. Mit diesem Wert ergibt sich die gleiche Schlangenbreite wie im Experiment. Aufgrund des fehlenden Fundamentaldiagramms werden die Parameter der Personal Space Model Function so kalibriert, dass die Evakuierungszeiten aus (Liddle et al., 2011b) erreicht werden. Als Parameter ergeben sich  $\mu_p = 5,0$ ,  $a_p = 1,0$  und  $b_p = 1$ . Diese Parameter spiegeln einen niedrigen Bedarf an interpersonaler Distanz wieder, was für Soldaten einer Einheit, die zusammen marschieren, wohnen und leben, plausibel erscheint.

Mit den kalibrierten Parametern können die gemessenen Dichten direkt vor der Engstelle (hier mit einer Breite von 1,4 m und Länge von 4,0 m) (Liddle et al., 2011b) reproduziert werden. In Abbildung 4.5(a) ist ein Screenshot der Simulation und das Messfeld für die Dichte abgebildet. Sowohl die höchsten gemessenen Dichten von 5 Personen/ $m^2$  als auch die Entwicklung der Dichten (siehe Abbildung 4.5(b)) über die Simulationszeit entsprechen dem Experiment. Weitere Rekalibrierungen des Modells waren dazu nicht nötig, wodurch die Realitätsnähe des Optimal Steps Models mit der Personal Space Model Function gezeigt wurde.

## 4.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Personal Space Model Function für Personenstromsimulationen vorgestellt. Diese Funktion steuert den Abstand, den einzelne Agenten

#### 4 Interpersonale Distanzen

von einander halten. Sie beruht auf etablierten psychologischen Erkenntnissen zu unterschiedlichen Abstandsbereichen um Menschen, statt wie viele andere Abstandsfunktionen auf physikalischen Annahmen. Wenn mit Personenstromsimulationen Beobachtungen nachgebildet oder Vorhersagen zu Abläufen gemacht werden sollen, sind Modelle gefragt, die sich nah an der Realität orientieren. Diese Vorgabe wird mit der Personal Space Model Function umgesetzt.

Die vorgestellte Funktion wurde für das Optimal Steps Model im Simulator VADERE implementiert. Sie ist als Personenabstandsfunktion eine Realisierung des Interfaces *PotentialFieldPedestrian* und kann damit von allen Fortbewegungsmodellen aufgerufen werden. Obwohl sie für das Optimal Steps Model entwickelt wurden, können damit andere Fortbewegungsmodelle des Simulators die Funktion ebenfalls nutzen.

Anhand von Simulationen mit dem Optimal Steps Model wurde die neue Funktion in diesem Kapitel quantitativ kalibriert und validiert. Ihre Realitätsnähe zeigt sich nicht nur durch die genaue Abbildung der zugrundeliegenden psychologischen Theorie, sondern auch durch die Möglichkeit, mit nur drei Parametern auf verschiedene Fundamentaldiagramme zu kalibrieren. So können Plateaus in Fundamentaldiagrammen, auf denen beispielsweise die Geschwindigkeit bei steigender Dichte gleich bleibt, auch in Simulationen nachgebildet werden, was mit anderen Funktionen ein Problem darstellt. Auch lassen sich mit dem Optimal Steps Model und der neuen Abstandsfunktion nach Kalibrierung auf ein Engstellenexperiment die verschiedenen Dichtezonen vor der Engstelle nachbilden ohne dass Rekalibrierungen vorgenommen werden müssen. Generell weisen die durchgeführten Simulationen ein natürlich wirkendes Verhalten der Agenten auf.

Abschließend kann festgehalten werden, dass bei Verwendung der auf fundierten psychologischen Theorien beruhenden Personal Space Model Function qualitativ besser als mit Vorgängerfunktionen kalibriert werden kann. Die neue Funktion erzeugt natürlich wirkendes Verhalten der Agenten und wurde quantitativ validiert, weshalb sie in Personenstromsimulationen ohne Bedenken eingesetzt werden kann. Bei Simulationen, die ihren Fokus auf korrekte Abbildung des Abstandsverhaltens von Agenten legen, ist die Anwendung der vorgestellten Funktion explizit zu empfehlen.

# 5 Soziale Identität als Steuerungsmechanismus

Menschen verändern ihr Verhalten abhängig von der Situation, der sie sich gegenübersehen. So ist wahrscheinlich, dass jemand, der in normalen Alltagssituationen langsam schlendert, im Falle eines Feueralarmes schnell zu einem nahegelegenen Ausgang geht. Er wird sich also in einer Evakuierung schneller fortbewegen als in einer normalen Situation. Ein anderes Beispiel ist ein Elternteil, der im Möbelhaus nach einer neuen Kommode Ausschau hält. Ist er mit seinem Kind unterwegs, wird er bei einer Evakuierung erst noch im Kinderland sein Kind suchen. Ist er hingegen alleine unterwegs, kann davon ausgegangen werden, dass er sich direkt aus dem Gebäude bewegt. Eine wissenschaftliche Erklärung für diese Verhaltensänderungen liefert die Theorie der sozialen Identitäten und der Selbstkategorisierung. Jeder Mensch hat seine persönliche Identität. Wenn sich jemand als Mitglied einer Gruppe fühlt, kann jedoch eine andere Identität salient werden (ein Beispiel hierfür ist die Identität als Fußballfan). Abhängig von der salienten Identität verhält sich ein Mensch entsprechend der Gruppennormen. Folglich steuern Identitäten zumindest Teile des Verhaltens. Genauere Erklärungen zu diesen Theorien finden sich in Kapitel 3.2.

Verhaltensänderungen sollten in Personenstromsimulationen Eingang finden, weil sie in der Realität vorkommen und die Bewegung von Personen beeinflussen. Die Modellierung eines Modells, das mit sozialen Identitäten Verhaltensmodelle ansteuert, wird in diesem Kapitel vorgestellt. Zunächst wird der Stand der Wissenschaft in Bezug auf Simulationsmodelle, die die Theorien der sozialen Identitäten abbilden, beleuchtet. Danach wird der Ablauf des Steuerungsmodells und die Einbettung in den Simulator VADERE erklärt. Das Steuerungsmodell zeigt seine Wirkung auf das Verhalten der Agenten erst durch die angesteuerten Verhaltensmodelle. Die Validierung des Steuerungsmodells erfolgt daher mittelbar durch die Validierung der Verhaltensmodelle in den Kapiteln 6 und 8.

## 5.1 Stand der Forschung

Die psychologische Theorie der sozialen Identitäten gewinnt in den letzten Jahren immer mehr Aufmerksamkeit von Forschern anderer Fachrichtungen. In (Pickett et al., 2011; Smaldino et al., 2012) wird beispielsweise ein Populationsmodell vorgestellt, das in einer Menge von Individuen bzw. Agenten sich entwickelnde soziale Identitäten umsetzt. Der Fokus dieses Modells ist die Änderung und Entwicklung der Identitäten, welche auf der Theorie der optimalen Distinktheit (siehe dazu (Brewer, 1991)) beruht. Jeder Agent strebt in diesem Modell eine bestimmte Anzahl Mitglieder der eigenen Gruppe an und wechselt die Gruppen, um der Anzahl möglichst nahe zu kommen. Dabei ändert sich die äußere Situation für die Agenten nicht und hat keinen Einfluss auf die Entwicklung der Identitäten. Ein anderes Beispiel ist das Agentenmodell aus (Dimas und Prada, 2014), das die aktive Identität der Agenten aufgrund der Regeln aus (Oakes, 1987) bestimmt. Es soll als Basis für verschiedene Arten von Entscheidungsmodellen dienen, um die Theorie der sozialen Identität miteinzubeziehen. Das Modell ist sehr komplex und zieht viele Faktoren, die die Salienz von Identitäten beeinflussen können, in Betracht.

Beide Modelle sind jedoch für die Anwendung in dieser Arbeit nicht direkt geeignet. Der Ansatz von Smaldino et al. (2012) scheidet aus, da bei der Simulation von Personenströmen verschiedene Situationen betrachtet werden, die sich zudem währenddessen ändern können. Das Grundlagenmodell von Dimas und Prada (2014) ist für die Anwendung in Personenstromsimulationen ebenfalls ungeeignet, da viele der eingehenden Faktoren auf Annahmen beruhen oder in Personenstromsimulationen schwer bestimmbar sind, wodurch Unsicherheiten im Modell entstehen.

Für die Simulation von Personenbewegungen wird die Theorie der sozialen Identitäten nur in wenigen Modellen eingebracht. So erwähnen beispielsweise Fridman und Kaminka (2007, 2009) die Theorie zwar, bauen jedoch das Verhaltensmodell auf einer älteren Vorgängertheorie, der Theorie des sozialen Vergleichs (Festinger, 1954), auf. Tschirhart (2013) beschreibt ein sehr allgemeines Modell, wie verschiedene sozial-psychologische Theorien – u.a. auch die Theorie der sozialen Identitäten – in Personenstromsimulationen umgesetzt werden könnten, jedoch bleibt er eine Implementierung schuldig, sodass keine weiteren Schlüsse daraus gezogen werden können. Pan et al. (2007) zeigen eine Umsetzung der sozialen Identitäten in Personenstromsimulationen. Hierin werden allerdings viele verschiedene Theorien und Verhaltensweisen verknüpft. Eine Kalibrierung der steuernden

Parameter auf psychologische Daten wird durch zusätzliche Wechselwirkungen schwierig. Zudem erscheint eine Validierung in solch großen Frameworks beinahe unmöglich.

Im nächsten Abschnitt wird eine Möglichkeit, wie die Theorie der sozialen Identitäten in Personenstromsimulationen auf der strategischen Ebene eingebracht werden kann, vorgestellt, bei der auf Überschaubarkeit und Flexibilität Wert gelegt wird.

## 5.2 Modellierung der Social Identity Model Application

Die **Social Identity Model Application** steuert die aktive Identität der Agenten und damit – der psychologischen Theorie folgend – auch das Verhalten. Für diese Arbeit werden die persönliche Identität der Personen und zwei soziale Identitäten – die Familienidentität und die Schicksalsidentität – zur Modellierung ausgewählt. Die Familienidentität entspricht einer Identifikation mit der (eigenen) Familie. Die Schicksalsidentität wird von Personen geteilt, die ein gemeinsames Schicksal in einer Evakuierungssituation erleiden. Die psychologischen Grundlagen hierzu finden sich in den Kapiteln 3.2.1 und 3.2.2. Der Aufbau der Social Identity Model Application ist in Abbildung 5.1 aufgezeigt und wird im Folgenden erklärt.

Die Familienidentität ist die als erstes geprüfte Identität. Die Identifikation mit der Familie ist den Familienmitgliedern bewusst und immer verfügbar. Die Gemeinsamkeiten innerhalb der Familie sind deutlich größer als die mit anderen außenstehenden Personen. Die Normen, die in einer Familie zum Zusammenleben gelten, sind klar definiert und werden meist von allen Familienmitgliedern eingehalten. Damit ist die Familienidentität in jeder Situation gut zugänglich und hat eine außerordentlich gute Passform (siehe Kapitel 3.2). Streng den Regeln aus (Oakes, 1987) folgend, kann deshalb davon ausgegangen werden, dass die Familienidentität für Agenten, die Familien zugeordnet sind, aktiv ist.

Für alle anderen Agenten ist bei Simulationen von Normalsituationen, beispielsweise des Abstroms der Zuschauer eines Theaterstücks aus der Konzerthalle, die persönliche Identität aktiv. In Evakuierungssituationen kommt die letzte umgesetzte Identität, die Schicksalsidentität, hinzu.

Zu Beginn einer Evakuierungssituation wird die Schicksalsidentität einem Teil der Agenten zugeteilt. Das Modell ist hier bewusst flexibel gehalten, sodass jede denkbare Wahrnehmung der Gefahrensituation – etwa durch mündliche

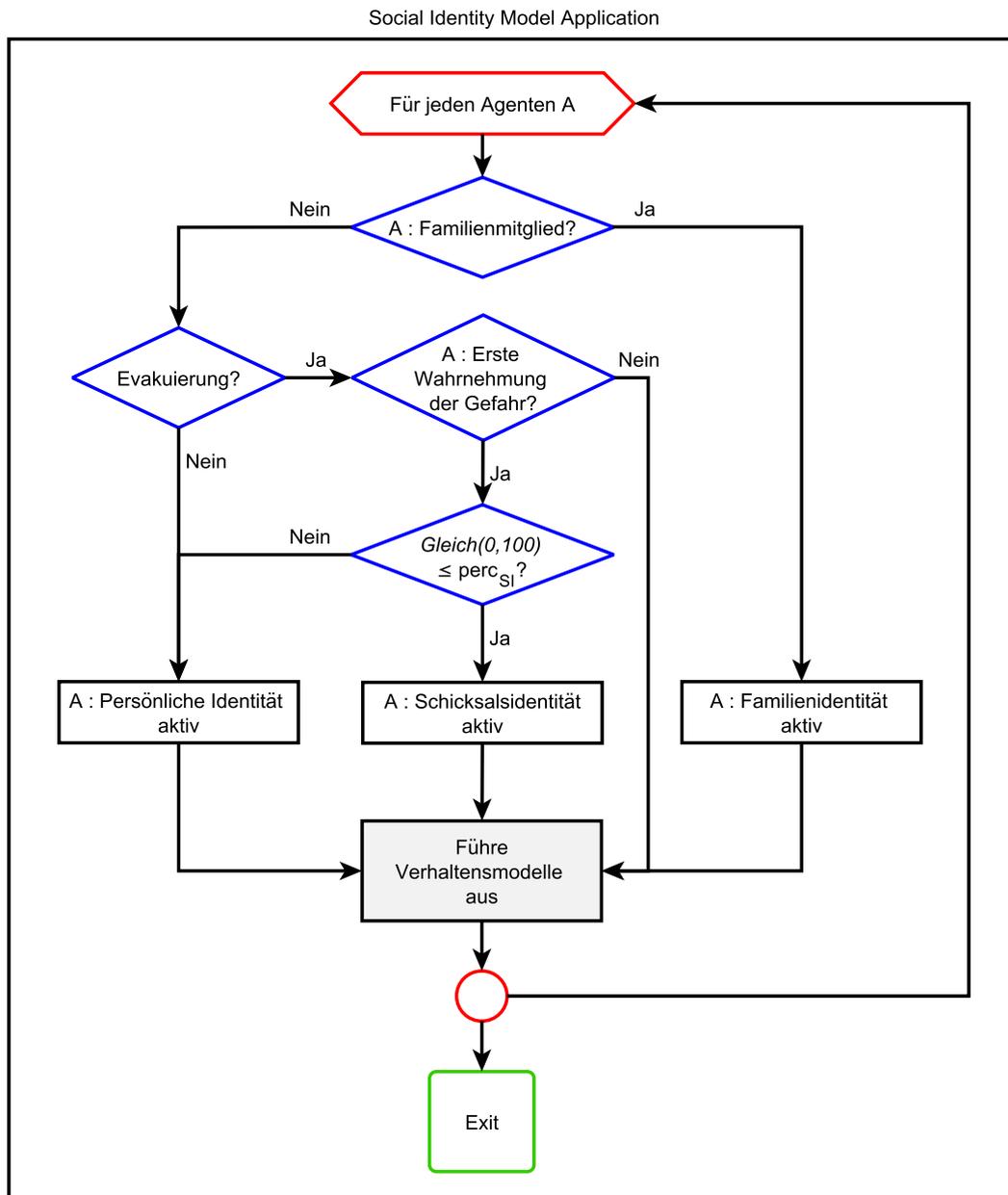


Abbildung 5.1: Ablaufdiagramm der Social Identity Model Application. Die Familienidentität ist für Familienmitglieder immer aktiv. Bei allen anderen ist die persönliche Identität aktiv, wenn keine Evakuierung vorliegt. In Evakuierungen hingegen wird bei einem Prozentsatz  $perc_{SI}$  der Agenten die Schicksalsidentität aktiv.

Weitergabe, Beobachtung von Hinweisen, Alarmtöne etc. – möglich ist. Der Prozess der Wahrnehmung einer Gefahren- und Evakuierungssituation ist jedoch sehr komplex, hängt von vielen Einflussfaktoren ab und ist nicht endgültig geklärt (Purser und Bensilum, 2001; Kuligowski, 2009; Kinateder et al., 2015). Das bringt viele weitere Unsicherheiten in die Simulation von Personenströmen. Zur Vermeidung dieser wird in dieser Arbeit festgelegt, dass die Simulation mit der Feststellung der Evakuierungssituation startet, d.h. alle Agenten sofort die Gefahr wahrnehmen und reagieren.

Drury et al. (2009a) haben gezeigt, dass die Schicksalsidentität nicht bei allen Personen den gleichen hohen Stellenwert hat, die Identität also nicht bei allen Personen in einer Gefahrensituation salient wird. Ein genauer Prozentsatz derjenigen, die die Schicksalsidentität teilen, ist in der Literatur nicht zu finden. Daher geht er als Parameter  $perc_{SI}$  in das Modell ein. Wird für einen Agenten das erste Mal die Gefahr wahrgenommen, wird eine gleichverteilte Zufallszahl zwischen 0 und 100 erzeugt. Ist diese kleiner oder gleich  $perc_{SI}$ , teilt der Agent die Schicksalsidentität, sonst ist die persönliche Identität aktiv.

Nach der Bestimmung der Identitäten werden alle Verhaltensmodelle aufgerufen. Die Verhaltensmodelle prüfen, ob sie für den jeweiligen Agenten relevant sind. Die zur modellierten Familien- und Schicksalsidentität passenden Verhaltensmodelle sind in den Kapiteln 6 und 8 beschrieben. Ist die persönliche Identität aktiv, kommen keine weiteren Verhaltensweisen hinzu und das Fortbewegungsmodell bestimmt die Bewegung – beispielsweise „Gehe zur sicheren Zone“.

## 5.3 Implementierung

In VADERE kann der Steuerungsmechanismus der Social Identity Model Application unabhängig von dem gewählten Bewegungsmodell aufgerufen werden. Die Klasse *SocialIdentityModelApplication* ist eine Realisierung des Interfaces *StrategyModel* und enthält eine Liste mit speziellen Social Identity Model Agenten (SIMA-Agenten), die Objekte der Klasse *PedestrianSIMA* sind. Diese sind genau einem Fortbewegungsagenten (*Pedestrian*) zugeordnet. Die Einbindung der Social Identity Model Application in VADERE ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

Die SIMA-Agenten erhalten ein zusätzliches Attribut „identity“, das die Werte „personal“, „fate“ oder „family“ annehmen kann. Abhängig von den zugeteilten Identitäten werden verschiedene Verhaltensmodelle aufgerufen. Damit ist die Social Identity Model Application flexibel erweiterbar. Zwei Verhaltensmodelle

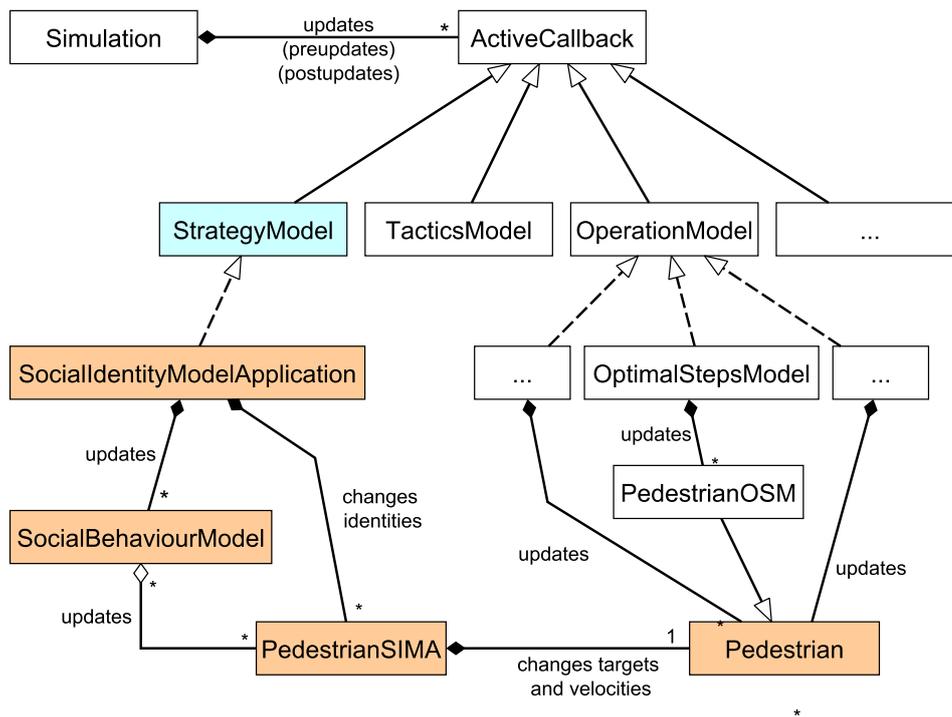


Abbildung 5.2: Einbindung der Social Identity Model Application im Simulator VADERE.

sind in Kapitel 6 (Helping Activity Model) und 8 (Family Affiliation Model) beschrieben. Durch Parameter können bestimmte Identitäten und damit das zugehörige Verhalten ein oder ausgeschaltet werden.

## 5.4 Validierung

Die reine Zuteilung der Identität ändert das Verhalten der Agenten nicht, dies geschieht erst durch die angesteuerten Verhaltensmodelle. Daher ist eine Validierung ohne die Hinzunahme eines Verhaltensmodells nicht möglich. So folgt die Validierung der Social Identity Model Application in den Kapiteln 6 und 8 gleichzeitig mit der Validierung der Verhaltensmodelle.

## 5.5 Zusammenfassung

Dieses Kapitel befasste sich mit der Modellierung und Implementierung der Social Identity Model Application, die den Theorien der sozialen Identitäten und der Selbstkategorisierung folgend Agenten in Evakuierungssimulationen Identitäten

zuteilt. In der vorliegenden Form werden drei verschiedene Identitäten für die Agenten ermöglicht: die persönliche Identität, die Familienidentität und die Schicksalsidentität. Die Salienz der Identitäten beruht auf psychologischen Erkenntnissen von Oakes (1987): Ist der Agent in einer Familie, ist die Familienidentität aktiv. Die Schicksalsidentität ist bei einem Prozentsatz aller anderen Agenten aktiv, wenn eine Evakuierungssituation vorliegt. Anderenfalls ist die persönliche Identität aktiv.

Ist die persönliche Identität aktiv, handelt der Agent so, wie es vom Fortbewegungsmodell vorgeschrieben wird. Ist eine der anderen Identitäten aktiv, können andere Verhaltensweisen für die Agenten zum Tragen kommen. Zwei Verhaltensweisen, die in der Realität beobachtet und von Psychologen analysiert wurden, sind in Kapitel 6 und 8 beschrieben. Das Modell und die Implementierung der Social Identity Model Application ist so offen gehalten, dass weitere Identitäten mit weiteren Verhaltensweisen oder auch zusätzliche Verhaltensweisen zu bekannten Identitäten eingebunden werden können.

Ist die persönliche Identität aktiv, handelt der Agent so, wie es vom Fortbewegungsmodell – beispielsweise „Gehe zur sicheren Zone“ – vorgeschrieben wird. Ist eine der anderen Identitäten aktiv, können andere Verhaltensweisen für die Agenten zum Tragen kommen. Zwei solche angesteuerten Verhaltensweisen, die in der Realität beobachtet und von Psychologen analysiert wurden, sind in Kapitel 6 und 8 beschrieben. Das Modell und die Implementierung der Social Identity Model Application sind so offen gehalten, dass weitere Identitäten mit weiteren Verhaltensweisen und zusätzliche Verhaltensweisen zu bekannten Identitäten eingebunden werden können.

Mit der Social Identity Model Application beruht die Aktivierung der Verhaltensweisen auf etablierten psychologischen Theorien. Wie die durch den Steuerungsmechanismus angesteuerten Verhaltensmodelle aussehen und ob mit ihnen realistischeres Verhalten in Evakuierungssimulationen zu erreichen ist, wird in den folgenden Kapiteln ausführlich behandelt.



## 6 Helfendes Verhalten

Menschen verhalten sich in Evakuierungen oft altruistisch und helfen anderen ihnen unbekanntem Personen, die verletzt sind. Dies wurde in verschiedenen Studien und Beobachtungen immer wieder bestätigt (z.B. Drury et al., 2009a). Aber warum verhalten sich Menschen in Gefahrensituationen nicht egoistisch, sondern helfen anderen (siehe Abbildung 6.1)? Eine anerkannte psychologische Theorie, die Theorie der sozialen Identitäten, erklärt dies durch eine gemeinsame Identität der Überlebenden einer Gefahrensituation. Durch diese geteilte Schicksalsidentität werden andere Normen für das zwischenmenschliche Verhalten befolgt. So tritt die Norm, dass Verletzten geholfen wird, in solchen Gefahrensituationen in Kraft. Genauere Erklärungen zu den entsprechenden psychologischen Theorien und Erkenntnissen finden sich in Kapitel 3.2.

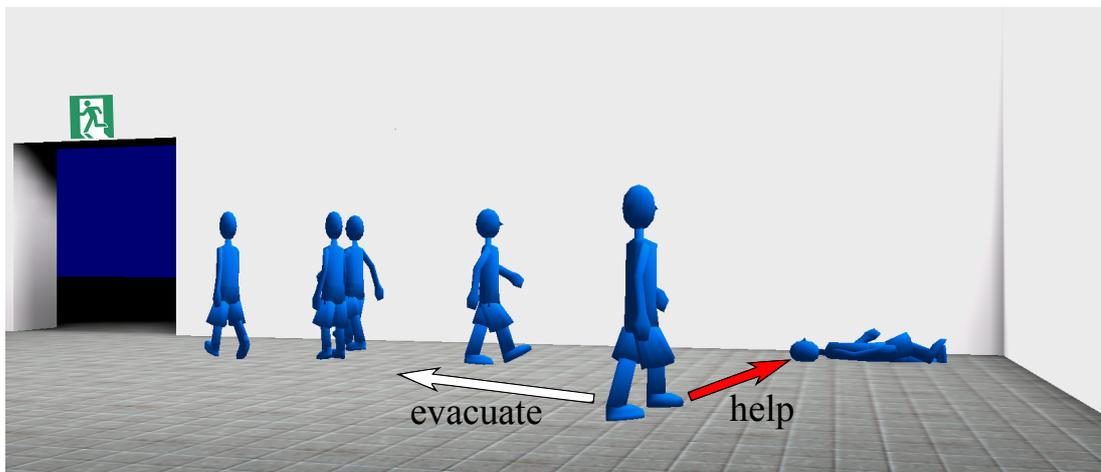


Abbildung 6.1: Viele Menschen treffen in Evakuierungen die Entscheidung, dass sie anderen helfen. Wie dieses Verhalten in Evakuierungssimulationen modelliert werden kann, ist Inhalt dieses Kapitels.

Dieses Kapitel<sup>1</sup> befasst sich daher mit der Erweiterung bestehender Personenstromsimulationen um helfendes Verhalten. Zunächst wird der Stand der

---

<sup>1</sup>Die Inhalte und Bilder dieses Kapitels wurden in weiten Teilen in (von Sivers et al., 2016b) veröffentlicht.

Wissenschaft bezüglich der Umsetzung von helfendem Verhalten in Evakuierungssimulationen dargelegt. Danach wird das neue Modell und anschließend die Umsetzung im Simulator VADERE beschrieben. Eine qualitative Validierung und eine Analyse des Einflusses der unsicheren Parameter schließen das Kapitel ab.

### 6.1 Stand der Forschung

In Evakuierungen werden oft Personen verletzt, sei es durch Feuer, herabfallende Gebäudeteile, Unachtsamkeit oder diverse andere Gründe (Helbing et al., 2002). Diese Verletzten können die Gefahrenzone entweder langsam oder nur mit Hilfe verlassen. In (Helbing et al., 2002; Henein und White, 2005; Guo et al., 2012) werden Schwerverletzte in Fußgängermodelle eingefügt. Diese Verletzten werden wie Hindernisse betrachtet. Sie bewegen sich nicht und ihnen wird nicht geholfen. Andere Forscher modellierten leichtverletzte Personen durch die Reduktion der Gehgeschwindigkeit (Pelechano et al., 2007). Für die Leichtverletzten scheint dies ein guter Ansatz zu sein, solange sie sich alleine in Sicherheit bringen können. Der Ansatz schwerverletzte Personen als Hindernisse zu modellieren, entspricht jedoch nicht dem beobachteten Verhalten in Evakuierungen (siehe Kapitel 3.2.1): Schwerverletzten wird meist geholfen.

Helfendes Verhalten wird z.B. in (Pan, 2006; Chu et al., 2013) bei Evakuierungssimulationen eingesetzt. Jedoch fehlen genaue Angaben über die Umsetzung und Implementierung. In (Yuan und Tan, 2007) wird helfendes Verhalten als Gruppenzusammenführung von vordefinierten Gruppen in Simulationen modelliert. Wirkliches Helfen unter Fremden, wie es in Evakuierungen beobachtet wird, fehlt.

Die bisher modellierten Schwerverletzten entsprechen eher Toten. Helfendes Verhalten fehlt. Das Modell, das im nächsten Kapitel beschrieben wird, setzt echte Schwerverletzte in Personenstromsimulationen um. Zusätzlich werden Helfer modelliert, die Schwerverletzte in Sicherheit bringen.

### 6.2 Modellierung des Helping Activity Models

Das Verhaltensmodell **Helping Activity Model** bildet helfendes Verhalten gemäß den psychologischen Theorien und Berichten von Überlebenden ab. In Evakuierungen gibt es verschiedene Schweregrade von Verletzungen. Leichtverletzte brauchen in der Regel keine Hilfe und können für Simulationen einfach durch Herabsetzen ihrer maximalen Gehgeschwindigkeit modelliert werden. Lebensgefährlich

verletzte Personen brauchen meist Hilfe von Rettungssanitätern oder anderen professionellen Helfern. Sie können als Hindernisse modelliert werden, solange Rettungssanitäter nicht auch Teil der Simulation sind. Diese beiden Arten von Verletzten werden jedoch hier nicht betrachtet. Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Modellierung von helfendem Verhalten gegenüber Schwerverletzten, die Hilfe von einer Person brauchen, um sich in Sicherheit zu bringen.

Doch wie wird geholfen? Es gibt in der Literatur und in Berichten keine genauen Beschreibungen, was Helfer unternehmen, um Verletzte in Sicherheit zu bringen. Drei grundlegende Schritte lassen sich jedoch herauskristallisieren:

1. Ein potentieller Helfer nimmt einen Verletzten wahr und geht zu ihm.
2. Der Helfer hilft dem Verletzten, nachdem er ihn erreicht hat.
3. Die beiden verlassen zusammen die Gefahrenzone.

Um helfendes Verhalten zu modellieren, muss zunächst ein neuer Typ des Agenten eingeführt werden: Ein schwerverletzter Agent, welcher Hilfe beim Verlassen der Gefahrensituation benötigt. Ohne Hilfe eines anderen Agenten ist er unbeweglich. Für andere Agenten sind schwerverletzte Agenten von unverletzten Agenten unterscheidbar und sie erkennen zudem, ob die schwerverletzten Agenten unversorgt sind, d.h. ihnen noch kein Helfer zur Seite steht. Im Folgenden wird ein schwerverletzter Agent der Einfachheit halber *Verletzter*, ein helfender Agent *Helfer* genannt.

Für das **Helping Activity Model** können vier Parameter frei gewählt werden:

- Parameter  $perc_v$  für den Prozentsatz der Verletzten im Szenario,
- Parameter  $v_v$  für maximale Geschwindigkeit der Verletzten,
- Parameter  $d_w$  für die Wahrnehmungsdistanz von Helfern und
- Parameter  $l_a$  für den Abstand, ab dem ein Verletzter einem Helfer zugeordnet wird.

Im *Helping Activity Model* (siehe Ablaufdiagramm in Abbildung 6.2) wird, wenn das Modell für den betrachteten Agenten  $A$  erstmals aufgeführt wird, eine gleichverteilte Zufallszahl zwischen 0 und 100 erzeugt. Ist diese kleiner oder gleich  $perc_v$ , wird aus  $A$  ein unversorgter verletzter Agent  $A_{uv}$ .

Der Hauptteil des *Helping Activity Models* startet mit der Überprüfung, ob der betrachtete Agent  $A$  unverletzt ist und die Schicksalsidentität mit den anderen

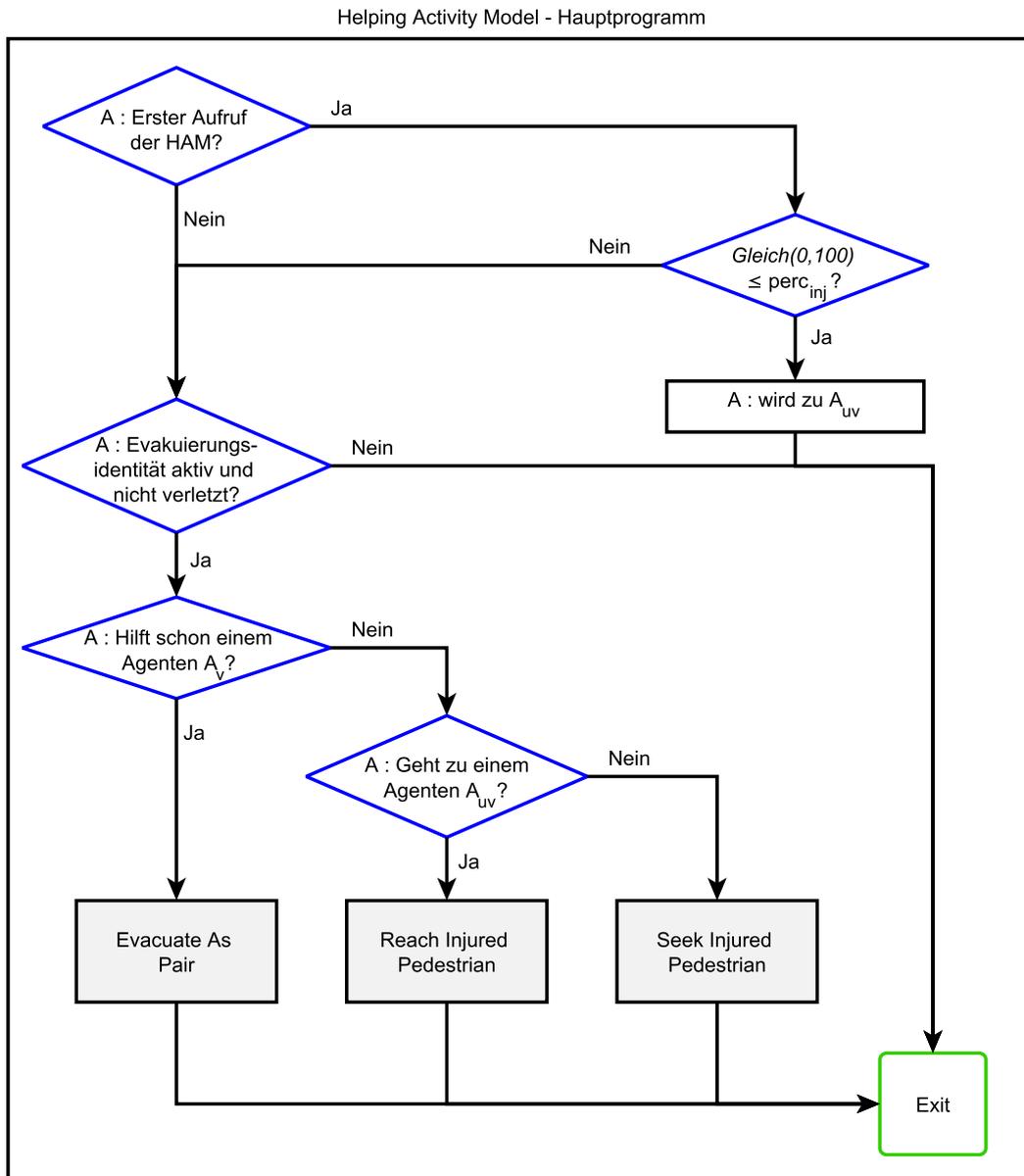


Abbildung 6.2: Ablaufdiagramm des Helping Activity Models per Zeitschritt.  $A$  ist die Abkürzung für den gerade betrachteten Agenten.  $A_v$  ist die Abkürzung für einen (versorgten, betreuten) verletzten Agenten und  $A_{uv}$  für einen unversorgten verletzten Agenten, also für einen Verletzten, dem noch nicht von einem anderen geholfen wird.

teilt. Ist dies nicht der Fall, wird  $A$  nicht helfen und die weiteren Verhaltensaspekte kommen nicht zum Tragen. Anderenfalls wird abhängig vom Status des Agenten  $A$  eine andere Komponente des *Helping Activity Models* ausgeführt. Hilft er bereits einem Verletzten, wird versichert, dass beide zusammenbleiben. Geht er gerade auf einen unversorgten Verletzten zu, wird geprüft, ob er ihn erreicht hat. Trifft keine der Optionen zu – dies ist ebenfalls möglich, wenn der Verletzte, zu dem er gehen wollte, mittlerweile nicht mehr unversorgt ist, hält er nach einem unversorgten Verletzten Ausschau. Die Komponenten des Modells werden im Folgenden genauer erklärt.

Die Komponente **Seek Injured Pedestrian** realisiert die Suche nach einem Verletzten. Es wird angenommen, dass ein Helfer immer den nächstgelegenen Verletzten aufsucht, dem noch nicht geholfen wird. Der Helfer wählt den nächstliegenden unversorgten Verletzten als neues Ziel und bewegt sich dorthin. Der Ablauf ist in Abbildung 6.3 dargestellt.

Jeder potentielle Helfer hat dabei einen Wahrnehmungsbereich, indem er einen Verletzten aufspüren kann. Zwei verschiedene Varianten für den Wahrnehmungsbereich sind hierfür modelliert. Entweder werden alle Verletzten bis zu einem bestimmten Abstand von dem potentiellen Helfer erkannt oder der Helfer muss eine direkte Sichtverbindung zum Verletzten haben. Für die erste Variante spricht, dass auch Verletzte, die nicht gesehen werden, durch Rufe auf sich aufmerksam machen können. Allerdings hängt es stark vom Szenario ab, ob auch Personen in Nachbarräumen noch gehört werden. Die zweite Variante betrachtet nur die visuelle Wahrnehmung des Helfers, wodurch evtl. manche Personen nicht erkannt werden, obwohl sie ganz in der Nähe sind. Beide Varianten haben Vor- und Nachteile, weshalb es vom Szenario abhängt, welche Variante die sinnvollere ist.

Die Situation, wenn ein Helfer einen Verletzten erreicht, wird in der Komponente **Reached Injured Pedestrian** abgebildet. Wenn nur noch eine Armlänge Abstand zwischen dem Helfer  $A$  und dem unversorgten Verletzten  $A_{uv}$  ist, werden beide zu einem Team, das sich gemeinsam zur sicheren Zone begibt. Der unversorgte Verletzte ist nun betreut und wird zu  $A_v$ . Helfer und Verletzter ändern ihre Ziele und Geschwindigkeiten (siehe Ablaufdiagramm in Abbildung 6.4). Der Helfer bekommt den sicheren Bereich, der Verletzte den Helfer als Ziel zugewiesen. Die Geschwindigkeit des Helfers wird auf Parameter  $v_v$ , die des Verletzten auf  $v_v + 0.1 \frac{m}{s}$  festgelegt. Der vorweglaufende Helfer ist damit ein wenig langsamer als der folgende Verletzte. Dies hilft dabei, dass das Helfer-Verletzten-Paar zusammenbleibt.

Die letzte Komponente ist **Evacuate As Pair**: Der Helfer geht mit dem Ver-

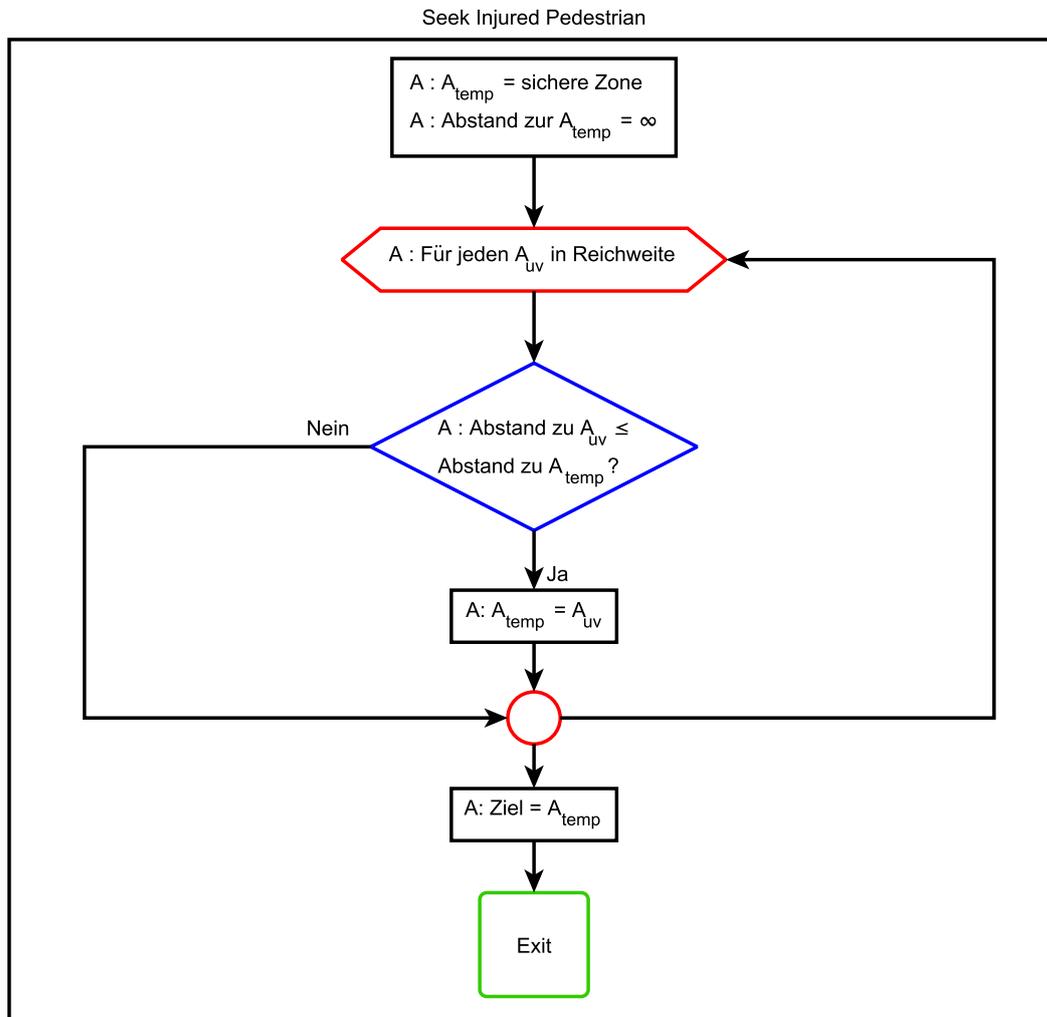


Abbildung 6.3: Ablaufdiagramm der Helping-Activity-Model-Komponente, wenn Agent  $A$  nach Verletzten sucht.  $A_{uv}$  ist die Abkürzung für einen unversorgten verletzten Agent. Dem nächstgelegenen Verletzten in Reichweite wird geholfen.

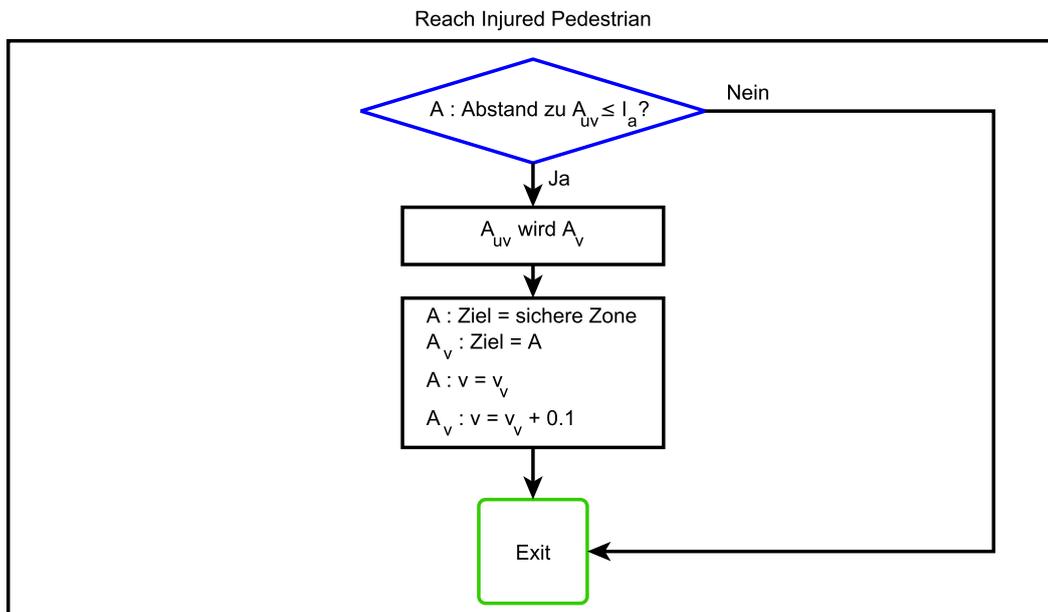


Abbildung 6.4: Ablaufdiagramm der Helping-Activity-Model-Komponente, wenn Agent  $A$  einen Schwerverletzten erreicht.  $A_{uv}$  ist die Abkürzung für einen unversorgten verletzten Agenten,  $A_v$  ist die Abkürzung für einen (betreuten) verletzten Agenten,  $v$  die Geschwindigkeit des jeweiligen Agenten,  $v_v$  die Geschwindigkeit der Schwerverletzten und  $l_a$  die Armlänge.

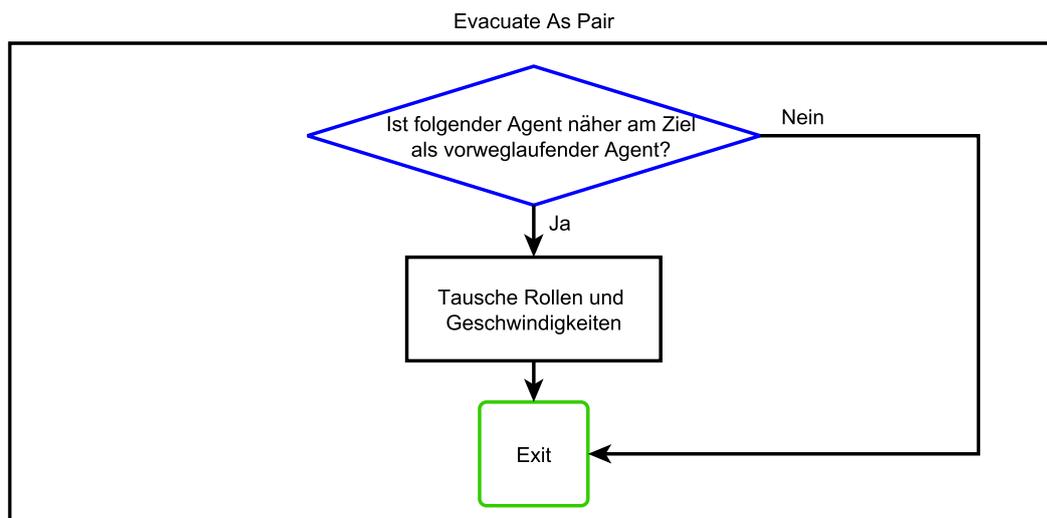


Abbildung 6.5: Ablaufdiagramm der Helping-Activity-Model-Komponente, wenn ein Helfer-Verletzten-Paar gemeinsam die Gefahrenzone verlässt. Diese Komponente stellt sicher, dass die Agenten in Engstellen nicht hängen bleiben.

letzten zusammen zur sicheren Zone. In manchen Szenarien kann es dazu kommen, dass der Verletzte den Helfer überholt und blockiert. Um dies zu verhindern, wird geprüft, wer dem sicheren Bereich näher ist. Ist der folgende Agent näher am Ziel, werden die Rollen und Geschwindigkeiten getauscht. Die Rolle eines Agenten bezieht sich darauf, ob er der vorweglaufende oder folgende Agent ist. Auch in der Realität kann sich die Weise, in der sich Helfer und Verletzte fortbewegen, ändern. Ein Verletzter kann geschoben, gezogen oder getragen werden, was diese Handhabung in der Simulation rechtfertigt. Der Ablauf der Komponente ist in Abbildung 6.5 dargestellt.

Herauszustellen ist, dass das Helping Activity Model unabhängig vom gewählten Fortbewegungsmodell ist. Es ändert nur die Ziele und Geschwindigkeiten der Agenten. Damit ist es flexibel einsetzbar.

### 6.3 Implementierung

Im Simulator VADERE kann im Steuerungsmechanismus der Social Identity Model Application (siehe Kapitel 5) das helfende Verhalten aktiviert und aufgerufen werden. Das Helping Activity Model ist eine Realisierung des Interfaces *Social-BehaviourModel*. Es enthält eine Liste der SIMA-Agenten (Objekte der Klasse

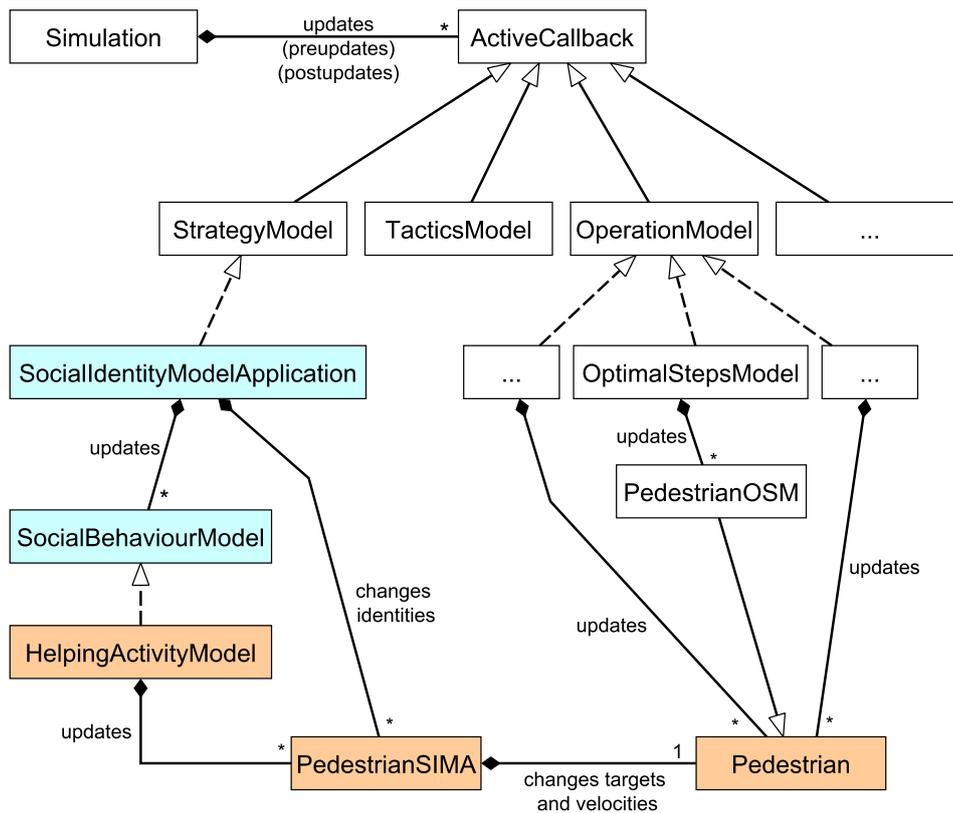


Abbildung 6.6: Umsetzung des Helping Activity Models im Simulator VADERE.

*PedestrianSIMA*) für die das Helping Activity Model ausgeführt wird. Das Helping Activity Model ändert Geschwindigkeiten und Ziele der SIMA-Agenten. Diese geben die Änderungen an ihre zugeordneten Fortbewegungsagenten weiter. Wie das Helping Activity Model in VADERE umgesetzt ist, findet sich im vereinfachten Klassendiagramm 6.6.

Das Helping Activity Model ist mit drei Parametern zu steuern. Der erste Parameter  $perc_{SI}$  wird schon in der Social Identity Model Application benötigt und bestimmt den Prozentsatz aller Agenten, die miteinander die Schicksalsidentität teilen. Der zweite Parameter  $perc_v$  steuert den Prozentsatz der Verletzten im gesamten Szenario. Der dritte notwendige Parameter  $v_v$  ist die Geschwindigkeit der Verletzten mit den Helfern.

## 6.4 Validierung

Zu Evakuierungen mit helfendem Verhalten existieren wenige Daten, die für eine Kalibrierung und Validierung herangezogen werden können.. Wie viele Personen

in einem evakuierten Gebäude waren und wie lange die Evakuierung gedauert hat, wurde in seltenen Fällen aufgezeichnet. Allerdings existieren zu keiner Evakuierungssituation frei verfügbare Daten zu Geschwindigkeitsverteilungen der Personen oder Informationen, an welchen Orten Helfer und Verletzte waren und wie vielen Schwerverletzten letztendlich geholfen wurde. Videoaufzeichnungen von Evakuierungen sind – soweit überhaupt vorhanden – meist aufgrund des Datenschutzes unter Verschluss oder wurden an Stellen aufgenommen, die für eine Validierung nicht geeignet sind. In diesem Kontext ist deshalb eine quantitative Kalibrierung des zugrundeliegenden Fortbewegungsmodells und der Verhaltensmodelle nicht möglich.

Dennoch müssen die Modelle kalibriert werden. Die Kalibrierung des zugrundeliegenden Fortbewegungsmodells erfolgt durch plausible Annahmen, wie die Bewegung von Personen aussehen könnte. In Evakuierungssituationen ist es wahrscheinlich, dass die Menschen sich schneller fortbewegen als in Normalsituationen. Die Agenten erhalten daher für die folgenden Simulationen normalverteilte Wunschgeschwindigkeiten mit einem Mittelwert von  $1,6 \frac{m}{s}$ , der schnellem Gehen entspricht. Die Standardabweichung wird auf  $0,26 \frac{m}{s}$ , dem gemessenen Wert aus (Weidmann, 1994), festgelegt. Bei Evakuierungen und geteilter Schicksalsidentität fühlen sich die Personen zusammengehörig und akzeptieren eine größere Nähe zu anderen (Novelli et al., 2010). Die Parameter für die Personal Space Model Function werden deshalb auf folgende niedrige Werte gesetzt:  $\mu_p = 5,0$ ,  $a_p = 1,0$  und  $b_p = 1$ .

Die folgenden Simulationen betrachten U-Bahn-Wagen. Hier sind die Wände dünn, Verletzte können weit gehört werden, auch wenn sie aufgrund der vielen Trennwände nicht gesehen werden können. Deshalb wird für die folgenden Simulationen keine Sichtverbindung zwischen den Helfern und Verletzten gefordert und der Wahrnehmungsradius  $d_w$  des Helping Activity Models auf  $10m$  eingestellt. Die Armlänge eines durchschnittlichen Deutschen beträgt nach DIN-Norm 33402-2 in etwa  $0,7m$ . Um jemandem helfen zu können, muss jedoch noch etwas näher an die Person herangetreten werden. Der Parameter  $l_a$  erhält deshalb den Wert  $0,5m$ .

### 6.4.1 Qualitative Validierung

Eine quantitative Validierung der Ergebnisse von Simulationen mit der Social Identity Model Application und zusätzlich aktiviertem Helping Activity Model ist aufgrund der fehlenden quantitativen Kalibrierung auf Messdaten ausgeschlossen. Es kann jedoch qualitativ validiert werden. Hierzu kann visuell überprüft werden, ob die Simulation das beobachtete Verhalten widerspiegelt. Daher wird hier

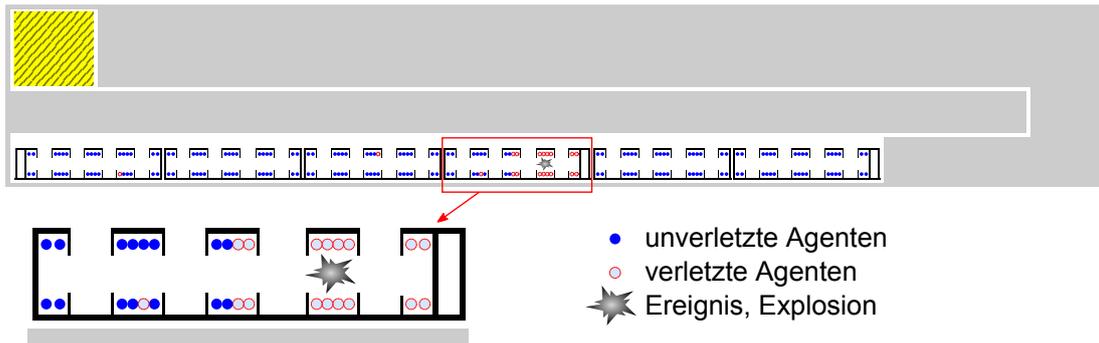


Abbildung 6.7: Zügevakuiierung einer Londoner U-Bahn.

folgendes Szenario, für das Beobachtungen und Beschreibungen von Überlebenden vorliegen, gewählt: Eine Zügevakuiierung eines Londoner U-Bahnzuges, die an die schrecklichen Ereignisse des Terroranschlags am 07. Juli 2005 in London angelehnt ist.

Die Geometrie des Zügevakuiierungsszenarios ist in Abbildung 6.7 dargestellt. Jeder der sechs Wagen des U-Bahnzuges ist korrekt dimensioniert. Der Evakuierungsweg, der eigentlich direkt an den Schienen entlang verlief, ist hier nun ein enger langer Gang, an dessen Ende die Sicherheitszone markiert ist. Wie in der Realität soll die U-Bahn in der Simulation gut gefüllt sein. Die Anfangspositionen der Agenten ergeben sich durch die Positionen der Sitze in den Wagen. Alle Sitze werden mit Agenten belegt, kein Agent steht. So kommt es zu insgesamt 192 Agenten beim Start der Simulation. Die Bombe detoniert im dritten Wagen von vorne.

Eine Kalibrierung der weiteren Parameter ist nicht möglich, da keine gemessenen Daten dafür vorliegen. Jedoch folgen das Steuerungsmodell, die Social Identity Model Application, und das Verhaltensmodell, das Helping Activity Model, streng den Vorgaben der psychologischen Theorien und den Beobachtungen. Daher können für die drei Parameter – den Prozentsatz  $perc_{SI}$  der Agenten, die eine Schicksalsidentität teilen, die Maximalgeschwindigkeit  $v_v$  der Verletzten und deren Helfer und den Prozentsatz  $perc_v$  der Verletzten im gesamten Szenario – plausible Werte geschätzt oder aus den Theorien entnommen werden. Eine deutliche Mehrheit der Menschen, die Gefahrensituationen gemeinsam erleben, teilt eine soziale Identität, die Schicksalsidentität, miteinander (Drury et al., 2009a). Für den Parameter  $perc_{SI}$  scheint so ein Wert von 80% plausibel. Der Parameter  $v_v$  des Helping Activity Model wird auf  $0.6 \frac{m}{s}$  gesetzt. Dies entspricht der langsamsten beobachteten Geschwindigkeit von Personen mit einer sehr schweren Gehbehinderung (Perry, 1992). Für den Parameter  $perc_v$  wird angenommen, dass

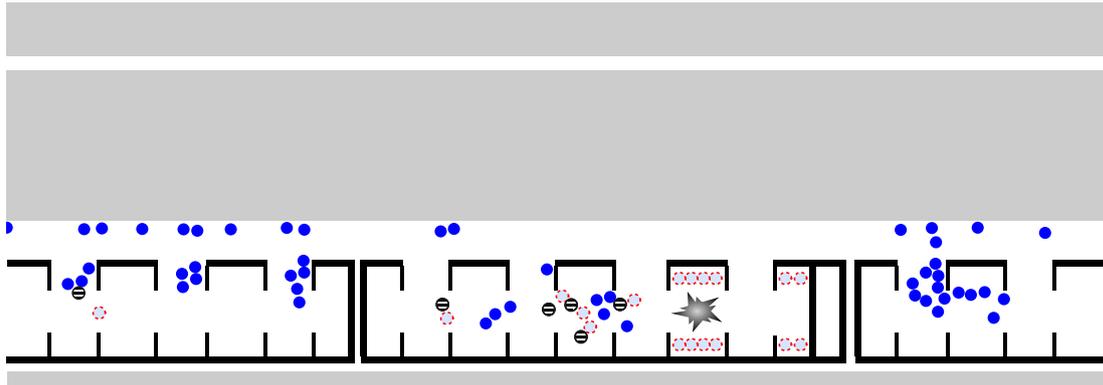


Abbildung 6.8: Zügevakuiierung: Zoom auf den dritten Wagen nach einigen Sekunden Simulationszeit. Erste Verletzte (rot umrandete und hellblau gefüllte Kreise) werden von Helfern (schwarz gestreifte Kreise) betreut.

10% der Agenten, also insgesamt 19, schwer verletzt werden. Davon sind 16 Agenten direkt bei der Bombe und weitere 3 zufällig in den Wagen verteilt. Tote, Bewegungsunfähige und Leichtverletzte werden nicht simuliert.

Nach einigen Sekunden der Simulation (Abbildung 6.8) werden die ersten Paare aus Helfern mit Verletzten gebildet. Viele Verletzte verweilen jedoch weiter an ihren Plätzen, bis auch Helfer zu ihnen vorgedrungen sind. Einige Sekunden später haben sich für alle Verletzten Helfer gefunden, sodass alle Helfer-Verletzten-Paare und Unverletzte ihren Weg in die Sicherheit antreten (Abbildung 6.9). Wieder einige Sekunden später entstehen Stauungen auf dem Evakuierungsweg. Der Grund hierfür ist, dass die Helfer-Verletzten-Paare langsamer sind als die Unverletzten.

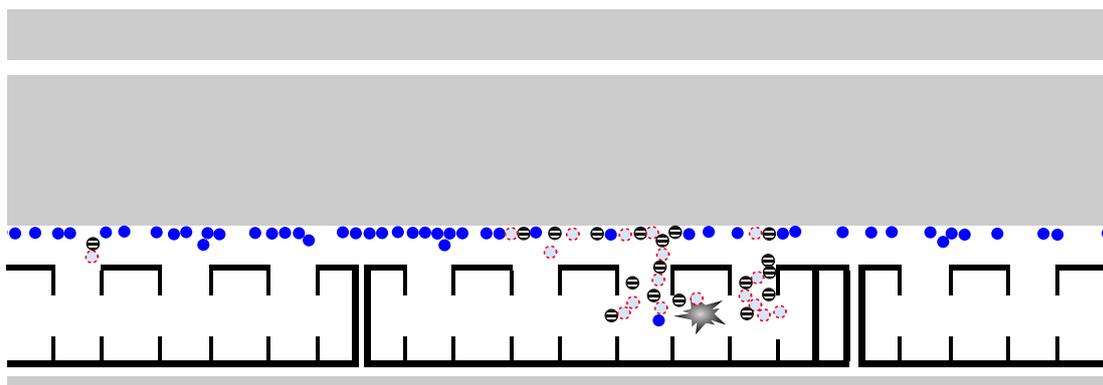


Abbildung 6.9: Zügevakuiierung: Zoom auf den dritten Wagen nachdem sich alle Helfer-Verletzten-Paare gefunden haben. Alle Verletzte (rot umrandete und hellblau gefüllte Kreise) werden von Helfern (schwarz gestreifte Kreise) betreut.

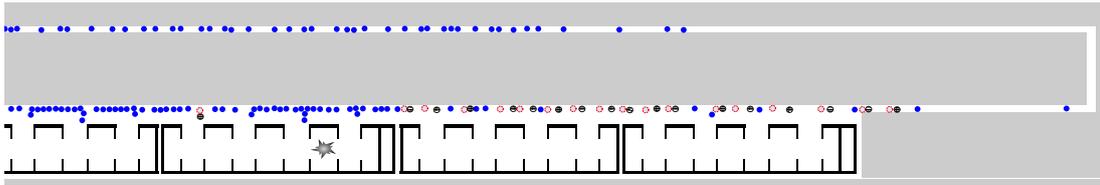


Abbildung 6.10: Zügevakuiierung: Blick auf den Evakuierungsweg nachdem alle Agenten die Wagen verlassen haben. Stauungen entstehen aufgrund des langsamen Helfer-Verletzten-Paares direkt am Eingang in den langen Gang.

Da kein Überholen auf der Evakuierungsrouten möglich ist, bleiben die Schnelleren hinter den Langsameren (Abbildung 6.10).

Die Simulation mit dem Helping Activity Model zeigt die auch berichteten Geschehnisse und Abläufe (Johnson, 2005; Drury et al., 2009b): Allen Verletzten, die Hilfe brauchten, wurde diese Hilfe durch andere unverletzte Personen zuteil. Darüber hinaus wurde nicht gedrängt, sondern geordnet der Zug geräumt, auch wenn langsamere vor schnelleren Personen waren. Beide Phänomene zeigen sich ebenfalls in der Simulation. So lässt sich argumentieren, dass die Social Identity Model Application mit dem Helping Activity Model die Realität qualitativ richtig abbilden können.

## 6.4.2 Quantifizierung von Unsicherheiten

Im obigen Zügevakuiierungsszenario steigt die Evakuierungszeit von 231s ohne Verletzte auf 467s bei 10% Verletzten, womit sich die Zeitspanne mehr als verdoppelt. Die Evakuierungszeit ist eine wichtige Ausgabegröße bei einer Simulation eines Evakuierungsereignisses, die vom Modell beeinflusst wird. Für eine Vorhersage eines Evakuierungsverhaltens mit dem neuen Modell ist jedoch nicht bekannt, wie viele Menschen verletzt sein werden. Auch die anderen Parameter des Modells, wie die Anzahl der Agenten, die die Schicksalsidentität teilen, oder die Geschwindigkeit der Helfer-Verletzten-Paare, sind unsicher. Da keine Möglichkeit gegeben ist, diese unsicheren Parameter durch Messdaten einzugrenzen, kommt hier über die qualitative Validierung hinaus eine Quantifizierung von Unsicherheiten (siehe Methodenbeschreibung in Kapitel 2.3.4) zum Einsatz. Mit ihr kann der Einfluss der Parameter des Helping Activity Models auf die Evakuierungszeit respektive die Anzahl noch nicht evakuierter Agenten genauer analysiert werden, um weitere Informationen über das Modell und die Parameter zu erhalten.

Hier wird die Evakuierung eines Zugwagens mit festen Startpositionen der

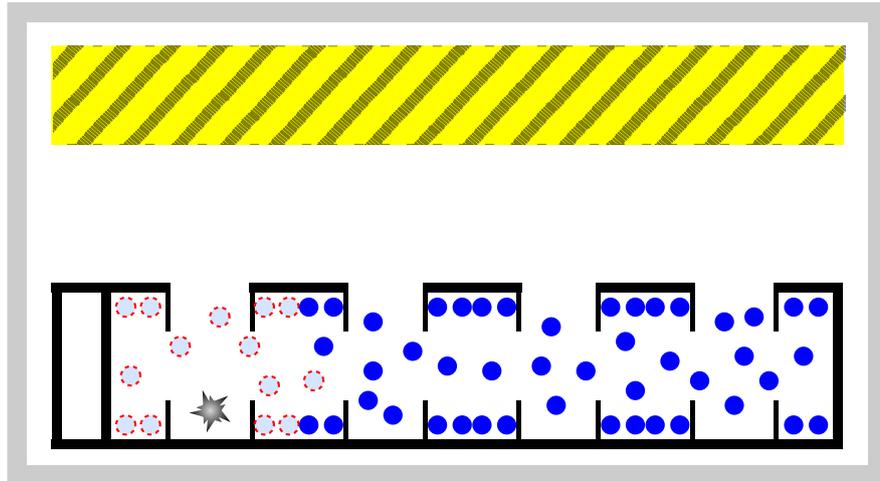


Abbildung 6.11: Szenario für die Quantifizierung von Unsicherheiten: Ein Zugwagen steht am Bahnsteig. Die Agenten gehen zur Sicherheitszone (schwarz-gelb gestreift).

Agenten untersucht. Der Wagen steht am Bahnsteig. Auf allen Sitzen und einigen weiteren Positionen im Wageninneren befinden sich Agenten. Diese Anordnung führt zu 60 Agenten im Wagen, die zu einer Sicherheitszone direkt am Bahnsteig gehen wollen. Die Bombe detoniert an einem Ende des Wagens. Es gibt vordefinierte Positionen direkt um die Bombe, die eine Sonderstellung innehaben. Solange weniger als 25% der Agenten verletzt sind, werden die Verletzten für die Simulation zufällig auf diese Positionen verteilt. Bei mehr als 25% Verletzten sind alle Agenten auf diesen Plätzen verletzt und die übrigen Verletzten werden wieder zufällig auf die Plätze im Rest des Wagens verteilt. Das Szenario ist in Abbildung 6.11 illustriert.

Für die Quantifizierung von Unsicherheiten werden Verteilungen der unsicheren Parameter benötigt. Zu den drei unsicheren Parametern  $perc_{SI}$ ,  $perc_v$  und  $v_v$  sind keine Verteilungen aus Experimenten oder Beobachtungen bekannt. Plausible Wertebereiche für die Parameter können allerdings aus der Literatur bestimmt oder geschätzt werden. Ob jedoch in diesen Wertebereichen bestimmte Werte wahrscheinlicher als andere sind, ist nicht bekannt. Daher werden die Parameter als gleichverteilt in den Wertebereichen angenommen. Die jeweiligen Wertebereiche mit Minimal- und Maximalwerten sind in Tabelle 6.2 zu finden. Die Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten werden im Folgenden in den vier Abbildungen 6.12, 6.13, 6.14 und 6.15 genauer dargestellt. Die Anzahl Agenten, die sich noch nicht in Sicherheit befinden, sind in jeweils zwei Grafiken zur Simulationszeit aufgetragen. In den linken Grafiken ist die blaue Linie der Mittelwert, die grüne Linie das 10. Perzentil und die rote Linie das 90. Perzentil. Der türkis gefüllte

Parameter	Beschreibung	Min.	Max.
$perc_{SI}$	Prozentsatz Agenten mit Schicksalsidentität	0,6	1,0
$perc_v$	Prozentsatz schwerverletzter Agenten	0,1	0,3
$v_v$	Geschwindigkeit der Helfer-Verletzten-Paare	0,4	0,8

Tabelle 6.2: Die drei unsicheren Parameter der Social Identity Model Application mit aktiviertem Helping Activity Model. Sie sind gleichverteilt zwischen den angegebenen Minimal- und Maximalwerten.

Bereich zwischen der grünen und der roten Linie gibt an, dass mit einer Wahrscheinlichkeit von 80% bei der betrachteten Simulationszeit die angegebene Anzahl von Agenten noch nicht die Sicherheit erreicht hat. In den rechten Grafiken ist für einen einfacheren Überblick die Standardabweichung der Anzahl Agenten im Szenario im Laufe der Simulation aufgetragen.

Für die Vorhersage möglicher Verläufe einer Evakuierung, muss mit Unsicherheit in allen Parametern gleichzeitig gerechnet werden. Weder ist es sinnvoll, die Anzahl Verletzter im Voraus zu fixieren, noch den Prozentsatz derer, die sich mit den anderen identifizieren. Auch die Geschwindigkeit der Paare aus Helfern und Verletzten wird nicht sicher sein. Daher wird hier als erstes die Quantifizierung von Unsicherheiten aller drei gleichverteilten Parameter aus Tabelle 6.2 betrachtet. Es ergibt sich eine durchschnittliche Evakuierungszeit von 21,35s mit einer Standardabweichung von 5,68s.

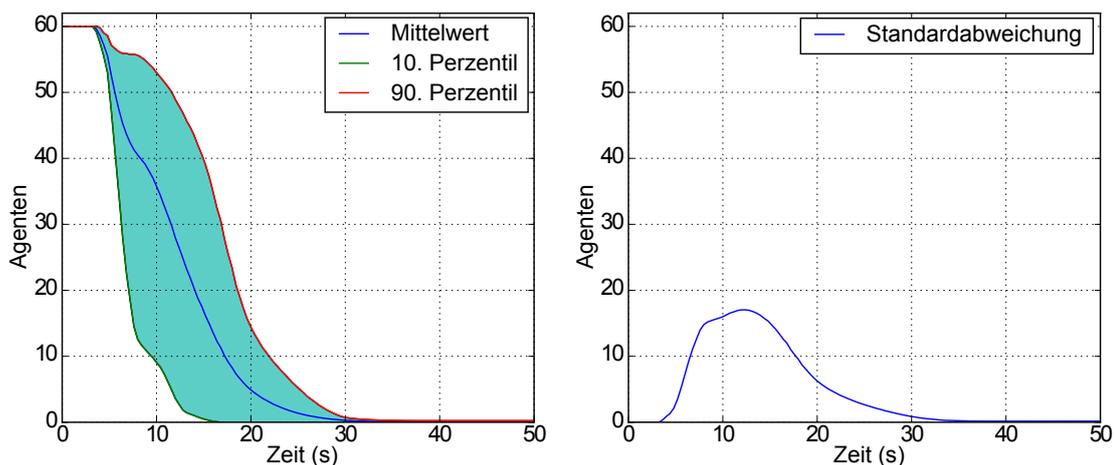


Abbildung 6.12: Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten bei einer Variation aller drei relevanten Parameter (Prozentsatz der Verletzten, Geschwindigkeit der Verletzten und Prozentsatz derer, die die Schicksalsidentität teilen). Aufgetragen ist dabei, wie viele Agenten sich zur Simulationszeit noch nicht in Sicherheit befinden.

## 6 Helfendes Verhalten

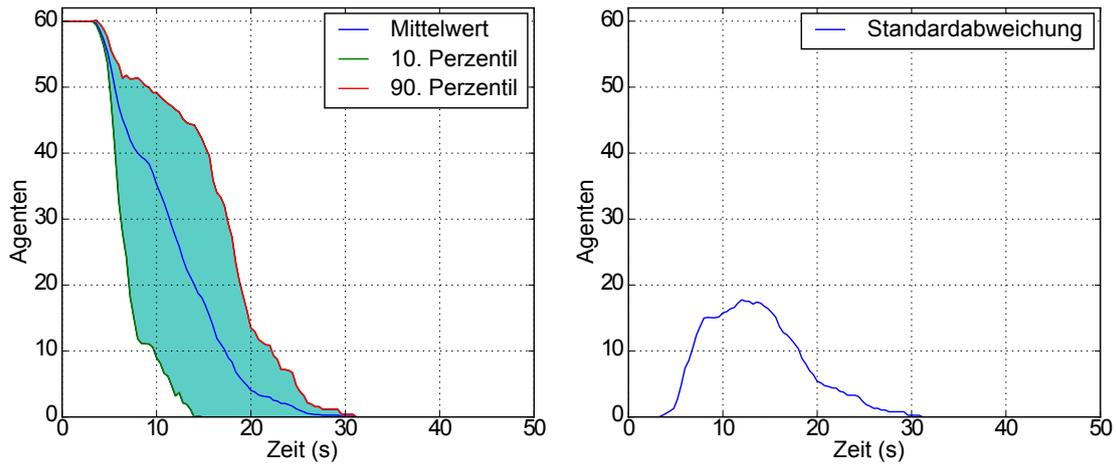


Abbildung 6.13: Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten bei einer Variation des Prozentsatzes der Verletzten. Aufgetragen ist dabei, wie viele Agenten sich zur Simulationszeit noch nicht in Sicherheit befinden.

Zur genaueren Analyse des Einflusses der Parameter sind in Abbildung 6.12 die Quantifizierungsergebnisse grafisch dargestellt. In den ersten Sekunden hat das helfende Verhalten kaum Einfluss auf die Anzahl Agenten im Szenario. Nach kurzer Simulationszeit zeigt sich jedoch, dass sich die Evakuierungszeit bzw. die Anzahl Agenten im Szenario deutlich durch die unsicheren Parameter ändert. So befinden sich mit 80%iger Wahrscheinlichkeit nach 13 Sekunden eine Anzahl zwischen 2 und 46 Agenten im Szenario, wenn die Parameter wie angenommen unsicher sind. Nur welcher der Parameter hat hier den meisten Einfluss, welcher den wenigsten? Diese Frage beantworten die nächsten Untersuchungen, in denen jeweils nur ein Parameter unsicher und gemäß Tabelle 6.2 gleichverteilt ist. Die anderen beiden Parameter werden auf den Mittelwert zwischen Minimum und Maximum festgelegt.

Als erster unsicherer Parameter wird der Prozentsatz Verletzte  $perc_v$  betrachtet. Die durchschnittliche Evakuierungszeit beträgt 20,60s mit einer Standardabweichung von 5,43s. Abbildung 6.13 gibt einen genaueren Einblick in die Ergebnisse. Zunächst hat der Parameter kaum Einfluss auf die Anzahl Agenten in der Gefahrenzone, da diejenigen, die keine gemeinsame Identität mit den anderen teilen, immer direkt die Gefahrenzone verlassen. Später ist der Einfluss sehr deutlich und ähnelt stark den Ergebnissen aus Abbildung 6.12.

Der zweite unsichere Parameter, der analysiert wird, ist die Geschwindigkeit der Verletzten mit ihren Helfern  $v_v$ . In Abbildung 6.14 ist ersichtlich, dass der Parameter anfangs keinen Einfluss auf die Anzahl Agenten in der Gefahrenzone

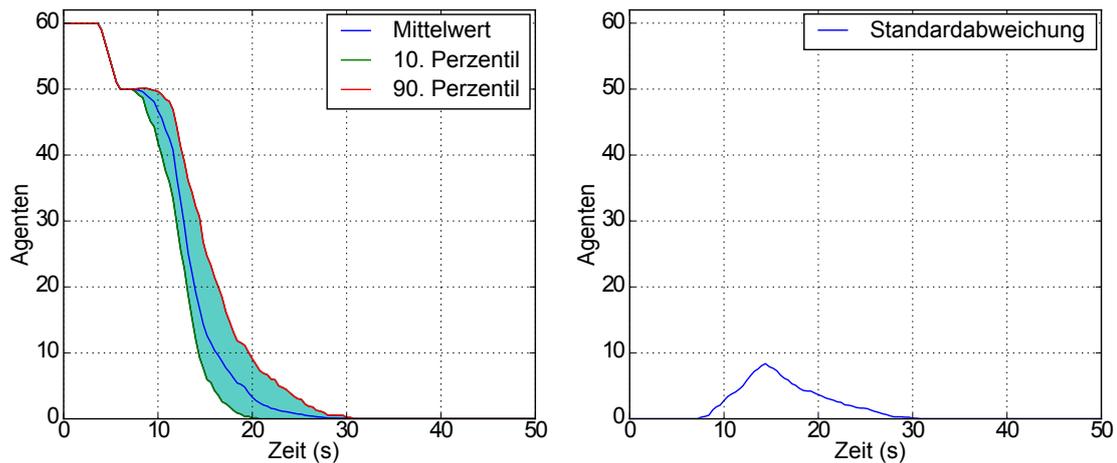


Abbildung 6.14: Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten bei einer Variation der Geschwindigkeit der Verletzten. Aufgetragen ist dabei, wie viele Agenten sich zur Simulationszeit noch nicht in Sicherheit befinden.

hat. Die Geschwindigkeit der Helfer-Verletzten-Paare hat natürlich erst dann Einfluss, wenn sich diese nach einiger Zeit gebildet haben. Der Einfluss der Geschwindigkeit auf die Anzahl der Agenten, die noch in der Gefahrenzone sind, ist aber während der gesamten Simulationszeit im Vergleich zum Prozentsatz der Verletzten eher gering. Hier liegt die durchschnittliche Evakuierungszeit bei  $21,62s$  und die Standardabweichung bei  $3,29s$ .

Der letzte unsichere Parameter ist der Prozentsatz  $perc_{SI}$  der Agenten mit einer gemeinsamen Schicksalsidentität. Die Ergebnisse in Abbildung 6.15 zeigen ein anderes Bild als bei den anderen Parametern. Der Parameter hat kurz nach Beginn der Simulation einen deutlichen Einfluss auf die Anzahl der Agenten in der Gefahrenzone. Je mehr Agenten eine Schicksalsidentität teilen, desto schneller wird den Verletzten geholfen. Je schneller allen Verletzten geholfen wird, desto schneller können sich Unverletzte, die potentielle, aber nicht benötigte Helfer sind, zur sicheren Zone begeben. Später in der Simulation hat der Parameter jedoch kaum Einfluss auf die Anzahl Agenten im Szenario. Alle Unverletzten haben die Gefahrenzone verlassen, nur die Helfer-Verletzten-Paare beeinflussen die Evakuierungszeit noch. Dies wird auch durch die Standardabweichung von nur  $1,11s$  bei einer durchschnittlichen Evakuierungszeit von  $21,62s$  deutlich.

Nach Analyse des Einflusses der drei unsicheren Parameter auf die Anzahl der Agenten im Szenario, die noch in der Gefahrenzone sind, können für das neue Modell folgende Schlüsse gezogen werden:

Der Prozentsatz Verletzter  $perc_v$  in einem Szenario hat erwartungsgemäß den

## 6 Helfendes Verhalten

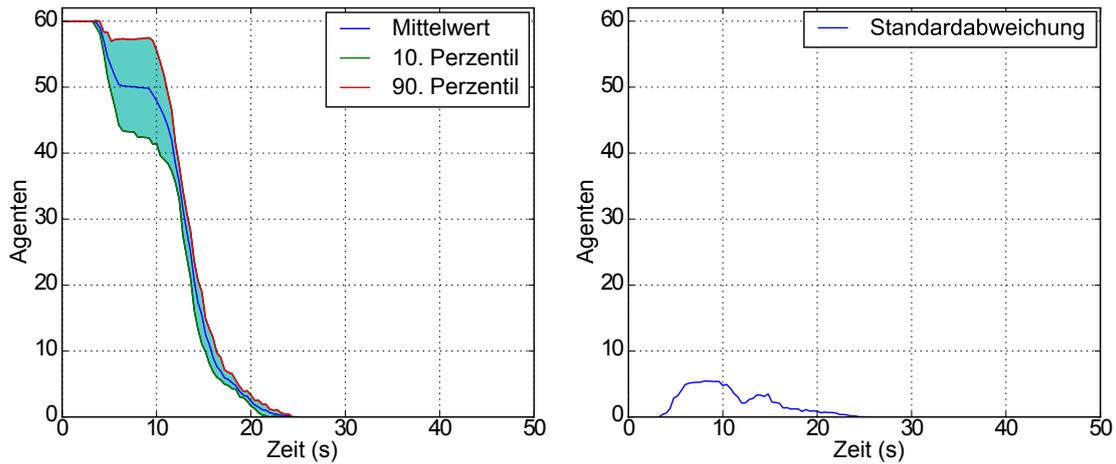


Abbildung 6.15: Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten bei einer Variation des Prozentsatzes der Agenten mit einer gemeinsamen Schicksalsidentität. Aufgetragen ist dabei, wie viele Agenten sich zur Simulationszeit noch nicht in Sicherheit befinden.

größten Einfluss auf die Evakuierungszeit. Planer hingegen simulieren oft nur den Bestfall, d.h. Evakuierungen ohne Verletzte. Soll jedoch ein Gefühl dafür gewonnen werden, wie sich die Evakuierungszeit durch die Anzahl der Verletzten ändert, sollte das neue Modell verwendet werden. Eine Variation der Anzahl der Verletzten kann dabei helfen, eine realistische Einschätzung der Evakuierungszeit zu erhalten.

Die Geschwindigkeit der Helfer-Verletzten-Paare  $v_v$  hat zwar einen Einfluss, dieser ist jedoch vergleichsweise gering. Für diesen Parameter könnten durch kontrollierte Experimente mit Probanden – beispielsweise mit verbundenen Augen – Geschwindigkeitsverteilungen für die Verletzten mit ihren Helfern bestimmt werden. Diese Verteilungen können direkt in das Modell eingehen, um Simulationen vertrauenswürdiger zu machen, oder die Untersuchungsbereiche der Quantifizierung von Unsicherheiten einschränken.

Den geringsten Einfluss auf die Evakuierungszeit hat der Prozentsatz  $perc_{SI}$  der Agenten, die die Schicksalsidentität teilen. Dies gilt selbstverständlich nur solange deutlich mehr Agenten die Schicksalsidentität teilen als verletzt sind. Hiervon ist in den meisten Evakuierungen auszugehen (Drury et al., 2009a). Nachdem der Parameter  $perc_{SI}$  durch Experimente oder durch Fragebögen nur schwerlich exakt zu bestimmen ist, hat die Erkenntnis, dass er den geringsten Einfluss auf die Evakuierungszeit hat, eine enorme Bedeutung für die praktische Anwendung: Sicherheitsexperten können einen guten Schätzwert von etwa 80% in Simulationen verwenden, ohne dabei die Vorhersagekraft der Simulation zu schmälern.

## 6.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Helping Activity Model vorgestellt, ein Verhaltensmodell für Evakuierungssimulationen. Mit diesem Modell wird das in Evakuierungen beobachtete und von Psychologen analysierte Verhalten, dass sich Fremde gegenseitig helfen, umgesetzt. Dabei liegt der Fokus auf helfendem Verhalten von Unverletzten für Schwerverletzte. Agenten mit aktivierter Schicksalsidentität gehen zu dem nächstgelegenen noch nicht betreuten Schwerverletzten, einem neu eingeführten Agententyp, und helfen diesem.

Das neue Verhaltensmodell wurde in VADERE implementiert. Es ist eine Realisierung des Interfaces *SocialBehaviourModel* und wird von der Klasse der Social Identity Model Application aus Kapitel 5 aufgerufen. Zudem wurde das Helping Activity Model so umgesetzt, dass es ausschließlich die Geschwindigkeiten und Ziele der Fortbewegungsagenten ändert. Hierdurch kann jedes Fortbewegungsmodell in VADERE mit dem Verhaltensmodell genutzt werden.

Das Helping Activity Model mit dem Optimal Steps Model als Fortbewegungsmodell wurde anhand einer Simulation eines Szenarios, für das viele Befragungen von Überlebenden vorliegen, qualitativ validiert. Die Agenten in der Simulation zeigten dabei das gleiche Verhalten, das auch in der Realität beobachtet wurde: Der Zug wurde geordnet geräumt und allen Verletzten wurde geholfen. Aufgrund von fehlenden geeigneten Daten war keine quantitative Validierung möglich. Deshalb wurde mit der Quantifizierung von Unsicherheiten der Einfluss dreier Parameter genauer untersucht, um weitere Rückschlüsse auf die Realitätsnähe des Modells ziehen zu können.

So konnte gezeigt werden, dass der Prozentsatz der Agenten, die eine Schicksalsidentität teilen, wenig Einfluss auf die Evakuierungszeit hat. Damit muss dieser Parameter nicht genau ermittelt werden, um dennoch vertrauenswürdige Simulationen zu erhalten. Der Prozentsatz der Verletzten hat wie erwartet einen großen Einfluss auf die Evakuierungszeit. Bei Simulationen, die Evakuierungsabläufe vorhersagen sollen, ist nie bekannt, wie viele Personen verletzt sein werden. Aus diesem Grund sollten Simulationen mit verschiedenen Prozentzahlen Verletzter durchgeführt werden, um ein Gefühl für die Änderung der Evakuierungszeit zu erhalten. Die Geschwindigkeit der Helfer mit Verletzten hat ebenfalls einen deutlichen Einfluss auf die Evakuierungszeit. Daten aus zukünftigen Experimenten und Beobachtungen könnten hier helfen, die Geschwindigkeiten im Modell quantitativ zu kalibrieren und die Realitätsnähe weiter zu verbessern.

Insgesamt zeigt das Helping Activity Model, dass eine Evakuierungssimulation

## *6 Helfendes Verhalten*

ohne Verletzte deutlich zu optimistische Ergebnisse liefert. Für Abschätzungen der Evakuierungszeiten empfiehlt es sich, eine Simulation mit einem hohen geschätzten Prozentsatz Verletzter als Referenz heranzuziehen, um die Bedeutung der Anzahl Verletzten auf die Evakuierungszeit aufzuzeigen. Dies kann mit dem neuen Verhaltensmodell gut gelingen.

# 7 Suchstrategien in Gebäuden

In Evakuierungssituationen, ebenso wie im täglichen Leben, suchen Menschen immer wieder, sei es nach einem Gegenstand, einem bestimmten Ort oder nach anderen Menschen wie ihren Familienmitgliedern. Aber wie suchen sie? Welche Strategien wenden sie an? Die Forschung der Psychologen, Biologen und Neurowissenschaftler zu diesem Thema steckt noch in den Kinderschuhen. Sie liefert jedoch schon erste Erkenntnisse (siehe Kapitel 3.3). Wie solche Suchstrategien in Personenstromsimulationen modelliert werden können, zeigt dieses Kapitel<sup>1</sup> auf. Zunächst wird der Stand der Wissenschaft, wo in Personenstromsimulationen Suchstrategien bereits Eingang gefunden haben, umrissen. Danach wird die Geometrie eines Szenarios für die Anwendung von Suchstrategien formal beschrieben. Im Anschluss werden drei verschiedene Suchstrategien vorgestellt. Nach der Beschreibung der Implementierung in VADERE werden die Suchstrategien qualitativ validiert. Im Anschluss wird diskutiert, wie realistisch die Ergebnisse sind und welche Suchstrategie in welchen Szenarien eingesetzt werden kann.

## 7.1 Stand der Forschung

In Personenstromsimulationen sind Agenten, die nach etwas suchen, nicht neu. Meist beschäftigen sich die Modellierer allerdings mit dem Problem, wie Personen ihren Weg zu einem Ziel und nicht das Ziel selbst suchen (Hoogendoorn und Bovy, 2004; Gaisbauer und Frank, 2008; Kneidl, 2013). Nur in wenigen Simulatoren sind Suchstrategien nach unbekanntem Orten bzw. nach Personen enthalten. Im Evakuierungssimulator SAFEgress (ehem. MASSegress) (Pan, 2006; Chu et al., 2011; Chu und Law, 2013; Chu et al., 2013) suchen sich getrennte Familienmitglieder. Leider finden sich keinerlei Informationen dazu, wie genau die Suche umgesetzt wird. Der Simulator ESCAPES der University of Southern California (Tsai et al., 2011) und das Modell aus (Okaya und Takahashi, 2011) enthalten ebenfalls Agenten, die nach anderen Agenten suchen, um gemeinsam die Gefahrensituation zu

---

<sup>1</sup>Die Inhalte und Bilder dieses Kapitels wurden in weiten Teilen in (von Sivers et al., 2016a) veröffentlicht.

verlassen. Jedoch fehlen auch hier Informationen zur verwendeten Suchstrategie.

Daher beginnt diese Arbeit mit der Modellierung von Suchstrategien an der Basis. Im Folgenden werden ein Suchgraph definiert und drei Suchstrategien für die Anwendung in Personenstromsimulationen vorgestellt.

### 7.2 Suchgraph

Das Szenario, in dem eine Person sucht, kann ein bekanntes oder unbekanntes Gebäude oder auch ein offenes Gelände sein. Um ein kontrollierbares Problem zu betrachten, wird die Untersuchung der Suchstrategien auf ein dem Agenten gut bekanntes Gebäude beschränkt.

Das Gebäude wird formal als Graph beschrieben. Es wird ein einstöckiges Gebäude mit  $m$  ( $m \geq 2$ ) Zimmern, die durch  $n$  ( $n \geq 1$ ) Türen verbunden sind, betrachtet. Ausschließlich bei solchen Türen, die Zimmer verbinden, wird auf beiden Seiten jeder Tür ein Knoten platziert. Zwei Knoten sind durch eine Kante verbunden, wenn sie entweder beide zur gleichen Tür gehören oder in einem Raum liegen. Es wird angenommen, dass alle Zimmer zumindest indirekt miteinander verbunden sind, in dem Gebäude also keine abgetrennten Teile existieren. Daher entsteht ein zusammenhängender Graph mit  $2n$  Knoten, der das Gebäude beschreibt. Dieser Graph hat mindestens  $2n - 1$  und höchstens  $n + n(n - 1)$  Kanten.

Die Abstände der Knoten im Gebäude beschreibt die  $2n \times 2n$  Abstandsmatrix

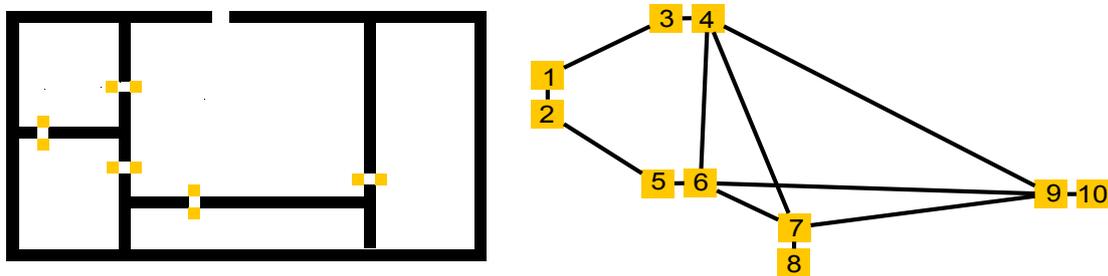


Abbildung 7.1: Beispiel eines Gebäudes mit dem entsprechenden Suchgraphen. Links: Grundriss eines Gebäudes mit 5 Räumen und mit Knoten an beiden Seiten der Türen (gelbe Rechtecke). Rechts: Resultierender Suchgraph mit 10 Knoten und 13 Kanten.

$C$  mit

$$c_{ij} = \begin{cases} d(i,j) & \text{falls Knoten } i \text{ und Knoten } j \text{ durch eine Kante verbunden sind,} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (7.1)$$

$d_{ij}$  ist die Distanz, die ein Agent zurücklegen muss, um von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  zu kommen. Die  $2n \times m$  Zuordnungsmatrix  $Y$  mit

$$y_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{falls Knoten } i \text{ in Raum } k \text{ liegt,} \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (7.2)$$

enthält die Informationen, welcher Knoten in welchem Raum liegt. Ein Beispiel eines Gebäudes mit dem entsprechenden Graphen ist in Abbildung 7.1 zu finden.

Der Graph ist nur dann nicht mit einem Sichtbarkeitsgraphen (Lozano-Pérez und Wesley, 1979; Arikan et al., 2001; Kneidl et al., 2012) identisch, wenn sich Hindernisse oder Wände in wenigstens einer Sichtachse von einer Tür zur einer anderen befinden. Alternative Graphen, die das Gebäude beschreiben und auch für die Suchstrategien genutzt werden können, sind in (Franz et al., 2005) zu finden. Der Vorteil der gewählten Darstellung besteht darin, dass der Graph leicht erzeugt werden kann und die Distanzen zwischen den Knoten auch den nötigen Weg der Agenten darstellen. Durch die Zuordnung der Knoten zu den Räumen kann einfach geprüft werden, welcher Raum gerade besucht wird.

## 7.3 Modellierung ausgewählter Suchstrategien

Wie in Kapitel 3.3 beschrieben, steht die Forschung, wie Menschen andere Menschen suchen, noch ganz am Anfang. Es ist darüber hinaus zu erwarten, dass sich die Art der Suchstrategie abhängig von den Szenarien ändert. Diese Arbeit setzt sich zum Ziel, einen ersten Modellierungsfortschritt für ein sehr relevantes, aber doch noch überschaubares Problem zu machen. Aus diesem Grund wird die Suche auf ein gut bekanntes Gebäude beschränkt, indem die Agenten alle Räume und die Positionen der Türen kennen.

In diesem Abschnitt werden drei Suchstrategien entwickelt, die ihren Einsatz in Personenstromsimulationen finden könnten. Für alle Suchstrategien ist der (gerichtete) Suchpfad definiert als der Weg, den der Agent bei seiner Suche abgeht. Die Information hierzu wird in einer Zielliste  $L_Z$  gespeichert, die die Knotennummern der abzugehenden Knoten enthält.

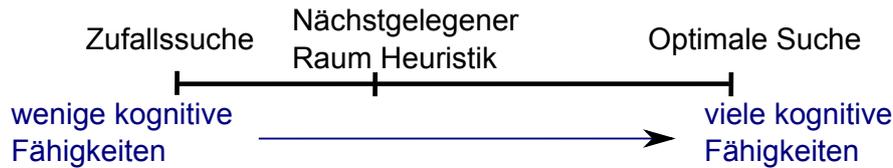


Abbildung 7.2: Kategorisierung der Suchstrategien nach den benötigten kognitiven Fähigkeiten.

### 7.3.1 Zufallssuche

Die Zufallssuche ist die einfachste Modellierung einer Suchstrategie. Hier wird Zufallssuche so verstanden, dass der Agent möglichst geringe kognitive Fähigkeiten einsetzt. Damit soll ein Vergleichsmodell entstehen. Der Agent wählt daher zufällig (mit Zurücklegen) den nächsten Raum, in dem er nachsehen will. Die Suche endet, wenn alle Räume wenigstens einmal abgesucht wurden. Räume, die er auf dem Weg zu einem anderen Raum betreten muss, gelten nicht als abgesucht. Dies würde bereits eine höhere kognitive Stufe bedeuten. Der Algorithmus benötigt bei Beginn nur eine Liste der Raumnummern, aus der zufällig ein Raum gewählt wird. Es gibt keine Bevorzugung von Räumen oder von Wegen. In die Zielliste  $L_Z$ , die später der Agent erhält, wird derjenige Knoten aufgenommen, der dem letzten Knoten (oder der Startposition) in  $L_Z$  am nächsten liegt, d.h. zwischen den einzelnen Räumen wird immer der kürzeste Weg gewählt. Das Ablaufdiagramm ist in Abbildung 7.3 genauer dargestellt.

### 7.3.2 Optimale Suche

Zunächst muss geklärt werden, was unter einer optimalen Suche zu verstehen ist. Da im vorliegenden Problem die Position des Ziels nicht bekannt ist, wird eine Suchstrategie als optimal definiert, wenn sie den Weg, der jeden Raum mindestens einmal besucht, minimiert. Daraus ergibt sich eine formale Beschreibung des Problems. Zunächst wird die  $2n \times 2n$  Matrix  $S$  mit

$$s_{ij} = \begin{cases} z & \text{der Suchpfad geht } z\text{-mal von Knoten } i \text{ nach Knoten } j, \\ 0 & \text{sonst,} \end{cases} \quad (7.3)$$

eingeführt. Zudem ist  $s_{ii} = 1$ , wenn der Suchpfad in Knoten  $i$  beginnt.

Mit den Informationen in Matrix  $S$  lässt sich die Länge  $l_S$  des Suchpfades

### 7.3 Modellierung ausgewählter Suchstrategien

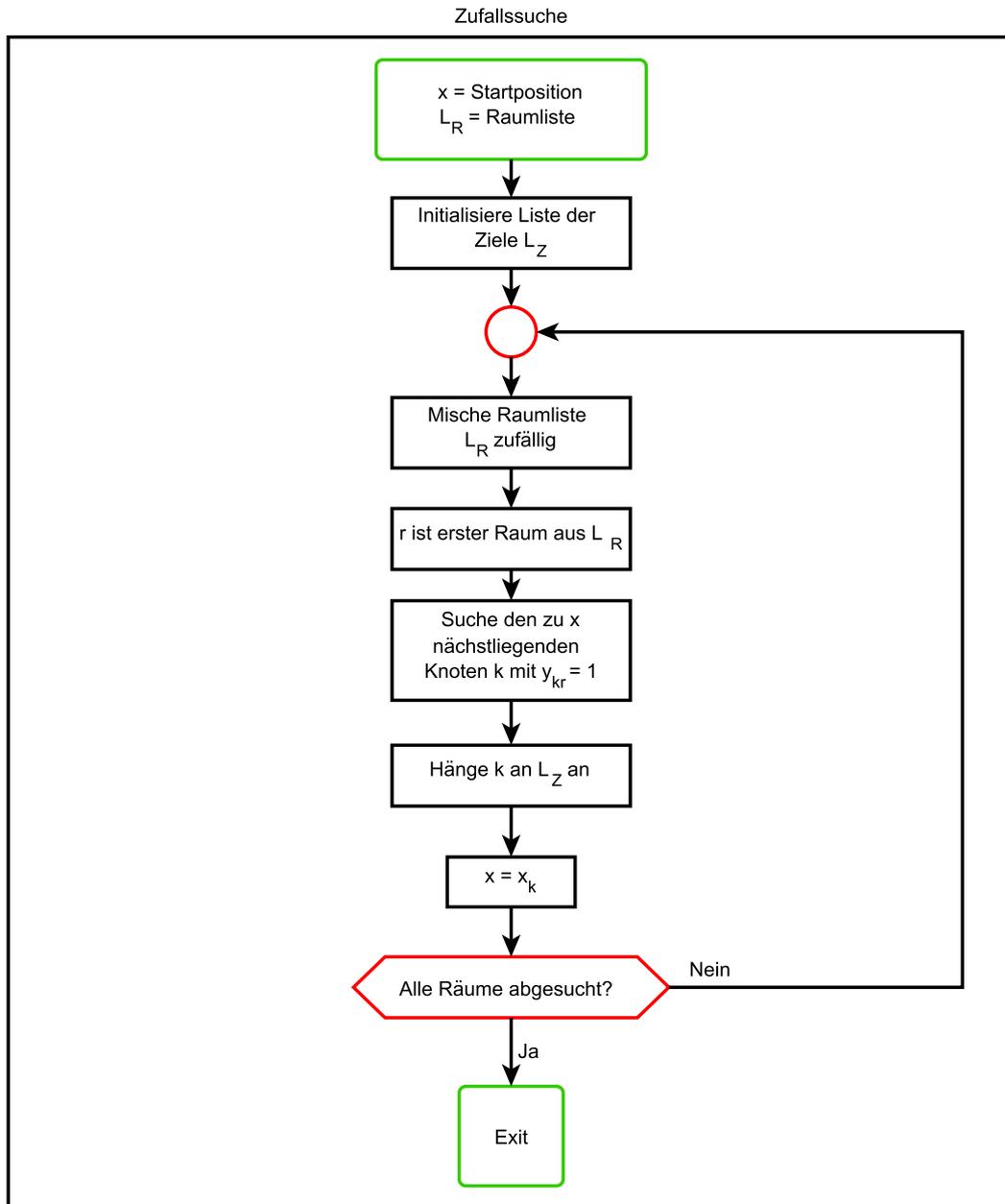


Abbildung 7.3: Ablaufdiagramm der Zufallssuche.  $x_k$  ist die Position des Knotens  $k$  im Szenario.

## 7 Suchstrategien in Gebäuden

einfach berechnen:

$$l_S = \sum_{i=0}^{2n} \sum_{j \neq i, j=0}^{2n} c_{ij} s_{ij}. \quad (7.4)$$

Eine optimale Suche wird damit durch das Minimierungsproblem

$$\begin{aligned} & \min l_S \\ \text{u.d.N.} \quad & \sum_{i=0}^{2n} a_{ij} \geq 1 \quad j = 1, \dots, m, \end{aligned} \quad (7.5)$$

mit  $A = (a_{ij})_{2n \times 2n} = S \cdot Y$ , beschrieben. Die Nebenbedingung sichert, dass jeder Raum im Gebäude durchsucht wird. Dieses Optimierungsproblem ist eine Modifizierung des verallgemeinerten Problems des Handlungsreisenden (Srivastava et al., 1969) mit möglicher Wiederholung der Knotengruppen (Laporte und Nobert, 1983) und ohne Rückkehrpflicht (Lenstra und Kan, 1976).

Hier gilt für einen optimalen Suchpfad, dass er keine Kante in gleicher Laufrichtung zweimal enthalten kann. Das ergibt sich aus folgender Überlegung: Angenommen der Suchpfad  $p = a, \dots, b$ , der in Knoten  $a$  beginnt und in Knoten  $b$  endet, enthält die Kante von Knoten  $i$  nach Knoten  $j$  zweimal. Dann existiert in  $p$  ein Zyklus  $z = i, j, \dots, i$ . Sei  $p_{inv} = i, \dots, j$  der Pfad, der den Zyklus in umgekehrter Reihenfolge ohne den ersten Knoten durchläuft. Dann kann ein neuer Suchpfad  $p_{neu}$  erstellt werden, indem in  $p$  der Zyklus  $z$  durch  $p_{inv}$  ersetzt wird.  $p_{neu} = a, \dots, i, \dots, j, \dots, b$  enthält die Kante  $(i, j)$  nicht mehr und ist kürzer. Ein optimaler Suchpfad enthält folglich keine Kante zweimal in gleicher Richtung (siehe Abbildung 7.4).

So ergibt sich der Ablauf der optimalen Suche wie im Diagramm 7.5 dargestellt. Für die Bestimmung des optimalen Suchpfades wird ein einfacher Backtracking-

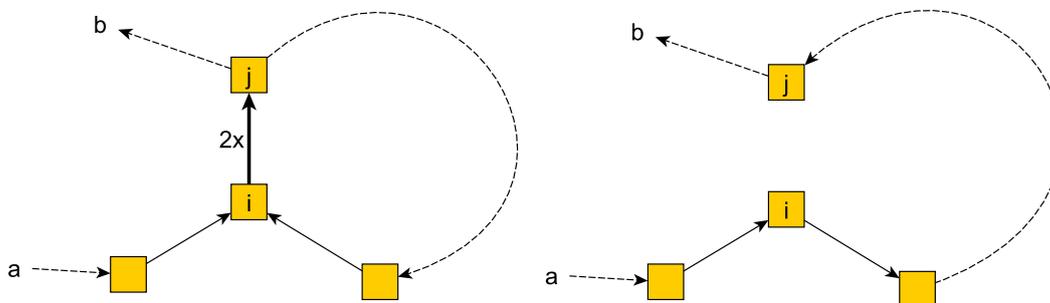


Abbildung 7.4: Links: Weg durch Suchgraph mit doppelter Kante. Rechts: Kürzerer Weg ohne doppelte Kante.

### 7.3 Modellierung ausgewählter Suchstrategien

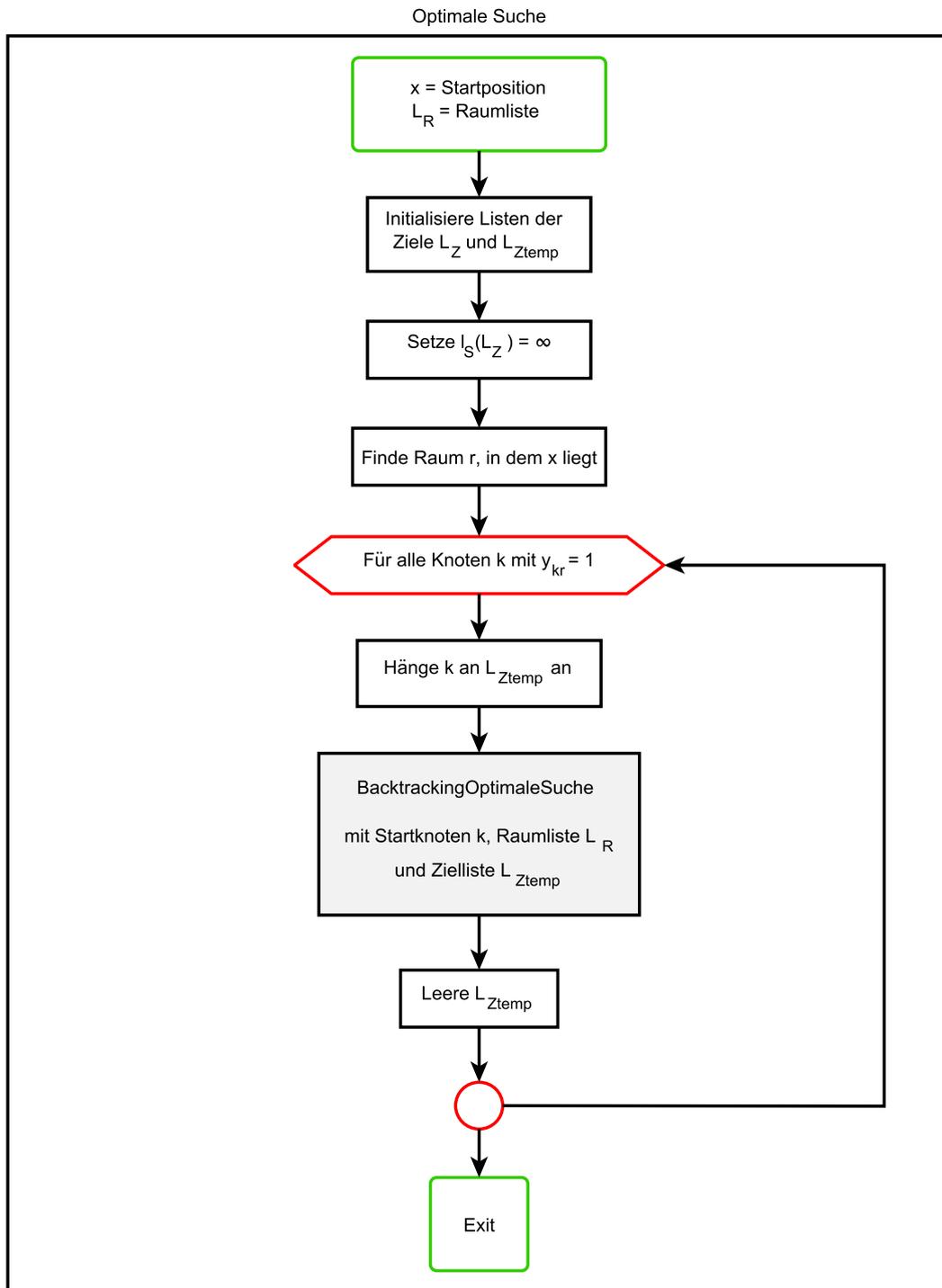


Abbildung 7.5: Ablaufdiagramm der optimalen Suche.  $l_S(L)$  ist die Länge des Suchpfades  $L$ .

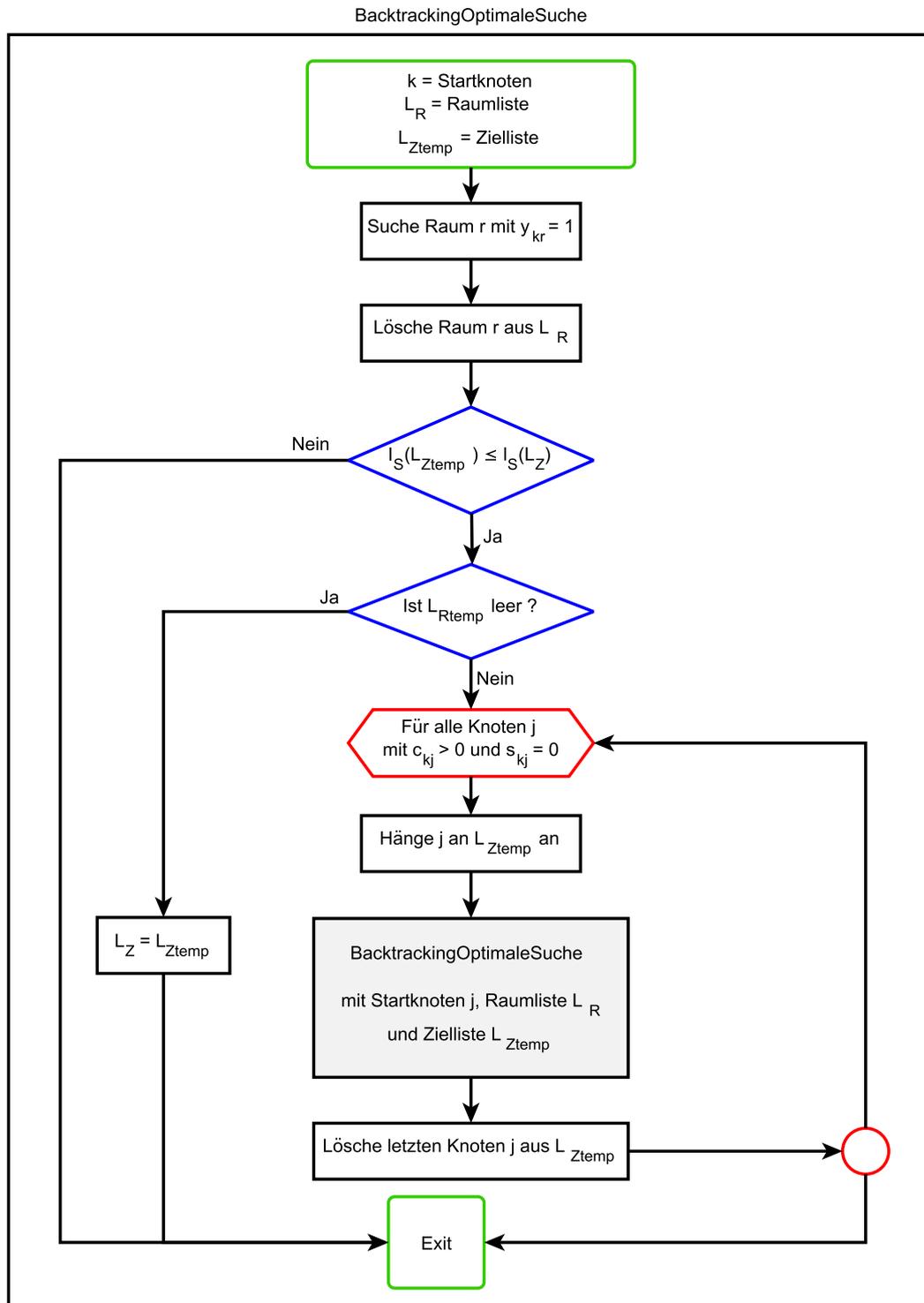


Abbildung 7.6: Ablaufdiagramm des Backtracking-Anteils der optimalen Suche.  
 $l_S(L)$  ist die Länge des Suchpfades  $L$ .

Algorithmus (siehe Ablaufdiagramm 7.6) angewandt. Es sind auch effizientere Algorithmen zur Bestimmung des optimalen Suchwegs möglich. Beispielsweise können genetische Algorithmen verwendet oder effiziente lokale Suchalgorithmen eingebracht werden, die auf entsprechenden Ansätzen für das verallgemeinerte Problem des Handlungsreisenden beruhen (Pop et al., 2010; Karapetyan und Gutin, 2012).

### 7.3.3 Nächstgelegener-Raum-Heuristik

Nach neuesten neurowissenschaftlichen Forschungen wird angenommen, dass sich ein Mensch in einem gut bekannten Gebäude zumindest an die grobe Struktur – inklusive der Abstände – erinnern kann (Hafting et al., 2005). Die psychologische Forschung zeigt zudem, dass Menschen ihren Weg vorplanen können (Wiener et al., 2009b). Eine Strategie, die immer den nächsten Nachbarn besucht, wird darüber hinaus als mögliche menschliche Heuristik für die Lösung des Problems des Handlungsreisenden gehandelt (Wiener et al., 2009a; Blaser und Wilber, 2013).

Als dritte Variante einer Suchstrategie wird daher eine heuristische Strategie gewählt, die auf diesen Erkenntnissen beruht. Es wird immer derjenige Raum von allen noch nicht besuchten Räumen als nächstes gewählt, der auf dem kürzesten Weg von der letzten Position aus erreichbar ist. Im Diagramm 7.7 ist der Ablauf der Suchstrategie dargestellt.

## 7.4 Implementierung

Da die Suchstrategien nur die Zwischenziele der einzelnen Agenten bestimmen, können die einzelnen Strategien für verschiedene Suchaufgaben der Agenten im Simulator eingebunden werden. Im Moment werden sie für die Familienevakuierung (siehe Kapitel 8) verwendet.

Die Suchstrategien benötigen in VADERE als Eingabe zusätzlich zur Geometrie des Szenarios die Adjazenzmatrix des Gebäudegraphen und die Zuordnungsmatrix  $Y$ . Die Knoten entsprechen (Zwischen-)Zielen im Fortbewegungsmodell und werden im Szenario zurzeit manuell gesetzt.  $L_Z$  wird nach Berechnung des Suchpfades an das Fortbewegungsmodell des Agenten übergeben und von dem Agent abgegangen. Wird ein Ziel erreicht, wird dieses aus der Liste gelöscht und das nächste Ziel angesteuert.

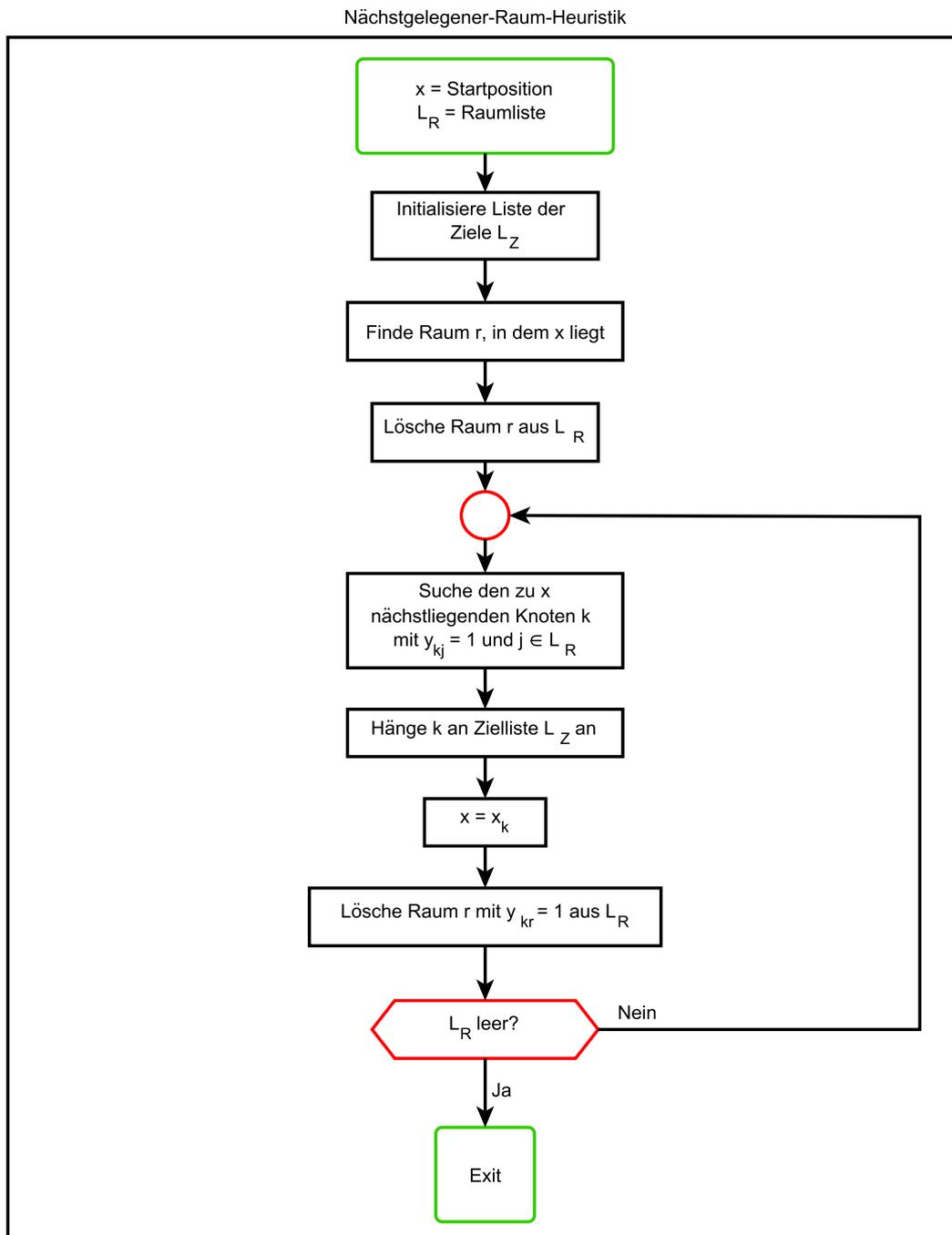


Abbildung 7.7: Ablaufdiagramm der Nächstgelegener-Raum-Heuristik.  $x_k$  ist die Position des Knoten k im Szenario.

## 7.5 Validierung

Wie Menschen andere Menschen in Gebäuden suchen, ist noch weitestgehend unbekannt. Zwar finden sich in vielen Wissenschaften (siehe Kapitel 3.3) Hinweise, jedoch gibt es keine Studien zu der Suche in einem Gebäude. Es gibt auch keine Experimente, bei denen Daten zu den Trajektorien oder Richtungswechseln erhoben wurden. Eine quantitative Validierung ist folglich nicht möglich.

Für eine Verbesserung der Datenlage zu Suchstrategien von Menschen in Gebäuden wurde ein Experiment an der Hochschule München durchgeführt, das im folgenden Abschnitt beschrieben wird. Die Ergebnisse des Experiments, verbunden mit den Erkenntnissen aus der Literatur, werden im Anschluss für die Bewertung der Realitätsnähe der Suchstrategien herangezogen.

### 7.5.1 Suchexperiment an der Hochschule München

An der Hochschule München wurde im November 2014 ein kleines Experiment mit 27 Studenten durchgeführt. Zwei Forschungsfragen sollten mit dem Experiment geklärt werden. Die erste Forschungsfrage war, ob die Probanden eine bevorzugte Startsuchrichtung haben. Die zweite bezog sich darauf, ob sie Ziele strukturiert, d.h. nicht zufällig, absuchen.

Der Aufbau des Experiments und die Abmessungen der Wegstrecken sind in Abbildung 7.8 im Gebäudeplan eingezeichnet. Die Probanden hielten sich in einem Vorlesungsraum auf. Jeder Proband erhielt einen Zettel in rot, grün oder blau. Den Probanden wurde mitgeteilt, wo sich der Startbereich und drei Ziele befinden. An jedem Zielpunkt wurde je ein Helfer platziert, der einen Zettel in rot, grün oder blau erhielt. Den Probanden wurde vorab nicht mitgeteilt, welchem Helfer welche Farbe zugeteilt wurde. Die Aufgabe der Probanden bestand darin, den passenden Helfer zu ihrer eigenen Farbe zu finden.

Der Startbereich des Experiments befand sich direkt beim Vorlesungsraum. Zielpunkt 1 lag im Lichthof vor den Vorlesungsräumen. Zielpunkte 2 und 3 befanden sich vom Startpunkt nach rechts und links gleich weit entfernt vor den Fenstern gegenüber den Treppenhäusern. Eine HD-Kamera stand direkt am Startbereich, drei Raspberry Pis in der Nähe der Punkte 1 bis 3.

Die Probanden wurden einzeln in den Gang geschickt. Dort mussten sie kurz vor der Kamera auf dem Startbereich stehen bleiben und ihre Startnummer in die Kamera halten. Auf ein Kommando startete das Suchexperiment. Die Kamera am Startbereich filmte, in welche Richtung sie zuerst gingen. Zur Kontrolle zeichneten

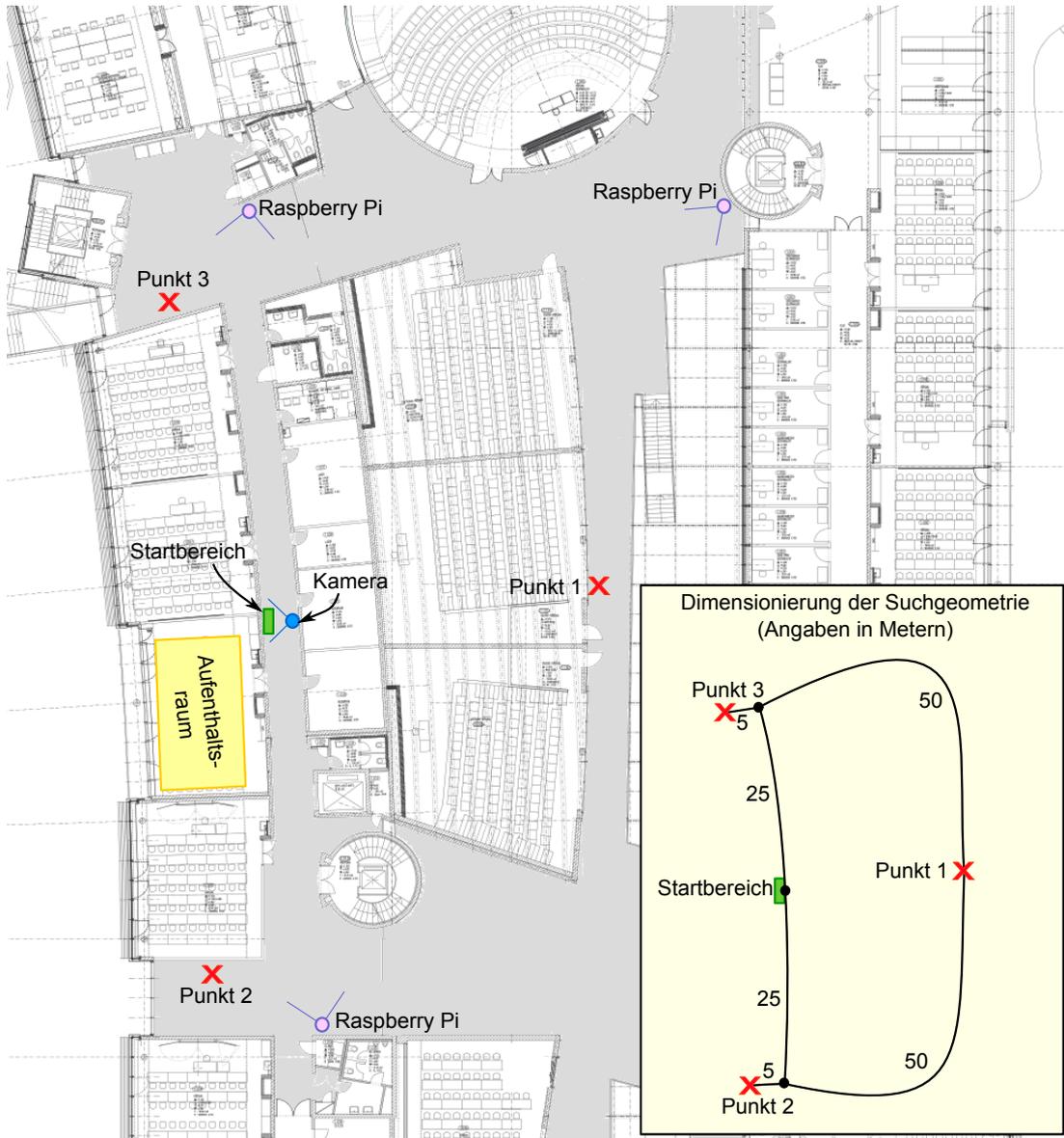


Abbildung 7.8: Aufbau des Suchexperiments an der Hochschule München.

die Raspberry Pis während des gesamten Experiments die Wege und die Ankünfte der Probanden bei den Helfern auf. Mittels Stoppuhren wurde zudem die benötigte Zeit für die Suche aufgezeichnet.

Die Probanden schienen keine Präferenz für eine Startsuchrichtung zu haben. Von 27 Studenten gingen 16 nach links und 11 nach rechts. Die Nullhypothese, dass die Wahl der Richtung gleichverteilt ist, lässt sich mit einem Chi-Quadrat-Test nicht ablehnen. Zusätzlich konnte festgestellt werden, dass 25 von den 27 Studenten strukturiert, auf einem der möglichen kürzesten Wege die Punkte abgesucht haben.

### 7.5.2 Qualitative Validierung

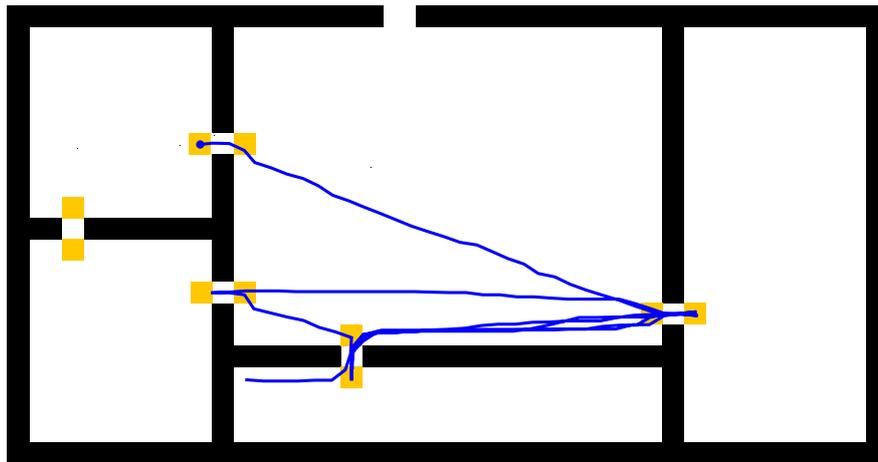
Die Validierung der Suchstrategien findet hier qualitativ durch den Vergleich des simulierten Verhaltens mit folgenden Erkenntnissen aus Psychologie, Biologie und Neurowissenschaften statt:

- Menschen suchen in überschaubaren Geometrien strukturiert, d.h. nicht zufällig.
- Menschen haben eine kognitive Karte im Kopf, die ihnen die Abschätzung von Distanzen ermöglicht.
- Menschen bevorzugen keine Suchrichtung.
- Menschen finden durch einfache Heuristiken Lösungen, die oft nahe an der optimalen Lösung liegen.
- Menschen finden allerdings nicht immer die optimale Lösung.

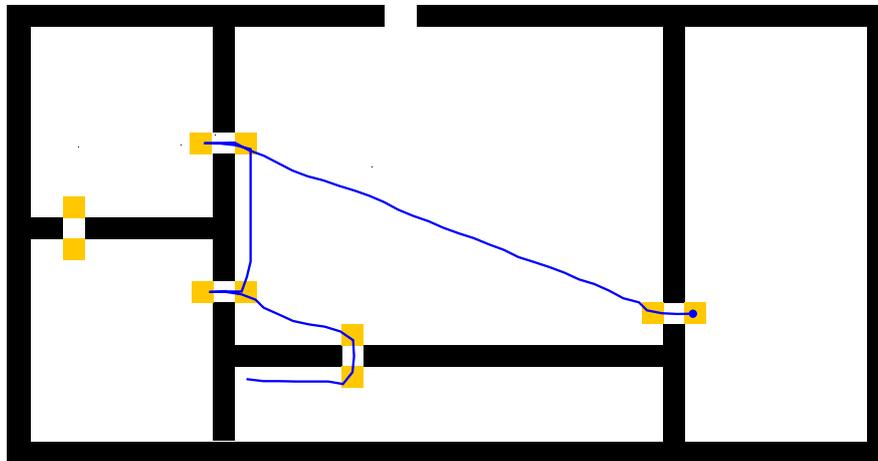
Das für die Validierung der Suchstrategien simulierte Szenario ist eine Komplettsuche, bei der alle Räume des Gebäudes aus Abbildung 7.1 durchsucht werden. Die Trajektorien eines Agenten, der mit allen drei Suchstrategien das Gebäude absucht, sind in Abbildung 7.9 dargestellt.

Die Verwendung der Zufallssuche für den Agenten führt zu einem unstrukturierten Weg (Abbildung 7.9(a)). In Experimenten wurde gezeigt, dass Menschen für einfache Geometrien, zumindest wenn sie alle Ziele sehen, den kürzesten Rundweg mit hoher Wahrscheinlichkeit finden (Wiener et al., 2009a; Blaser und Wilber, 2013). Das Experiment an der Hochschule München legt zudem nahe, dass Personen strukturiert und nicht zufällig suchen. Daher scheint es zweifelhaft, dass Personen in einem gut bekannten Gebäude völlig zufällig suchen. Jedoch kann es Situationen geben, in denen eine Art der Zufallssuche durchaus denkbar

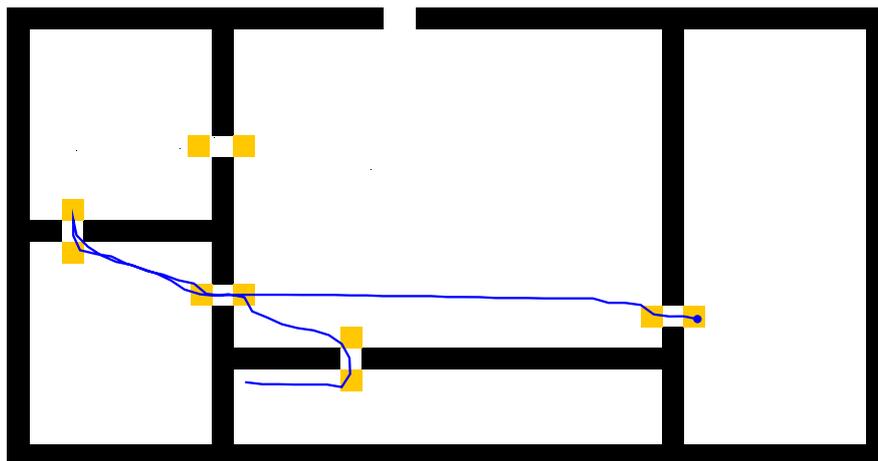
## 7 Suchstrategien in Gebäuden



(a) Agent durchsucht Gebäude mit der Zufallssuche.



(b) Agent durchsucht Gebäude mit der optimalen Suche.



(c) Agent durchsucht Gebäude mit der Nächstgelegener-Raum-Heuristik.

Abbildung 7.9: Trajektorien (blaue Linien) eines Agenten, der ein Gebäude durchsucht. Der Agent startet im unteren mittleren Raum.

ist. Hierunter fallen beispielsweise Ausnahmesituation, in denen sich Menschen einer großen Gefahr gegenüber sehen und unter Stress stehen oder in die mental eingeschränkte Personen involviert sind.

Der kürzeste Weg durch alle Räume wird von der optimalen Suche berechnet (Abbildung 7.9(b)). Für verschiedene Säugetiere wurde schon nachgewiesen, dass sie eine ziemlich genaue Darstellung ihrer Umwelt im Gehirn gespeichert haben (Hafting et al., 2005). Menschen sollten zu dieser Leistung folglich auch in der Lage sein und Distanzen in dieser kognitiven Karte abschätzen können. Allerdings ist es fraglich, ob die kognitiven Fähigkeiten und Informationen ausreichen, um die Distanzen gut genug zu schätzen und das Optimierungsproblem korrekt zu lösen (Gigerenzer et al., 1999; Gigerenzer, 2008). In einem kleinen gut bekannten Gebäude kann trotzdem die optimale Suche die realistische Strategie sein. In dem sehr überschaubaren Experiment an der Hochschule wurde von fast allen Teilnehmern der kürzeste Weg gefunden, was einer optimalen Strategie entspricht.

Der Weg, den der Agent mit der Nächstgelegener-Raum-Heuristik begeht (Abbildung 7.9(b)), ist im vorliegenden Szenario gut strukturiert und nur minimal länger als der optimale Weg. Diese Strategie folgt der Theorie, dass Menschen einfache kognitive Heuristiken mit begrenzten Informationen benutzen, um komplexe Probleme gut – wenngleich nicht immer optimal – zu lösen (Tversky und Kahneman, 1974; Gigerenzer et al., 1999). Sie setzt auch die Erkenntnisse der Neurologen und Psychologen um: Menschen nutzen eine kognitive Karte des Gebäudes und finden oft einen Weg, der sehr nah am optimalen Weg liegt. Für ein Suchproblem, in einem gut bekannten mittelgroßen Gebäude, ist zu erwarten, dass diese Strategie die Realität gut abbildet.

Keine der vorgestellten Strategien wird für alle Geometrien die Realität richtig abbilden. Daher muss sorgfältig für jede Simulation ausgewählt werden, welche Strategie zu verwenden ist. Darüber hinaus verwenden Menschen vermutlich noch weitere verfügbare Informationen und umfangreichere Strategien (Blaser und Wilber, 2013). So ist es denkbar, dass Eltern, die ihre Kinder suchen, wahrscheinlich wissen, wo sich diese aufgehalten haben. Während einer Suche könnten Interaktionen mit anderen Menschen zu zusätzlich verfügbaren Informationen führen. Hierzu sind noch weitere Forschungen nötig. Die hier vorgestellten Suchstrategien sind jedoch ein guter Einstiegspunkt, um realistisches Suchverhalten in Personensimulationen einzubinden und bei neuen Erkenntnissen zu erweitern.

## 7.6 Zusammenfassung

Dieses Kapitel analysiert, wie Personen in Gebäuden suchen. Es wurden drei Suchstrategien entwickelt, implementiert, getestet und hinsichtlich der Realitätsnähe bewertet. Es wurden eine einfache Zufallssuche, die ohne weitere Einschränkungen zufällig alle Räume absucht, eine optimale Suche, die den kürzesten Weg durch alle Räume zurückliefert, und eine Heuristik, die immer den nächstgelegenen noch nicht betretenen Raum besucht, modelliert. Die Nächstgelegener-Raum-Heuristik folgt dabei den psychologischen Erkenntnissen, dass Menschen eine kognitive Karte im Kopf haben, einfache Heuristiken nutzen und damit eine sehr gute Lösung für ein Problem erhalten.

Die Suchstrategien wurden in VADERE implementiert, simuliert und getestet. Für die Bewertung der Realitätsnähe wurde auch ein Suchexperiment an der Hochschule München herangezogen. Studenten wurden dabei beobachtet, wie sie drei ihnen bekannte Punkte absuchen, um eine ihnen zugeteilte Farbe zu finden. Es stellte sich heraus, dass fast alle Studenten, einen strukturierten Suchweg einschlugen, der dem kürzesten Suchpfad entsprach. Es zeigten sich auch keine Richtungspräferenzen.

Alle drei Suchstrategien können in bestimmten Fällen der Realität entsprechen. So kann die Zufallssuche in stressreichen Ausnahmesituationen realistisch sein und die optimale Suche in gut bekannten kleineren Gebäuden, wie z.B. dem eigenen Haus, den realistischen Suchpfad liefern. Die Nächstgelegener-Raum-Heuristik hat von den drei Suchstrategien den weitesten Anwendungsbereich. Für mittelgroße gut bekannten Gebäuden wird mit ihr ein Suchpfad erzeugt, der dem von Menschen in der Realität entsprechen könnte. Wenngleich Menschen wahrscheinlich noch mehr Informationen in ihre Strategien einfließen lassen, kann die Nächstgelegener-Raum-Heuristik dennoch als realistische Suchstrategie für Agenten in Personenstromsimulationen verwendet werden.

# 8 Familienevakuierung

Kaum jemand wird bezweifeln, dass Familien in Not- und Gefahrensituationen zusammenhalten. Belegt ist dies auch durch Untersuchungen von Psychologen und Evakuierungsforschern. Sie konnten zeigen, dass sich Familien bei Evakuierungen nicht trennen. Viel mehr noch, Eltern suchen ihre Kinder und gehen sogar in Gefahrenzonen zurück, wenn sie von ihren Kindern getrennt sind. Dies kann auf eine Familienidentität und daraus resultierende Normen zurückgeführt werden. Genauere Erklärungen zu diesen Erkenntnissen sind in Kapitel 3.2 zu finden.

In diesem Kapitel wird eine Erweiterung des Simulators VADERE vorgestellt, die das Verhalten von Eltern abbildet, die von ihren Kindern zu Beginn einer Evakuierung getrennt sind. Zuerst wird darauf eingegangen, inwieweit ein solches Familienverhalten schon in Personenstromsimulationen Eingang gefunden hat. Darauffolgend wird das neue Modell vorgestellt und die Umsetzung des Modells im Simulator VADERE umrissen. Die qualitative Validierung des neuen Modells wird durch eine Analyse des Einflusses der Anzahl Familien auf die Evakuierungszeit in einem Beispielszenario ergänzt.

## 8.1 Stand der Forschung

Menschen sind nicht nur alleine auf der Straße oder in Gebäuden unterwegs, sondern viele bewegen sich in Gruppen. So führten in den letzten Jahren immer mehr Modelle für Fußgängerbewegungen Kleingruppen, die Familien oder Freunde darstellen sollen, ein. Hier lag der Fokus jedoch auf den Bewegungen und der Laufform, nicht auf sozialen Verhaltensweisen der Gruppe. Familien zeichnen sich aber gerade in Evakuierungen durch ein spezifisches Verhalten aus: Sie suchen ihre fehlenden Familienmitglieder bevor sie sich in Sicherheit bringen.

In Evakuierungssimulationen fand die Familienevakuierung in den letzten Jahren verstärkt Beachtung (Pan, 2006; Robinette und Howard, 2011; Chu et al., 2011; Tsai et al., 2011; Okaya und Takahashi, 2011; Chu und Law, 2013; Chu et al., 2013). Alle Modelle gleichen sich darin, dass Eltern und Kinder einander suchen und sich

dann gemeinsam in Sicherheit bringen. In den meisten Fällen wird allerdings nur angegeben, dass Mitglieder einer Familie andere fehlende Mitglieder suchen, jedoch nicht wie (siehe Kapitel 7.1). In (Robinette und Howard, 2011) wird immerhin beschrieben, wie sich Familien finden: Hier wissen die Familienmitglieder immer, wo sich die restlichen Mitglieder befinden, bewegen sich aufeinander zu und treffen sich dann zentral zwischen den Ausgangspositionen. Dieses Modell hat jedoch einige Schwächen. Zum einen basiert es nicht auf psychologischen Erkenntnissen, dass sich Familienmitglieder, die getrennt wurden, in der Mitte treffen. Das wird in einer Evakuierungssituation selten beobachtbar sein, da die Positionen aller Familienmitglieder in der Regel unbekannt sind. Zum anderen bleiben Kinder in Evakuierungen meist stehen und bewegen sich nicht von ihrer Position weg (Leach, 2004, 2005). Von einem Zusammentreffen der Familienmitglieder im Zentrum ihrer Positionen kann also nicht ausgegangen werden.

In der Realität werden vielmehr Situationen zu beobachten sein, in denen die Position der Familienmitglieder nicht allen bekannt ist und sich Kinder nicht alleine in Sicherheit bringen können. In solchen Fällen müssen die Eltern die Kinder suchen, bevor die Familien vereint der Gefahr entkommen können. Das in dieser Arbeit entwickelte Modell setzt erstmals dieses Verhalten um, indem es psychologische Erkenntnisse zur Familienidentität und den daraus folgenden Normen mit Suchstrategien verbindet.

## 8.2 Modellierung des **Family Affiliation Models**

Das Verhaltensmodell **Family Affiliation Model** setzt psychologische Erkenntnisse zum Verhalten von Familien in Evakuierungssituationen um. Aufgrund einer geteilten Familienidentität werden im familiären Verhalten bestimmte Normen befolgt. Eine dieser Verhaltensnormen ist, dass Elternteile ihre Kinder suchen, um gemeinsam die Gefahrenzone zu verlassen. Das Family Affiliation Model betrachtet die Situation für eine Kleinfamilie. Ein Elternteil sucht in einem Gebäude sein Kind, von dem er nicht weiß, wo es sich befindet.

Kinder tendieren in Gefahrensituationen dazu, sich zu verstecken, stehen zu bleiben, nicht zu reagieren und darauf zu warten, dass ihnen Erwachsene helfen oder sagen, was zu tun ist (Leach, 2004). Eltern hingegen werden ihre Kinder suchen, um diese in Sicherheit zu bringen, was in Kapitel 3.2.2 genauer dargestellt wurde.

Zwei Arten von Agenten sind folglich für dieses neue Verhaltensmodell ein-

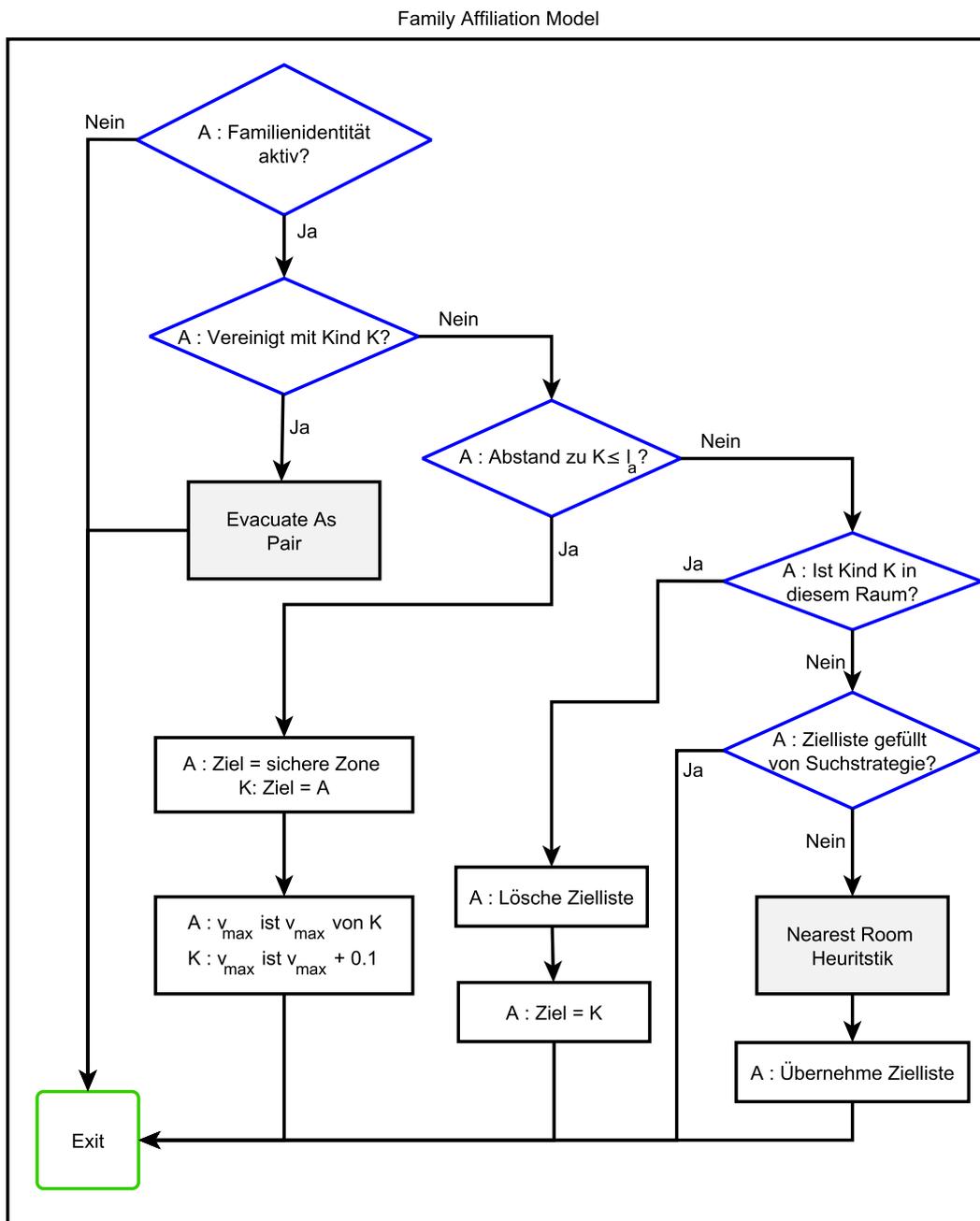


Abbildung 8.1: Ablaufdiagramm des Family Affiliation Model für Elternteil A und Kind K per Zeitschritt. Die Komponenten „Evacuate As Pair“ und „Nearest Room Heuristic“ der Kapitel 6 und 7 können wieder genutzt werden. Hier bezeichnet  $l_a$  die Armlänge und ist der Abstand, ab dem A und K gemeinsam die Gefahrenzone verlassen.

zuführen: Ein Elternteil-Agent und ein Kind-Agent. Ein Elternteil-Agent ist ein normaler Agent, ein Kind-Agent ist ein normaler Agent mit einer gegebenenfalls geringeren Laufgeschwindigkeit. Einem Kind-Agenten ist ein anderer Agent als Elternteil-Agent zugeteilt, einem Elternteil-Agenten ein Kind-Agent. Im Folgenden wird für Kind-Agent der Einfachheit halber kurz *Kind*, für Elternteil-Agent *Elternteil* geschrieben.

Ein Kind kann sich nicht alleine in Sicherheit bringen und bleibt still stehen. Dies wird dadurch erreicht, dass die Kinder zunächst als Ziel ihre eigene Position erhalten. Ein Elternteil sucht sein Kind. Die Suche nach dem Kind erfolgt mittels einer Suchstrategie (siehe Kapitel 7). Wenn das Kind gefunden wurde, d.h. es sich im selben Raum wie sein Elternteil befindet, geht zunächst das Elternteil auf das Kind zu. Wenn sie sich dann an der Hand nehmen können, d.h. nur noch eine Armlänge Abstand zwischen beiden ist, bilden Elternteil und Kind eine Gruppe und verlassen gemeinsam das Gebäude. Der Ablauf ist in Abbildung 8.1 genauer dargestellt.

Das Family Affiliation Model verwendet dabei zwei schon in früheren Kapiteln vorgestellte Komponenten. Die „Evacuate As Pair“-Komponente aus Kapitel 6 wird dafür verwendet, dass das Elternteil-Kind-Paar nicht steckenbleibt und trotzdem gemeinsam das Gebäude verlassen kann. Die Suchstrategie, mit der der Elternteil das Kind sucht, ist die „Nearest Room Heuristic“ aus Kapitel 7. Andere vorgestellte Suchstrategien können ebenfalls verwendet werden.

Ebenso wie das Helping Activity Model hat das Family Affiliation Model den Vorteil, dass es unabhängig vom gewählten Fortbewegungsmodell ist. Ziele und Geschwindigkeiten der Agenten werden durch das Modell geändert. Eingriffe in den Ablauf des gewählten Fortbewegungsmodells können demnach weitgehend vermieden werden.

### 8.3 Implementierung

Im Simulator VADERE kann durch den Steuerungsmechanismus der Social Identity Model Application (siehe Kapitel 5) das Familienverhalten angesteuert werden, wenn die Familienidentität aktiv ist. Das Family Affiliation Model ist eine Realisierung des Interfaces *SocialBehaviourModel*. Es enthält eine Liste der SIMA-Agenten, Objekte der Klasse *PedestrianSIMA*, bei denen geprüft wird, ob sie die entsprechende Identität gesetzt haben. Müssen aufgrund der Regeln des Family Affiliation Models Geschwindigkeiten und Ziele der Fortbewegungsagenten geändert werden,

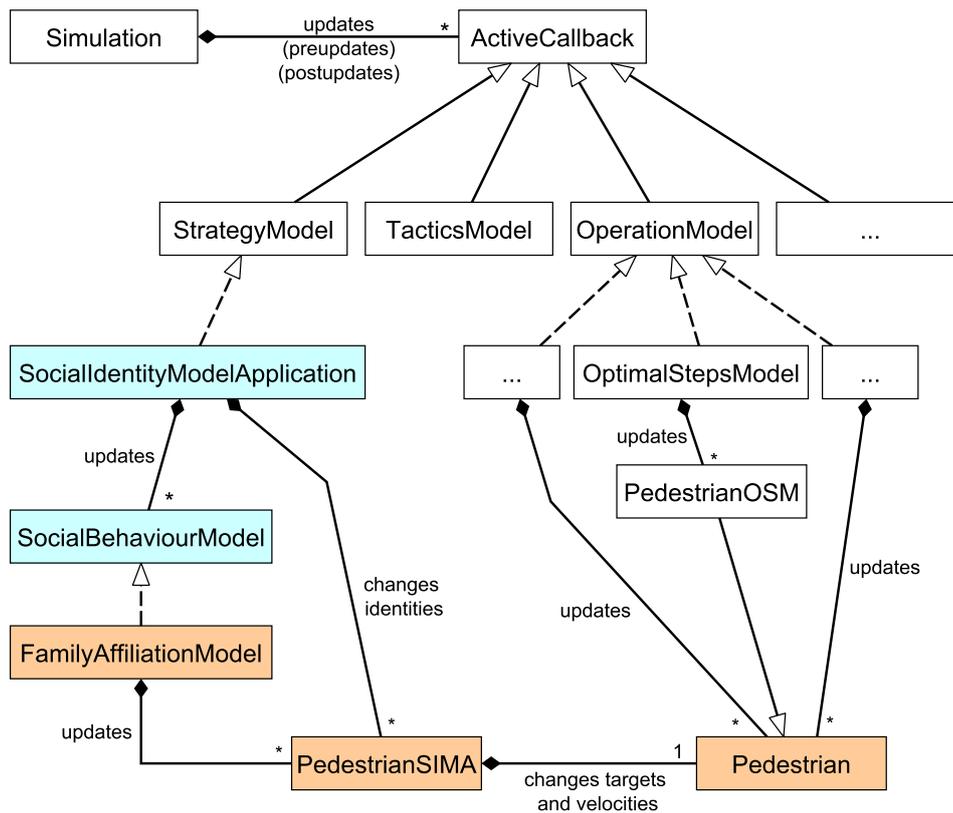


Abbildung 8.2: Umsetzung des Family Affiliation Models im Simulator VADERE.

wird dies durch die SIMA-Agenten weitergegeben. Die Einbindung des Family Affiliation Models in VADERE ist im vereinfachten Klassendiagramm 8.2 skizziert.

Das Family Affiliation Model hat selbst keinen Parameter. Die Familien sind vordefiniert. Allerdings kann durch einen Parameter  $per_{fam}$  der Prozentsatz Familienmitglieder in einer Simulation festgelegt werden, welche dann zufällig beim Erstellen des Szenarios auf die Agenten verteilt werden.

## 8.4 Validierung

Zu Evakuierungen mit getrennten Gruppen oder Familien gibt es Erhebungen von Psychologen (z.B. Sime, 1983), jedoch gibt es auch hier aufgrund von Datenschutz und fehlenden Aufzeichnungsmöglichkeiten keine Daten, die zur quantitativen Kalibrierung und Validierung des Modells herangezogen werden könnten. So bleibt erneut der Lösungsansatz, mit einer qualitativen Validierung des Modells und zusätzlicher Quantifizierung von Unsicherheiten, Aussagen zur Realitätsnähe und des Verhaltens des Modells zu erhalten.

Die Kalibrierung des zugrundeliegenden Fortbewegungsmodells erfolgt auch hier durch plausible Annahmen. Die Parameter der Personal Space Model Function erhalten wieder folgende Werte:  $\mu_p = 5,0$ ,  $a_p = 1,0$  und  $b_p = 1$ . Dies entspricht einem reduzierten Bedürfnis nach Abstand, wie er aufgrund der geteilten Identität in Evakuierungen beobachtet wird. Eltern und Kinder können im Fortbewegungsmodell unterschiedliche Gehgeschwindigkeiten erhalten. So ist analog zu Kapitel 6.4 für Eltern eine erhöhte Gehgeschwindigkeit von  $1,6 \frac{m}{s}$  denkbar. Gehgeschwindigkeiten von Kindern wurden in verschiedenen Studien gemessen (z.B. Weidmann, 1992; Hassoun, 2011). Es zeigte sich zum einen, dass diese abhängig vom Alter sehr stark schwanken, und zum anderen, dass Kinder bei einem Feueralarm in einer Grundschule schon eine Geschwindigkeit von  $1,17 \frac{m}{s}$  erreichen. Die wirklichen Geschwindigkeiten in Evakuierungssituationen von Eltern mit ihren Kindern sind jedoch unsicher. Daher wird in den Simulationen dieses Kapitels für alle Agenten, also für Eltern wie Kinder, eine gleiche Wunschgeschwindigkeit von  $1,34 \frac{m}{s}$  (Weidmann, 1992) angenommen, um den Einfluss der Geschwindigkeiten zu reduzieren und ausschließlich den Einfluss des neuen Verhaltens analysieren zu können.

### 8.4.1 Qualitative Validierung

Für die qualitative Validierung der Social Identity Model Application in Verbindung mit dem Family Affiliation Model wird als Geometrie das Gebäude aus Kapitel 7.2 herangezogen. Dabei wird angenommen, dass sich 50 Personen in dem Gebäude befinden. Von allen Agenten gehören 20% zu Familien; es befinden sich also 5 Elternteile und 5 Kinder im Szenario. In jedem Raum starten 10 Personen. In allen Räumen befinden sich zwei Agenten, die zu Familien gehören. In Abbildung 8.3 ist die Anfangssituation dargestellt. Die Elternteile suchen mit der Nächstgelegener-Raum-Heuristik (Kapitel 7.3.3) nach ihren Kindern und bringen sich gemeinsam in Sicherheit. Die anderen Agenten verlassen direkt das Gebäude.

Nach einigen Sekunden Simulationszeit finden die ersten Elternteile ihre Kinder und bilden Gruppen. Die nicht zu Familien gehörenden Agenten befinden sich schon zu großen Teilen in Sicherheit. Abbildung 8.4 zeigt diese Situation. Ein Eltern-Kind-Paar hat sich schon gefunden und befindet sich auf dem Weg nach draußen. Ein weiteres Elternteil sieht sein Kind und läuft auf dieses zu. Die anderen drei Elternteile suchen noch nach ihren Kindern.

Abbildung 8.5 zeigt eine spätere Simulationszeit. Alle Agenten ohne Familien sind in Sicherheit, allerdings befinden sich noch alle Familienangehörigen im Gebäude. Vier der fünf Familien haben sich schon gefunden. Der letzte Elternteil

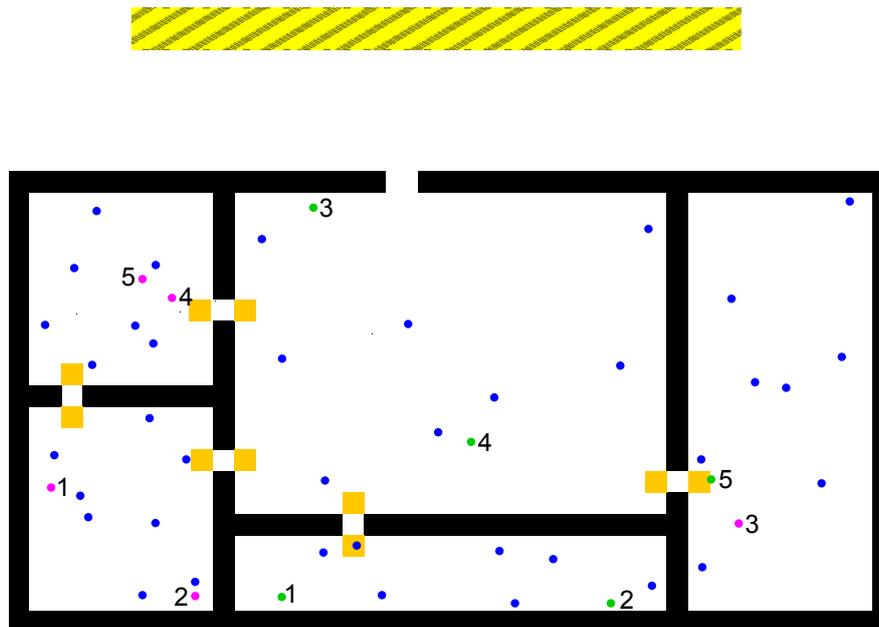


Abbildung 8.3: Ausgangslage einer Gebäudeevakuierung mit 50 Personen, wovon 5 Eltern (grün) und 5 Kinder (rosa) sind. Die zusammengehörigen Eltern und Kinder sind mit Zahlen gekennzeichnet.

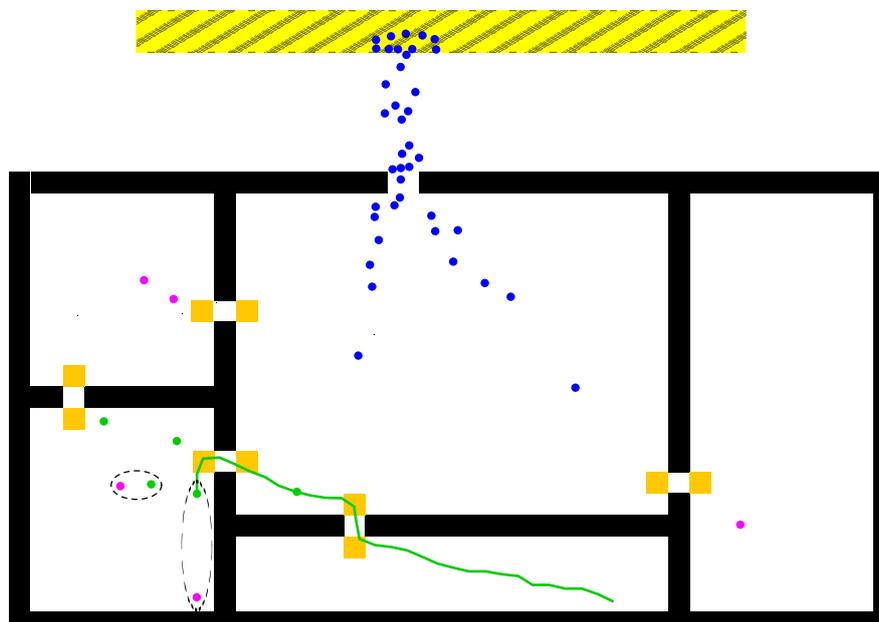


Abbildung 8.4: Evakuierung eines Gebäudes: Erste Elternteile finden ihre Kinder. Ein Elternteil bringt sich und sein Kind schon in Sicherheit, ein weiterer sieht sein Kind und holt es ab. Der Suchweg des abholenden Elternteils ist eingezeichnet.

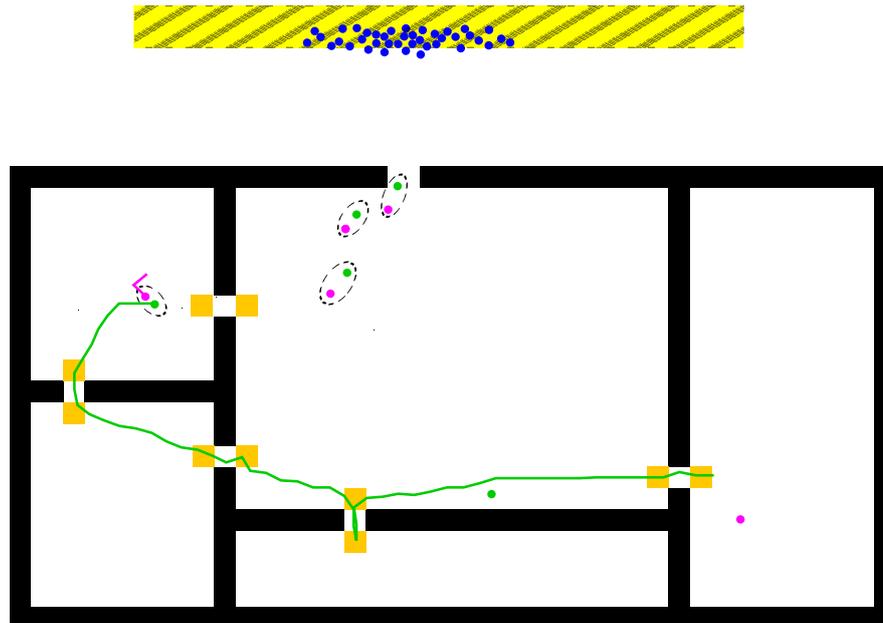


Abbildung 8.5: Evakuierung eines Gebäudes: Vier Eltern haben ihre Kinder gefunden. Der Suchweg eines Elternteils ist dargestellt.

hat nur noch einen Raum zu durchsuchen, in dem sich auch sein Kind befindet.

Das Modell setzt das beobachtete Verhalten bei Evakuierungen um: Eltern suchen ihre Kinder (Sime, 1983; Mawson, 2005), Kinder bleiben regungslos stehen (Leach, 2004). All dies kann in der Simulation beobachtet werden. So kann argumentiert werden, dass das Family Affiliation Model die Realität qualitativ korrekt nachbildet. Eine quantitative Validierung muss aufgeschoben werden, bis genaue Daten zu Evakuierungen mit getrennten Familien vorliegen.

### 8.4.2 Quantifizierung von Unsicherheiten

Bei einer Simulation ohne Familien im obigen Szenario wird eine Evakuierungszeit von 31,6s erreicht. Diese verdoppelt sich mit 20% Familienangehörigen fast und liegt bei 60,8s. Es wird bei der Planung von Evakuierungen nie ganz klar sein, wie viele getrennte Familien darin involviert sein werden. Mit der Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten aus Kapitel 2.3.4 wird daher hier der Einfluss der Anzahl der Familien auf die Evakuierungszeit genauer untersucht, um eine bessere Einschätzung der Relevanz dieses Parameters für Evakuierungssimulationen abzugeben.

Es wird hier ebenfalls das Gebäude aus Kapitel 7.2 betrachtet. Darin befinden sich für diese Untersuchungen 100 Agenten, aufgeteilt auf 20 Agenten pro Raum.

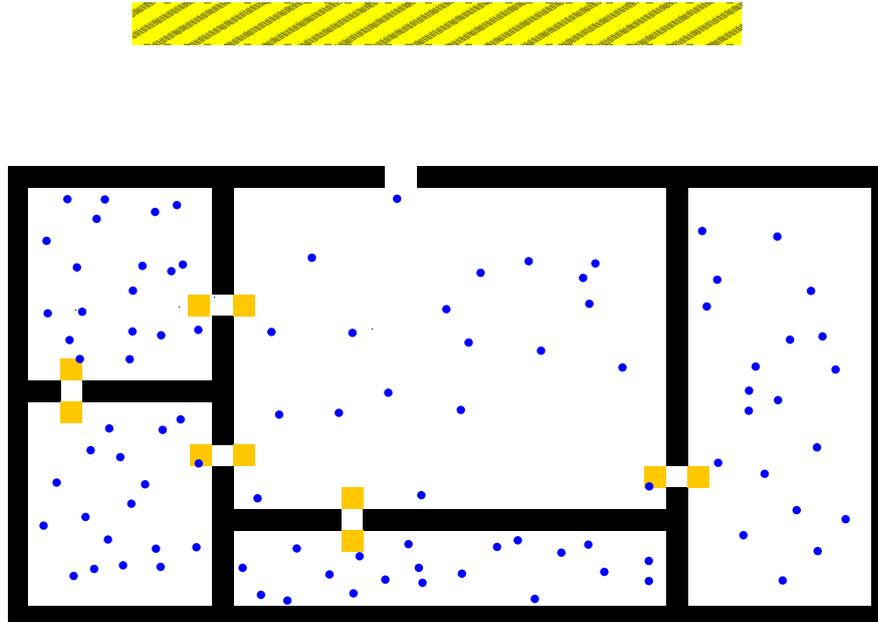


Abbildung 8.6: Szenario für die Quantifizierung der Unsicherheit im Parameter  $per_{fam}$ . 100 Agenten (je 20 Agenten pro Raum) verlassen ein Gebäude und begeben sich zur sicheren Zone (schwarz-gelb gestreiftes Rechteck oberhalb).

Die Agenten werden zufällig in den Räumen verteilt. Abhängig vom Parameter  $per_{fam}$  wird eine gerade Anzahl von Agenten ausgewählt, die zu Familien von jeweils zwei Agenten, einem Kind und einem Elternteil, gruppiert werden. Welche Agenten dabei Eltern und Kinder sind, wird zufällig ausgewählt. Die Parameter für die Fortbewegung werden ebenso wie im vorigen Szenario festgelegt.

Für die Quantifizierung der Unsicherheit im Prozentsatz Familien wird der Parameter  $per_{fam}$  als gleichverteilt von 0 bis 40% angenommen. Zunächst hat die Anzahl Familien im Szenario wenig Einfluss auf die Anzahl der Agenten im Gebäude. Die Haupttür des Gebäudes, die zur Sicherheit führt, stellt eine Engstelle dar. Daher können auch die Agenten ohne Familien nur nach und nach die Sicherheit erreichen. Erst wenn sich keine Stauung mehr an der Tür befindet, haben die Agenten mit Familien einen Einfluss. Nun kommt die Suchzeit, also die Zeit, die ein Elternteil benötigt, um sein Kind zu finden, zum Tragen. Die Eltern und ihre Kinder sind noch immer im Gebäude, wenn schon alle Agenten ohne Familien in Sicherheit sind. Dies ist in Abbildung 8.7 deutlich zu erkennen. Auch die Standardabweichung von 9,06s bei einer mittleren Evakuierungszeit von 60,64s in diesem Szenario bestätigt, dass die Anzahl der Familienmitglieder auf eine Simulation mit dem Family Affiliation Model einen großen Einfluss hat.

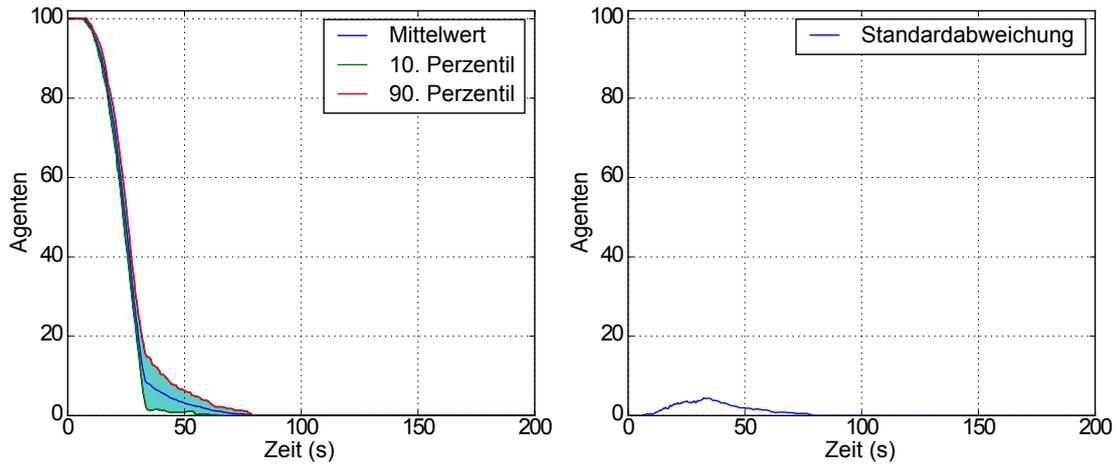


Abbildung 8.7: Ergebnisse der Quantifizierung von Unsicherheiten bei einer Variation des Prozentsatzes der Familien. Aufgetragen ist dabei, wie viele Agenten sich zur Simulationszeit noch nicht in Sicherheit befinden.

Evakuierungsforscher konnten belegen, dass Evakuierungen mit getrennten Familien länger dauern als ohne (Proulx, 2009). Eine ebensolche Erhöhung der Evakuierungszeit konnte mit der Quantifizierung von Unsicherheiten auch für das Family Affiliation Model gezeigt werden. Dies spricht dafür, dass das neue Verhaltensmodell bei der Planung von Gebäuden, in denen sich Kinder getrennt von ihren Eltern aufhalten könnten, herangezogen werden sollte. Architekten und Sicherheitsexperten können damit eine bessere Abschätzung für die Entwicklung von Evakuierungszeiten erhalten.

## 8.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde ein weiteres Verhaltensmodell für Personenstromsimulationen vorgestellt. Das Family Affiliation Model verbindet die Theorie der Familienidentität und der Norm, nur gemeinsam die Gefahrenzone zu verlassen, mit Personenstromsimulationen. Dabei wird die Verhaltensnorm, dass Familien in Evakuierungen ihre Mitglieder nicht im Stich lassen, sondern einander suchen, modelliert. Durch den Steuerungsmechanismus aus Kapitel 5 wird das Verhalten bei aktivierter Familienidentität aufgerufen.

Das neue Familienverhaltensmodell wurde in VADERE als Realisierung des Interfaces *SocialBehaviourModel* implementiert. Die Schnittstelle zu den Fortbewegungsmodellen ist klein gehalten, da das Family Affiliation Model sich auf eine Änderung der Geschwindigkeiten und Ziele der Fortbewegungsagenten beschränkt.

Daher können mit dem Family Affiliation Model – ebenso wie mit dem Helping Activity Model aus Kapitel 6 – für Simulationen verschiedene Fortbewegungsmodelle gewählt werden.

In einer Simulation mit dem Optimal Steps Models als Fortbewegungsmodell zeigte sich, dass das in verschiedenen Evakuierungssituationen beobachtete Verhalten mit dem neuen Modell nachgebildet werden kann: Eltern suchen und finden ihre Kinder und erreichen gemeinsam die sichere Zone. Für eine quantitative Validierung fehlen allerdings messbare Daten wie Trajektorien von Familien oder Evakuierungszeiten. Mit der Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten wurde daher der Einfluss der Anzahl von getrennten Familien auf die Evakuierungszeit untersucht, um weitere Erkenntnisse zum Modell zu erhalten. Hier zeigte sich ein deutlicher Einfluss, der auch von Evakuierungsforschern berichtet wird.

Ohne getrennte Familien in Evakuierungssimulationen werden wieder deutlich zu optimistische Evakuierungszeiten erreicht. Für eine Vorhersage einer Evakuierungssituation, in der sich Eltern und Kinder an getrennten Plätzen aufhalten können, empfiehlt sich daher die Anwendung des neuen Modells. Zumindest eine Referenzsimulation sollte mit dem neuen Modell durchgeführt werden, um eine Abschätzung der Erhöhung der Evakuierungszeit zu bekommen und gegebenenfalls die Planungen anpassen zu können.



## 9 Diskussion und Ausblick

Um Veranstaltungen und Gebäude so zu planen, dass Evakuierungen sicher durchgeführt werden können, werden meist Richtlinien herangezogen. In letzter Zeit wird zusätzlich vermehrt eine neuere Methode der Sicherheitsplanung hinzugenommen: die Simulation von Personenströmen. In diesem Bereich konkurrieren mehrere Modelle. Ausschlaggebend für zutreffende Vorhersagen zu Evakuierungen oder zur Bewegung von Menschenmengen ist, dass die Modelle für die Simulation von Personenströmen die Realität bestmöglich abbilden. Dies ist das Forschungsgebiet vieler Wissenschaftler aus den unterschiedlichsten Fachbereichen.

Diese interdisziplinäre Arbeit reiht sich in diese Forschung ein und überträgt Erkenntnisse aus der Psychologie und den Neurowissenschaften in Modelle für die Simulation von Personenströmen. Zunächst wurde der Stand der Wissenschaft sowohl für die Modelle und Simulationsframeworks für Personenstromsimulationen als auch für die psychologischen Theorien dargelegt. Im Anschluss daran wurden die neu entwickelten Modelle detailliert beschrieben, entsprechend der jeweils verfügbaren Datenlage validiert und bewertet und ihre Einbindung in den Simulator VADERE aufgezeigt.

### 9.1 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

Der Kern dieser Arbeit sind Modelle für die Simulation von Personenströmen, die auf psychologischen oder neurowissenschaftlichen Erkenntnissen beruhen, und deren Umsetzung im Simulator VADERE. Im Folgenden werden die einzelnen Kapitel noch einmal zusammengefasst.

In Kapitel 4 wurde eine neue Funktion vorgestellt, die den Abstand, den einzelne Agenten von einander halten, steuert. Die psychologische Theorie der interpersonellen Distanzen postuliert, dass es verschiedene Abstandszonen um jeden Menschen gibt. Die inneren beiden Abstandszonen haben dabei einen Einfluss auf die Bewegung. Daher wurden diese beiden Zonen in der neuen Personal Space Model

Function umgesetzt. Die Abstandsfunktion **Personal Space Model Function** kann für verschiedene Fortbewegungsmodelle eingesetzt werden. Sie wurde ausgiebig getestet und validiert. Es zeigte sich, dass das Optimal Steps Model durch Kalibrierung der Parameter der neuen Funktion leichter und zutreffender verschiedene Fundamentaldiagramme, die den Zusammenhang zwischen Personendichte und Geschwindigkeit darstellen, nachbilden kann. Anhand von Daten eines Engstellenexperiments einer anderen Forschungsgruppe konnte darüber hinaus die Realitätsnähe unterstrichen werden.

Kapitel 5 befasste sich mit einem Steuerungsmechanismus, der Agenten soziale Identitäten in Simulationen zuteilt und entsprechende Verhaltensmodelle ansteuert. Mit der Salienz von Identitäten erklären Psychologen Verhaltensänderungen von Menschen. Die saliente Identität lässt neue Verhaltensnormen für die Menschen gelten. Für diese Zuweisung von Identitäten an Agenten wurde die **Social Identity Model Application** entwickelt. Sie teilt, entsprechend der vorliegenden Situation und den von Psychologen aufgestellten Regeln, Agenten entweder eine persönliche oder eine soziale Identität zu. In der vorliegenden Form sind zwei soziale Identitäten, eine Schicksalsidentität und eine Familienidentität, umgesetzt. Die Schicksalsidentität ist die Identität, die Personen in Evakuierungen aufgrund des gemeinsamen Schicksals teilen. Die Familienidentität beruht auf der Identifikation mit der Familie. Aufgrund von zugewiesenen Identitäten werden durch diese Anwendung verschiedene Verhaltensmodelle aufgerufen. Der Steuerungsmechanismus verändert die Bewegung der Personenströme selbst nicht. Dies geschieht durch die aufgerufenen Verhaltensmodelle. So wurde der Steuerungsmechanismus nicht in diesem Kapitel, sondern mittelbar in den Kapiteln 6 und 8 validiert.

Ein erstes Verhaltensmodell wurde in Kapitel 6 vorgestellt. Dieses Modell setzt das Verhalten um, dass selbst Fremden geholfen wird und so Verletzte aus der Gefahrenzone gebracht werden. Dieses Verhalten wurde in Evakuierungen beobachtet und von Psychologen auf eine gemeinsame Identität in Gefahrensituationen zurückgeführt. Auf diesen psychologischen Mechanismen beruht das Verhaltensmodell **Helping Activity Model**. Ein neuer Typ Agent, ein Schwerverletzter, der nicht alleine die Gefahrenzone verlassen kann, wurde eingeführt. Die unverletzten Agenten helfen den Schwerverletzten, wenn ihnen durch den Steuerungsmechanismus die Schicksalsidentität zugeteilt wurde. Mit einer Simulation einer U-Bahn-Evakuierung konnte gezeigt werden, dass das Modell das in Evakuierungen beobachtete Verhalten nachbilden kann: Die Agenten verlassen geordnet die Gefahrenzone und allen Verletzten wird geholfen. Aufgrund fehlender verfügbarer Messdaten zu Evakuierungen mit Schwerverletzten konnte weder

quantitativ kalibriert noch quantitativ validiert werden. Um dennoch weitere Informationen über das Modell und Aussagen zur Realitätsnähe zu erhalten, wurde die Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten erstmals für Personenstrommodelle eingesetzt. Mit ihr wurde der Einfluss entscheidender Modellparameter auf die Evakuierungszeit analysiert. In dem betrachteten Szenario stellte sich heraus, dass die genaue Anzahl der Agenten, die die Schicksalsidentität teilen, nur einen geringen Einfluss auf die Evakuierungszeit hat. Diese Erkenntnis ist besonders wichtig, da dies ein nur schwer messbarer psychologischer Parameter ist. Zudem zeigte sich, dass sich die Geschwindigkeit von Helfern mit Verletzten auf die Evakuierungszeit deutlicher auswirkt. Zur genaueren Bestimmung dieses Parameters könnten Experimente durchgeführt werden. Als wichtigste Erkenntnis ergab sich darüber hinaus, dass die Anzahl der Verletzten den größten Einfluss auf die Evakuierungszeit hat. Wenn folglich in Evakuierungssituationen Verletzte zu erwarten sind, kann durch Simulationen des Helping Activity Models mit verschiedenen Prozentsätzen von Verletzten eine bessere Abschätzung der realen Evakuierungszeit erreicht werden.

In Kapitel 7 wurden mögliche Strategien, wie Agenten nach einem anderen Agenten suchen, entwickelt und diskutiert. Menschen suchen oft nach anderen Personen oder Orten, allerdings ist über die zugrundeliegenden Strategien sehr wenig bekannt. Um dennoch Erkenntnisse aus Psychologie, Biologie und Neurowissenschaften zum Suchverhalten von Menschen anwenden zu können, wurde zunächst das betrachtete Szenario auf die Suche in einem gut bekannten Gebäude eingeschränkt und dieses formal als Graph beschrieben. Es wurden danach drei Suchstrategien modelliert: Eine Zufallssuche, eine optimale Suche und eine psychologische **Nächstgelegener-Raum-Heuristik**. Die Strategien unterscheiden sich vor allem in den benötigten kognitiven Fähigkeiten. Sie wurden anhand einer Simulation einer Suche in einem Gebäude qualitativ validiert. Dafür wurden die Suchpfade der Agenten mit den Erkenntnissen aus einem Suchexperiment an der Hochschule München und der Literatur verglichen. Es zeigte sich, dass die Nächstgelegener-Raum-Heuristik in den meisten denkbaren Szenarien realitätsnäher als die anderen beiden ist.

In Kapitel 8 wurde das zweite neu entwickelte Verhaltensmodell eingeführt. Das **Family Affiliation Model** modelliert das Verhalten getrennter Familien in Evakuierungen. In verschiedenen Evakuierungen wurde beobachtet, dass Familien, die in Evakuierungen getrennt waren oder wurden, trotzdem gemeinsam die Sicherheit erreichten. Vor allem Eltern suchen nach ihren Kindern. Kinder hingegen tendieren in Gefahrensituationen dazu, stehen zu bleiben und nicht zu reagieren.

Diese Erkenntnisse gingen direkt in das neue Modell ein. Zur Vereinfachung wurde darüber hinaus angenommen, dass je ein Elternteil eines seiner Kinder sucht und dieses in Sicherheit bringt. Das Verhaltensmodell wurde zunächst gegen die Literatur validiert, indem nachgewiesen wurde, dass das berichtete Verhalten, dass Eltern ihre Kinder suchen und gemeinsam die Sicherheit erreichen, qualitativ nachgebildet werden konnte. Eine quantitative Kalibrierung und damit auch eine quantitative Validierung schieden aufgrund fehlender Daten zu Evakuierungen mit Eltern und Kindern aus. Als Lösungsstrategie wurde wieder die Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten eingesetzt und der Einfluss des Parameters, der die Anzahl Familienmitglieder steuert, auf die Evakuierungszeit analysiert. Hierbei zeigte sich, dass der Prozentsatz der Familien im Szenario die Evakuierungszeit stark schwanken lässt. Getrennte Familien in Evakuierungen haben auch nach psychologischen Erkenntnissen einen deutlichen Einfluss auf die Evakuierungszeit, welcher auch mit dem Family Affiliation Model abbildbar ist. Obwohl das Modell vereinfacht nur Familien mit zwei Mitgliedern betrachtet und die Evakuierungszeit mit größeren Familien noch weiter steigen könnte, könnte es trotzdem von Planern eingesetzt werden. Mit ihm ist eine deutlich bessere Abschätzung der Evakuierungszeit, wenn sich getrennte Familien in einem Gebäude aufhalten, zu erreichen, als wenn keine Familien betrachtet werden.

Insgesamt legen die Ergebnisse nahe, dass die in dieser Arbeit entwickelten Modelle zu realistischerem Verhalten von Agenten in Personenstromsimulationen führen. Mit der neuen Abstandsfunktion für Agenten kann das Optimal Steps Model leichter und genauer auf verschiedene Fundamentaldiagramme kalibriert und unterschiedliche Dichten vor Engstellen nachgebildet werden. Das Steuerungsmodell für die Zuweisung von sozialen Identitäten mit seinen zwei Verhaltensmodellen bringt erste psychologisch etablierte Theorien in die Simulation von Personenströmen. Damit kann soziales Verhalten, das in Evakuierungen beobachtet wird, nun auch mit Personenstromsimulationen nachgebildet werden.

## 9.2 Ausblick

In dieser interdisziplinären Arbeit wurden Erkenntnisse aus Psychologie, Neurologie und anderen Forschungsbereichen in Verhaltensmodelle für Personenstromsimulationen umgesetzt. Simulationen mit den neuen Modellen wurden quantitativ und qualitativ validiert. Für Evakuierungssituationen fehlen allerdings brauchbare Daten, weshalb die Verhaltensmodelle, die sich auf solche Situationen beziehen,

bislang nicht quantitativ validiert werden konnten. Alle Modelle dieser Arbeit wurden allerdings genau beschrieben, sodass andere Forscher sie implementieren können. Die Hoffnung besteht, dass in Zukunft Realdaten aus Evakuierungen vorliegen und die Modelle dieser Arbeit validiert werden können.

Die Social Identity Model Application teilt in der vorliegenden Form den Agenten zwei soziale Identitäten zu und steuert damit zwei Verhaltensmodelle, das Helping Activity Model und das Family Affiliation Model, an. In der Realität können sich Personen jedoch mit deutlich mehr sozialen Gruppen identifizieren. Auch können diese Gruppen und die entsprechenden Identitäten aufgrund von neuen Situationen entstehen. Eine Identität ist erst für die Simulation von Personenströmen relevant, wenn sie das Verhalten der Personen so ändert, dass dies Einfluss auf die Bewegung hat. Welche Identitäten dies sind und welche Verhaltensweisen durch ihre Salienz entstehen, sollte durch weitere interdisziplinäre Forschungen geklärt werden, um die Realitätsnähe der Personenstrommodelle weiter zu verbessern.

Bei den Verhaltensmodellen bleibt jedoch das Problem bestehen, dass die psychologischen Parameter – z.B. die Anzahl der Personen, die eine gewisse Identität teilen – meist nicht messbar und damit immer unsicher sind. Gerade bei Experimenten mit Menschen können die Daten, die für Kalibrierungen von Parametern herangezogen werden, darüber hinaus Messfehler enthalten. Ein Beispiel hierfür ist die Messung von Abständen zwischen Personen, wenn sich die Kleidungsdicke unterscheidet und nicht herausgerechnet wird. Zudem sind für Vorhersagen mit Simulationen viele Parameter, wie beispielsweise die Anzahl der beteiligten Personen, deren Startpositionen oder die Alterszusammensetzung, generell unklar. In dieser Arbeit wurde immerhin für einige Parameter eine Lösung dieser Problematik aufgezeigt: Die Analyse der Modelle mit der Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten. Viele weitere Parameter in den Modellen selbst oder in anderen Modellen stehen jedoch zur Untersuchung noch aus. Es spricht viel dafür, die Methode der Quantifizierung von Unsicherheiten in diesem Forschungsbereich weiter voranzutreiben und die interdisziplinäre Forschung zu stärken.



# Abbildungsverzeichnis

2.1	Ebenenstruktur der Personenstrommodelle . . . . .	8
2.2	Optimierung eines Schrittes im Optimal Steps Model . . . . .	14
2.3	Ablauf einer Simulation mit VADERE . . . . .	23
2.4	Wichtigste Klassen für eine Simulation in VADERE . . . . .	24
2.5	Verifizierung, Kalibrierung, Validierung . . . . .	26
2.6	Ablauf einer Quantifizierung von Unsicherheiten . . . . .	28
3.1	Abstandszonen um einen Menschen . . . . .	34
3.2	Persönliche und soziale Identitäten . . . . .	36
4.1	Modellierung der Agentenabstandsfunktion im Optimal Steps Model	46
4.2	Umsetzung der Personal Space Model Function in VADERE . . .	48
4.3	Kalibrierung des Optimal Steps Models ohne Mindestschrittweite	50
4.4	Kalibrierung des Optimal Steps Models mit Mindestschrittweite .	51
4.5	Validierung des Optimal Steps Models . . . . .	53
5.1	Social Identity Model Application . . . . .	58
5.2	Umsetzung der Social Identity Model Application in VADERE . .	60
6.1	3D-Bild für helfendes Verhalten . . . . .	63
6.2	Helping Activity Model . . . . .	66
6.3	Komponente Seek Injured Pedestrian . . . . .	68
6.4	Komponente Reached Injured Pedestrian . . . . .	69
6.5	Komponente Evacuate As Pair . . . . .	70
6.6	Umsetzung der Helping Activity Models in VADERE . . . . .	71
6.7	Szenario einer Zugevakuierung . . . . .	73
6.8	Screenshot Zugevakuierung 1 . . . . .	74
6.9	Screenshot Zugevakuierung 2 . . . . .	74
6.10	Screenshot Zugevakuierung 3 . . . . .	75
6.11	Zugevakuierung für die Quantifizierung von Unsicherheiten . . . .	76
6.12	Quantifizierung von Unsicherheiten bei Helfern 1 . . . . .	77

## Abbildungsverzeichnis

6.13	Quantifizierung von Unsicherheiten bei Helfern 2 . . . . .	78
6.14	Quantifizierung von Unsicherheiten bei Helfern 3 . . . . .	79
6.15	Quantifizierung von Unsicherheiten bei Helfern 4 . . . . .	80
7.1	Beispiel eines Gebäudegraphen . . . . .	84
7.2	Kategorisierung der Suchstrategien . . . . .	86
7.3	Zufallssuche . . . . .	87
7.4	Ausschluss doppelter Kanten . . . . .	88
7.5	Optimale Suche . . . . .	89
7.6	Backtracking in optimaler Suche . . . . .	90
7.7	Nächstgelegener-Raum-Heuristik . . . . .	92
7.8	Suchexperiment . . . . .	94
7.9	Simulation der Suche mit drei Strategien . . . . .	96
8.1	Family Affiliation Model . . . . .	101
8.2	Umsetzung des Family Affiliation Models . . . . .	103
8.3	Szenario einer Gebäudeevakuierung . . . . .	105
8.4	Screenshot Gebäudeevakuierung 1 . . . . .	105
8.5	Screenshot Gebäudeevakuierung 2 . . . . .	106
8.6	Gebäudeevakuierung für die Quantifizierung von Unsicherheiten .	107
8.7	Quantifizierung von Unsicherheiten bei Familien . . . . .	108

# Literaturverzeichnis

- Aguirre, B. E., El-Tawil, S., Best, E., Gill, K. B. und Fedorov, V. (2011). Contributions of social science to agent-based models of building evacuation. *Contemporary Social Science*, 6(3):415–432. 3.2.1
- Alnabulsi, H. und Drury, J. (2014). Social identification moderates the effect of crowd density on safety at the Hajj. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(25):9091–9096. 3.2
- Arikan, O., Chenney, S. und Forsyth, D. (2001). Efficient multi-agent path planning. In Magnenat-Thalmann, N. und Thalmann, D., editors, *Computer Animation and Simulation 2001*, Eurographics, pages 151–162, Vienna. Springer. 2.1.3, 7.2
- Arita, C. und Schadschneider, A. (2012). Density profiles of the exclusive queuing process. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2012(12):P12004. 2.1.3
- Asano, M., Iryo, T. und Kuwahara, M. (2010). Microscopic pedestrian simulation model combined with a tactical model for route choice behaviour. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18(6):842–855. 2.1.2
- Baker, W., Barnett, J., Marrion, C., Milke, J. und Nelson, H. (2002). *World Trade Center Building Performance Study: Data Collection, Preliminary Observations, and Recommendations*, chapter Chapter 2: WTC1 and WTC2, pages 2–1 – 2–40. Federal Emergency Management Agency. 3.2.1
- Beaulieu, C. (2004). Intercultural study of personal space: A case study. *Journal of Applied Social Psychology*, 34(4):794–805. 3.1
- Bennett, M. und Sani, F. (2008). Children’s subjective identification with social groups: A group-reference effect approach. *British Journal of Developmental Psychology*, 26(3):381–387. 3.2.2

- Blaser, R. und Wilber, J. (2013). A comparison of human performance in figural and navigational versions of the traveling salesman problem. *Psychological Research*, 77(6):761–772. 3.3, 7.3.3, 7.5.2
- Blue, V. J. und Adler, J. L. (2001). Cellular automata microsimulation for modeling bi-directional pedestrian walkways. *Transportation Research Part B: Methodological*, 35:293–312. 2.1.2
- Blue, V. J., Embrechts, M. J. und Adler, J. L. (1997). Cellular automata modeling of pedestrian movements. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pages 2320–2323. 2.1.2
- Blumberg, B. M. und Galyean, T. A. (1995). Multi-level direction of autonomous creatures for real-time virtual environments. In *Proceedings of SIGGRAPH 95*. 2.1.1
- Brewer, M. B. (1991). The social self: On being the same and different at the same time. *Personality and social psychology bulletin*, 17(5):475–482. 5.1
- Burghardt, S., Seyfried, A. und Klingsch, W. (2013). Performance of stairs: Fundamental diagram and topographical measurements. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 37:268–278. 2.3.3
- Burstedde, C., Klauck, K., Schadschneider, A. und Zittartz, J. (2001). Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 295:507–525. 2.1.2, 2.1.4
- Chattaraj, U., Seyfried, A. und Chakroborty, P. (2009). Comparison of pedestrian fundamental diagram across cultures. *Advances in Complex Systems*, 12(3):393–405. 2.3.3, 4.4
- Chraibi, M., Kemloh, U., Schadschneider, A. und Seyfried, A. (2011). Force-based models of pedestrian dynamics. *Networks and Heterogeneous Media*, 6(3):425–442. 2.1.2
- Chraibi, M., Seyfried, A. und Schadschneider, A. (2010). Generalized centrifugal-force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, 82(4):046111. 2.1.2
- Chu, M. und Law, K. (2013). Computational framework incorporating human behaviors for egress simulations. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 27(6):699–707. 7.1, 8.1

- Chu, M., Pan, X. und Law, K. (2011). Incorporating social behaviors in egress simulation. In *Computing in Civil Engineering*, chapter 67, pages 544–551. American Society of Civil Engineers. 7.1, 8.1
- Chu, M. L., Parigi, P., Latombe, J.-C. und Law, K. (2013). Safegress: A flexible platform to study the effect of human and social behaviors on egress performance. CIFE - CENTER FOR INTEGRATED FACILITY ENGINEERING TR216, Stanford University. 2.1.3, 6.1, 7.1, 8.1
- Clausewitz, C. P. G. (1832). *Vom Kriege*. Dümmlers Verlag, Berlin. 2.1
- Conlin, J. A. (2009). Getting around: making fast and frugal navigation decisions. In Raab, M., Johnson, J. G. und Heekeren, H. R., editors, *Mind and Motion: The Bidirectional Link between Thought and Action*, volume 174 of *Progress in Brain Research*, pages 109–117. Elsevier. 3.3
- Davidich, M. und Köster, G. (2012). Towards automatic and robust adjustment of human behavioral parameters in a pedestrian stream model to measured data. *Safety Science*, 50(5):1253–1260. 4.4
- Davidich, M. und Köster, G. (2013). Predicting pedestrian flow: A methodology and a proof of concept based on real-life data. *PLoS ONE*, 8(12):1–11. 4.4, 4.4.1
- de Secondat Montesquieu, C.-L. (1748). *L'esprit des loix*. Barrillot & Fils. 2.1
- Derdikman, D. und Moser, E. I. (2010). A manifold of spatial maps in the brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 14(12):561–569. Special Issue: Space, Time and Number. 3.3
- Dietrich, F. und Köster, G. (2014). Gradient navigation model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, 89(6):062801. 2.1.2, 2.1.4, 4.2
- Dietrich, F., Köster, G., Seitz, M. und von Sivers, I. (2014). Bridging the gap: From cellular automata to differential equation models for pedestrian dynamics. *Journal of Computational Science*, 5(5):841–846. 2.1.2, 2.1.4
- Dimas, J. und Prada, R. (2014). Dynamic identity model for agents. In Alam, S. J. und Parunak, H. V. D., editors, *Multi-Agent-Based Simulation XIV*, volume 8235 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 37–52. Springer Berlin Heidelberg. 5.1

- Drury, J., Cocking, C. und Reicher, S. (2009a). Everyone for themselves? A comparative study of crowd solidarity among emergency survivors. *British Journal of Social Psychology*, 28:487–506. 3.2.1, 5.2, 6, 6.4.1, 6.4.2
- Drury, J., Cocking, C. und Reicher, S. (2009b). The nature of collective resilience: Survivor reactions to the 2005 London bombings. *International Journal of Mass Emergencies and Disasters*, 27(1):66–95. 3.2.1, 6.4.1
- Drury, J., Cocking, C., Reicher, S., Burton, A., Schofield, D., Hardwick, A., Graham, D. und Langston, P. (2009c). Cooperation versus competition in a mass emergency evacuation: A new laboratory simulation and a new theoretical model. *Behavior Research Methods*, 41(3):957–970. 3.2.1
- Evans, G. W. und Wener, R. E. (2007). Crowding and personal space invasion on the train: Please don't make me sit in the middle. *Journal of Environmental Psychology*, 27(1):90–94. 3.1
- Ezaki, T., Yanagisawa, D., Ohtsuka, K. und Nishinari, K. (2012). Simulation of space acquisition process of pedestrians using proxemic floor field model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(1–2):291–299. 2.1.2
- Festinger, L. (1954). A theory of social comparison processes. *Human relations*, 7(2):117–140. 5.1
- Franz, G., Mallot, H. und Wiener, J. (2005). Graph-based models of space in architecture and cognitive science - a comparative analysis. In *Proceedings of the 17th International Conference on Systems Research, Informatics and Cybernetics*, volume 3038. 7.2
- Fridman, N. und Kaminka, G. A. (2007). Towards a cognitive model of crowd behavior based on social comparison theory. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 5.1
- Fridman, N. und Kaminka, G. A. (2009). Comparing human and synthetic group behaviors: A model based on social psychology. In *International conference on cognitive modeling (ICCM-09)*. 5.1
- Friedrichs, K. O. (1944). The identity of weak and strong extensions of differential operators. *Transactions of the American Mathematical Society*, 55(1):132–151. 2.1.4, 4.2

- Gaisbauer, C. und Frank, A. U. (2008). Wayfinding model for pedestrian navigation. In Bernard, L., Friis-Christensen, A., Pundt, H. und Compte, I., editors, *Proceedings of 11th AGILE International Conference on Geographic Information Science*. 2.1.3, 7.1
- Ghanem, R. G. und Spanos, P. D. (2003). *Stochastic finite elements: a spectral approach*. Courier Corporation. 2.3.4
- Gigerenzer, G. (1996). On narrow norms and vague heuristics: A reply to Kahneman and Tversky. *Psychological Review*, 103(3):592–596. 3.3
- Gigerenzer, G. (2008). Why heuristics work. *Perspectives on Psychological Science*, 3(1):20–29. 3.3, 7.5.2
- Gigerenzer, G. und Todd, P. M. (1999). Fast and frugal heuristics: The adaptive toolbox. In *Simple Heuristics That Make Us Smart*, chapter 1, pages 3–34. Oxford University Press, Oxford. 3.3
- Gigerenzer, G., Todd, P. M. und A.B.C. Research Group (1999). *Simple Heuristics That Make Us Smart*. Oxford University Press, Oxford. 7.5.2
- Gipps, P. und Marksjö, B. (1985). A micro-simulation model for pedestrian flows. *Mathematics and Computers in Simulation*, 27(2–3):95–105. 2.1.2
- Gunasekaran, A., Patel, C. und McGaughey, R. E. (2004). A framework for supply chain performance measurement. *International Journal of Production Economics*, 87(3):333–347. 2.1
- Guo, X., Chen, J., Zheng, Y. und Wei, J. (2012). A heterogeneous lattice gas model for simulating pedestrian evacuation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(3):582–592. 6.1
- Hafting, T., Fyhn, M., Molden, S., Moser, M.-B. und Moser, E. I. (2005). Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex. *Nature*, 436(7052):801–806. 3.3, 7.3.3, 7.5.2
- Hall, E. T. (1966). *The Hidden Dimension*. Doubleday, New York. 3.1, 3.1, 4, 4.2, 4.3
- Hankin, B. D. und Wright, R. A. (1958). Passenger flow in subways. *Operational Research Quarterly*, 9(2):81–88. 4.4, 4.3, 4.4.1, 4.4, 4.4.1, 9.2

- Hänseler, F. S., Bierlaire, M., Farooq, B. und Mühlematter, T. (2014). A macroscopic loading model for time-varying pedestrian flows in public walking areas. *Transportation Research Part B: Methodological*, 69(0):60 – 80. 2.1
- Hartmann, D. (2010). Adaptive pedestrian dynamics based on geodesics. *New Journal of Physics*, 12:043032. 2.1.3, 2.1.4
- Haslam, C., Holme, A., Haslam, S. A., Iyer, A., Jetten, J. und Williams, W. H. (2008). Maintaining group memberships: Social identity continuity predicts well-being after stroke. *Neuropsychological Rehabilitation*, 18(5-6):671–691. 3.2.2
- Haslam, S. A., Jetten, J., Postmes, T. und Haslam, C. (2009). Social identity, health and well-being: An emerging agenda for applied psychology. *Applied Psychology*, 58(1):1–23. 3.2.2
- Haslam, S. A. und Reicher, S. (2006). Stressing the group: social identity and the unfolding dynamics of responses to stress. *Journal of Applied Psychology*, 91(5):1037–1052. 3.2.2
- Hassoun, P. (2011). Feuersalarm an einer grundschule. Bachelor’s thesis, Hochschule München. 8.4
- Hediger, H. (1937). Die bedeutung der flucht im leben des tieres und in der beurteilung tierischen verhaltens im experiment. *Naturwissenschaften*, 25(12):185–188. 3.1
- Helbing, D., Farkas, I. und Vicsek, T. (2000). Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, 407:487–490. 2.1.2, 4.1
- Helbing, D., Farkas, I. J., Molnár, P. und Vicsek, T. (2002). Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations. In *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2002*. 6.1
- Helbing, D. und Molnár, P. (1995). Social Force Model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, 51(5):4282–4286. 2.1.2, 4.1
- Henein, C. M. und White, T. (2005). Agent-based modelling of forces in crowds. In Davidsson, P., Logan, B. und Takadama, K., editors, *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation*, volume 3415 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 173–184. Springer Berlin Heidelberg. 6.1

- Henein, C. M. und White, T. (2007). Macroscopic effects of microscopic forces between agents in crowd models. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 373:694 – 712. 2.1.2
- Hoogendoorn, S. P. und Bovy, P. H. L. (2004). Pedestrian route-choice and activity scheduling theory and models. *Transportation Research Part B: Methodological*, 38(2):169–190. 2.1.1, 2.1, 7.1
- Hoogendoorn, S. P. und Daamen, W. (2005). Pedestrian behavior at bottlenecks. *Transportation Science*, 39(2):147–159. 2.3.3
- Horowitz, M., Duff, D. und Stratton, L. (1964). Body-buffer zone: Exploration of personal space. *Archives of General Psychiatry*, 11(6):651–656. 3.1
- Howard, H. E. (1920). *Territory in bird life*. Murray.  
<http://www.biodiversitylibrary.org/bibliography/23124>. 3.1
- Hughes, R. L. (2001). A continuum theory for the flow of pedestrians. *Transportation Research Part B: Methodological*, 36(6):507 – 535. 2.1
- Hutchinson, J. M. C. und Gigerenzer, G. (2005). Simple heuristics and rules of thumb: Where psychologists and behavioural biologists might meet. *Behavioural Processes*, 69(2):97–124. Proceedings of the meeting of the Society for the Quantitative Analyses of Behavior (SQAB 2004). 3.3
- Ingram, J. K. (1888). *A History of Political Economy*. Adam and Charles Black, Edinburgh. 3.3
- Jeffery, K. J., Jovalekic, A., Verriotis, M. und Hayman, R. (2013). Navigating in a three-dimensional world. *Behavioral and Brain Sciences*, 36:523–543. 3.3
- Jelić, A., Appert-Rolland, C., Lemerrier, S. und Pettré, J. (2012a). Properties of pedestrians walking in line: Fundamental diagrams. *Physical Review E*, 85(3):036111. 2.3.3
- Jelić, A., Appert-Rolland, C., Lemerrier, S. und Pettré, J. (2012b). Properties of pedestrians walking in line. ii. stepping behavior. *Physical Review E*, 86(4):046111. 2.3.3
- Johansson, F., Peterson, A. und Tapani, A. (2015). Waiting pedestrians in the social force model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 419:95–107. 2.1.2

- Johnson, C. (2005). Lessons from the evacuation of the world trade center, sept 11th 2001 for the future development of computer simulations. *Cognition, Technology and Work*, 7(4):214–240. 6.4.1
- Kahneman, D. und Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2):263–292. 3.3
- Kahneman, D. und Tversky, A. (1996). On the reality of cognitive illusions. *Psychological Review*, 103:582–591. 3.3
- Karapetyan, D. und Gutin, G. (2012). Efficient local search algorithms for known and new neighborhoods for the generalized traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 219(2):234 – 251. 7.3.2
- Katz, D. (1937). *Animals and Men: Studies in Comparative Psychology*. Pelican Books. Longmans, Green. 3.1
- Kemloh Wagoum, A. U., Seyfried, A. und Holl, S. (2012). Modeling the dynamic route choice of pedestrians to assess the criticality of building evacuation. *Advances in Complex Systems*, 15(7):1250029. 2.1.3
- Kennedy, D. P., Gläscher, J., Tyszka, J. M. und Adolphs, R. (2009). Personal space regulation by the human amygdala. *Nature Neuroscience*, 12:1226–1227. 3.1
- Kim, I., Galiza, R. und Ferreira, L. (2013). Modeling pedestrian queuing using micro-simulation. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 49(0):232–240. 2.1.3
- Kinateder, M. T., Kuligowski, E. D., Reneke, P. A. und Peacock, R. D. (2015). Risk perception in fire evacuation behavior revisited: definitions, related concepts, and empirical evidence. *Fire Science Reviews*, 4(1):1–26. 5.2
- Kirchner, A., Klüpfel, H., Nishinari, K., Schadschneider, A. und Schreckenberg, M. (2003). Simulation of competitive egress behavior: comparison with aircraft evacuation data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 324(3–4):689–697. 2.1.2
- Kirik, E., Yurgel’yan, T. und Krouglov, D. (2007). An intelligent floor field cellular automation model for pedestrian dynamics. In *Proceedings of the 2007 Summer Computer Simulation Conference, SCSC ’07*, pages 21:1–21:6. 2.1.2

- Kirik, E. S., Yurgelyan, T. B. und Krouglov, D. V. (2009). The shortest time and/or the shortest path strategies in a CA FF pedestrian dynamics model. *Mathematics and Physics*, 2(3):271–278. 2.1.3, 2.1.4
- Klüpfel, H. L. (2003). *A Cellular Automaton Model for Crowd Movement and Egress Simulation*. PhD thesis, Universität Duisburg-Essen. 2.1.4
- Kneidl, A. (2013). *Methoden zur Abbildung menschlichen Navigationsverhaltens bei der Modellierung von Fußgängerströmen*. PhD thesis, Technische Universität München. 2.1.2, 7.1
- Kneidl, A., Borrmann, A. und Hartmann, D. (2012). Generation and use of sparse navigation graphs for microscopic pedestrian simulation models. *Advanced Engineering Informatics*, 26(4):669–680. 2.1.3, 7.2
- Köster, G., Hartmann, D. und Klein, W. (2011). Microscopic pedestrian simulations: From passenger exchange times to regional evacuation. In Hu, B., Morasch, K., Pickl, S. und Siegle, M., editors, *Operations Research Proceedings 2010: Selected Papers of the Annual International Conference of the German Operations Research Society*, pages 571–576. Springer. 2.1.2, 4.1
- Köster, G., Treml, F. und Gödel, M. (2013). Avoiding numerical pitfalls in social force models. *Physical Review E*, 87(6):063305. 2.1.2
- Köster, G. und Zönnchen, B. (2014). Queuing at bottlenecks using a dynamic floor field for navigation. In *The Conference in Pedestrian and Evacuation Dynamics 2014*, Transportation Research Procedia, pages 344–352, Delft, The Netherlands. 2.1.3, 4.4.2
- Köster, G. und Zönnchen, B. (2015). A queuing model based on social attitudes. In *Traffic and Granular Flow '15*, Nootdorp, the Netherlands. 27–30 October 2015. 2.1.3
- Kretz, T. (2009). Pedestrian traffic: on the quickest path. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2009(03):P03012. 2.1.3, 2.1.4
- Kuligowski, E. D. (2009). The process of human behavior in fires. NIST Technical Note 1632, Fire Research Division Building and Fire Research Laboratory. 5.2
- Lam, W. H. K., Morrall, J. F. und Ho, H. (1995). Pedestrian flow characteristics in hong kong. *Transportation Research Record*, 1487:56. 4.4

## Literaturverzeichnis

- Laporte, G. und Nobert, Y. (1983). Generalized travelling salesman problem through n sets of nodes: An integer programming approach. *INFOR Journal*, 21(1):61–75. 7.3.2
- Leach, J. (2004). Why people freeze in an emergency: Temporal and cognitive constraints on survival responses. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 75(6):539–542. 8.1, 8.2, 8.4.1
- Leach, J. (2005). Cognitive paralysis in an emergency: The role of the supervisory attentional system. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 76(2):13–136. 8.1
- Lenstra, J. K. und Kan, A. (1976). On general routing problems. *Networks*, 6(3):273–280. 7.3.2
- Lerner, A., Chrysanthou, Y. und Lischinski, D. (2007). Crowds by example. *Computer Graphics Forum*, 26(3):655–664. 2.1.2
- Liddle, J., Seyfried, A. und Boltes, S. (2011a). Analysis of bottleneck motion using voronoi diagrams. In Peacock, R. D., Kuligowski, E. D. und Averill, J. D., editors, *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, pages 833–836. Springer. 4.4.2
- Liddle, J., Seyfried, A., Steffen, B., Klingsch, W., Rupprecht, T., Winkens, A. und Boltes, M. (2011b). Microscopic insights into pedestrian motion through a bottleneck, resolving spatial and temporal variations. *arXiv*, 1105.1532(v1). 4.4.2, 4.4.2
- Liu, S., Lo, S., Ma, J. und Wang, W. (2014). An agent-based microscopic pedestrian flow simulation model for pedestrian traffic problems. *IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS*, PP(99):1–10. 4.4.1
- Lozano-Pérez, T. und Wesley, M. A. (1979). An algorithm for planning collision-free paths among polyhedral obstacles. *Commun. ACM*, 22(10):560–570. 7.2
- MacGregor, J. N. und Chu, Y. (2011). Human performance on the traveling salesman and related problems: A review. *The Journal of Problem Solving*, 3(2). 3.3
- MacGregor, J. N. und Ormerod, T. (1996). Human performance on the traveling salesman problem. *Perception & Psychophysics*, 58(4):527–539. 3.3

- Mawson, A. R. (2005). Understanding mass panic and other collective responses to threat and disaster. *Psychiatry*, 68(2):95–113. 3.2.2, 8.4.1
- McNamara, T. P. (1986). Mental representations of spatial relations. *Cognitive Psychology*, 18(1):87–121. 3.3
- McNaughton, B. L., Battaglia, F. P., Jensen, O., Moser, E. I. und Moser, M.-B. (2006). Path integration and the neural basis of the ‘cognitive map’. *Nature Reviews Neuroscience*, 7(8):663–678. 3.3
- Mead, R., Atrash, A. und Matarić, M. J. (2013). Automated proxemic feature extraction and behavior recognition: Applications in human-robot interaction. *International Journal of Social Robotics*, 5(3):367–378. 4.1
- Menger, K. (1998). *Ergebnisse eines Mathematischen Kolloquiums*, volume 1. Springer-Verlag Wien. 3.3
- Moser, E. I., Moser, M.-B. und Roudi, Y. (2013). Network mechanisms of grid cells. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 370(1665). 3.3
- Moussaïd, M. und Nelson, J. D. (2014). Simple heuristics and the modelling of crowd behaviours. In Weidmann, U., Kirsch, U. und Schreckenberg, M., editors, *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2012*, pages 75–90. Springer International Publishing. 2.1.2
- Moussaïd, M., Perozo, N., Garnier, S., Helbing, D. und Theraulaz, G. (2010). The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics. *PLoS ONE*, 5(4):e10047. 2.1.3
- Nagel, K. und Schreckenberg, M. (1992). A cellular automaton model for freeway traffic. *Journal de Physique I*, 2(12):2221–2229. 2.1.2
- Nelder, J. A. und Mead, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7:308–313. 2.1.4
- Nishinari, K., Kirchner, A., Namazi, A. und Schadschneider, A. (2004). Extended floor field ca model for evacuation dynamics. *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, E87-D:726–732. 2.1.4

- Novelli, D., Drury, J. und Reicher, S. (2010). Come together: Two studies concerning the impact of group relations on personal space. *British Journal of Social Psychology*, 49(2):223–236. 3.1, 6.4
- Oakes, P. J. (1987). *Rediscovering the social group: A self-categorization theory*, chapter The salience of social categories, pages 117–141. Basil Blackwell. 3.2, 5.1, 5.2, 5.5
- Okaya, M. und Takahashi, T. (2011). Human relationship modeling in agent-based crowd evacuation simulation. In Kinny, D., Hsu, J. Y.-j., Governatori, G. und Ghose, A. K., editors, *Agents in Principle, Agents in Practice: 14th International Conference, PRIMA 2011, Wollongong, Australia, November 16-18, 2011. Proceedings*, pages 496–507, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg. 7.1, 8.1
- Okazakia, S. und Matsushitaa, S. (1993). A study of simulation model for pedestrian movement with evacuation and queuing. In *International Conference on Engineering for Crowd Safety*, pages 271–280. 2.1.3
- Older, S. J. (1968). Movement of pedestrians on footways in shopping streets. *Traffic Engineering and Control*, 10:160–163. 4.4
- Pacchierotti, E., Christensen, H. I. und Jensfelt, P. (2005). Human-robot embodied interaction in hallway settings: a pilot user study. In *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, RO-MAN*, pages 164–171. IEEE. 4.1
- Pan, X. (2006). *Computational Modeling of Human and Social Behaviors for Emergency Egress Analysis*. PhD thesis, Stanford University. 6.1, 7.1, 8.1
- Pan, X., Han, C., Dauber, K. und Law, K. (2007). A multi-agent based framework for the simulation of human and social behaviors during emergency evacuations. *AI & Society*, 22:113–132. 2.1.3, 5.1
- Papadopoulos, C. E. und Yeung, H. (2001). Uncertainty estimation and monte carlo simulation method. *Flow Measurement and Instrumentation*, 12(4):291–298. 2.3.4
- Parisi, D. R., Gilman, M. und Moldovan, H. (2009). A modification of the social force model can reproduce experimental data of pedestrian flows in normal

- conditions. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(17):3600–3608. 2.1.2, 4.4.1
- Pelechano, N., Allbeck, J. M. und Badler, N. I. (2007). Controlling individual agents in high-density crowd simulation. In Metaxas, D. und Popovic, J., editors, *ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer animation*. 2.1.2, 6.1
- Perry, J. (1992). *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. SLACK Incorporated. 6.4.1
- Pickett, C. L., Smaldino, P. E., Sherman, J. W. und Schank, J. (2011). Agent-based modeling as a tool for studying social identity processes: The case of optimal distinctiveness theory. In *Social Cognition, Social Identity, and Intergroup Relations: A Festschrift in Honor of Marilyn B. Brewer*, page 127. Psychology Press. 5.1
- Pop, P., Matei, O. und Sabo, C. (2010). A new approach for solving the generalized traveling salesman problem. In Blesa, M. J., Blum, C., Raidl, G., Roli, A. und Sampels, M., editors, *Hybrid Metaheuristics*, volume 6373 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 62–72. Springer Berlin Heidelberg. 7.3.2
- Proulx, G. (2009). Evacuation from a single family house. In *Proceedings of the 4th international symposium on human behaviour in fire. Robinson College, Cambridge, UK*, pages 255–266. 3.2.2, 8.4.2
- Purser, D. und Bensilum, M. (2001). Quantification of behaviour for engineering design standards and escape time calculations. *Safety Science*, 38(2):157–182. 5.2
- Reicher, S. D. (2001). *Blackwell handbook of social psychology: Group processes*, chapter The psychology of crowd dynamics, pages 182–208. Wiley-Blackwell. 3.2
- Reuter, V., Bergner, B. S., Köster, G., Seitz, M., Treml, F. und Hartmann, D. (2014). On modeling groups in crowds: Empirical evidence and simulation results including large groups. In Weidmann, U., Kirsch, U. und Schreckenberg, M., editors, *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2012*, pages 835–845. Springer International Publishing. 2.1.3
- Reynolds, C. W. (1999). Steering behaviors for autonomous characters. In *Game Developers Conference*, pages 763–782, San Jose, CA. Miller Freeman Game Group, San Francisco, CA. 2.1.1, 2.1.2

- RiMEA (2009). *Richtlinie für Mikroskopische Entfluchtungsanalysen - RiMEA*. RiMEA e.V., 2.2.1 edition. [www.rimea.de](http://www.rimea.de). 4.4.1
- Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M. und Cruz, J. (2009). Specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43(1):36–56. 2.1.2
- Robinette, P. und Howard, A. M. (2011). Incorporating a model of human panic behavior for robotic-based emergency evacuation. In *RO-MAN, 2011 IEEE*, pages 47–52. IEEE. 8.1
- Sargent, R. G. (2011). Verification and validation of simulation models. In Jain, S., Creasey, R., Himmelspach, J., White, K. und Fu, M., editors, *Proceedings of the Winter Simulation Conference, WSC '11*, pages 183–198. Winter Simulation Conference. 2.3
- Schadschneider, A. (2001). Cellular automaton approach to pedestrian dynamics - theory. In Schreckenberg, M. und Sharma, S. D., editors, *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, pages 75–86. Springer. 2.1.2
- Schadschneider, A. und Schreckenberg, M. (1993). Cellular automation models and traffic flow. *Journal of Physics A: Mathematical and General*, 26(15):L679. 2.1.2
- Schneider, B. (2010). Efforts in agent-based simulation of human panic behaviour: Reference model, potential, prospects. In Rey, G. R. und Muneta, L. M., editors, *Modelling Simulation and Optimization*. InTech. 2.1.3
- Seitz, M., Köster, G. und Hartmann, D. (2011). On modeling the separation and reunion of social groups. In *Proceedings of the International Conference on Emergency Evacuation of People from Buildings, Warsaw, Poland*. 2.1.3
- Seitz, M. J., Dietrich, F. und Köster, G. (2015). The effect of stepping on pedestrian trajectories. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 421:594–604. 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 4.4.2
- Seitz, M. J. und Köster, G. (2012). Natural discretization of pedestrian movement in continuous space. *Physical Review E*, 86(4):046108. 2.1.2, 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 4.4.1, 4.4.2
- Sethian, J. A. (1996). A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 93(4):1591–1595. 2.1.4

- Sethian, J. A. (1999). *Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science*. Cambridge University Press, Cambridge. 2.1.4
- Severy, L. J., Forsyth, D. R. und Wagner, P. J. (1979). A multimethod assessment of personal space development in female and male, black and white children. *Journal of Nonverbal Behavior*, 4(2):68–86. 3.1
- Seyfried, A., Boltes, M., Kähler, J., Klingsch, W., Portz, A., Rupprecht, T., Schadschneider, A., Steffen, B. und Winkens, A. (2010a). Enhanced empirical data for the fundamental diagram and the flow through bottlenecks. In Klingsch, W. W. F., Rogsch, C., Schadschneider, A. und Schreckenberg, M., editors, *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2008*, pages 145–156. Springer Berlin Heidelberg. 4.4.2, 4.5
- Seyfried, A., Portz, A. und Schadschneider, A. (2010b). Phase coexistence in congested states of pedestrian dynamics. In *Cellular Automata*. Springer. 4.4.2
- Seyfried, A., Steffen, B., Klingsch, W. und Boltes, M. (2005). The fundamental diagram of pedestrian movement revisited. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2005(10):P10002. 2.3.3
- Sime, J. D. (1980). *Fires and human behaviour*, volume 1, chapter The concept of panic, pages 63–81. John Wiley & Sons. 3.2.2
- Sime, J. D. (1983). Affiliative behaviour during escape to building exits. *Journal of Environmental Psychology*, 3(1):21–41. 3.2.2, 8.4, 8.4.1
- Sime, J. D. (1995). Crowd psychology and engineering. *Safety Science*, 21(1):1–14. 3.2.2
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1):99–118. 3.3
- Simon, H. A. (1959). Theories of decision-making in economics and behavioral science. *The American Economic Review*, 49(3):253–283. 3.3
- Singh, H., Arter, R., Dodd, L., Langston, P., Lester, E. und Drury, J. (2009). Modelling subgroup behaviour in crowd dynamics DEM simulation. *Applied Mathematical Modelling*, 33(12):4408–4423. 2.1.3

- Smaldino, P., Pickett, C., Sherman, J. und Schank, J. (2012). An agent-based model of social identity dynamics. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 15(4):7. 5.1
- Smith, R. C. (2014). *Uncertainty Quantification: Theory, Implementation, and Applications*. Computational Science and Engineering. Society for Industrial and Applied Mathematics. 2.3.4, 2.3.4
- Sommer, R. (1959). Studies in personal space. *Sociometry*, 22(3):247–260. 3.1
- Srivastava, S., Kumar, S., Garg, R. und Sen, P. (1969). Generalized traveling salesman problem through n sets of nodes. *CORS Journal*, 7:97–101. 7.3.2
- Sterlin, P., Deconinck, F., Raobelina, T. R. und Buendia, A. (2010). Comfort driven navigation of individuals in a crowd simulation. In *International Conference on Computer Animation and Social Agents (CASA)*. 4.1
- Stern, W. (1936). Raum und zeit als personale dimensionen. *Acta Psychologica*, 1(0):220–232. 3.1
- Strube, M. und Werner, C. (1984). Personal space claims as a function of interpersonal threat: The mediating role of need for control. *Journal of Nonverbal Behavior*, 8(3):195–209. 3.1
- Sud, A., Andersen, E., Curtis, S., Lin, M. C. und Manocha, D. (2008). Real-time path planning in dynamic virtual environments using multiagent navigation graphs. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 14:526–538. 2.1.3
- Sussman, N. M. und Rosenfeld, H. M. (1978). Touch, justification, and sex: Influences on the aversiveness of spatial violations. *The Journal of Social Psychology*, 106(2):215–225. 3.1
- Tajfel, H. (1974). Social identity and intergroup behaviour. *Social Science Information*, 13(2):65–93. 3.2
- Tajfel, H., editor (1982). *Social Identity and Intergroup Relations*. Number 7 in European Studies in Social Psychology. Cambridge University Press, Cambridge. 3.2
- Tajfel, H. und Turner, J. C. (1979). *Psychology of Intergroup Relations*, chapter An integrative theory of intergroup conflict, pages 33–47. Brooks/Cole. 3.2

- Tasaki, T., Matsumoto, S., Ohba, H., Toda, M., Komatani, K., Ogata, T. und Okuno, H. G. (2004). Dynamic communication of humanoid robot with multiple people based on interaction distance. In *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, RO-MAN*, pages 71–76. IEEE. 4.1
- Taylor, S. E., Fiske, S. T., Etcoff, N. L. und Ruderman, A. J. (1978). Categorical and contextual bases of person memory and stereotyping. *Journal of personality and social psychology*, 36(7):778–793. 3.2
- The American Institute of Aeronautics and Astronautics (1998). Aiaa guide for the verification and validation of computational fluid dynamics simulations. Technical report, The American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA). 2.3
- Thorndyke, P. W. (1981). Distance estimation from cognitive maps. *Cognitive Psychology*, 13(4):526–550. 3.3
- Todd, P. M. und Gigerenzer, G. (2000). Précis of simple heuristics that make us smart. *Behavioral and Brain Sciences*, 23(5):727–741. 3.3
- Tolman, E. C. (1948). Cognitive maps in rats and men. *Psychological review*, 55(4):189. 3.3
- Treuille, A., Cooper, S. und Popović, Z. (2006). Continuum crowds. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH 2006)*, 25(3):1160–1168. 2.1
- Tsai, J., Fridman, N., Bowring, E., Brown, M., Epstein, S., Kaminka, G., Marsella, S., Ogden, A., Rika, I., Sheel, A., Taylor, M. E., Wang, X., Zilka, A. und Tambe, M. (2011). Escapes: Evacuation simulation with children, authorities, parents, emotions, and social comparison. In *The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems - Volume 2, AAMAS '11*, pages 457 – 464, Richland, SC. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems. 7.1, 8.1
- Tschirhart, F. (2013). Scale based model for the psychology of crowds into virtual environments. In *Proceedings of the Virtual Reality International Conference: Laval Virtual, VRIC '13*, pages 18:1–18:8, New York, NY, USA. ACM. 5.1
- Turner, J. C. (1982). Towards a cognitive redefinition of the social group. In Tajfel, H., editor, *Social identity and intergroup relations*, pages 15–40. Cambridge University Press, Cambridge. 3.2

## Literaturverzeichnis

- Turner, J. C. (1985). Social categorization and the self-concept: A social cognitive theory of group behavior. *Advances in group processes*, 2:77–122. 3.2
- Turner, J. C., Hogg, M. A., Oakes, P. J., Reicher, S. D. und Wetherell, M. S. (1987). *Rediscovering the social group: A self-categorization theory*. Basil Blackwell. 3.2
- Tversky, A. und Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185:1124–1131. 3.3, 7.5.2
- Uzzell, D. und Horne, N. (2006). The influence of biological sex, sexuality and gender role on interpersonal distance. *British Journal of Social Psychology*, 45(3):579–597. 3.1
- Vasquez, D., Stein, P., Rios-Martinez, J., Escobedo, A., Spalanzani, A. und Laugier, C. (2013). Human aware navigation for assistive robotics. In Desai, J. P., Dudek, G., Khatib, O. und Kumar, V., editors, *Experimental Robotics*, volume 88 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pages 449–462. Springer International Publishing. 4.1
- Vickers, D., Lee, M. D., Dry, M. und Hughes, P. (2003). The roles of the convex hull and the number of potential intersections in performance on visually presented traveling salesperson problems. *Memory & Cognition*, 31(7):1094–1104. 3.3
- von Sivers, I. (2013). Numerische Methoden zur Optimierung der Schrittrichtung und -weite in einem Modell der Personenstromsimulation. Master’s thesis, Fernuniversität in Hagen. 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 4.4.1
- von Sivers, I. und Köster, G. (2013). Realistic stride length adaptation in the optimal steps model. In *Traffic and Granular Flow’13*, Jülich, Germany. 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 4.4.2
- von Sivers, I. und Köster, G. (2015). Dynamic stride length adaptation according to utility and personal space. *Transportation Research Part B: Methodological*, 74:104 – 117. 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 2.1.4, 1
- von Sivers, I., Köster, G. und Kleinmeier, B. (2015). Modelling stride length and stepping frequency. In *Traffic and Granular Flow ’15*. 2.1.4, 2.1.4
- von Sivers, I., Seitz, M. J. und Köster, G. (2016a). How do people search: a modelling perspective. In *Parallel Processing and Applied Mathematics, 11th International Conference, PPAM 2015, Krakow, Poland, September 6-9, 2015*.

- Revised Selected Papers, Part II*, volume 9574 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 487–496. Springer. 2.1.4, 1
- von Sivers, I., Templeton, A., Künzner, F., Köster, G., Drury, J., Philippides, A., Neckel, T. und Bungartz, H.-J. (2016b). Modelling social identification and helping in evacuation simulation. *Safety Science*, 89:288 – 300. 1
- Walters, M. L., Dautenhahn, K., Te Boekhorst, R., Koay, K. L., Syrdal, D. S. und Nehaniv, C. L. (2009). An empirical framework for human-robot proxemics. In *New Frontiers in Human-Robot Interaction*, pages 144–149. 4.1
- Was, J., Gudowski, B. und Matuszyk, P. (2006). Social distances model of pedestrian dynamics. In El Yacoubi, S., Chopard, B. und Bandini, S., editors, *Cellular Automata*, volume 4173 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 492–501. Springer Berlin Heidelberg. 2.1.2, 4.1
- Was, J., Lubaś, R. und Mysliwiec, W. (2012). Proxemics in discrete simulation of evacuation. In Sirakoulis, G. und Bandini, S., editors, *Cellular Automata*, volume 7495 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 768–775. Springer Berlin Heidelberg. 2.1.2
- Weidmann, U. (1992). *Transporttechnik der Fussgänger*, volume 90 of *Schriftenreihe des IVT*. Institut für Verkehrsplanung, Transporttechnik, Strassen- und Eisenbahnbau (IVT) ETH, Zürich, 2nd edition. 2.3.3, 8.4
- Weidmann, U. (1994). *Der Fahrgastwechsel im öffentlichen Personenverkehr*. PhD thesis, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich. Dissertation ETH Nr.10630. 4.4, 4.3, 4.4.1, 4.4.1, 4.4, 6.4, 9.2
- Wiener, J., Ehbauer, N. und Mallot, H. (2009a). Planning paths to multiple targets: Memory involvement and planning heuristics in spatial problem solving. *Psychological Research*, 73(5):644–658. 3.3, 7.3.3, 7.5.2
- Wiener, J. M., Büchner, S. J. und Hölscher, C. (2009b). Taxonomy of human way-finding tasks: A knowledge-based approach. *Spatial Cognition and Computation: An Interdisciplinary Journal*, 9(2):152–165. 3.3, 7.3.3
- Wiener, J. M. und Mallot, H. A. (2003). 'fine-to-coarse' route planning and navigation in regionalized environments. *Spatial cognition and computation*, 3(4):331–358. 3.3

## Literaturverzeichnis

- Wiener, J. M. und Tenbrink, T. (2008). Traveling salesman problem: The human case. *KI: Themenheft KI und Kognition*, 1:18–22. 3.3
- Xiu, D. (2009). Fast numerical methods for stochastic computations: a review. *Communications in computational physics*, 5(2-4):242–272. 2.3.4
- Xiu, D. (2010). *Numerical Methods for Stochastic Computations: A Spectral Method Approach*. Princeton University Press, Princeton, NJ. 2.3.4, 2.3.4
- Xiu, D. und Karniadakis, G. E. (2003). Modeling uncertainty in flow simulations via generalized polynomial chaos. *Journal of Computational Physics*, 187(1):137–167. 2.3.4
- Yu, W. J., Chen, R., Dong, L. Y. und Dai, S. Q. (2005). Centrifugal force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, 72:026112. 2.1.2, 4.1
- Yuan, W. und Tan, K. H. (2007). An evacuation model using cellular automata. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 384(2):549–566. 6.1
- Zönnchen, B. (2013). Navigation around pedestrian groups and queueing using a dynamic adaption of traveling. Bachelor’s thesis, Hochschule München. 2.1.3, 4.4.2

# Anhang

## Simulationseinstellungen für VADERE

### Kapitel 4.4.1

Kalibrierung auf (Weidmann, 1994):

```
1 {
2   "attributesModel": {
3     "OPTIMAL_STEPS_MODEL": {
4       "stepCircleResolution": 4.0,
5       "numberOfCircles": 1.0,
6       "varyStepDirection": true,
7       "stepLengthIntercept": 0.235,
8       "stepLengthSlopeSpeed": 0.302,
9       "stepLengthSD": 0.0,
10      "movementThreshold": 0.0,
11      "optimizationType": "NELDER_MEAD",
12      "movementType": "ARBITRARY",
13      "dynamicStepLength": false,
14      "updateType": "EVENT_DRIVEN",
15      "seeSmallWalls": false,
16      "minStepLength": true
17    },
18    "FLOORFIELD": {
19      "createMethod": "HIGH_ACCURACY_FAST_MARCHING",
20      "potentialFieldResolution": 0.1,
21      "obstacleGridPenalty": 0.1,
22      "targetAttractionStrength": 1.0,
23      "timeCostAttributes": {
24        "standardDerivation": 0.7,
25        "pedestrianTorso": 0.4,
```

```

26     "meanSpeed": 1.34,
27     "type": "UNIT",
28     "obstacleDensityWeight": 3.5,
29     "pedestrianSameTargetDensityWeight": 3.5,
30     "pedestrianOtherTargetDensityWeight": 3.5,
31     "pedestrianWeight": 3.5,
32     "queueWidthLoading": 1.0,
33     "pedestrianDynamicWeight": 6.0,
34     "loadingType": "CONSTANT"
35   }
36 },
37   "POTENTIAL_COMPACT_SUPPORT_SOFTSHELL": {
38     "intimateSpaceFactor": 1.2,
39     "intimateSpacePower": 1.0,
40     "pedPotentialHeight": 50.0
41   }
42 },
43   "attributesPedestrian": {
44     "radius": 0.2,
45     "densityDependentSpeed": false,
46     "speedDistributionMean": 1.62,
47     "speedDistributionStandardDeviation": 0.26,
48     "minimumSpeed": 0.3,
49     "maximumSpeed": 3.0,
50     "acceleration": 2.0,
51     "id": -1
52   },
53   "attributesSimulation": {
54     "simTimeStepLength": 0.2,
55     "realTimeSimTimeRatio": 0.1,
56     "writeSimulationData": true,
57     "visualizationEnabled": true,
58     "printFPS": false,
59     "needsBoundary": false,
60     "digitsPerCoordinate": 2,
61     "useRandomSeed": false,

```

```
62     "randomSeed": 1
63   }}
```

Kalibrierung auf (Hankin und Wright, 1958):

```
1  {
2    "attributesModel": {
3      "OPTIMAL_STEPS_MODEL": {
4        "stepCircleResolution": 4.0,
5        "numberOfCircles": 1.0,
6        "varyStepDirection": true,
7        "stepLengthIntercept": 0.235,
8        "stepLengthSlopeSpeed": 0.302,
9        "stepLengthSD": 0.0,
10       "movementThreshold": 0.0,
11       "optimizationType": "NELDER_MEAD",
12       "movementType": "ARBITRARY",
13       "dynamicStepLength": false,
14       "updateType": "EVENT_DRIVEN",
15       "seeSmallWalls": false,
16       "minStepLength": true
17     },
18     "FLOORFIELD": {
19       "createMethod": "HIGH_ACCURACY_FAST_MARCHING",
20       "potentialFieldResolution": 0.1,
21       "obstacleGridPenalty": 0.1,
22       "targetAttractionStrength": 1.0,
23       "timeCostAttributes": {
24         "standardDerivation": 0.7,
25         "pedestrianTorso": 0.4,
26         "meanSpeed": 1.34,
27         "type": "UNIT",
28         "obstacleDensityWeight": 3.5,
29         "pedestrianSameTargetDensityWeight": 3.5,
30         "pedestrianOtherTargetDensityWeight": 3.5,
31         "pedestrianWeight": 3.5,
32         "queueWidthLoading": 1.0,
33         "pedestrianDynamicWeight": 6.0,
```

```
34         "loadingType": "CONSTANT"
35     }
36 },
37     "POTENTIAL_COMPACT_SUPPORT_SOFTSHELL": {
38         "intimateSpaceFactor": 2.0,
39         "intimateSpacePower": 2.0,
40         "pedPotentialHeight": 35.0
41     }
42 },
43     "attributesPedestrian": {
44         "radius": 0.2,
45         "densityDependentSpeed": false,
46         "speedDistributionMean": 1.62,
47         "speedDistributionStandardDeviation": 0.26,
48         "minimumSpeed": 0.3,
49         "maximumSpeed": 3.0,
50         "acceleration": 2.0,
51         "id": -1
52     },
53     "attributesSimulation": {
54         "simTimeStepLength": 0.2,
55         "realTimeSimTimeRatio": 0.1,
56         "writeSimulationData": true,
57         "visualizationEnabled": true,
58         "printFPS": false,
59         "needsBoundary": false,
60         "digitsPerCoordinate": 2,
61         "useRandomSeed": false,
62         "randomSeed": 1
63     }
64 }
```

## Kapitel 4.4.2

```
1 { "attributesModel": {
2     "OPTIMAL_STEPS_MODEL": {
3         "stepCircleResolution": 5.0,
4         "numberOfCircles": 1.0,
5         "varyStepDirection": true,
6         "stepLengthIntercept": 0.4625,
7         "stepLengthSlopeSpeed": 0.2345,
8         "stepLengthSD": 0.036,
9         "movementThreshold": 0.0,
10        "optimizationType": "NELDER_MEAD",
11        "movementType": "ARBITRARY",
12        "dynamicStepLength": false,
13        "updateType": "EVENT_DRIVEN",
14        "seeSmallWalls": false
15    },
16    "FLOORFIELD": {
17        "createMethod": "HIGH_ACCURACY_FAST_MARCHING",
18        "potentialFieldResolution": 0.1,
19        "obstacleGridPenalty": 0.1,
20        "targetAttractionStrength": 1.0,
21        "timeCostAttributes": {
22            "standardDerivation": 0.7,
23            "pedestrianTorso": 0.4,
24            "meanSpeed": 1.34,
25            "type": "QUEUEING",
26            "obstacleDensityWeight": 3.5,
27            "pedestrianSameTargetDensityWeight": 3.5,
28            "pedestrianOtherTargetDensityWeight": 3.5,
29            "pedestrianWeight": 3.5,
30            "queueWidthLoading": 0.5,
31            "pedestrianDynamicWeight": 3.0,
32            "loadingType": "CONSTANT"
33        }
34    },
35    "POTENTIAL_COMPACT_SUPPORT_SOFTSHELL": {
```

```
36     "intimateSpaceFactor": 1.0,  
37     "intimateSpacePower": 1.0,  
38     "pedPotentialHeight": 5.0  
39   }  
40 },  
41 "attributesPedestrian": {  
42   "radius": 0.22,  
43   "densityDependentSpeed": false,  
44   "speedDistributionMean": 1.2,  
45   "speedDistributionStandardDeviation": 0.26,  
46   "minimumSpeed": 1.0,  
47   "maximumSpeed": 1.4,  
48   "acceleration": 2.0,  
49   "id": 8  
50 },  
51 "attributesSimulation": {  
52   "simTimeStepLength": 0.2,  
53   "realTimeSimTimeRatio": 0.0,  
54   "writeSimulationData": true,  
55   "visualizationEnabled": true,  
56   "printFPS": false,  
57   "needsBoundary": true,  
58   "digitsPerCoordinate": 2,  
59   "useRandomSeed": true,  
60   "randomSeed": 1  
61 }}
```

## Kapitel 6.4.1

```
1 { "attributesModel": {
2     "OPTIMAL_STEPS_MODEL": {
3         "stepCircleResolution": 5.0,
4         "numberOfCircles": 1.0,
5         "varyStepDirection": false,
6         "stepLengthIntercept": 0.4625,
7         "stepLengthSlopeSpeed": 0.2345,
8         "stepLengthSD": 0.036,
9         "movementThreshold": 0.0,
10        "optimizationType": "NELDER_MEAD",
11        "movementType": "ARBITRARY",
12        "dynamicStepLength": false,
13        "updateType": "EVENT_DRIVEN",
14        "seeSmallWalls": true
15    },
16    "FLOORFIELD": {
17        "createMethod": "HIGH_ACCURACY_FAST_MARCHING",
18        "potentialFieldResolution": 0.1,
19        "obstacleGridPenalty": 0.1,
20        "targetAttractionStrength": 1.0,
21        "timeCostAttributes": {
22            "standardDerivation": 0.7,
23            "pedestrianTorso": 0.4,
24            "meanSpeed": 1.34,
25            "type": "UNIT",
26            "obstacleDensityWeight": 3.5,
27            "pedestrianSameTargetDensityWeight": 3.5,
28            "pedestrianOtherTargetDensityWeight": 3.5,
29            "pedestrianWeight": 3.5,
30            "queueWidthLoading": 1.0,
31            "pedestrianDynamicWeight": 6.0,
32            "loadingType": "CONSTANT"
33        }
34    },
35    "SOCIAL_IDENTITY_MODEL_APPLICATION": {
```

```
36     "sharingIdentityPercentage": 0.8,
37     "injuredPedestrianPercentage": 0.1,
38     "meanInjuredSpeed": 0.6,
39     "recognitionDistance": 10.0,
40     "socialIdentities": [
41         "fate"
42     ]
43 },
44 "POTENTIAL_COMPACT_SUPPORT_SOFTSHELL": {
45     "intimateSpaceFactor": 1.0,
46     "intimateSpacePower": 1.0,
47     "pedPotentialHeight": 5.0
48 }
49 },
50 "attributesPedestrian": {
51     "radius": 0.2,
52     "densityDependentSpeed": false,
53     "speedDistributionMean": 1.6,
54     "speedDistributionStandardDeviation": 0.26,
55     "minimumSpeed": 1.0,
56     "maximumSpeed": 3.0,
57     "acceleration": 2.0,
58     "id": -1
59 },
60 "attributesSimulation": {
61     "simTimeStepLength": 0.4,
62     "realTimeSimTimeRatio": 0.0,
63     "writeSimulationData": true,
64     "visualizationEnabled": true,
65     "printFPS": false,
66     "needsBoundary": false,
67     "digitsPerCoordinate": 2,
68     "useRandomSeed": false,
69     "randomSeed": 1
70 }
```

## Kapitel 8.4.1

```
1 { "attributesModel": {
2     "OPTIMAL_STEPS_MODEL": {
3         "stepCircleResolution": 5.0,
4         "numberOfCircles": 1.0,
5         "varyStepDirection": true,
6         "stepLengthIntercept": 0.4625,
7         "stepLengthSlopeSpeed": 0.2345,
8         "stepLengthSD": 0.036,
9         "movementThreshold": 0.0,
10        "optimizationType": "NELDER_MEAD",
11        "movementType": "ARBITRARY",
12        "dynamicStepLength": false,
13        "updateType": "EVENT_DRIVEN",
14        "seeSmallWalls": false
15    },
16    "FLOORFIELD": {
17        "createMethod": "HIGH_ACCURACY_FAST_MARCHING",
18        "potentialFieldResolution": 0.2,
19        "obstacleGridPenalty": 0.1,
20        "targetAttractionStrength": 1.0,
21        "timeCostAttributes": {
22            "standardDerivation": 0.7,
23            "pedestrianTorso": 0.4,
24            "meanSpeed": 1.34,
25            "type": "UNIT",
26            "obstacleDensityWeight": 3.5,
27            "pedestrianSameTargetDensityWeight": 3.5,
28            "pedestrianOtherTargetDensityWeight": 3.5,
29            "pedestrianWeight": 3.5,
30            "queueWidthLoading": 1.0,
31            "pedestrianDynamicWeight": 6.0,
32            "loadingType": "CONSTANT"
33        }
34    },
35    "SOCIAL_IDENTITY_MODEL_APPLICATION": {
```

```
36     "socialIdentities": [  
37         "FAMILY"  
38     ],  
39     "searchType": "NEXT_DOOR",  
40     "adjacencyMatrix": [  
41         [  
42             0.0,  
43             1.0,  
44             1.0,  
45             0.0,  
46             0.0,  
47             0.0,  
48             0.0,  
49             0.0,  
50             0.0,  
51             0.0  
52         ],  
53         [  
54             1.0,  
55             0.0,  
56             0.0,  
57             0.0,  
58             1.0,  
59             0.0,  
60             0.0,  
61             0.0,  
62             0.0,  
63             0.0  
64         ],  
65         [  
66             1.0,  
67             0.0,  
68             0.0,  
69             1.0,  
70             0.0,  
71             0.0,
```

```
72         0.0,
73         0.0,
74         0.0,
75         0.0
76     ],
77     [
78         0.0,
79         0.0,
80         1.0,
81         0.0,
82         0.0,
83         1.0,
84         1.0,
85         0.0,
86         1.0,
87         0.0
88     ],
89     [
90         0.0,
91         1.0,
92         0.0,
93         0.0,
94         0.0,
95         1.0,
96         0.0,
97         0.0,
98         0.0,
99         0.0
100    ],
101    [
102        0.0,
103        0.0,
104        0.0,
105        1.0,
106        1.0,
107        0.0,
```

## Anhang

```
108         1.0,
109         0.0,
110         1.0,
111         0.0
112     ],
113     [
114         0.0,
115         0.0,
116         0.0,
117         1.0,
118         0.0,
119         1.0,
120         0.0,
121         1.0,
122         1.0,
123         0.0
124     ],
125     [
126         0.0,
127         0.0,
128         0.0,
129         0.0,
130         0.0,
131         0.0,
132         1.0,
133         0.0,
134         0.0,
135         0.0
136     ],
137     [
138         0.0,
139         0.0,
140         0.0,
141         1.0,
142         0.0,
143         1.0,
```

```
144         1.0,
145         0.0,
146         0.0,
147         1.0
148     ],
149     [
150         0.0,
151         0.0,
152         0.0,
153         0.0,
154         0.0,
155         0.0,
156         0.0,
157         0.0,
158         1.0,
159         0.0
160     ]
161 ],
162 "roomMatrix": [
163     [
164         1.0,
165         0.0,
166         0.0,
167         0.0,
168         0.0
169     ],
170     [
171         0.0,
172         0.0,
173         0.0,
174         1.0,
175         0.0
176     ],
177     [
178         1.0,
179         0.0,
```

## Anhang

```
180         0.0,
181         0.0,
182         0.0
183     ],
184     [
185         0.0,
186         1.0,
187         0.0,
188         0.0,
189         0.0
190     ],
191     [
192         0.0,
193         0.0,
194         0.0,
195         1.0,
196         0.0
197     ],
198     [
199         0.0,
200         1.0,
201         0.0,
202         0.0,
203         0.0
204     ],
205     [
206         0.0,
207         1.0,
208         0.0,
209         0.0,
210         0.0
211     ],
212     [
213         0.0,
214         0.0,
215         0.0,
```

```

216         0.0,
217         1.0
218     ],
219     [
220         0.0,
221         1.0,
222         0.0,
223         0.0,
224         0.0
225     ],
226     [
227         0.0,
228         0.0,
229         1.0,
230         0.0,
231         0.0
232     ]
233 ]
234 },
235 "POTENTIAL_COMPACT_SUPPORT_SOFTSHELL": {
236     "intimateSpaceFactor": 1.0,
237     "intimateSpacePower": 1.0,
238     "pedPotentialHeight": 5.0
239 }
240 },
241 "attributesPedestrian": {
242     "radius": 0.2,
243     "densityDependentSpeed": false,
244     "speedDistributionMean": 1.34,
245     "speedDistributionStandardDeviation": 0.0,
246     "minimumSpeed": 0.3,
247     "maximumSpeed": 3.0,
248     "acceleration": 2.0,
249     "id": -1
250 },
251 "attributesSimulation": {

```

```
252     "simTimeStepLength": 0.4,  
253     "realTimeSimTimeRatio": 0.1,  
254     "writeSimulationData": true,  
255     "visualizationEnabled": true,  
256     "printFPS": false,  
257     "needsBoundary": false,  
258     "digitsPerCoordinate": 2,  
259     "useRandomSeed": true,  
260     "randomSeed": 1  
261   }}
```