



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterarbeit

Stefan Münchow

Einfluss von Leadership und sozialen Gruppen in
agentenbasierten Entfluchtungssimulationen

Stefan Münchow

Einfluss von Leadership und sozialen Gruppen in
agentenbasierten Entfluchtungssimulationen

Masterarbeit eingereicht im Rahmen der Masterprüfung
im Studiengang Informatik
am Department Informatik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer : Prof. Dr. Thomas Thiel-Clemen
Zweitgutachter : Prof. Dr. Stefan Sarstedt

Abgegeben am 12. November 2013

Stefan Münchow

Thema der Masterarbeit

Einfluss von Leadership und sozialen Gruppen in agentenbasierten Entfluchtungssimulationen

Stichworte

Fußgängersimulation, Entfluchtungssimulation, Leadership, soziale Gruppen, Multi-agentensystem

Kurzzusammenfassung

Bestehende Simulationsmodelle für die Entfluchtung von Gebäuden und Arealen betrachten eine Menschenmenge meist als Ansammlung von einzelnen Individuen, die alle das gleiche Verhalten zeigen. In der Realität nehmen Personen jedoch unterschiedliche Rollen innerhalb der Menge ein und verhalten sich dementsprechend unterschiedlich. In dieser Arbeit wird ein bestehendes Simulationsmodell um soziale Gruppen und Leader erweitert. Es wird eine Reihe von Experimenten durchgeführt, um die Sensitivität des Modells gegenüber Veränderungen der fachlichen Parameter Gruppengröße, Gruppenkohäsion und dem prozentualen Anteil an Leadern zu untersuchen. Zuletzt wird der Einfluss größerer sozialer Gruppen und die Wechselwirkung von sozialen Gruppen und Leadern untersucht.

Stefan Münchow

Title of the paper

Influence of leadership and social groups in agent-based evacuation simulation

Keywords

Pedestrian simulation, egress simulation, leadership, social groups, multi-agent system

Abstract

Existing egress simulation system mostly regard a crowd as a collection of single individuals which all behave the same way. However, people in a crowd adapt different roles and consequently behave differently. In this work an existing simulation model is extended by adding social groups and leaders. A series of experiments examining the sensitivity of the simulation model with regardance to subject-specific parameters group size, group cohesion and percentage of leaders in the crowd is conducted. Finally, the impact of bigger social groups and the interdependencies between social groups and leaders are examined.

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung	1
1.1. Zielsetzung dieser Arbeit	2
1.1.1. Hypothesen	2
1.1.2. Nicht behandelte Aspekte	3
1.2. Bekannte Probleme	4
1.3. Aufbau der Arbeit	5
2. Grundlagen	6
2.1. Fußgängersimulation	6
2.1.1. Anwendungsgebiete	6
2.1.2. Grundlegende Modellansätze	7
2.2. Sozio-Psychologischer Hintergrund	12
2.2.1. Panik und Flucht	12
2.2.2. Social-Attachment-Theorie	13
2.2.3. Leadership	13
2.2.4. Soziale Gruppen	15
2.3. Modulare Agenten	18
2.3.1. Agentenarchitektur	18
2.3.2. Bewegungsverhalten der Agenten	22
2.3.3. Zielauswahl	27
2.3.4. Validierung des Simulationsmodells	31
3. Analyse	37
3.1. Annahmen	37
3.2. Anforderungen	37
3.2.1. Allgemein	38
3.2.2. Globale Leader	38
3.2.3. Soziale Gruppen	39
3.3. Modelle für globale Leader	41
3.3.1. Modellansätze zur Fußgängersimulation	41
3.3.2. Modellansätze aus der Ökologie	44
3.3.3. Zusammenfassung	46

3.4. Modelle für soziale Gruppen	47
3.4.1. Social-Force-Modelle	47
3.4.2. Zelluläre Automaten	51
3.4.3. Agentenbasierte Modelle	51
3.4.4. Zusammenfassung	56
3.5. Kennzahlen	57
3.5.1. Allgemeine Kennzahlen	58
3.5.2. Kennzahlen für globale Leader	61
3.5.3. Kennzahlen für soziale Gruppen	61
4. Modellierung	63
4.1. Ziele und Pläne	63
4.2. Globale Leader	65
4.2.1. Sichtbereiche	65
4.2.2. Verhalten globaler Leader	66
4.2.3. Verhalten der Follower	70
4.2.4. Potentialfelder	71
4.3. Soziale Gruppen	72
4.3.1. Bestimmung des lokalen Leaders	73
4.3.2. Gruppengeschwindigkeit	76
4.3.3. Verhalten von Gruppenleadern	77
4.3.4. Verhalten der Gruppenmitglieder	79
4.3.5. Potentialfelder	80
5. Realisierung	82
5.1. Erhebung von Kennzahlen	82
5.2. Szenariodefinition	85
5.2.1. Agentenkonfiguration	85
5.2.2. Erhebung von Kennzahlen	86
5.2.3. Verteilung globaler Leader	86
5.2.4. Verteilung sozialer Gruppen	87
5.3. Erzeugung der Agenten	88
5.4. Entscheidungszyklus der Agenten	90
5.4.1. Interpretationsphase	90
5.4.2. Zielauswahl	90
5.4.3. Ausführung eines Plans	92
5.5. Visualisierung	93
6. Kalibrierung des Modells	95
6.1. Globale Leader	95
6.2. Soziale Gruppen	98

6.3. Zusammenfassung	101
7. Experimente	103
7.1. Verwendete Szenarien	103
7.1.1. Szenario 1: Eine Menschenmenge verlässt einen großen Raum	103
7.1.2. Szenario 2: Auswirkung von Engstellen	104
7.2. Sensitivitätsanalyse	105
7.2.1. Anteil globaler Leader	106
7.2.2. Durchschnittliche Gruppengröße	112
7.2.3. Durchschnittliche Kohäsion	117
7.3. Weitere Experimente	123
7.3.1. Verhalten bei größeren sozialen Gruppen	123
7.3.2. Zusammenspiel globaler Leader und sozialer Gruppen	128
8. Diskussion & Ausblick	133
8.1. Globale Leader	134
8.1.1. Evakuierungseffizienz	134
8.1.2. Optimale Anzahl globaler Leader	135
8.2. Soziale Gruppen	135
8.2.1. Evakuierungseffizienz	136
8.2.2. Größere soziale Gruppen	136
8.3. Zusammenspiel globaler Leader und sozialer Gruppen	137
8.3.1. Evakuierungseffizienz	137
8.3.2. Optimale Anzahl globaler Leader	138
8.4. Offene Probleme & Einschränkungen	139
8.5. Ausblick	140
A. Agentenparameter	142
B. Realisierte Kennzahlen	145
C. Inhalt der DVD	146
Abbildungsverzeichnis	147
Tabellenverzeichnis	149
Quellcodeverzeichnis	150
Literaturverzeichnis	151

1. Einführung

Die Simulation von Fußgängern hat in den letzten Jahren stark an Bedeutung gewonnen. Zum einen können mithilfe von Fußgängersimulationen im Nachhinein die Ursachen für Katastrophen, wie das Unglück während der Loveparade 2010 in Duisburg (vgl. [Heuking 2010](#)), analysiert werden. Zum anderen ermöglichen sie fundierte Vorhersagen über den Verlauf der Evakuierung von Gebäuden. Entsprechend hoch ist der Bedarf an leistungsfähigen Simulationswerkzeugen. Besonders für Szenarien, die in der Realität nicht erprobt werden können, wie z.B. Veranstaltungen mit einer sehr hohen Anzahl an Besuchern, sind diese hilfreich und notwendig. Sie können dazu dienen, kritische Stellen in Gebäuden zu erkennen und Sicherheitskonzepte im Vorfeld von Veranstaltungen oder baulichen Maßnahmen zu überprüfen. Dadurch können die Sicherheit in Gefahrensituationen verbessert und gesetzliche Rahmenbedingungen (z.B. [VStättVO 2003](#)) eingehalten werden.

An der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg wird ein agentenbasiertes Simulationssystem für Entfluchtungen, das WALK-Simulationssystem, entwickelt. Es ermöglicht die Untersuchung von Evakuierungsszenarien unter Berücksichtigung von individuellem Verhalten. Der verwendete Ansatz, bei dem einzelne Individuen Betrachtungsgegenstand der Simulation sind, wird als *mikroskopischer Ansatz* bezeichnet (vgl. [Brunner et al. 2009](#), S. 6). Im Gegensatz zu *makroskopischen Ansätzen*, bei denen eine Menschenmenge als eine Entität, also als "Ganzes", betrachtet wird, entstehen Massenphänomene hierbei emergent aus den individuellen Entscheidungen der einzelnen Personen.

Zwar existieren bereits einige Modellansätze und kommerzielle Systeme zur Simulation von Menschenmengen, diese vernachlässigen jedoch häufig wichtige sozio-psychologische Faktoren, wie z.B. Persönlichkeitseigenschaften und die sozialen Beziehungen zwischen den Personen innerhalb einer Menschenmenge (vgl. [Santos und Aguirre 2004](#); [Zhou et al. 2010](#)). Insbesondere zwei Faktoren beeinflussen den Verlauf einer Entfluchtung maßgeblich: Zum einen besteht eine Menschenmenge in den seltensten Fällen nur aus einzelnen Individuen. Meist bewegen sich Personen in *sozialen Gruppen* von zwei bis vier Personen, abhängig vom sozialen Kontext oder der Art des Szenarios (vgl. [Aveni 1977](#); [James 1953](#)). Zum anderen haben *Leader* einen Einfluss auf den Verlauf einer Entfluchtung. Hierbei handelt es sich um Individuen, die entweder eine bessere Kenntnis der Umgebung besitzen oder besondere Führungsqualitäten aufweisen, weil sie z.B. das Vertrauen vieler Personen genießen. Sie können andere Personen zu geeigneten Ausgängen führen.

1.1. Zielsetzung dieser Arbeit

Im Rahmen dieser Arbeit werden zwei Teilaspekte innerhalb eines bestehenden Simulationssystems realisiert und anschließend in einer Reihe von Simulationsläufen untersucht:

- **Leader:** Hierbei handelt es sich um Personen, die zusätzliche Informationen über vorhandene Ausgänge und zumeist eine hohe Stressresistenz besitzen. Sie können andere Individuen zu vorhandenen Ausgängen führen. In der Literatur finden sich unterschiedliche Bezeichnungen für derartige Personen, z.B. *trained / untrained Leader* (vgl. [Pelechano und Badler 2006](#)) oder *authorities* (vgl. [Chu und Law 2012](#)). Ein Leader kann sowohl eine "normale" Person¹ als auch eine Sicherheitskraft, z.B. ein Feuerwehrmann, sein. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit ist eine derartige Unterscheidung nicht notwendig, daher wird im Folgenden einfach die Bezeichnung (*globale*) *Leader* verwendet. Relevante Parameter sind der *prozentuale Anteil der Leader* an der Menge von Personen und ihre *Vertrauenswürdigkeit*. Letztere wird im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht betrachtet.
- **Soziale Gruppen:** Eine soziale Gruppe ist ein Verbund mehrerer Personen, deren Mitglieder ein Gebäude oder Areal gemeinsam verlassen. Die Mitglieder der sozialen Gruppe versuchen dabei aktiv, während der gesamten Evakuierung dicht beieinander zu bleiben. Alle Mitglieder streben das selbe spatiale Ziel an und stimmen ihre Gehgeschwindigkeiten aufeinander ab. Zentrale Parameter sind die *durchschnittliche Gruppengröße* und der Grad, zu dem die Gruppenmitglieder versuchen, zusammen zu bleiben. Dieser wird *Kohäsion* genannt.

1.1.1. Hypothesen

In diesem Abschnitt werden konkrete Hypothesen bezogen auf die in dieser Arbeit betrachteten Aspekte formuliert. Sie werden anhand einer Reihe von Simulationsläufen untersucht. Zur einfachen Referenzierung werden die Hypothesen aufsteigend nummeriert. Sie werden im Folgenden, getrennt nach thematischen Aspekten, genannt.

Leadership

- **Hypothese 1:** Die Evakuierungseffizienz wird durch den Einsatz globaler Leader erhöht. Mit steigendem Leader-Anteil werden die Gesamtentfluchtungszeit reduziert und

¹Gemeint ist hier eine Person, die keine besondere, mit bestimmten Erwartungen verknüpfte gesellschaftliche Rolle einnimmt. Ein Polizist würde nicht in diese Kategorie fallen.

die vorhandenen Ausgänge gleichmäßiger genutzt, wodurch Stauungen an den Ausgängen verringert werden können.

- **Hypothese 2:** Es existiert ein Optimum für den prozentualen Anteil globaler Leader an der Menge. Bei diesem wird die Gesamtentfluchtungszeit minimal. Bezüglich der Anzahl an Personen pro Ausgang wird bei einem optimalen Leader-Anteil eine Verteilung erzielt, die sich bei höheren Anteilen nur noch unwesentlich verändert. Durch den Einsatz weiterer globaler Leader wird die Evakuierungseffizienz wieder verringert, da diese sich gegenseitig behindern und die nachfolgenden Personen ihre Gehgeschwindigkeiten stark verringern.

Soziale Gruppen

- **Hypothese 3:** Die Evakuierungseffizienz verringert sich mit steigender Gruppengröße und Kohäsion bei Gruppen von zwei bis vier Mitgliedern. Größere Gruppen werden in der Realität nur selten beobachtet (vgl. [Aveni 1977](#); [James 1953](#)). Je größer soziale Gruppen sind, desto schwerer gelingt es ihnen, Engstellen zu durchqueren. Der Effekt ist umso stärker, je mehr die Gruppenmitglieder bestrebt sind, sich nicht voneinander zu trennen. Eine hohe Kohäsion führt dazu, dass Gruppenmitglieder häufig aufeinander warten und dabei andere Personen behindern.
- **Hypothese 4:** Die Evakuierungseffizienz verringert sich für Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern weiter, allerdings mit einer geringeren Änderungsrate als bei kleineren Gruppen. Die in Hypothese 3 beschriebenen Effekte setzen sich auch für größere soziale Gruppen fort. Allerdings wird die Veränderung pro Gruppengröße geringer, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. Dies liegt daran, dass es größeren Gruppen nicht gelingt, zusammen zu bleiben, und sie in Teilgruppen zerfallen. Die dadurch entstehende Situation ähnelt einem Szenario mit kleineren Gruppen.
- **Hypothese 5:** Die Auswirkungen globaler Leader werden auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen sichtbar. Hypothese 1 und 2 gelten also auch für den Fall, dass soziale Gruppen berücksichtigt werden.

1.1.2. Nicht behandelte Aspekte

Das Ziel dieser Arbeit besteht nicht darin, ein exaktes Modell für das Bewegungsverhalten der simulierten Personen zu entwickeln. Die WALK-Agenten wurden im Vorfeld dieser Arbeit soweit optimiert, dass das vorliegende Simulationssystem zur Untersuchung der vorgestellten Hypothesen genutzt werden kann. Das Ziel der Arbeit besteht nicht darin, das zugrunde

liegende Bewegungsverhalten weiter zu verbessern. Die Genauigkeit der bestehenden Simulation wird im späteren Verlauf dieser Arbeit anhand von zwei unterschiedlichen Szenarien demonstriert und bildet die Basis für die weiteren Entwicklungen.

Es ist ebenfalls nicht Bestandteil dieser Arbeit, eine umfassende Vorgehensweise zur Aus- und Bewertung von Simulationsergebnissen zu entwickeln. Die Ergebnisse der durchgeführten Experimente werden anhand ausgewählter Kennzahlen interpretiert. Dabei werden überwiegend Kennzahlen verwendet, die in anderen Arbeiten häufig zu finden sind und die zur Untersuchung der Hypothesen sinnvoll erscheinen. Auch die Validierung des bestehenden Modells und die Kalibrierung des erweiterten Modells sind bei Weitem nicht erschöpfend, sondern dienen allein dem Zweck, die Modelle zu plausibilisieren.

Daneben werden in dieser Arbeit keinerlei Performanz-Betrachtungen durchgeführt. Das Ziel besteht in der Entwicklung und Untersuchung eines nachvollziehbaren und ausreichend detaillierten Modells globaler Leader und sozialer Gruppen in einer Entfluchtungssimulation. Die vorgestellte Lösung wird nicht im Hinblick auf niedrige Rechenkomplexität oder Ausführungsgeschwindigkeit entwickelt. Auch findet keine Messung der Auswirkungen auf die Performanz des Simulationssystems statt.

1.2. Bekannte Probleme

Im Bereich der Entfluchtungssimulation besteht ein offenes Problem in der Validierung von Modellen (vgl. [Zhou et al. 2010](#)). Es sind nur wenige empirische Daten aus realen Evakuierungen vorhanden, auf dessen Basis Modelle entwickelt und validiert werden können. Daher stützen sich viele Modelle auf Beobachtungen, die im Rahmen von Experimenten gemacht wurden (z.B. [Klüpfel 2003](#); [Köster et al. 2011](#)). Ob die in einer experimentellen Umgebung festgestellten Phänomene auf eine reale Situation uneingeschränkt übertragen werden können, ist jedoch umstritten. Auch in dieser Arbeit wird auf empirische Daten aus Experimenten zurückgegriffen. Erzielte Ergebnisse sind daher unter Umständen nur eingeschränkt auf die Realität übertragbar.

Ein weiteres Problem besteht in der Komplexität des Betrachtungsgegenstands. Eine Fußgängersimulation ist üblicherweise nicht-deterministisch und die simulierten Personen treffen vom Zufall abhängige Entscheidungen. Daher führt die Durchführung mehrerer Simulationsläufe nicht immer zum selben Ergebnis. Der Zustandsraum einer agentenbasierten Simulation mit mehreren hundert Agenten ist zudem extrem groß. Dies kann zu statistischen Schwankungen und unvorhergesehenen Wechselwirkungen führen. Bei den durchgeführten Experimenten wird eine hohe, jedoch begrenzte Zahl an Simulationsläufen durchgeführt, um auftretende Abweichungen zu minimieren. Dennoch können statistische Einflüsse auftreten,

welche die Simulationsergebnisse beeinflussen. Dies sollte bei der Betrachtung der Ergebnisse berücksichtigt werden. Das Augenmerk liegt daher auf einer Analyse der beobachteten Tendenzen, nicht auf der genauen Auswertung einzelner Werte.

1.3. Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit besteht neben der Einführung aus sieben weiteren Kapiteln. In Kapitel 2 werden die für das Verständnis der weiteren Arbeit notwendigen Grundlagen erläutert. Dazu gehören die psychologischen Hintergründe und existierenden technischen Modellansätze zur Simulation von Fußgängern. Das Konzept der sozialen Gruppe wird erläutert. Zuletzt werden das bestehende Modell und die Ergebnisse einer einfachen Validierung des Simulationssystems präsentiert.

Kapitel 3 enthält eine genaue Analyse der Problemstellung. Dazu werden zunächst einige Annahmen und die Anforderungen an das zu entwickelnde Modell vorgestellt. Danach werden bestehende Ansätze zur Modellierung von Leadern und sozialen Gruppen beschrieben. Der letzte Abschnitt in diesem Kapitel beschreibt die in den Experimenten erhobenen Kennzahlen und bewertet ihre Aussagekraft.

In Kapitel 4 wird die Modellierung globaler Leader und sozialer Gruppen vorgestellt. Die Verhaltensregeln der Agenten werden genau erläutert. Daneben werden die notwendigen Geschwindigkeitsanpassungen der Agenten als mathematische Funktionen beschrieben. Kapitel 5 zeigt einige ausgewählte Aspekte der Realisierung. Die Konfiguration eines Simulationsszenarios wird erläutert. Anschließend wird auf die Erzeugung der Agenten eingegangen und Teile des Entscheidungsprozesses eines Agenten gezeigt. Zum Schluss wird die Erhebung von Kennzahlen und die Visualisierung von Leadern und sozialen Gruppen beschrieben.

Kapitel 6 zeigt, wie das vorher mit Freiheitsgraden versehene Modell anhand von Daten aus realen Experimenten kalibriert wird. Das Ergebnis dieses Schritts ist das kalibrierte Simulationsmodell, das für weitere Experimente verwendet werden kann.

Kapitel 7 beschreibt die durchgeführten Experimente, mit denen die in diesem Kapitel formulierten Hypothesen untersucht werden. Der erste Teil des Kapitels besteht aus einer Sensitivitätsanalyse des Simulationsmodells bezüglich der fachlichen Parameter Gruppengröße, Kohäsion und dem Anteil globaler Leader. Danach werden das Verhalten größerer sozialer Gruppen und das Zusammenspiel globaler Leader und sozialer Gruppen untersucht.

Kapitel 8 schließt diese Arbeit ab. Hier werden die erzielten Ergebnisse zusammengefasst, diskutiert und bewertet. Offene Probleme werden beschrieben. Außerdem wird ein Ausblick auf mögliche zukünftige Weiterentwicklungen und Forschungsansätze gegeben.

2. Grundlagen

In diesem Kapitel werden die Grundlagen erläutert, die für das weitere Verständnis dieser Arbeit notwendig sind. Zunächst wird auf die technischen Ansätze der Fußgängersimulation eingegangen. Anschließend werden die zugrunde liegenden sozio-psychologischen Aspekte beschrieben. Als letztes werden die wichtigsten Konzepte des bestehenden Simulationsmodells beschrieben, auf dessen Basis die Modelle der Leader und sozialen Gruppen entwickelt werden.

2.1. Fußgängersimulation

Eine Fußgängersimulation dient dazu, die Bewegungen von Personen in Gebäuden oder Arealen vorherzusagen. Die Anzahl der simulierten Personen ist dabei beliebig und kann je nach System, technischem Ansatz und Anwendungsgebiet variieren. Eine sinnvolle Klassifikation nach zeitlicher Skalierung (z.B. Sekunden, Minuten, Tage) und der Menge der Personen (z.B. hunderte, tausende, hunderttausende) wurde in [Zhou et al. \(2010\)](#) vorgestellt.

2.1.1. Anwendungsgebiete

Die Ziele und Anwendungsgebiete von Fußgängersimulationen sind vielfältig. Generell können die Simulation von *Normalsituationen* und *Entfluchtungen* unterschieden werden. Anwendungsgebiete für die Simulation von Normalsituationen sind:

- Planung und Prüfung der Effizienz von Fußgängeranlagen, z.B. Flughäfen und Bahnhöfen. Dabei sollen Transferdauern von einem Ort zum anderen (z.B. Bahnsteig zu Bahnsteig) minimiert werden und die Gestaltung der Umgebung möglichst reibungslose Abläufe garantieren.
- Planung von Großveranstaltungen. Hier könnte z.B. festgestellt werden, an welchen Stellen Bühnen, Stände etc. errichtet werden, so dass es den Personen möglich ist, alle wichtigen Punkte auf dem Gelände zu erreichen.

- Denkbar wäre auch die Planung von Einkaufszentren und ähnlichen Einrichtungen. Hier könnte ermittelt werden, welche Orte besonders stark frequentiert und welche eher selten besucht werden.

Generell können Simulationen eingesetzt werden, um im Vorwege bauliche Maßnahmen zu planen und ihre Nützlichkeit zu überprüfen. Einen Spezialfall stellen Simulationen von Evakuierungen, sogenannte *Entfluchtungssimulationen*, dar. In diesen wird die Evakuierung von Gebäuden oder Arealen simuliert. Die Ziele sind hier vor allem:

- Prüfung von Gebäudekonzepten oder Sicherheitskonzepten. Dies kann im Vorwege einer Veranstaltung oder einer baulichen Maßnahme erfolgen. Es kann festgestellt werden, ob gesetzlich festgelegte Zeiten eingehalten werden und an welchen Stellen Gefahrensituationen auftreten können.
- Analyse von Katastrophen. Ist bereits ein Unfall passiert, so kann mithilfe von Simulation die mögliche Ursache ermittelt werden. Dies kann z.B. ein Ausgang sein, an dem eine extrem hohe Dichte aufgetreten ist.

Neben diesen Anwendungsgebieten sind die entwickelten Ansätze auch für den militärischen Bereich und Videospiele interessant, in denen eine große Zahl an virtuellen Kreaturen simuliert wird. Einige bestehende Systeme und Anwendungsgebiete werden in [Santos und Aguirre \(2004\)](#) und [Zhou et al. \(2010\)](#) beschrieben.

2.1.2. Grundlegende Modellansätze

Es haben sich einige grundsätzliche Modellansätze herausgebildet, die zur Simulation von Fußgängern genutzt werden. Jeder Ansatz bietet bestimmte Vor- und Nachteile, von denen die wichtigsten hier genannt werden sollen. Eine detailliertere Übersicht findet sich in [Zhou et al. \(2010\)](#). Eine wichtige Klassifizierung der Ansätze bezieht sich auf den Detaillierungsgrad eines Modells. Zwei grundsätzliche Ansätze werden unterschieden (vgl. [Brunner et al. 2009](#)):

- **Mikroskopischer Ansatz:** Jede Person wird als einzelne Entität modelliert. Dabei kann jede Person individuelle Eigenschaften besitzen und es können genauere Aussagen ihre Bewegungen getroffen werden.
- **Makroskopischer Ansatz:** Hier soll das Verhalten der *Menge* vorhergesagt werden, einzelne Individuen werden nicht unterschieden.

Die simulierten Personen werden *Agenten* genannt. Im Folgenden wird dieser Begriff verwendet, wenn über virtuelle Personen innerhalb der Simulation gesprochen wird.

Fluiddynamische und Gaskinetische Modelle

Hierbei handelt es sich um einen makroskopischen Ansatz. Die Menschenmenge wird analog zu Flüssigkeitsströmen oder Gasen in der Physik berechnet. Ein Modell, welches die Analogie zwischen Gasen und Menschenmengen nutzt, wird in [Henderson \(1974\)](#) beschrieben. Ein auf der Kontinuitätsgleichung der Fluiddynamik basierende Theorie wird in [Hughes \(2002\)](#) erläutert.

Diese Modelle beinhalten zwei Grundannahmen der Physik: Impuls- und Energieerhaltung. Diese Eigenschaften sind auf Menschenmengen nur begrenzt übertragbar, da diese allgemein nicht das dritte Newton'sche Gesetz (Reaktionsprinzip) erfüllen. Eine Weiterentwicklung der Modelle ist in [Helbing \(1992\)](#) beschrieben. In diesem Modell können verschiedene Gruppen von Partikeln unterschieden werden. Das Modell berücksichtigt die Tatsache, dass jeder Fußgänger eine bestimmte Geschwindigkeit anstrebt und seine Geschwindigkeit bei Ausweichmanövern anpasst. Die Grundannahme der Energieerhaltung wird im Modell nicht eingehalten.

Flussbasierte Ansätze sind von Vorteil, wenn das individuelle Verhalten einzelner Personen nicht relevant ist. Durch die performante Berechnung können extrem hohe Anzahlen von Personen simuliert werden. Aussagen über die Bewegungsrichtung einer Menschenmenge und die Dichteverteilung innerhalb der Menge sind möglich. Der Nachteil dieses Ansatzes besteht darin, dass keine Individuen unterschieden werden können. Außerdem existieren Probleme bei der Simulation von Mengen mit geringer Personendichte. Genauere Informationen hierzu sind in [Helbing \(1992\)](#) nachzulesen.

Entitätenbasierter Ansatz

Hierbei handelt es sich um einen mikroskopischen Ansatz. Die Personen werden als eine Menge gleichartiger Entitäten simuliert, die sich auf Basis bestimmter Gesetzmäßigkeiten bewegen. Entitätenbasierte Ansätze beruhen auf der *Discrete Element Method* aus der Physik, einer Berechnungsmethode für die Bewegung von Teilchen innerhalb einer Materie. Bei dieser Berechnungsmethode erhält jedes physikalische Teilchen eine Startposition und eine initiale Geschwindigkeit. Danach kann auf Basis physikalischer Gesetze bestimmt werden, welche Kräfte zu einem gegebenen Zeitpunkt auf ein Teilchen wirken und in welche Richtung es sich daraufhin bewegt.

Diese Idee wird auf die Simulation von Fußgängern übertragen. Die Agenten erhalten eine Startposition und eine angestrebte Geschwindigkeit. Nach dem Start der Simulation werden sie von unterschiedlichen abstoßenden und anziehenden Kräften beeinflusst. Ein bekannter Vertreter dieser Art von Modell ist das *Social-Force-Modell* aus [Helbing und Molnar \(1995\)](#).

Es beinhaltet die Annahme, dass es neben physikalischen auch soziale Kräfte gibt, welche die Bewegung eines Fußgängers beeinflussen. Die grundsätzliche Gleichung lautet wie folgt:

$$\vec{F}_\alpha(t) := \vec{F}_\alpha^0 + \sum_{\beta} \vec{F}_{\alpha\beta} + \sum_B \vec{F}_{\alpha B} + \sum_i \vec{F}_{\alpha i} \quad (2.1)$$

Diese Gleichung beschreibt die Summe aller Kräfte, die pro Zeitschritt auf einen Agenten wirken. Die Kraft \vec{F}_α^0 bildet den Umstand ab, dass sich der Agent mit einer angestrebten Geschwindigkeit in eine bestimmte Richtung bewegen möchte. Die Kräfte $\vec{F}_{\alpha\beta}$ und $\vec{F}_{\alpha B}$ stehen für die Abstoßungen zwischen dem Agenten α und anderen Agenten β bzw. den statischen Hindernissen B . In jedem Zeitschritt werden die Summen der Kräfte zwischen dem Agenten α und allen anderen Agenten und Hindernissen gebildet. Die Kraft $\vec{F}_{\alpha i}$ modelliert eine Anziehung, die auf den Agenten wirkt. Eine solche anziehende Kraft geht z.B. von der Zielposition des Agenten aus. Auch hier wird die Summe aller vorhandenen Kräfte gebildet. Die resultierende Bewegungsrichtung des Agenten ergibt sich aus der Gesamtsumme aller Kräfte.

Entitätenbasierte Ansätze haben den Vorteil, dass sie Individuen unterscheiden. Die Bewegungen eines Agenten können über die Dauer eines Simulationslaufs verfolgt werden. Auch individuelle Verhaltensregeln für bestimmte Personengruppen können durch zusätzliche Kräfte realisiert werden. Ein Problem dieser Modelle besteht häufig darin, dass sie in Abhängigkeit eines Szenarios kalibriert werden müssen. Zudem können die Entscheidungen der Agenten nicht nachvollzogen werden, da ihre Bewegungen durch Kräfte, nicht durch explizit repräsentierte Entscheidungen, ausgelöst werden. Das Social-Force-Modell bildet die Basis für viele bestehende Simulationssysteme und wird in einer Reihe von Arbeiten weiterentwickelt (z.B. [Moussaïd et al. 2010](#); [Singh et al. 2009](#)). Es wird im Folgenden einfach als *Social-Force-Modell* bezeichnet.

Zelluläre Automaten

Zelluläre Automaten werden erstmals in [Nagel und Schreckenberg \(1992\)](#) zur Simulation von Fahrzeugverkehr vorgestellt. In diesem Modell wird eine Straße als lineare Aneinanderreihung von Zellen abgebildet. Jede Zelle kann von einem Fahrzeug belegt oder frei sein. Ein Fahrzeug besitzt eine maximale Geschwindigkeit von n Zellen pro Zeitschritt. In jedem Zyklus werden mehrere Schritte zur Anpassung der Geschwindigkeit für jedes Fahrzeug durchgeführt. Dies geschieht in Abhängigkeit der Umgebung, d.h. in diesem Fall der benachbarten Zellen.

Dieses Konzept kann für zweidimensionale Umgebungen verallgemeinert und damit zur Simulation von Fußgängern verwendet werden. Eine häufige Annahme besteht darin, dass sich ein Fußgänger mit einer Geschwindigkeit von maximal einem Feld pro Zeitschritt bewegen kann.

In [Burstedde und Klauck \(2001\)](#) wird ein derartiges Modell vorgestellt. Hier wird das Konzept sogenannter *Floor Fields* verwendet: Jedes Feld des zellulären Automaten erhält zusätzliche Informationen, die entweder statisch sind (statisches Floor Field) oder sich über die Zeit verändern können (dynamisches Floor Field). Die Agenten entscheiden sich auf Basis der Zellwerte ihrer Nachbarzellen, auf welches Feld sie sich als nächstes bewegen. Ein statisches Floor Field kann z.B. für die Wegfindung der Agenten genutzt werden, indem das Ziel ein attraktives Feld mit einer hohen Reichweite erzeugt. Ein dynamisches Floor Field kann dazu genutzt werden, das Phänomen abzubilden, dass Personen der Menge folgen: Jeder Agent erhöht den entsprechenden Wert seiner aktuellen Zelle und den der Nachbarzellen. Agenten bevorzugen außerdem bei ihrer Bewegung jene Zellen, bei denen dieser Wert möglichst hoch ist. Dadurch bewegen sie sich bevorzugt dorthin, wo zuvor viele andere Agenten gewesen sind. Der Wert wird in jedem Zeitschritt, in dem kein Agent die Zelle betritt, wieder reduziert.

Durch diese Art der Modellierung können die Agenten sehr einfach modelliert werden, die "Intelligenz" wird in die Umgebung verlagert. In [Burstedde und Klauck \(2001\)](#) können mithilfe des Modells einige in der Realität beobachtete Phänomene, z.B. eine Lane Formation, abgebildet werden. Das Konzept zellulärer Automaten wird in einigen weitergehenden Arbeiten verwendet. In [Köster et al. \(2011\)](#) werden soziale Gruppen innerhalb eines solchen Modells realisiert.

Multiagentensysteme

In [Wooldridge \(2002, S. 15\)](#) wird ein Softwareagent wie folgt definiert: "An *agent* is a computer system that is *situated* in some *environment*, and that is capable of *autonomous action* in this environment in order to meet its design objectives".

Ein Agent ist also eine virtuelle Entität, welche selbstständig Aktionen innerhalb einer definierten Umgebung ausführen kann. Dabei verfolgt er ein definiertes Ziel. Die Komplexität der Agenten und der Umgebung kann dabei beliebig gering oder hoch sein. Ein Multiagentensystem ist ein System, in dem mehrere Agenten miteinander interagieren. Dieses Konzept lässt sich für die Realisierung von Fußgängersimulationen nutzen und hat in den letzten Jahren stark an Bedeutung gewonnen (vgl. [Zhou et al. 2010](#)). Jede simulierte Person wird dabei als Agent modelliert, als Umgebung dient eine Repräsentation des betrachteten Gebäudes oder Areals. Die grundsätzlichen Elemente eines Multiagentensystems sind in [Abbildung 2.1](#) dargestellt.

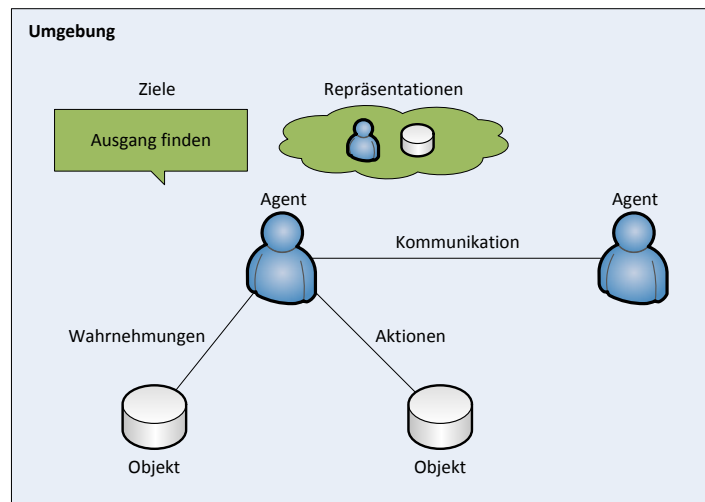


Abbildung 2.1.: Aufbau eines Multiagentensystems (angelehnt an [Ferber 1998](#))

Typischerweise durchlaufen die Agenten eines Multiagentensystems zyklisch drei Phasen (vgl. [Wooldridge 2002](#), S. 31 ff.):

- **Sense:** Der Agent nimmt seine Umgebung wahr und aktualisiert sein internes Gedächtnis. Die Wahrnehmung des Agent kann dabei sowohl beschränkt und auch fehlerhaft sein.
- **Reason:** Der Agent trifft eine Entscheidung auf Basis seines vorhandenen Wissens. Meist wählt er hierbei ein Ziel und berechnet einen Plan, also eine Abfolge von Schritten, die notwendig sind, um das Ziel zu erreichen.
- **Act:** Der Agent wählt die nächste auszuführende Aktion des Plans und führt sie in der Umgebung aus. Dies resultiert meist in einer Veränderung des internen Zustands des Agenten, kann jedoch auch zu einer Veränderung der Umgebung führen.

Die Agenten können Informationen aus der Umgebung aufnehmen und interne Repräsentationen dieser Wahrnehmungen speichern. In einer Entfluchtungssimulation ist die Umgebung des Agenten eine virtuelle Gebäudegeometrie, also z.B. die Repräsentation eines Grundrisses. Der Agent kann dann statische Objekte und andere Agenten wahrnehmen und diese Informationen in seinem "Gedächtnis" speichern. Alle ihm bekannten Fakten nutzt er anschließend zur Findung einer Entscheidung. Zu beachten ist, dass jeder Agent sein eigenes internes Gedächtnis besitzt, anstatt dass Informationen global abgelegt werden. Außerdem können Agenten interagieren, indem sie sich z.B. Nachrichten senden.

Dieser Ansatz wird aktuell für eine Vielzahl von Simulationsmodellen genutzt, da er ein Maximum an Flexibilität für die Entwicklung bietet. Die innere Gestaltung des Agenten steht dem

Entwickler komplett frei und kann beliebig einfach oder komplex sein. Außerdem erscheint der Ansatz sehr natürlich, da ein Agent eine Person direkt abbildet. Individuelle Faktoren können modelliert und unterschiedliche Typen von Agenten in einer Simulation verwendet werden. Nachteilig ist der benötigte Rechenaufwand. Dieser ist deutlich höher als bei den bisher vorgestellten Ansätzen, da jeder Agent den oben beschriebenen Sense-Reason-Act-Zyklus durchläuft und beliebig komplexe Berechnungen ausführt. Ebenso kann die möglicherweise hohe Komplexität eines Agenten ein Problem darstellen.

2.2. Sozio-Psychologischer Hintergrund

In diesem Abschnitt werden die sozio-psychologischen Faktoren beschrieben, die innerhalb von Gefahrensituationen maßgeblich sind. Außerdem werden die Konzepte der Leadership und sozialer Gruppen erläutert.

2.2.1. Panik und Flucht

Der Begriff "Panik" wird laut [Quarantelli \(1999\)](#) als Beschreibung für extreme, unbegründete Angst und irrationales Fluchtverhalten verwendet. Tatsächlich gehen die meisten Menschen davon aus, dass in einer Gefahrensituation Panik und egoistisches, irrationales Fluchtverhalten die Regel ist. Dies wird dadurch bestärkt, dass die Medien den Begriff aufgrund seiner dramatischen Bedeutung inflationär verwenden (vgl. [Fahy et al. 2009](#), S. 3).

Häufig wird der Begriff von Personen verwendet, die eine Gefahrensituation beobachten, jedoch nicht unmittelbar von ihr betroffen sind. Für sie erscheint das Verhalten der betroffenen Personen als irrational. Allerdings haben die beobachtenden Personen einen besseren Überblick über die Situation und zusätzliche Informationen, welche den Personen innerhalb der Situation nicht zur Verfügung stehen. Tatsächlich jedoch verhalten sich die meisten Personen in einer Gefahrensituation rational und nachvollziehbar auf Basis der ihnen zur Verfügung stehenden Informationen (vgl. [Cocking et al. 2009](#), S. 4).

Viele Studien und Interviews haben inzwischen gezeigt, dass Panik nur in den seltensten Fällen auftritt (vgl. [Mawson 2005](#); [Quarantelli 1999](#); [Cocking et al. 2009](#); [Fahy et al. 2009](#)). Stattdessen dominiert kooperatives, altruistisches Verhalten in Gefahrensituationen. Tatsächlich tritt starke Angst auf, die Personen handeln jedoch meist rational. Diese Erkenntnis bildet eine wichtige Grundlage für die Entwicklung von Entfluchtungssimulationen. Wäre irrationales und egoistisches Verhalten vorherrschend, wäre es schwierig ein Modell zu entwickeln, das verlässliche Vorhersagen treffen kann.

2.2.2. Social-Attachment-Theorie

Lange Zeit wurde in der Forschung davon ausgegangen, dass Personen in Extremsituationen in Panik geraten und daraufhin irrationales, egoistisches Fluchtverhalten an den Tag legen (z.B. [Quarantelli 1999](#)). Wie im vorherigen Abschnitt beschrieben, verhalten sich die meisten Personen jedoch nachvollziehbar auf Basis der ihnen zur Verfügung stehenden Informationen. Die in [Mawson \(2005\)](#) vorgestellte *Social Attachment Theorie* geht davon aus, dass das Verhalten von Personen in Stresssituationen nach folgenden Regeln verläuft:

- Individuen fühlen sich in Stresssituationen zu ihnen bekannten Personen und Orten hingezogen. Dies führt unter anderem dazu, dass sich Familienmitglieder sammeln und anschließend gemeinsam das Gebäude verlassen. Außerdem bevorzugen die meisten Personen jene Ausgänge, durch die sie das Gebäude betreten haben.
- Die Nähe zu bekannten Personen beeinflusst die individuelle Wahrnehmung von Gefahr und die entsprechende Reaktion. Dies geschieht auf die folgende Weise:
 - Wenn Personen sich in der Nähe ihnen bekannter Personen befinden, so verstärkt die Wahrnehmung einer Gefahr den Wunsch, mit diesen zusammenzubleiben. Die Personen bewegen sich als Gruppe und versuchen, sich nicht voneinander zu entfernen.
 - Wenn keine bekannten Personen in Sichtweite sind, so tendieren Personen zu Fluchtverhalten. Dies kann bereits bei einer mäßig starken Wahrnehmung von Gefahr auftreten.

Diese Theorie ist heutzutage anerkannt und hat die klassische Panik-Theorie (vgl. [Quarantelli 1999](#)) abgelöst. Sie erklärt einige Phänomene, die in der Realität häufig beobachtet werden, z.B. dass Personen bevorzugt bekannte Ausgänge nutzen. Das in der Theorie beschriebene Verhalten wird in vielen realen Fällen beobachtet (z.B. [Cocking et al. 2009](#)).

2.2.3. Leadership

Leadership bezeichnet die "Führung" oder "Gesamtheit der Führungsqualitäten" (vgl. [Duden 2013](#), Stichwort "Leadership"). In [FEMA \(2010\)](#) ist ein Leader definiert als "someone who sets direction and influences people to follow that direction". Dieser allgemeinen Definition nach ist ein Leader also jemand, der Entscheidungen trifft und entsprechende Anweisungen gibt. Daneben beeinflusst er andere Personen, ihn bei der Umsetzung der Entscheidung zu unterstützen und seinen Anweisungen zu folgen.

Innerhalb von Krisen existieren Leader auf verschiedenen Ebenen, angefangen bei Feuerwehrleuten, die andere Feuerwehrleute oder zu evakuierende Personen anführen, bis hin

zu politischen Entscheidungsträgern bei größeren Katastrophen (vgl. [Demiroz und Kapucu 2012](#)). In [Useem et al. \(2005\)](#) wurden die Entscheidungen von leitenden Feuerwehrleuten innerhalb eines Waldbrandes untersucht und bewertet. Es wird davon ausgegangen, dass vier Aspekte entscheidend für die Führungsqualität einer Person sind:

- **Strategisches Denken:** Fähigkeit zu strategischem Denken und der Beschaffung notwendiger Information
- **Mobilisierung von Ressourcen:** Fähigkeit, Personen und Ressourcen richtig einzusetzen
- **Effektivität:** Fähigkeit, Entscheidungen zügig zu treffen
- **Selbstlosigkeit:** Unterordnung persönlicher Interessen unter das Allgemeinwohl

In der Untersuchung werden Entscheidungen von Feuerwehrleuten hinsichtlich ihrer Qualität bewertet. Es wird deutlich, dass optimale Entscheidungen stets die vier genannten Faktoren beinhalten. Ungünstige Entscheidungen werden von drei Aspekten begünstigt: Unzureichende Ausbildung, starker Stress und unklare Organisationsstrukturen. Die Leistungsfähigkeit erfahrener Feuerwehrleute verbessert sich bei starkem Stress, während sie bei unerfahrenen Feuerwehrleuten nachlässt (vgl. [Useem et al. 2005](#), S. 466 ff.).

In dieser Arbeit werden Leader in einer bestehenden Simulation modelliert, wobei davon ausgegangen wird, dass sie die notwendigen Eigenschaften eines Leaders erfüllen und in der Lage sind, zu evakuierende Personen zu einem Ausgang zu führen. Der Fokus liegt auf der Untersuchung der *Auswirkungen*, die Leader auf eine Entfluchtung haben. Es soll weder untersucht werden, wie konkrete Entscheidungen eines Leaders in einer Gefahrensituation getroffen werden, noch wie ein Leader ausgewählt wird. Auch Organisationsstrukturen werden nicht berücksichtigt. Relevante Eigenschaften der Leader in dieser Arbeit sind:

- Sie sind für andere Personen als Leader zu erkennen. Ein Feuerwehrmann wäre z.B. an seiner Uniform identifizierbar.
- Ihre Anweisungen werden als vertrauenswürdig betrachtet und in den meisten Fällen befolgt. Aus Untersuchungen des Anschlags vom 11. September 2001 auf das World Trade Center wird deutlich, dass die meisten Personen den Instruktionen von Leaders folgen (vgl. [Averill et al. 2005](#), S. 156).
- Leader besitzen häufig eine bessere Kenntnis der Umgebung als die meisten anderen Personen und kennen z.B. weitere Ausgänge. Dies muss jedoch nicht zwingend der Fall sein.
- Sie sind auf Gefahrensituationen geschult oder von Natur aus resistenter gegen Stress und handeln dadurch ruhiger und überlegter als andere Personen. Sie sind in der Lage, den Überblick zu behalten und unter Stress rationale Entscheidungen zu treffen.

In einigen bestehenden Arbeiten werden geschulte (*trained*) und ungeschulte (*untrained*) Leader unterschieden (vgl. [Pelechano und Badler 2006](#); [Zhou et al. 2010](#)). Ein geschulter Leader zeichnet sich zum einen dadurch aus, dass er besser als andere Personen mit der Umgebung vertraut ist und dadurch Ausgänge kennt, die kaum genutzt werden. Zum anderen reagiert er weniger empfindlich auf Gefahrensituationen als andere Personen, da eine entsprechende Ausbildung stattgefunden hat. Er kann in Stresssituationen korrekte Entscheidungen treffen. Ungeschulte Leader sind z.B. Personen, die eine hohe Stressresistenz besitzen und andere Personen tendenziell anführen können, jedoch kein zusätzliches Wissen über die Umgebung besitzen. Sie würden innerhalb einer Evakuierung selbstständig nach alternativen Ausgängen suchen, falls die ihnen bekannten Ausgänge versperrt sind. Für das in dieser Arbeit entwickelte Modell ist es irrelevant, um was für eine Art von globalen Leadern es sich handelt. Daher wird keine derartige Unterscheidung getroffen.

An vielen bestehenden Simulationsmodellen wird kritisiert, dass alle Agenten das selbe Verhalten zeigen und sich stets direkt zu einem Ausgang bewegen (z.B. [Santos und Aguirre 2004](#); [Zhou et al. 2010](#)). In den meisten Modellen wird dafür der jeweils dichteste Ausgang verwendet. Dieser muss jedoch nicht zwangsläufig die beste Wahl sein. Leader können dabei helfen, ungenutzte Ausgänge besser zu nutzen, und so Stauungen zu verringern.

2.2.4. Soziale Gruppen

In [Aronson et al. \(2009\)](#) wird eine Gruppe wie folgt definiert: “A group consists of three or more people who interact and are interdependent in the sense that their needs and goals cause them to influence each other. [...] groups are people who have assembled for some common purpose.”

Hier wird deutlich, dass es bei Personen, die sich nur zufällig am selben Ort befinden, nicht um eine soziale Gruppe handelt. Eine Gruppe wird gebildet, um ein bestimmtes gemeinsames Ziel besser erfüllen zu können. Tatsächlich ist die Neigung, Gruppen zu formen, evolutionär im menschlichen Denken verwurzelt: Eine Gruppe war in früheren Zeiten besser in der Lage, zu jagen, Nahrungsmittel anzubauen und Kinder zu versorgen. Daher findet sich in heutigen Gesellschaften immer noch die Tendenz, Gruppen zu bilden, meist in Form von Familien oder Freunden (vgl. [Aronson et al. 2009](#)).

Die meisten Gruppen besitzen eine Größe von zwei bis sieben Mitgliedern (vgl. [Forsyth 2009](#)). Allerdings werden bei Fußgängern an öffentlichen Orten Gruppen mit mehr als vier Mitgliedern in der Realität nur selten beobachtet (vgl. [Aveni 1977](#); [James 1953](#)). Die durchschnittlich beobachtete Gruppengröße liegt hier etwa bei 2.4. Allerdings ist dieser Wert vom sozialen Kontext, d.h. der Art des Ortes oder Ereignisses und der Tageszeit abhängig (vgl.

[Moussaïd et al. 2010](#)). Größere Gruppen bestehen meist aus mehreren kleineren Teilgruppen. Verbindungen aus zwei Personen werden normalerweise *Dyade* genannt, im weiteren Verlauf dieser Arbeit werden sie jedoch der Einfachheit halber als *Gruppe* bezeichnet.

In [Aveni \(1977\)](#) wurden empirische Daten über Gruppen nach einem Football-Spiel gesammelt. Es wurde festgestellt, dass nur etwa ein Viertel aller Personen das Spiel allein besucht hat. Alle anderen Personen waren Mitglied einer sozialen Gruppe oder haben während des Spiels ihnen bekannte Personen getroffen. Die Arbeit kommt zu dem Schluss, dass Mengenverhalten auf zwei Ebenen ausgewertet werden muss, dem individuellen und dem Gruppenlevel.

Gruppen lassen sich nach verschiedenen Kriterien klassifizieren, möglich wären unter anderem die folgenden Unterscheidungen (vgl. [Forsyth 2009](#), S. 5):

- **Primäre vs. sekundäre Gruppen:** Primäre Gruppen sind kleine Gruppen, die über lange Zeiträume bestehen, wie z.B. Familien und Freundschaften. Sekundäre Gruppen sind größer und formaler organisiert. Sie existieren üblicherweise eine kürzere Zeitdauer und besitzen eine geringere emotionale Bindungskraft. Die Zugehörigkeit zu einer Firma resultiert beispielsweise in der Mitgliedschaft in einer sekundären Gruppe.
- **Geplante vs. emergente Gruppen:** Geplante Gruppen werden von den Mitgliedern oder einer externen Autorität bewusst zu einem bestimmten Zweck gebildet. Emergente Gruppen ergeben sich spontan aus bestimmten Situationen heraus oder bilden sich über einen langen Zeitraum, wenn bestimmte Personen häufiger miteinander zu tun haben.

Innerhalb einer Gruppe bestehen bestimmte Abhängigkeitsbeziehungen. Das bedeutet, dass die Aktionen, Gedanken und Gefühle eines Gruppenmitglieds von anderen Gruppenmitgliedern beeinflusst werden können. Ein Gruppenleader ist in der Lage, die anderen Gruppenmitglieder in ihren Entscheidungen zu beeinflussen. Ein weiterer wichtiger Faktor ist die Kohäsion: Sie definiert die Stärke der Verbindungen zwischen den Gruppenmitgliedern. Die Kohäsion wäre z.B. bei Familien extrem hoch, bei anderen Gruppentypen etwas geringer (vgl. [Forsyth 2009](#), S. 14 ff.).

Verteilung von Gruppengrößen

Die beobachteten Gruppengrößen an öffentlichen Orten wurde bereits vor vielen Jahren empirisch untersucht. So wird sowohl in [Aveni \(1977\)](#) als auch in [James \(1953\)](#) festgestellt, dass soziale Gruppen einen großen Anteil an der Gesamtmenge der beobachteten Personen ausmachen. Insgesamt scheint die übliche Verteilung einer Poisson-Verteilung zu entsprechen, d.h. es existieren viele Zweiergruppen, etwas weniger Dreiergruppen und nur noch wenige größere Gruppen. Gruppen mit mehr als vier Mitgliedern treten kaum auf.

Neuere Untersuchungen, z.B. [Moussaïd et al. \(2010\)](#), unterstützen diese Erkenntnis. Eine beobachtete Verteilung auf einer Verkaufsstraße ist in [Abbildung 2.2](#) dargestellt. Je nach dem sozialen Kontext treten verschiedene Gruppenverteilungen auf. So können an einem Wochenende in einer Einkaufspassage vermutlich viele Familien, also Gruppen von zwei bis vier Mitgliedern, beobachtet werden. An einem Werktag werden wahrscheinlich deutlich mehr Einzelpersonen zu beobachten sein. Alle Autoren sind sich darüber einig, dass sich mindestens die Hälfte der Personen in Gruppen bewegt. Es wird deutlich, dass die Berücksichtigung von sozialen Gruppen für den Realismus einer Simulation essentiell ist.

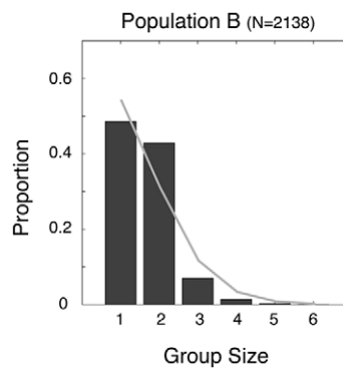


Abbildung 2.2.: Verteilung der Gruppengrößen einer Population (aus [Moussaïd et al. 2010](#))

Formationen

Bei der Bewegung von Gruppen können bestimmte Formationen auftreten. Einige empirische Untersuchungen legen nahe, dass eine Gruppe in einer Normalsituation eine Struktur annimmt, welche die Kommunikation zwischen den Gruppenmitgliedern fördert (vgl. [Moussaïd et al. 2010](#); [Singh et al. 2009](#); [Karamouzas und Overmars 2012](#)). Die Gruppenmitglieder versuchen stets, nebeneinander zu laufen, weil eine Kommunikation mit anderen Gruppenmitgliedern dadurch bequem möglich ist. Ist der verfügbare Platz gering, so fallen die Gruppenmitglieder in der Mitte zurück und die Gruppe rückt etwas dichter zusammen. Dadurch entsteht eine in Bewegungsrichtung geöffnete V-Form. Ist der Platz, z.B. durch eine hohe Personendichte in der Umgebung, stark begrenzt, so bewegen sich die Personen hintereinander. Die möglichen Formationen sind in [Abbildung 2.3](#) dargestellt.

Es sind keine Untersuchungen über die Bildung von Gruppenformationen bei Entfluchtungen bekannt. Rational betrachtet erscheint es jedoch nicht sinnvoll, innerhalb einer Gefahrensituation eine Formation aufrecht zu erhalten, welche die Kommunikation zwischen den Gruppenmitgliedern fördert. Zum einen kann eine Gruppe, bei der die Mitglieder nebeneinander laufen, eine Engstelle weniger effizient durchqueren. Zum anderen muss die Formation aktiv aufrecht erhalten werden, was Energie benötigt. Es ist eher davon auszugehen, dass

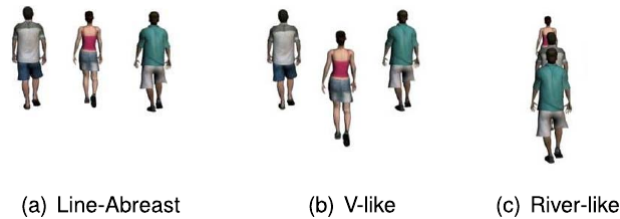


Abbildung 2.3.: Formationen bei Kleingruppen (aus [Karamouzas und Overmars 2012](#))

die Personen sich nicht unterhalten, sondern zügig aus dem Gebäude gelangen wollen. In dieser Arbeit wird angenommen, dass die Gruppenmitglieder innerhalb einer Entfluchtung einem Gruppenleader folgen, ohne eine definierte Formation aufrechtzuerhalten.

2.3. Modulare Agenten

In diesem Abschnitt wird die Architektur der bestehenden Agenten erläutert. Sie bildet die Basis für das zu entwickelnde Modell globaler Leader und sozialer Gruppen.

2.3.1. Agentenarchitektur

Bei der Entwicklung des Simulationssystems wurde festgestellt, dass eine Festlegung auf eine einzige Realisierung der Agenten nicht sinnvoll ist. Die existierenden psychologischen und mathematischen Modelle unterscheiden sich stark voneinander. Zudem besteht Uneinigkeit über die Korrektheit vorhandener Theorien und Modelle. Es erschien daher sinnvoll, eine flexible Experimentierumgebung zu schaffen, in der verschiedene Ansätze und Theorien realisiert und untersucht werden können. Aus diesem Grund werden die Agenten im WALK-Simulationssystem modular aufgebaut.

Einordnung in die WALK-Gesamtarchitektur

Auch wenn die weiteren Entwicklungen größtenteils innerhalb der Agenten der Simulation stattfinden, wird hier eine kurze Einordnung der Agenten in das Gesamtsystem vorgenommen. Die relevanten Komponenten sind in [Abbildung 2.4](#) dargestellt. Jeder Agent wird durch einen `AgentContainer` von der Umgebung abgekapselt. Sowohl Aufrufe des Agenten auf der Umgebung als auch Aufrufe der Umgebung auf dem Agenten erfolgen über den `AgentContainer`, wodurch der Agent und die Umgebung sich gegenseitig nicht direkt referenzieren.

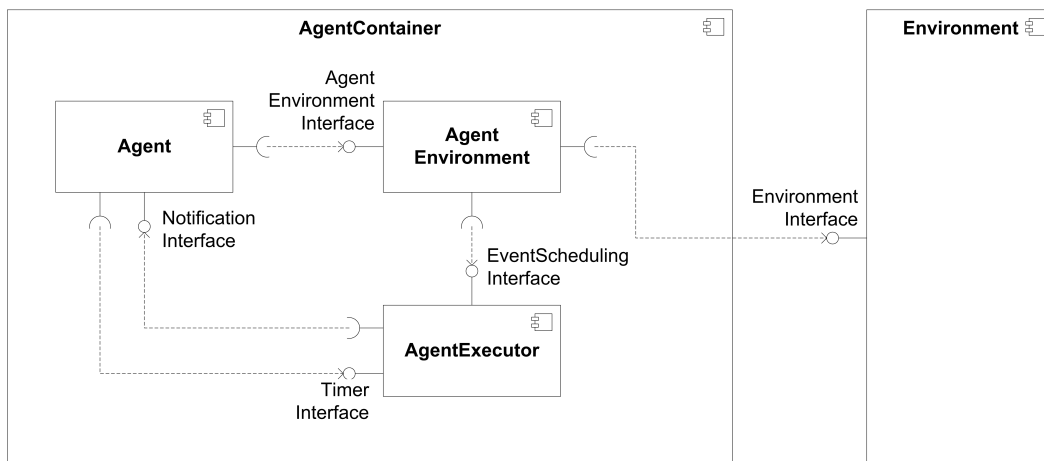


Abbildung 2.4.: Einordnung der WALK-Agenten in das Gesamtsystem

Jeder `AgentContainer` beinhaltet neben der eigentlichen Agenten-Instanz zwei weitere Subkomponenten:

- **AgentEnvironment:** Diese ermöglicht es dem Agenten, Informationen aus der Umgebung abzufragen und Aktionen innerhalb der Umgebung auszuführen. Über das `AgentEnvironment` gelangt der Agent an die Sensoren, mit deren Hilfe er die Umgebung wahrnimmt. Er nutzt diese, um Informationen aus der Umgebung abzufragen und sein Gedächtnis zu aktualisieren. Zum anderen kann der Agent über das `AgentEnvironment` Aktionen in der Umgebung ausführen, z.B. um sich selbst zu bewegen.
- **AgentExecutor:** Diese Subkomponente erzeugt Ereignisse, die der Agent abfragen und intern verarbeiten kann. Ereignisse können einerseits durch die Sensoren des Agenten erzeugt werden (dazu existiert ein *Push-Modus*, der für jeden Sensor aktiviert werden kann), andererseits können zeitgesteuerte Ereignisse über Timer veranlasst werden. Der Reasoning-Zyklus des Agenten wird über einen solchen Timer zyklisch angestoßen.

Durch die Verwendung dieser Struktur ist die Agentenrealisierung unabhängig von der Realisierung der Umgebung. Ein Austausch von Informationen zwischen diesen beiden Komponenten findet ausschließlich über Sensoren und Aktionen statt. Genauere Informationen über den Aufbau des zugrunde liegenden Simulationssystems sind in [Thiel \(2013\)](#) nachzulesen.

Die Agenten eines Simulationslaufes werden in einer sogenannten *Szenariodefinition* konfiguriert. Hierbei handelt es sich um eine XML-Datei, in der alle globalen und individuellen Agentenparameter festgelegt werden. Außerdem werden die Art, Anzahl und die Positionen

der Agenten des Szenarios bestimmt. Beim Start der Simulation wird die Szenariodefinition eingelesen und die Agenten werden entsprechend erzeugt.

Komponenten

Um einen hohen Grad an Flexibilität zu erreichen, wurde eine modulare Agentenarchitektur entwickelt. Grundsätzlich findet sich hier der übliche Sense-Reason-Act-Zyklus wieder, wie er häufig in Agenten realisiert ist. In [Kuligowski \(2009\)](#) wurde die Entscheidungsfindung von Menschen in Bränden untersucht. Die Untersuchung kommt zu dem Schluss, dass jede Person ihre Entscheidung in vier Phasen trifft:

1. **Wahrnehmung:** Die Person nimmt die Umgebung wahr.
2. **Interpretation:** Die Wahrnehmungen werden interpretiert und zu einer Vorstellung der Situation zusammengefügt. Relevant für die Bewertung der Situation sind u.a. Emotionen, Persönlichkeitseigenschaften und der soziale Kontext.
3. **Entscheidung:** Die Person entscheidet darüber, welche Aktion sie als nächstes ausführen wird. Auch eine Planung von Teilschritten geschieht in dieser Phase.
4. **Handlung:** Die getroffene Entscheidung wird in eine konkrete Handlung umgesetzt.

Diese Phasen bilden die Basis für die Agentenarchitektur und werden als Komponenten des Agenten realisiert. Die resultierende Architektur ist in [Abbildung 2.5](#) dargestellt. Die Phasen werden in jedem Reasoning-Zyklus sequentiell nacheinander ausgeführt und enthalten jeweils Subkomponenten für jeden relevanten Aspekt der Entscheidungsfindung. Innerhalb einer Phase werden die Subkomponenten ebenfalls sequentiell in einer fest definierten Reihenfolge ausgeführt. Je nach Art des Agenten können bestimmte Subkomponenten hinzugefügt oder weggelassen werden.

Die Kommunikation sämtlicher Komponenten geschieht dabei ausschließlich über das deklarative Gedächtnis. Hierbei handelt es sich um eine Key-value-basierte Datenstruktur, in der beliebige Fakten abgelegt werden können. Das prozedurale Gedächtnis dient der Zuordnung von Plänen zu Zielen. Hat der Agent ein bestimmtes Ziel ausgewählt, so erzeugt das prozedurale Gedächtnis einen entsprechenden Plan.

Die Realisierung des modularen Agenten wird durch Dependency Injection so gestaltet, dass alle Komponenten innerhalb einer `AgentFactory`-Klasse zusammengefügt werden. Dadurch können konkrete Implementierungen sämtlicher Subkomponenten auf einfache Weise ausgetauscht werden. Soll ein neuer Agententyp in der Simulation verwendet werden, so müssen lediglich alle relevanten Klassen dem Klassenpfad hinzugefügt und die Factory-Klasse dem Simulationssystem bekannt gemacht werden.

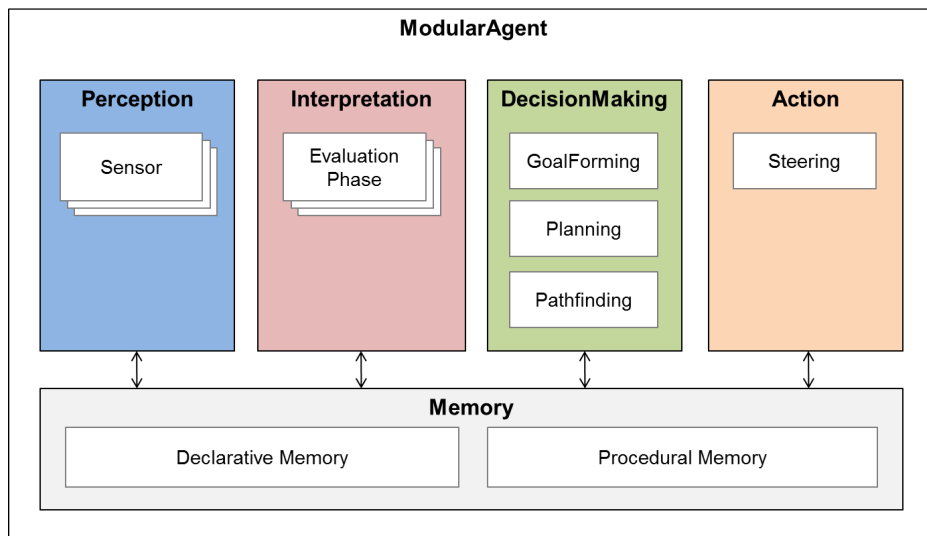


Abbildung 2.5.: Grundlegende Architektur der modularen WALK-Agenten

Eine Besonderheit an dieser Architektur ist die Interpretationsphase. Hier werden die einfachen Wahrnehmungen des Agenten aufbereitet und zusätzliche Informationen generiert. Diese werden ebenfalls im Gedächtnis des Agenten abgelegt und können später innerhalb der Zielauswahl und Planung verwendet werden. Dazu können beliebig viele *Evaluationsphasen* in der Interpretationsphase hinzugefügt werden. Die beteiligten Klassen und Schnittstellen sind in Abbildung 2.6 dargestellt.

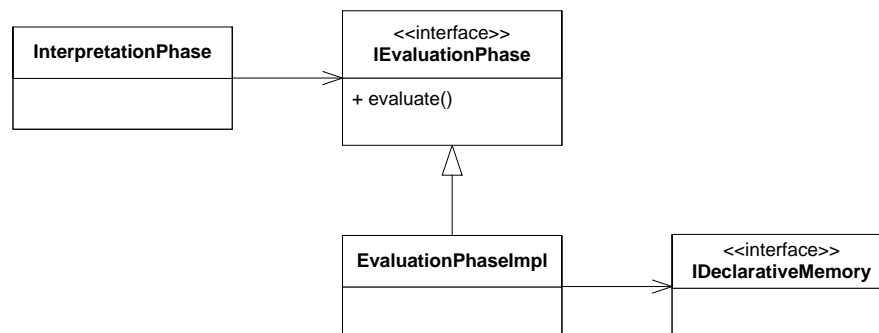


Abbildung 2.6.: Interpretationsphase: Realisierung von Evaluationsphasen

Die Interpretationsphase ruft lediglich alle Evaluationsphasen nacheinander auf. Sie werden in der Reihenfolge aufgerufen, in der sie der Interpretationsphase hinzugefügt wurden.

Reasoning-Intervalle

Das Reasoning-Intervall legt fest, in welchem Rhythmus ein Agent seinen Entscheidungszyklus durchläuft. Ist das Intervall lang, so entscheidet der Agent weniger häufig über seine nächste Aktion als bei einem kurzen Intervall. Da nicht jeder Mensch gleich schnell entscheidet, werden die Reasoning-Intervalle der Agenten bei ihrer Erzeugung zufällig aus einem konfigurierbaren Intervall gewählt. Die untere und obere Grenze werden in der Szenariodefinition festgelegt. Das tatsächliche Intervall Δt wird folgendermaßen bestimmt:

$$\Delta t = \Delta t_{\min} + (\Delta t_{\max} - \Delta t_{\min}) \cdot c_{\text{rand}}$$

mit

Δt_{\min} : Untere Grenze für Reasoning-Intervall (2.2)

Δt_{\max} : Obere Grenze für Reasoning-Intervall

c_{rand} : Pseudozufallszahl zwischen 0 und 1

2.3.2. Bewegungsverhalten der Agenten

In diesem Abschnitt wird das grundsätzliche Bewegungsverhalten der bestehenden Agenten beschrieben. Es bildet die Grundlage für das zu entwickelnde Modell globaler Leader und sozialer Gruppen.

Sichtbereiche

Jeder Agent besitzt einen begrenzten Sichtbereich, in dem er andere Agenten und Hindernisse wahrnimmt. Im bestehenden System ist dieser einfach als Kreis realisiert. Der Mittelpunkt des kreisförmigen Sichtbereichs wird um die Hälfte des Radius in Bewegungsrichtung des Agenten verschoben. So liegt ein großer Teil des Sichtbereichs vor und nur ein kleiner Teil hinter dem Agenten. Der Radius des Sichtbereichs kann in der Szenariodefinition konfiguriert werden.

Allerdings können Agenten derzeit noch durch Objekte hindurchsehen, da ihre Sensoren Informationen über alle Objekte im vorgegebenen Sichtradius liefern. Ob eine Koordinate für den Agenten nicht sichtbar ist, weil sich z.B. ein Objekt zwischen dem Agenten und der Koordinate befindet, wird nicht geprüft. Dies führt zu einigen Einschränkungen: Der Sichtbereich muss in jedem Szenario so gewählt werden, dass Agenten nicht Ausgänge wahrnehmen können, die hinter Wänden verborgen sind. In einigen Szenarien führt dies zu recht kleinen Sichtbereichen. Das ist ein Aspekt, der in der Zukunft deutlich verbessert werden könnte.

Wegfindung

Die Wegfindung des Agenten findet auf zwei Ebenen statt. Zunächst werden über einen Raytracing-Algorithmus die Eckpunkte aller vorhandenen Hindernisse erkannt und daraus ein Graph erzeugt, der alle untereinander direkt erreichbaren Eckpunkte miteinander verbindet. In diesem Graphen wird mithilfe des A*-Algorithmus eine Folge von Wegpunkten gesucht, die den Agenten an den Eckpunkten der Hindernisse entlang führt. Die Suche kann dabei entweder nur statische Objekte oder auch andere Agenten als Hindernisse berücksichtigen. Diese Wegsuche findet während in der *DecisionMaking*-Phase des Agenten statt.

Im zweiten Schritt bewegt sich der Agent von Wegpunkt zu Wegpunkt und weicht dabei anderen Agenten aus. Dies geschieht zurzeit mit Hilfe von Potentialfeldern. Im vorliegenden Modell existieren folgende Potentialfelder:

- **Hindernisse:** Statische Hindernisse erzeugen ein starkes negatives Feld, welches jedoch nur in ihrer unmittelbaren Umgebung wirkt.
- **Andere Agenten:** Sie erzeugen ein negatives Feld, damit Agenten sich gegenseitig ausweichen. Es wirkt stärker, je geringer der Abstand zwischen den Agenten ist. Die Reichweite entspricht etwa dem Dreifachen des Durchmessers eines Agenten.
- **Ziel:** Die aktuelle Zielposition des Agenten erzeugt ein positives Potentialfeld mit einer hohen Reichweite. Dadurch kehrt der Agent wieder zu seiner ursprünglichen Bewegungsrichtung zurück, nachdem er einem Hindernis oder einem anderen Agenten ausweichen musste.
- **Zuletzt besuchte Positionen:** Die letzten n (standardmäßig 10) besuchten Positionen des Agenten verursachen ein schwaches negatives Feld. Dadurch erscheinen sie dem Agenten weniger attraktiv und er läuft seltener direkt dorthin zurück, wo er zuvor gewesen ist.

Jeder Agent berechnet zu jedem Zeitpunkt die Werte der Potentialfelder an allen Koordinaten in seinem Sichtfeld. Die Werte der unterschiedlichen Felder pro Koordinate werden addiert und der jeweils resultierende Wert gespeichert. Der Agent erhält so eine Art "Landkarte" mit den Potentialen in seiner Umgebung. Er beginnt dann einen Bereich zwischen 90° und 180° innerhalb seiner Bewegungsrichtung nach dem höchsten Potential abzusuchen. Er bewegt sich stets in Richtung des höchsten Potentials.

Verlangsamung in Abhängigkeit der Dichte

In [Weidmann \(1992\)](#) wurde dargestellt, wie sich die Bewegungsgeschwindigkeit von Fußgängern in Abhängigkeit der Personendichte verringert. Dieses Verhalten muss in der Simulation

berücksichtigt werden, da es einen signifikanten Einfluss auf den Verlauf der Entfluchtung haben kann. Dazu muss der Agent die Personendichte in seinem aktuellen Zielbereich, also der Position, auf die sein aktueller Bewegungsvektor weist, schätzen. Hierbei werden alle Agenten, deren Mittelpunkte sich in einem bestimmten Radius r_{ind} um seine aktuelle Zielposition befinden, gezählt. Anschließend wird die Anzahl durch die Fläche des Kreises geteilt. Dies wird in Abbildung 2.7 verdeutlicht. Es gilt:

$$P_{\text{approx}} = \frac{|A_{\text{ind}}|}{\pi \cdot r_{\text{ind}}^2}$$

mit (2.3)

A_{ind} : Menge der Agenten im Indikator-Radius

r_{ind} : Indikator-Radius

Die geschätzte Personendichte für das Beispiel aus Abbildung 2.7 ergibt sich mit $r_{\text{ind}} = 1$ und $|A_{\text{ind}}| = 4$ zu $P_{\text{approx}} = 1.27$.

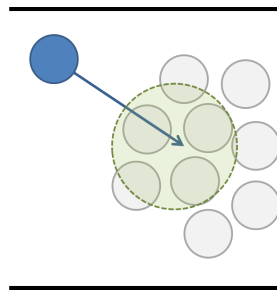


Abbildung 2.7.: Abschätzung der Personendichte

Um den Grad der Verlangsamung abzuschätzen, wurde das Fundamentaldiagramm aus Weidmann (1992) mithilfe einer einfachen Treppenfunktion angenähert. Dabei wird die aktuelle Bewegungsgeschwindigkeit bezogen auf die maximale Bewegungsgeschwindigkeit des Agenten bei bestimmten Personendichten prozentual verringert. Im Folgenden wird die Bestimmung der aktuellen Bewegungsgeschwindigkeit v in Abhängigkeit der maximalen Bewegungsgeschwindigkeit v_{max} und der Personendichte P definiert:

$$v = \begin{cases} v_{\max} & \text{wenn } P \leq 0.5 \\ 0.9 \cdot v_{\max} & \text{wenn } P > 0.5 \wedge P \leq 1 \\ 0.75 \cdot v_{\max} & \text{wenn } P > 1 \wedge P \leq 1.7 \\ 0.5 \cdot v_{\max} & \text{wenn } P > 1.7 \wedge P \leq 2.8 \\ 0.25 \cdot v_{\max} & \text{wenn } P > 2.8 \wedge P \leq 4.5 \\ 0.125 \cdot v_{\max} & \text{wenn } P > 4.5 \wedge P \leq 5.375 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (2.4)$$

Hierbei handelt es sich um eine sehr einfache Annäherung des Fundamentaldiagramms, die nur die wichtigsten Punkte des Kurvenverlaufs erfasst. Diese könnte in der Zukunft durch eine genauere Approximation des Fundamentaldiagramms ersetzt werden. Zunächst scheint diese grobe Schätzung jedoch hinreichend zu sein.

Prüfungen auf Festhängen

Agenten prüfen ständig, ob sie an einem Hindernis oder an anderen Agenten festhängen. Stellen sie dies eine bestimmte Anzahl von Reasoning-Intervallen in Folge fest, so planen sie ihren Weg neu. Die Distanz s_{\min} , die ein Agent in den letzten n Zeitschritten durchschnittlich mindestens zurückgelegt haben sollte, ergibt sich aus seiner maximalen Bewegungsgeschwindigkeit v_{\max} , dem Reasoning-Intervall Δt und einem konfigurierbaren Sensitivitätsfaktor c_s :

$$s_{\min} = \frac{v_{\max} \cdot \Delta t}{1000} \cdot c_s \quad (2.5)$$

Ist der Sensitivitätsfaktor $c_s = 0.5$, so entspricht die Strecke s_{\min} der Hälfte der Strecke, die ein Agent innerhalb eines Reasoning-Intervalls mit seiner maximalen Bewegungsgeschwindigkeit zurückgelegt haben könnte. Für die Neuplanung des Weges werden zwei Fälle unterschieden:

- Hängt ein Agent fest und es befindet sich kein Agent direkt vor ihm, so wird er durch ein Hindernis aufgehalten. In diesem Falle führt er die Wegsuche mittels des A*-Algorithmus erneut aus. Andere Agenten werden dabei nicht berücksichtigt.
- Hängt ein Agent fest und es befindet sich ein anderer Agent direkt vor ihm, dann ist dieser Agent der Grund dafür, dass er nicht weiterkommt. In diesem Fall plant der Agent den Weg erneut und betrachtet dabei alle Agenten, die zwischen seiner aktuellen Position und seinem nächsten Wegpunkt liegen, als Hindernis. Dies wird in Abbildung

2.8 verdeutlicht. Die Neuplanung des Weges unter Berücksichtigung anderer Agenten ist in ihrer Häufigkeit beschränkt, da eine allzu häufige Neuplanung zu "nervösen" Agenten führt.

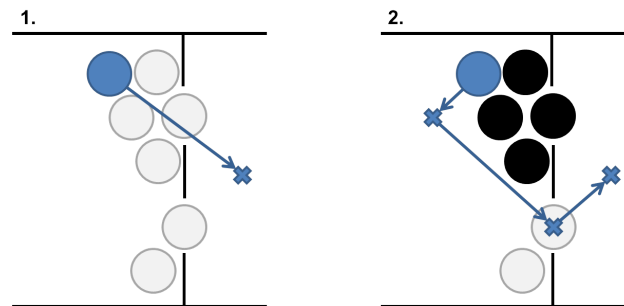


Abbildung 2.8.: Neuplanung des Weges unter Berücksichtigung anderer Agenten: (1) Der Agent wird durch andere Agenten aufgehalten; (2) Er plant den Weg erneut und betrachtet dabei andere Agenten zwischen seiner aktuellen Position und dem nächsten Wegpunkt als Hindernisse

Prüfung auf Hindernisse in Bewegungsrichtung

Unter bestimmten Umständen kann es vorkommen, dass sich ein Agent auf seinen nächsten Wegpunkt zu bewegt, jedoch durch andere Agenten in seinem Zielbereich, die ein negatives Potential verursachen, zur Seite ausweicht und gegen eine Wand oder ein Hindernis läuft. Die Wahrscheinlichkeit dafür soll durch eine einfache Prüfung auf Hindernisse im Vorbereich des Agenten verringert werden.

Dabei schaut der Agent jeweils in einem Winkel von 45° ausgehend vom aktuellen Bewegungsvektor nach links und rechts voraus. Die Distanz für diese Vorausschau entspricht dabei der Länge des Bewegungsvektors des Agenten. Eine reale Person würde auch nur Hindernisse berücksichtigen, mit denen sie innerhalb der nächsten Schritte kollidieren könnte, weiter entfernte Objekte im Sichtbereich führen nicht zu einem Ausweichen.

Stellt der Agent bei der Prüfung auf einer Seite ein Hindernis fest, so weicht er bevorzugt zur anderen Seite aus, indem er dort anfängt, nach dem höchsten Potential zu suchen. Diese Situation ist in Abbildung 2.9 dargestellt. Hier stellt der Agent auf der linken Seite ein Hindernis fest und bevorzugt ein Ausweichen nach rechts. Stellt der Agent allerdings auf keiner oder auf beiden Seiten Hindernisse fest, so wählt er die bevorzugte Seite für das Ausweichen auf Basis einer konfigurierbaren Präferenz, z.B. könnte ein Agent mit einer Wahrscheinlichkeit von 75 % nach rechts und einer Wahrscheinlichkeit von 25 % nach links ausweichen. Diese Präferenz kann in der Szenariodefinition angegeben werden. Befinden sich auf beiden Seiten Hindernisse, so wird der Bereich für die Suche nach dem höchsten Potential zusätzlich

eingeschränkt. Anstatt auf beiden Seiten einen Winkel von 90° abzusuchen, beschränkt der Agent seine Suche auf einen Bereich von 45° pro Seite.

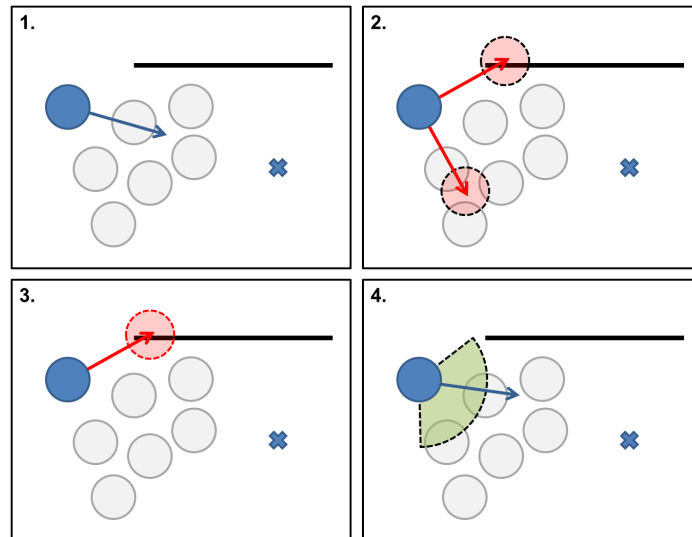


Abbildung 2.9.: Prüfung auf Hindernisse in Bewegungsrichtung: (1) Der Agent bewegt sich auf einen Wegpunkt zu; (2) Er prüft ob sich links und rechts vor ihm Hindernisse befinden; (3) Er stellt auf der linken Seite ein Hindernis fest; (4) Der Bereich für das Ausweichen wird entsprechend verkleinert

Es kann zudem vorkommen, dass Agenten in eine Ecke gedrängt werden und ihre Blickrichtung in Richtung der Ecke gewandt ist. In diesem Fall stellt der Agent auf beiden Seiten ein Hindernis fest und sucht nur einen kleinen Bereich nach dem besten Potential ab, wobei er nur ein unendlich negatives Potential findet. Geschieht dies 10 Simulationsschritte in Folge, so kehrt der Agent die Richtung seines Bewegungsvektors um und macht einen "Schritt rückwärts". Dies löst das Problem in den meisten Fällen.

2.3.3. Zielauswahl

In diesem Abschnitt wird die Zielauswahl der Agenten beschrieben. Der grundlegende Auswahlmechanismus ist für alle Agenten identisch. Zur Realisierung neuer Agententypen müssen lediglich zusätzliche Zieltypen definiert und eine Methode zur Erzeugung von Zielkandidaten auf Basis der aktuellen Umgebungssituation implementiert werden.

Ziele, Pläne und Aktionen

Die WALK-Agenten verwenden für ihre Entscheidungsfindung und Planung abstrakte Konzepte wie Aktionen, Pläne und Ziele. Abbildung 2.10 zeigt die beteiligten Klassen und Schnittstellen und ihre Beziehungen.

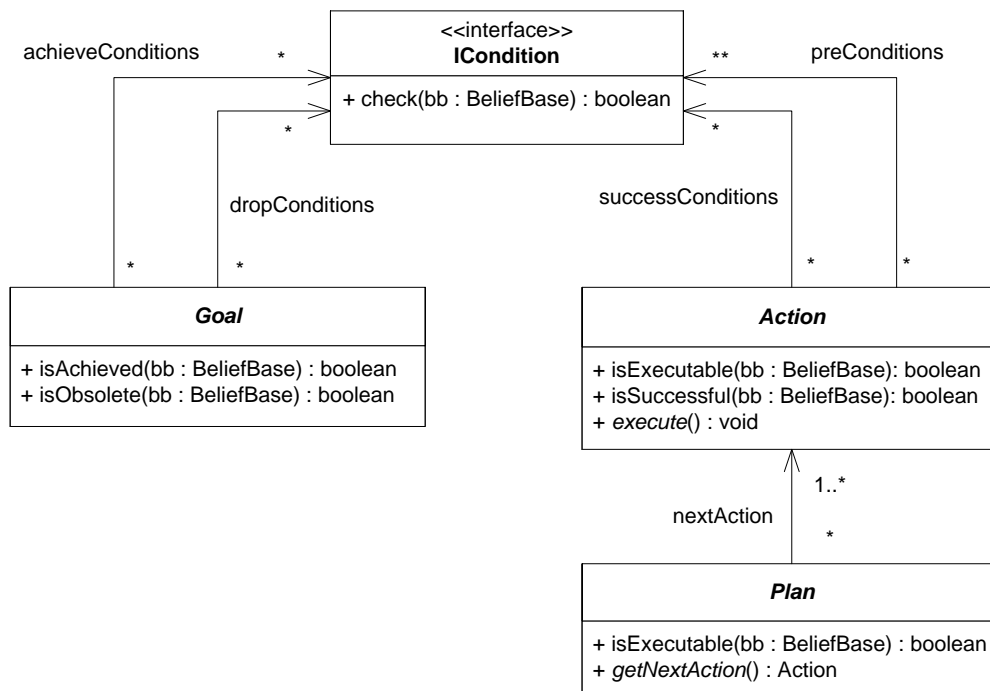


Abbildung 2.10.: Klassendiagramm: Aktionen, Pläne und Ziele

Im Folgenden werden die wichtigsten Eigenschaften der beteiligten Elemente erläutert:

- ICondition:** Repräsentiert eine einfache Bedingung, die mithilfe der `check`-Methode überprüft werden kann. Bedingungen werden z.B. in Aktionen als Vor- und Erfolgsbedingungen verwendet. Dazu werden meist anonyme Klassen erzeugt, die diese Schnittstelle realisieren. Durch die Verwendung der Schnittstelle bleiben Aktionen, Pläne und Ziele allgemeingültig. Spezifische Prüfungen z.B. auf die erfolgreiche Ausführung eines Ziels, werden in der konkreten Condition-Realisierung gekapselt.
- Action:** Repräsentiert eine Aktion innerhalb des Agenten. Jede Aktion kann optionale Vor- und Erfolgsbedingungen haben. Diese können mit der `isExecutable`- bzw. der `isSuccessful`-Methode überprüft werden. Außerdem kann eine Aktion ausgeführt werden. Dabei wird die Aktion in eine entsprechende Umgebungsaktion übersetzt und an die Umgebung weitergegeben.

- **Plan:** Ein Plan ist eine Folge von Aktionen. Zu jedem Zeitpunkt kann geprüft werden, ob ein Plan in der aktuellen Umgebungssituation ausführbar ist. Durch die `getNextAction`-Methode wird die jeweils nächste Aktion des Plans zurückgegeben. Diese kann je nach Art des Plans vorher festgelegt worden sein oder dynamisch auf Basis der aktuellen Situation bestimmt werden.
- **Goal:** Jedes Ziel hat sogenannte *Achieve*- und *Drop-Conditions*. Die *Achieve-Conditions* geben an, unter welchen Umständen ein Ziel als erreicht betrachtet wird. *Drop-Conditions* definieren hingegen, unter welchen Umständen ein Ziel nicht mehr zweckmäßig ist und nicht weiter verfolgt werden sollte. Die Bedingungen können mit der `isAchieved`- bzw. der `isObsolete`-Methode überprüft werden. Zudem besitzt jedes Ziel eine optionale Id und eine Priorität, die wichtig für den Zielauswahl-Mechanismus ist.

Es können drei Arten von Zielen unterschieden werden. Für diese existieren entsprechende Subklassen der abstrakten Klasse `Goal`:

- **AchieveGoal:** Hier sind die *Drop-Conditions* üblicherweise äquivalent zu den *Achieve-Conditions*. Das Ziel gilt als erreicht und wird verworfen, sobald die *Achieve-Conditions* erfüllt sind.
- **MaintainGoal:** Hier sollen die *Achieve-Conditions* zu jedem Zeitpunkt erfüllt sein, solange bis optional vorhandene *Drop-Conditions* erfüllt werden. Sind die *Achieve-Conditions* verletzt, so werden entsprechende Aktionen eingeleitet, um die Bedingungen wieder zu erfüllen.
- **PerformGoal:** Dieses Ziel soll keinen bestimmten Umweltzustand herbeiführen, sondern dient nur zur Ausführung einer bestimmten Aktion oder eines Plans. Es wird z.B. verwendet, wenn gerade kein Ziel mit einer höheren Priorität existiert. Das *PerformGoal* besitzt keine *Achieve-Conditions*, kann jedoch optional mit *Drop-Conditions* versehen werden.

Die aktuell bestehende Ziel-Hierarchie ist in Abbildung 2.11 dargestellt. Es existieren nur zwei konkrete Ziel-Realisierungen, das `MoveToGoal`, mit dem sich Agenten zu einem Zielpunkt bewegen, und das `RemoveSelfGoal`, mit dem sich Agenten selbst aus der Simulation entfernen, sobald sie ihre Zielposition erreicht haben. Entsprechend sind bisher zwei Aktionen, die `MoveAction` und das `RemoveSelfAction`, realisiert.

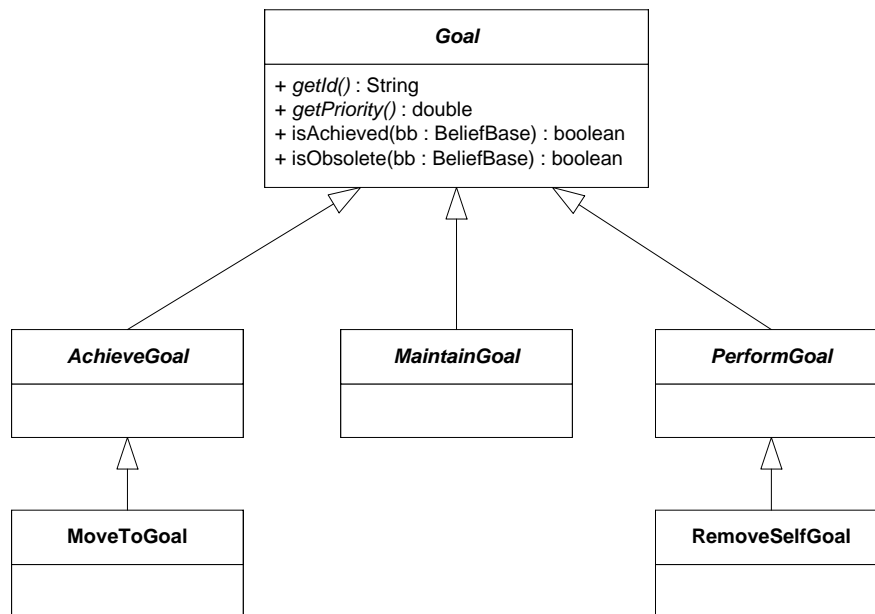


Abbildung 2.11.: Klassendiagramm: Zielhierarchie der bestehenden Agenten

Grundsätzlicher Auswahlmechanismus

Der grundsätzliche Zielauswahlmechanismus ist für alle Agenten identisch. Der Pseudocode ist in Listing 2.1 dargestellt.

```

1 Goal activeGoal
2 Goal[] suspendedGoals
3
4 function updateGoals() {
5   if (firstRun) {
6     activeGoal = getInitialGoal()
7     firstRun != firstRun
8     return activeGoal
9   }
10
11   Goal[] retained = dropObsoleteGoals(suspendedGoals.add(activeGoal))
12   Goal[] candidates = createNewGoals(retained)
13   activeGoal = getGoalWithMaxPriority(candidates)
14   suspendedGoals = candidates.remove(activeGoal)
15   return activeGoal
16 }
  
```

Listing 2.1: Pseudocode des Zielauswahlmechanismus

Beim ersten Aufruf der Zielauswahl wird das initiale Ziel, üblicherweise ein `MoveToGoal` mit einem Ausgang als Zielposition, gesetzt. Dafür muss die `getInitialGoal`-Methode für jeden Agententyp einmalig implementiert werden. Anschließend werden alle obsoleten Ziele aus der Menge der bisher bekannten Ziele entfernt. Obsolet sind all jene Ziele, deren Drop-Conditions erfüllt sind. Es bleiben nur Ziele übrig, die in der aktuellen Situation sinnvoll sind. Anschließend werden mögliche neue Zielkandidaten auf Basis der aktuellen Umgebungssituation erzeugt. Da sich diese bei verschiedenen Agententypen unterscheiden, muss die `createNewGoals`-Methode für jeden Agententyp einmalig implementiert werden. Das Ergebnis der beiden ersten Schritte ist eine Liste von Zielkandidaten, aus der nun das Ziel mit der höchsten Priorität ausgewählt wird. Maintain-Goals, die aktuell erfüllt sind, müssen nicht aktiv verfolgt werden und werden daher bei der Auswahl nicht berücksichtigt. Zuletzt wird das gewählte Ziel als aktives Ziel und alle anderen Kandidaten als inaktive Ziele gesetzt.

Zurzeit sind die Prioritäten der unterschiedlichen Zieltypen fest zugeordnet. Es wäre in Zukunft denkbar, eine Art Aktivierungsfunktion auf Basis der Umgebungssituation zu berechnen, wie es z.B. in [Qiu und Hu \(2010\)](#) getan wird. Das in dieser Arbeit vorgestellte Modell kommt allerdings mit festen Prioritäten aus.

Das aktive Ziel wird im deklarativen Gedächtnis abgelegt und kann von der Planungskomponente abgefragt werden. Diese ermittelt mithilfe des prozeduralen Gedächtnis einen passenden Plan und legt diesen ebenfalls im Gedächtnis ab. Die Action-Phase kann dann mit der `getNextAction`-Methode die jeweils nächste Aktion ermitteln und ausführen.

2.3.4. Validierung des Simulationsmodells

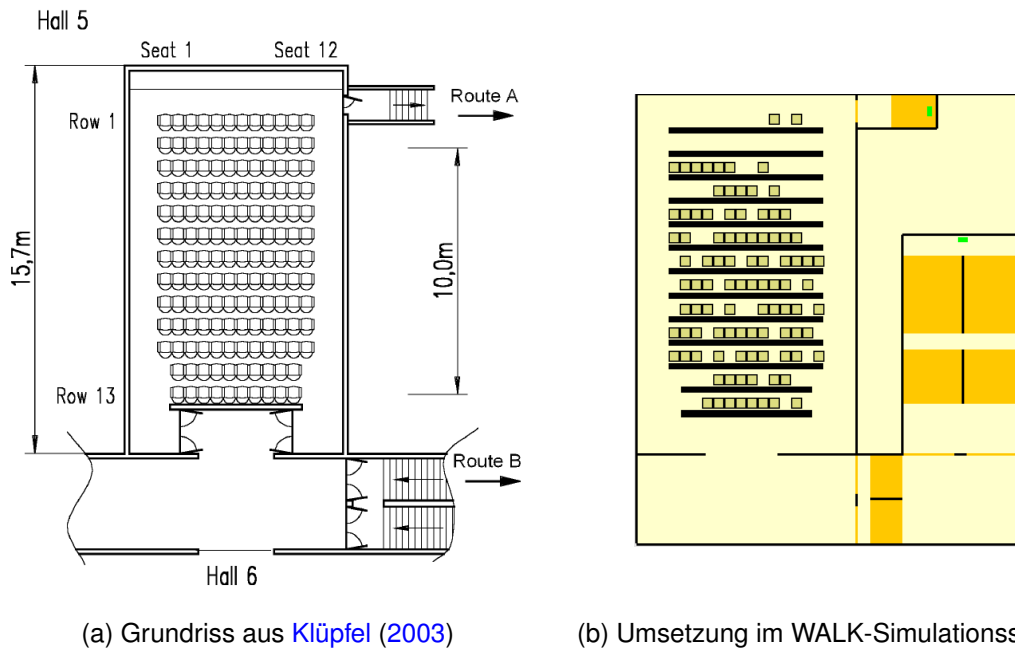
Bevor das bestehende WALK-Simulationssystem um Faktoren wie globale Leader und soziale Gruppen erweitert wird, soll sichergestellt werden, dass das System die Realität hinreichend genau abbildet.

Mit jedem zusätzlich berücksichtigten Aspekt kommen weitere Faktoren im Modell hinzu, die das Simulationsergebnis verfälschen können. Aus diesem Grund wird die Genauigkeit des zugrunde liegenden Modells in diesem Abschnitt gezeigt. Dazu wird die Simulation anhand von zwei unterschiedlichen Szenarien mit Ergebnissen aus realen Beobachtungen bzw. Messungen verglichen.

Kino-Szenario

Dieses Szenario stammt aus [Klüpfel \(2003\)](#). Hier wird mithilfe von Studierenden die Entfluchtung eines Kinosaals simuliert. Jeder Proband bekommt einen Hut mit einer eindeutigen Nummer und kann so über den gesamten Verlauf der Entfluchtung verfolgt werden.

Es existieren zwei Ausgänge, die jeweils mit Kameras überwacht werden. Gemessen wird die individuelle Entfluchtungszeit jedes Probanden und die Gesamtentfluchtungszeit. Der Grundriss aus der Originalarbeit und die Umsetzung im WALK-Simulationssystem sind in Abbildung 2.12 dargestellt.



(a) Grundriss aus Klüpfel (2003)

(b) Umsetzung im WALK-Simulationssystem

Abbildung 2.12.: Kinosaal-Szenario (vgl. Klüpfel 2003) und Umsetzung im WALK-Simulationssystem

Das Szenario eignet sich gut zur Validierung des Simulationsmodells. Da es sich um eine eher komplexe Umgebung handelt, werden die Stärken und Schwächen des Bewegungsverhaltens der individuellen Agenten besonders deutlich. Es existieren zwei Ausgänge: Ausgang A im vorderen Bereich und Ausgang B im hinteren Bereich des Kinosaals. In der Dissertation von Klüpfel wird jedem Agenten der jeweils dichteste Ausgang zugeordnet. Da davon auszugehen ist, dass in der Realität nicht jede Person den dichtesten Ausgang kennt und nutzt, wird in den hier durchgeführten Simulationsläufen die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge statistisch verteilt. Die Sitzreihen werden von vorne nach hinten aufsteigend nummeriert. Die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge wird gemäß Tabelle 2.1 vorgenommen. Damit wird eine Verteilung erreicht, die sowohl der Konfiguration aus der realen Übung als auch der Verteilung aus der Simulation von Klüpfel nahe kommt. Zudem enthält die Konfiguration der Simulation dadurch nur grobe Annahmen darüber, welcher Agent welchen Ausgang nutzt, da die exakte Verteilung zufällig erfolgt. Die Gehgeschwindigkeiten werden zwischen 1.2 m s^{-1} und 2.0 m s^{-1} zufällig verteilt.

Es werden 100 Simulationsläufe durchgeführt, um die Auswirkungen statistischer Schwan-

Reihen	Ausgang A	Ausgang B
1 - 4	100 %	0 %
5 - 6	75 %	25 %
7	50 %	50 %
8 - 9	25 %	75 %
10 - 13	0 %	100 %

Tabelle 2.1.: Verteilung der Agenten auf die Ausgänge im Kinosaal-Szenario

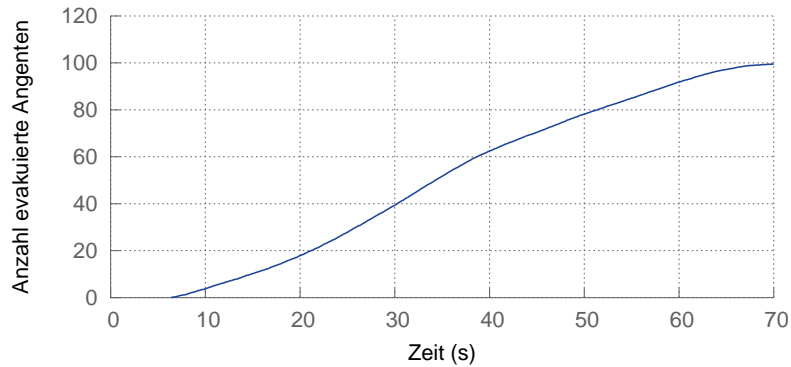
kungen zu minimieren. Die erzielten Simulationsergebnisse sind in Tabelle 2.2 dargestellt. Hierbei fällt zunächst auf, dass die erzielten Ergebnisse der WALK-Simulation nahe an die im Experiment ermittelten Werten herankommen. Auch die Anzahl der Agenten an den einzelnen Ausgängen und die Zeit des jeweils letzten Agenten pro Ausgang liegen dicht an den Messwerten. Die Simulation bildet das real beobachtete Verhalten recht genau ab.

Kriterium	Experiment	Simulation Klüpfel	WALK-Simulation		
			$\bar{\sigma}$	min	max
Gesamtentfluchtungszeit (s)	66	68	66.8	60	78.2
Letzte Person Route A (s)	45	68	38.8	32.8	48.8
Letzte Person Route B (s)	66	63	66.1	59.6	77.6
Anzahl Personen Route A	40	50	41.3	34	48
Anzahl Personen Route B	61	51	59.7	53	67

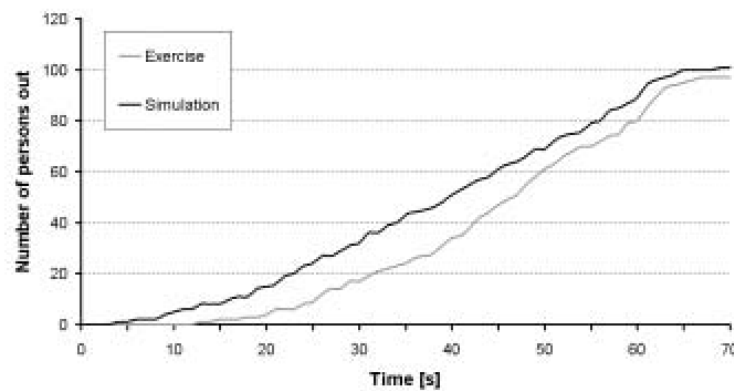
Tabelle 2.2.: Simulationsergebnisse der WALK-Simulation im Kinosaal-Szenario

Zusätzlich wird die Entwicklung der Anzahl evakuierter Agenten über den zeitlichen Verlauf betrachtet. Die Verläufe aus der WALK-Simulation und der ursprünglichen Arbeit werden in 2.13 gegenübergestellt. Es wird deutlich, dass die Evakuierung in der WALK-Simulation zunächst schneller verläuft als in dem realen Experiment und der Simulation aus Klüpfel (2003). Dies wird durch die Agenten verursacht, die Ausgang A als Ziel wählen: Sie gelangen zügig zum Ausgang. In der Realität bildet sich hier ein leichter Stau, da 45 Personen den Ausgang durchqueren wollen. In der WALK-Simulation sind es mit etwa 40 Personen etwas weniger, der Stau fällt etwas geringer aus. Bei der Simulation aus der ursprünglichen Arbeit verwenden sogar 50 Agenten Ausgang A, der Stau fällt stärker aus als in der Realität. In der WALK-Simulation gelangen die Agenten an Ausgang A schneller aus dem Raum als in der Realität. Dies wird durch die Anzahl der Agenten und auch die Zeit des jeweils letzten Agenten pro Ausgang deutlich. In der WALK-Simulation liegt die Zeit des letzten Agenten an Ausgang A mit etwa 39 s deutlich unter den Zeiten aus dem Experiment.

Am Ende der Simulation sind nur noch Agenten vorhanden, die sich in Richtung Ausgang B bewegen. Die Zahl der evakuierten Agenten in der WALK-Simulation steigt ab etwa 40 s nur noch langsam an. Dies ist in den Verläufen aus Klüpfel (2003) nicht zu beobachten. Da an Ausgang B kein Stau auftritt, sondern maximal eine leichte Behinderung durch andere Agenten, liegt die Vermutung nahe, dass die Agenten in der WALK-Simulation ihre



(a) WALK-Simulation



(b) Klüpfel (2003, S. 81)

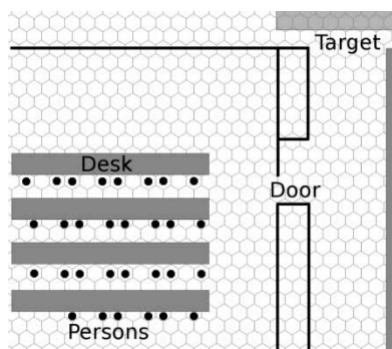
Abbildung 2.13.: Entwicklung der Anzahl evakuierter Agenten im Kinosaal-Szenario

Geschwindigkeit stärker verringern als in der Realität. Die Gehgeschwindigkeit auf Treppen wird in der Simulation, wie in [Brunner et al. \(2009, S. 7\)](#) empfohlen, mit der Hälfte der ungehinderten Gehgeschwindigkeit in der Ebene angenommen. Zusätzlich verringert jeder Agent seine Gehgeschwindigkeit näherungsweise in Abhängigkeit der Personendichte nach dem Fundamentaldiagramm aus [Weidmann \(1992\)](#). Es wird angenommen, dass sich die Geschwindigkeitsreduktionen durch Treppen und umgebende Agenten addieren. Möglicherweise ist diese Annahme in der Realität jedoch nur begrenzt richtig.

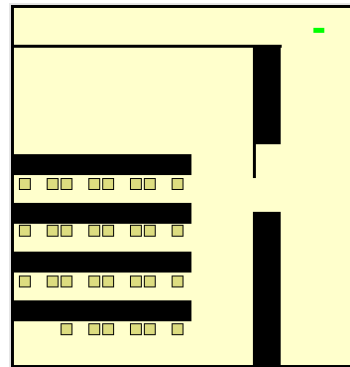
Insgesamt produziert das WALK-Simulationssystem für das Kinosaal-Szenario Ergebnisse, die dicht an den real beobachteten Werten liegen. Um sicherzustellen, dass dies nicht nur zufällig für dieses Szenario gilt, wird das System im nächsten Abschnitt anhand eines weiteren Szenarios validiert.

Klassenraum-Szenario

Dieses Szenario wird in [Köster et al. \(2011\)](#) vorgestellt. Im Experiment wird die Entfluchtung eines Klassenraums in der Hochschule für Angewandte Wissenschaften München mit 30 Studierenden simuliert. Zunächst sind die Studierenden dabei Einzelgänger, anschließend werden sie in Zweier-, Dreier- und Vierergruppen eingeteilt und das Experiment wird wiederholt. Gemessen wird dabei die Auswirkung der Gruppengröße auf die Gesamtentfluchtungszeit. Die Grundrisse des Raums aus der Originalarbeit und der WALK-Simulation sind in [Abbildung 2.14](#) dargestellt.



(a) Grundriss aus [Köster et al. \(2011\)](#)



(b) Umsetzung im WALK-Simulationssystem

Abbildung 2.14.: Klassenraum-Szenario (vgl. [Köster et al. 2011](#)) und Umsetzung im WALK-Simulationssystem

In diesem Szenario existiert nur ein Ausgang bzw. Zielpunkt. Die initialen Positionen der Agenten werden exakt aus [Köster et al. \(2011\)](#) übernommen und die Gehgeschwindigkeiten zwischen 1.2 m s^{-1} und 1.6 m s^{-1} gleichmäßig verteilt. Da in der Arbeit nur die Gesamtentfluchtungszeit angegeben ist, kann das Ergebnis der WALK-Simulation nur anhand dieses Wertes mit dem realen Experiment verglichen werden.

Aus 100 Simulationsläufen werden die Zahlen in [Tabelle 2.3](#) ermittelt. Es fällt auf, dass die vorhergesagten Entfluchtungszeiten der WALK-Simulation stets 2–3 s höher liegen als die real ermittelten Werte. Vermutlich gelingt es den WALK-Agenten in der aktuellen Simulation etwas weniger effizient, Engstellen zu durchqueren, als dies bei realen Personen der Fall ist. Die Flussrate durch die Engstelle scheint geringer auszufallen als in der Realität. Da in diesem Szenario alle Agenten die selbe Engstelle durchqueren müssen, fällt der Effekt hier deutlicher auf als im Kinosaal-Szenario.

Die Anzahl der evakuierten Agenten in der Simulation über die Zeit ist in [Abbildung 2.15](#) dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Rate der Agenten, die den Ausgang erreichen relativ konstant ist. Bis zu einem Zeitpunkt von etwa 8 s gelingt es einzelnen Agenten, die Engstelle

Kriterium	Experiment			WALK-Simulation		
	\emptyset	min	max	\emptyset	min	max
Gesamtentfluchtungszeit	24	22.5	26	26.4	24.7	28.9

Tabelle 2.3.: Simulationsergebnisse der WALK-Simulation im Klassenraum-Szenario

zu durchqueren bevor eine Stauung auftritt. Danach bildet sich vor der Tür ein Stau und die Agenten durchqueren die Tür mit einer konstanten Flussrate von etwa 1.4 Pers./s. Dieser Wert liegt deutlich unter den in [Kretz et al. \(2006, S. 11\)](#) ermittelten Werten.

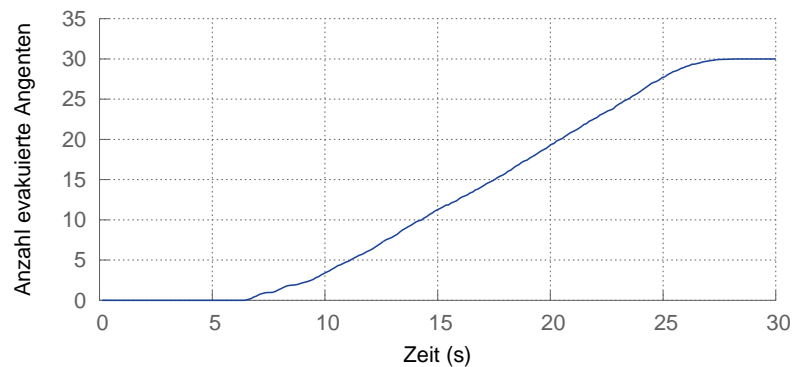


Abbildung 2.15.: Entwicklung der Anzahl evakuierter Agenten im Klassenraum-Szenario

Insgesamt liefert das WALK-Simulationssystem auch in diesem Szenario Ergebnisse, die dicht an den real beobachteten Werten liegen. Die Flussrate an Engstellen scheint in der Simulation etwas geringer auszufallen als in der Realität, die Abweichung bewegt sich jedoch in einem Bereich von weniger Sekunden. Die WALK-Simulation ist also auch für dieses Szenario hinreichend genau.

3. Analyse

In diesem Kapitel wird die Problemstellung exakt formuliert. Dazu wird zunächst eine Erhebung der Anforderungen an das zu entwickelnde Modell durchgeführt. Im Modell wird dann versucht, eine möglichst große Anzahl dieser Anforderungen zu erfüllen. Da möglicherweise vielversprechende Ansätze in bestehenden Arbeiten vorgestellt wurden, werden außerdem bestehende Ansätze erläutert und ihre Vor- und Nachteile aufgezeigt.

3.1. Annahmen

Zunächst werden einige grundsätzliche Annahmen getroffen, die dem Modell zugrunde liegen. Diese werden im Folgenden erläutert:

- **Personen handeln rational:** Wie in Abschnitt [2.2.1](#) beschrieben, handeln Personen in Gefahrensituationen zumeist rational. Sie treffen auf Basis der ihnen zur Verfügung stehenden Informationen nachvollziehbare Entscheidungen. Da das Simulationsmodell letztendlich auf Regeln basiert, ist dies eine wichtige Annahme.
- **Soziale Gruppen halten zusammen:** In Abschnitt [2.2.2](#) wurde erläutert, dass Personen in Extremsituationen selten egoistisches Fluchtverhalten zeigen, sondern die Nähe zu bekannten Personen suchen. Bei der Entwicklung eines Modells sozialer Gruppen kann davon ausgegangen werden, dass sich Gruppenmitglieder sammeln und das Gebäude oder Areal gemeinsam verlassen.
- **Vertrauenswürdige Leader:** In dem hier vorgestellten Modell gehen wir davon aus, dass globale Leader das Vertrauen anderer Personen genießen. Daraus folgt, dass Personen globalen Leadern unbedingt folgen.

3.2. Anforderungen

Die Anforderungen lassen sich aufteilen in allgemeine Anforderungen an das System bzw. das Modell und die spezifischen Anforderungen an die Modellierung globaler Leader und sozialer Gruppen. Sie werden im Folgenden, getrennt nach diesen Aspekten, vorgestellt.

3.2.1. Allgemein

Es bestehen einige Anforderungen, die das gesamte Simulationssystem betreffen:

1. Innerhalb eines Simulationsszenarios können mehrere unterschiedliche Agententypen verwendet werden.
2. Ausgänge können als sichtbare Simulationsobjekte modelliert werden. Einem Agenten kann in der Szenariodefinition die eindeutige Id des Ausgangs, den er verwenden soll, übergeben werden. Bei einer Menge von Agenten kann eine prozentuale Verteilung der Agenten auf die Ausgänge definiert werden.
3. Während der Simulation können ausgewählte Kennzahlen erhoben werden. Eine konkrete Auswahl der Kennzahlen erfolgt in Abschnitt [3.5](#).

3.2.2. Globale Leader

Globale Leader sind Personen, die andere Personen zu geeigneten Ausgängen führen. Die Agenten, die einem globalen Leader folgen, werden im Folgenden als *Follower* bezeichnet. Die Anforderung an die Modellierung globaler Leader sind die folgenden:

1. Globale Leader können in der Szenariodefinition auf zwei unterschiedliche Arten definiert werden:
 - Sie werden einzeln mit einer konkreten Startposition angegeben. Hierbei kann ihnen ein beliebiger Ausgang zugewiesen werden.
 - Bei der Erzeugung einer Menge von Agenten kann der prozentuale Anteil globaler Leader festgelegt werden. Die Leader werden dann zufällig über die Menge verteilt und verwenden den ihnen am dichtesten gelegenen Ausgang.
2. Globale Leader sind für andere Agenten erkennbar.
3. Agenten folgen dem jeweils dichtesten Leader im Sichtbereich. Hat ein Follower einen globalen Leader ausgewählt, existieren zwei wählbare Varianten für sein weiteres Verhalten:
 - Der Follower verfolgt stets den dichtesten globalen Leader. Er ändert seine Wahl des Leaders also, sobald ihm ein anderer Leader näher kommt als der bisher gewählte.
 - Der Follower verfolgt den gewählten globalen Leader, bis er entweder einen Ausgang im Sichtbereich entdeckt oder den Leader aus dem Sichtbereich verliert. Im letzten Fall wählt er einen neuen Leader.

4. Follower, die einen Ausgang im Sichtbereich entdecken, geben die Verfolgung eines globalen Leaders auf und steuern direkt den Ausgang an.
5. Globale Leader passen ihre Gehgeschwindigkeit an, um es einer möglichst großen Anzahl an Followern zu ermöglichen, ihnen zu folgen.
6. Globale Leader können vor Ausgängen auf ihre Follower warten, bis der letzte Follower den Raum verlassen hat. Dieses Verhalten ist deaktivierbar. Warten globale Leader nicht, so steuern sie direkt den gewählten Ausgang an.

Es ist zu beachten, dass zwischen globalen Leadern und den Followern nur eine lose Verbindung besteht. Follower können auf dem Weg durch andere Agenten behindert werden und den Leader dadurch verlieren. Auch ist die Zuordnung zu einem globalen Leader dynamisch und kann sich im Laufe eines Simulationslaufes ändern.

3.2.3. Soziale Gruppen

Soziale Gruppen sind Verbände von Personen, die sich gemeinsam in Richtung eines Ausgangs bewegen. Die Anforderungen an die Modellierung sozialer Gruppen werden im Folgenden erklärt:

1. Jeder Agent wird beim Start der Simulation einer sozialen Gruppe zugewiesen. Einzelagenten werden als Gruppen mit nur einem Mitglied abgebildet. Jede Gruppe besitzt eine eindeutige Gruppen-Id.
2. Die Gruppen werden beim Simulationsstart erzeugt. Hierbei existieren zwei Möglichkeiten:
 - Sie werden einzeln mit einer Gruppen-Id und einem Kohäsionswert angegeben. Beim Simulationsstart bekommen sie dann die eindeutigen Agenten-Ids ihrer Gruppenmitglieder übergeben. Die Gruppengröße ergibt sich aus der Zahl an Agenten mit der selben Gruppen-Id.
 - Bei der Erzeugung einer Menge von Agenten wird eine prozentuale Verteilung der Gruppengrößen und der Kohäsionswerte innerhalb der Menge in der Szenariodefinition angegeben. Die konkrete Verteilung wird dann auf Basis der Verteilungen zufällig erzeugt.
3. Beim Start einer Simulation befinden sich die Mitglieder einer sozialen Gruppe in unmittelbarer Nähe zueinander.

4. Jede Gruppe besitzt einen Gruppenleader, im Folgenden auch als *lokaler Leader* bezeichnet. Dies ist stets der Agent, der vorneweg läuft. Zu beachten ist, dass dies *nicht* bedeutet, dass er der Agent mit dem kleinsten euklidischen Abstand zum Zielpunkt sein muss. Es handelt sich auch nicht um einen Leader im soziologischen Sinne, sondern lediglich um einen Orientierungspunkt für die Gruppenmitglieder.
5. Lokale Leader bewegen sich in Richtung eines gewählten Ausgangs oder folgen einem globalen Leader. Sie bestimmen die Richtung, in die sich eine Gruppe bewegt.
6. Jedes Gruppenmitglied, das nicht selbst lokaler Leader ist, folgt dem lokalen Leader seiner Gruppe oder einem anderen Gruppenmitglied. Es strebt dabei an, einen definierten Abstand zum verfolgten Gruppenmitglied einzuhalten. Wird die Entfernung zu groß, so bewegt sich der Agent in Richtung des verfolgten Gruppenmitglieds.
7. Jede Gruppe besitzt eine Gruppengeschwindigkeit, mit der sich die Mitglieder bewegen, wenn sie sich innerhalb einer definierten Distanz zueinander befinden. Die Gruppengeschwindigkeit ist die maximale Geschwindigkeit des langsamsten Gruppenmitglieds.
8. Gruppenmitglieder passen ihre Geschwindigkeiten an, um den Zusammenhalt der Gruppe sicherzustellen. Zurückliegende Gruppenmitglieder beschleunigen, um aufzuholen. Lokale Leader passen ihre Gehgeschwindigkeiten an, um auf ihre Gruppenmitglieder zu warten. Je weiter ein Gruppenmitglied zurückfällt, desto stärker verringert ein lokaler Leader seine Geschwindigkeit.
9. Die Kohäsion beeinflusst zwei Aspekte des Gruppenverhaltens:
 - Die Stärke der Geschwindigkeitsanpassung lokaler Leader. Je höher die Kohäsion ist, desto eher warten lokale Leader auf ihre Gruppenmitglieder.
 - Die Bereitschaft von nachfolgenden Gruppenmitgliedern, einem lokalen Leader zu folgen. Je höher die Kohäsion ist, umso größer ist auch die Distanz, über die ein Agent einem Gruppenmitglied folgt. Ist die Kohäsion geringer, so gibt es die Verfolgung bereits bei einem geringeren Abstand auf.
10. Gruppen können durch äußere Einflüsse getrennt werden. Geschieht dies und die Gruppenmitglieder begegnen sich später wieder, so fügt sich die Gruppe wieder zusammen. Falls dies nicht möglich ist, entstehen mehrere Teilgruppen, die jeweils wieder aus einem lokalen Leader und weiteren Gruppenmitgliedern bestehen.

Das angestrebte Modell soll möglichst einfach gestaltet werden, die hier genannten Anforderungen jedoch weitestgehend umsetzen. In dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass soziale Gruppen innerhalb einer Gefahrensituation keine definierte spatiale Struktur anstreben (siehe Abschnitt 2.2.4). Stattdessen bewegen sie sich stets in einer Anordnung, die ein möglichst effizientes Vorankommen begünstigt.

Das Konzept der Leadership findet sich hier auf zwei Ebenen in Form von globalen und lokalen Leadern. Da sich das Verhalten dieser beiden Rollen nicht wesentlich unterscheidet, wird versucht, auch im Modell eine strukturelle Ähnlichkeit zu erzielen.

3.3. Modelle für globale Leader

In diesem Abschnitt wird eine Übersicht über bestehende Modelle gegeben, die globale Leader oder ähnliche Anführer abbilden. Neben Modellen zur Fußgängersimulation werden auch Modelle aus der Ökologie betrachtet, da hier ähnliche Konzepte existieren: In Tierherden können häufig Individuen beobachtet werden, die z.B. Futterquellen kennen und die Herde dorthin führen.

3.3.1. Modellansätze zur Fußgängersimulation

In [Chu und Law \(2012\)](#) wird ein agentenbasiertes Modell vorgestellt, welches Sicherheitskräfte und soziale Gruppen berücksichtigt. Die Sicherheitskräfte wurden als spezieller Agententyp modelliert, der zwei grundsätzliche Verhaltensweisen ausführen kann:

- Die Instruierung von Agenten, einen bestimmten Ausgang anzusteuern. Dies geschieht über direkte Kommunikation.
- Das Absuchen festgelegter Wegpunkte nach verbliebenen Agenten. Werden Agenten entdeckt, so werden diese instruiert, einen bestimmten Ausgang anzusteuern.

Die Leader werden gezielt in der Umgebung positioniert und erhalten beim Simulationsstart Informationen über die abzusuchenden Wegpunkte und den Ausgang, zu dem sie andere Agenten leiten sollen. Agenten folgen den Anweisungen eines Leaders, sobald sich dieser in ihrem Sichtbereich befindet. In einigen Experimenten wird festgestellt, dass die Leader-Agenten dabei helfen, sich kreuzende Menschenströme zu verhindern und damit die Evakuierungseffizienz erhöhen. Im Artikel werden keine quantitativen Ergebnisse präsentiert und auch die Auswirkung verschiedener Anzahlen von Leadern werden nicht detailliert untersucht.

In [Zia und Riener \(2011\)](#) wird eine Simulation basierend auf zellulären Automaten vorgestellt, in der sogenannte *assisted Agents* eingesetzt werden. Grundlage der Simulation bildet die Entwicklung eines sogenannten *LifeBelts*. Hierbei handelt es sich um einen Gürtel, den zu evakuierende Personen in realen Experimenten tragen. Er zeigt ihnen den Weg zu einem geeigneten Ausgang. In einer Simulation werden Agenten simuliert, die zusätzliche Informationen über die vorhandenen Ausgänge besitzen (*assisted Agents*). Diese sollen, als Entsprechung für Personen mit LifeBelt im realen Experiment, den Verlauf der Evakuierung

positiv beeinflussen. In der Simulation bekommen alle normalen Agenten den dichtesten Ausgang, assisted Agents hingegen einen optimalen Ausgang (der nicht unbedingt der dichteste sein muss) zugewiesen. Die assisted Agents fungieren als Leader. Die Anzahl der Assisted Agents wird von 0 % bis 100 % variiert.

Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass der Einfluss der assisted Agents bei geringen Dichten gering ist. Bei hohen Dichten ist ihr Einfluss deutlicher zu sehen. Bereits eine geringe Anzahl von assisted Agents führt zu einem fast optimalen Ergebnis, da die Ausgänge gleichmäßiger genutzt werden.

Ein weiteres auf zellulären Automaten basierendes Modell wird in [Ji und Gao \(2006\)](#) vorgestellt. Hier wird der Einfluss verschiedener Anzahlen von Leadern auf die Entfluchtungszeit untersucht. Das einfache Modell basiert auf folgenden Annahmen:

- Jeder Leader kennt den kürzesten Weg zu einem Ausgang. Alle anderen Agenten kennen keinen Weg zu einem Ausgang, sie sind vollständig von den Leadern abhängig.
- Nach dem Simulationsstart warten Leader eine definierte Zeitspanne, damit sich Follower um sie herum sammeln können.
- Agenten folgen stets dem Leader, der ihnen am dichtesten ist. Dieser kann sich im Verlauf der Simulation ändern.

Die Leader werden gezielt in der Nähe von Ausgängen platziert. Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass die Evakuierung bis zu einer bestimmten Anzahl von Leadern effizienter wird. Es lässt sich ein Optimum feststellen, wenn die Zahl der Leader etwa der Zahl der Ausgänge entspricht. Weitere Leader haben in der Simulation keinen positiven Effekt mehr bzw. verringern sogar die Effizienz, da die Follower den Leader häufiger wechseln. Die Annahmen, die hier getroffen werden, sind allerdings diskutierbar: Globale Leader werden direkt in der Nähe von Ausgängen positioniert. Es kann jedoch davon ausgegangen werden, dass ihr Effekt dadurch gering ist und sie einen stärkeren Einfluss hätten, wenn sie weit von den Ausgängen entfernt positioniert werden würden.

Ein agentenbasierter Ansatz zur Simulation von Entfluchtungen mit globalen Leadern wird in [Murakami und Minami \(2002\)](#) präsentiert. Hier werden zwei Methoden der Führung durch die Leader unterschieden:

1. **Follow-Me-Method:** Der Leader instruiert Agenten in seiner Umgebung, ihm zu folgen. Er bewegt sich dann selbst in Richtung eines Ausgangs.
2. **Follow-Direction-Method:** Der Leader teilt Agenten in seiner Umgebung eine Evakuierungsrouten mit. Diese bewegen sich dann selbstständig in Richtung des Ausgangs.

Das Modell wird anhand eines einfachen Experiments aus [Sugiman und Misumi \(1988\)](#) ausgewertet. In diesem befinden sich 16 Personen in einem Raum mit einem offensichtlichen und einem nicht direkt sichtbaren Ausgang. Der offensichtliche Ausgang wird als nicht nutzbar deklariert (z.B. weil sich dahinter ein Feuer befinden könnte). Es werden für jede Führungsmethode erst zwei, dann vier Leader positioniert, um die Agenten zum versteckten Ausgang zu führen. Eine Skizze des Szenarios ist in [Abbildung 3.1](#) dargestellt. Die Entfluchtzeit und die Anzahl an Agenten an beiden Ausgängen wird gemessen.

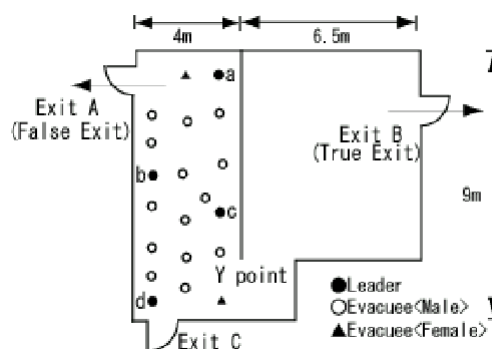


Abbildung 3.1.: Experiment zur Untersuchung von Leadern aus [Sugiman und Misumi \(1988\)](#)

Das Experiment zeigt, dass die effektivste Variante die Follow-Me-Methode mit vier Leadern ist. Etwas weniger effizient ist die Follow-Direction-Methode mit zwei und vier Leadern. In diesem Fall ist eine höhere Anzahl an Leadern nicht hilfreich, da die Follower häufig Instruktionen von zwei verschiedenen Leadern wahrnehmen und dadurch zögern. In der Simulation werden die Agenten so gestaltet, dass sie Anweisungen verwerfen, wenn sie zu einem Zeitpunkt Anweisungen von mehreren Leadern erhalten. Am wenigsten effektiv ist die Follow-Me-Methode mit zwei Leadern, da viele der Personen zu weit entfernt von einem der Leader sind, um ihn zu hören. Die Ergebnisse des Experiments können in der Simulation nachgebildet werden. Das in dieser Arbeit zu entwickelnde Modell bildet die Follow-Me-Methode ab.

Ein auf dem Social-Force-Modell basierendes Modell wird in [Pelechano und Badler \(2006\)](#) vorgestellt. Das *MACES*-System (*Multi-Agent Communication for Evacuation Simulation*) erweitert das Social-Force-Modell um direkte Kommunikation zwischen den Agenten und die Berücksichtigung unterschiedlicher Rollen. Der Fokus des Modells liegt auf der Erzeugung einer mentalen Karte der Umgebung durch die Agenten. Jeder Agent erhält beim Start der Simulation partielles Wissen über die Umgebung. Im Laufe der Simulation tauschen die Agenten Informationen über die Umgebung aus und können so ihre mentale Repräsentation der Umgebung vervollständigen. In der Umgebung können zudem Gefahren positioniert werden.

Es existieren verschiedene Agententypen. Sie unterscheiden sich bezüglich ihrer Kenntnis der Umgebung und ihrer Führungsqualität. Folgende Typen von Agenten sind möglich:

- **Trained Leader** besitzen vollständiges Wissen über die Umgebung und helfen anderen Agenten, den Weg zu einem Ausgang zu finden.
- **Untrained Leader** besitzen partielles Wissen über die Umgebung. Sie entsprechen normalen Personen, die eine hohe Stressresistenz besitzen und die Umgebung nach alternativen Auswegen absuchen.
- **Untrained Follower** sind Personen mit partiellem Wissen über die Umgebung. Sie tendieren dazu, anderen Personen zu folgen.

Die Wegfindung findet auf zwei Ebenen statt: Eine High-Level-Wegfindung verwendet einen Graphen, der die unterschiedlichen Räume enthält. Eine Low-Level-Wegfindung berechnet die lokale Bewegung innerhalb eines Raumes und verwendet dafür das Social-Force-Modell. Diese Trennung in zwei Ebenen ähnelt der Wegfindung im WALK-Simulationssystem. Agenten in einem Raum kommunizieren miteinander und tauschen so Informationen über benachbarte Räume aus. Dies sind im wesentlichen Informationen darüber, ob sich in einem benachbarten Raum eine Gefahr befindet oder ob eine Tür nicht zu einem Ausgang führt. Alle Agenten berechnen in jedem Zeitschritt den kürzesten ihnen bekannten Weg zu einem Ausgang. Wissen sie von einer Gefahrenquelle, die sich auf diesem Weg befindet, so handeln sie je nach Agententyp unterschiedlich: Trained Leader berechnen einen alternativen Weg, untrained Leader erkunden weitere Räume und Follower folgen nur anderen Agenten.

In mehreren Simulationsläufen werden zufällige Labyrinth als Umgebung erzeugt, durch die Agenten ihren Weg finden sollen. Es werden Simulationsläufe mit und ohne die Kommunikation zwischen den Agenten durchgeführt. Außerdem werden die Gesamtanzahl der Agenten und die Anteile an Leadern variiert. Die simulierten Entfluchtungen sind mit Kommunikation etwa doppelt so effizient wie ohne sie. Die Dauer einer Entfluchtung verringert sich erstaunlicherweise mit steigender Anzahl an Agenten. Dieser Effekt tritt allerdings nur solange ein, wie die Agenten sich ohne Stauungen frei bewegen konnten. Dadurch, dass sich Agenten häufiger in dem Labyrinth begegnen, verbreiten sich Informationen über die Umgebung zügiger. Die Anzahl an trained Leadern hat bis zu einem Anteil von etwa 10 % einen deutlichen positiven Effekt auf die Dauer der Entfluchtung, höhere Anteile bringen keine weitere Verbesserung.

3.3.2. Modellansätze aus der Ökologie

Im Bereich der Ökologie werden häufig die Bewegungen von Tierherden untersucht. Auch hier gibt es Entsprechungen zu den Anführern innerhalb von Entfluchtungen, meist in Form

von besser informierten Individuen innerhalb der Herde. Daher soll hier kurz auf Modelle der Ökologie eingegangen werden.

In [Couzin et al. \(2005\)](#) wird ein Modell zur Simulation von Tierherden beschrieben. Es basiert auf zwei Annahmen:

- Bei Tieren existieren keine komplexen Signalisierungsmechanismen, wie die Sprache bei Menschen. Die Information über ein Ziel kann trotzdem in der Gruppe verteilt werden.
- Gruppenmitglieder können nicht feststellen, welche Individuen zusätzliche Informationen besitzen und welche nicht. Sie müssen trotzdem zu einem Konsens kommen, auch wenn die Individuen unterschiedliche Präferenzen haben.

Das Modell basiert auf dem Flocking-Modell aus [Reynolds \(1999\)](#). Jeder Agent wird durch mehrere Kräfte beeinflusst. Diese dienen dazu, den Abstand zu anderen Individuen einzuhalten und sich in die durchschnittliche Richtung der anderen Agenten zu bewegen. Informierte Individuen bekommen zusätzlich eine Kraft, die auf ein bestimmtes Ziel (z.B. eine Nahrungsquelle) weist. Diese wird gewichtet und zu dem ursprünglichen Bewegungsvektor addiert. Ist das Gewicht gering, so sind die Kräfte zur Erhaltung der Gruppe und zur Bewegung in Richtung Ziel gleich stark, bei höheren Werten überwiegt das Streben in Richtung des Ziels. Die gesamte Herde wird durch die informierten Individuen in eine bestimmte Richtung "gezogen". Die Gewichtung wird außerdem in Abhängigkeit anderer informierter Individuen angepasst: Bewegen sich andere informierte Individuen in eine ähnliche Richtung wie der aktuelle Agent selbst ($\pm 20^\circ$), so wird das Gewicht erhöht, andernfalls wird es reduziert.

In mehreren Experimenten wird die sogenannte *accuracy* einer Herde gemessen. Diese wird als die normierte Abweichung der Bewegungsrichtung der Herde von der Richtung, die ein informiertes Individuum anstrebt, definiert. Die Anzahl der informierten Individuen und die Gewichtung des Ziels werden variiert. Außerdem wird untersucht, wie sich die Existenz mehrerer informierter Individuen mit unterschiedlichen Zielen auswirkt.

Es wird festgestellt, dass die *accuracy* einer Herde mit der Anzahl der informierten Individuen steigt. Existieren nur wenige informierte Individuen, so hat das Gewicht der Zielkraft kaum einen Einfluss. Existiert eine höhere Anzahl an informierten Individuen, so steigt die *accuracy* mit dem Gewicht an. Allerdings steigt bei mehreren informierten Individuen damit auch die Wahrscheinlichkeit, dass die Herde getrennt wird. Sind die Ziele der informierten Individuen etwa gleich verteilt, so kommt durch die Gewichts-anpassung ein Konsens zustande. Interessant ist hierbei, dass das Modell ohne direkte Kommunikation funktioniert. Es reicht aus, dass die Leader in eine bestimmte Richtung streben und die Menge dadurch in eine Richtung "ziehen". Da im aktuellen WALK-Simulationssystem noch keine direkte Kommunikation zwischen den Agenten möglich ist, ist ein ähnlicher Effekt erstrebenswert.

In [Guttal und Couzin \(2010\)](#) wird das Modell aus [Couzin et al. \(2005\)](#) erweitert. Es werden unter anderem die Kosten für die Beschaffung einer Information aus der Umgebung berücksichtigt. Es wird festgestellt, dass der Anteil an Leadern, der notwendig ist, um eine Herde zu einem Ziel zu führen, mit der Herdengröße abnimmt. Die notwendigen Informationen können im vorliegenden Modell effizient zwischen den Agenten ausgetauscht werden.

3.3.3. Zusammenfassung

Es wird deutlich, dass bereits einige Ansätze zu Modellierung von Leadern existieren. Allerdings setzen einige von ihnen direkte Kommunikation zwischen den Agenten voraus. Da das WALK-Simulationssystem zum derzeitigen Zeitpunkt noch keine direkte Kommunikation zulässt, lassen sich die meisten Modelle nicht direkt übertragen. Es wird ein Ansatz gewählt, der der Follow-Me-Methode aus [Murakami und Minami \(2002\)](#) entspricht. Das vorgestellte Modell aus [Couzin et al. \(2005\)](#) ist für diese Arbeit nur eingeschränkt verwendbar, da davon ausgegangen wird, dass globale Leader für andere Agenten eindeutig als solche erkennbar sind.

Dennoch werden einige Konzepte für die Modellierung von globalen Leadern adaptiert. Es erscheint sinnvoll, folgende Konzepte aus anderen Arbeiten in dem zu entwickelnden Modell zu verwenden:

- Das Verhalten globaler Leader unterscheidet sich grundlegend von dem anderer Agenten. Daher werden globale Leader als spezieller Typ von Agent modelliert (vgl. [Chu und Law 2012](#)).
- Agenten folgen globalen Leadern, die sie in ihrem Sichtbereich wahrnehmen (vgl. [Chu und Law 2012](#); [Zia und Riener 2011](#); [Ji und Gao 2006](#)).
- Globale Leader führen Agenten zu einem Ausgang, indem sie selbst voran gehen. Dies entspricht der Follow-Me-Methode aus [Murakami und Minami \(2002\)](#).
- Normale Agenten besitzen nur begrenztes Wissen über die Umgebung, während globale Leader zusätzliche Informationen über vorhandene Ausgänge erhalten (vgl. [Pelechano und Badler 2006](#)).
- Globale Leader besitzen zusätzliches Wissen, das sie jedoch nicht direkt kommunizieren. Sie "ziehen" stattdessen eine Menge von Agenten in Richtung eines Ausgangs. Dies entspricht dem Konzept aus [Couzin et al. \(2005\)](#).

Interessant sind außerdem die erzielten Ergebnisse der bestehenden Arbeiten. Sie kommen fast alle zu dem Schluss, dass sich die Evakuierungseffizienz bei einer steigenden Anzahl von Leadern bis zu einem bestimmten Wert erhöht und anschließend kein weiterer positiver

Effekt mehr auftritt. In [Pelechano und Badler \(2006\)](#) lag dieser Wert bei etwa 10 % Leader-Anteil. Daneben wurde in [Murakami und Minami \(2002\)](#) festgestellt, dass mindestens ein Verhältnis von 1:4 zwischen Leadern und Followern notwendig ist, um alle Agenten zu einem Ausgang zu führen. Die mit dem zu entwickelnden Modell erzielten Ergebnisse werden im späteren Verlauf dieser Arbeit mit diesen Werten verglichen.

3.4. Modelle für soziale Gruppen

In diesem Abschnitt werden bestehende Modelle für die Abbildung sozialer Gruppen beschrieben. Sie werden nach dem verwendeten technischen Ansatz klassifiziert.

3.4.1. Social-Force-Modelle

In [Yang et al. \(2005\)](#) wird ein auf zellulären Automaten und dem Social-Force-Modell basierendes Modell beschrieben. Es werden zwei soziologische Faktoren im Modell berücksichtigt:

- Personen bewegen sich in Kleingruppen, die vor Simulationsbeginn festgelegt werden. Jeder Agent wird durch eine Anziehungskraft seiner Gruppenmitglieder beeinflusst. Gruppen sammeln sich zunächst und bewegen sich dann gemeinsam zum Ausgang.
- Personen tendieren dazu, der Masse zu folgen. Dies ist ebenfalls durch eine Kraft realisiert, die mit steigendem Abstand stärker wird und die Agenten in Richtung der Menge zieht. Außerdem wird die Bewegungsrichtung der Menge angepasst.

Die Anziehung wird über einen *attract coefficient* konfiguriert. Es werden mehrere Simulationsläufe mit steigenden Anziehungskräften in drei unterschiedlichen Umgebungen simuliert. Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass die Evakuierungseffizienz stark sinkt, sobald viele Gruppen mit starken Anziehungen oder viele große Gruppen existieren. Es wird deutlich, dass extreme Anziehungskräfte stets einen negativen Effekt haben. Bei einer moderaten Wahl der Anziehungskräfte kann ein positiver Effekt auftreten, da die Agenten ihre Bewegungsrichtungen anpassen und dadurch schneller zu ihrem Ziel kommen.

Ein mathematisches Modell für die Simulation von sozialen Gruppen wird in [Kuusinen \(2007\)](#) vorgestellt. Die Agenten evakuieren auch hier in zwei Phasen: Zunächst bewegen sich alle Gruppenmitglieder auf die Gruppenmitte zu, solange bis sie sich in einem definierten Radius r_n befinden. Die Größe des Radius r_n ist von der Gruppengröße abhängig. Danach besitzt jeder Agent zwei konkurrierende Ziele:

1. Er bewegt sich auf seinen gewählten Ausgang zu. Dieses Ziel wird durch eine anziehende Kraft des Ausgangs repräsentiert.
2. Er versucht den Gruppenzusammenhalt sicherzustellen. Dieses Ziel wird durch eine Kraft in Richtung der Gruppenmitte repräsentiert.

Die beiden Kräfte werden gewichtet und addiert. Dadurch ergibt sich die resultierende Bewegungsrichtung des Agenten. Zentral ist hier der Parameter α für die Gruppenanziehung: Er gibt an, wie stark die Agenten versuchen, mit ihrer Gruppe zusammen zu bleiben. Ist der Wert hoch, so versuchen Gruppen merklich zusammen zu bleiben, ist er gering, dann trennen sie sich häufiger. Die Gehgeschwindigkeit aller Gruppenmitglieder wird gleichgesetzt, damit schnellere Agenten nicht vor der Gruppe davonlaufen.

In mehreren Simulationsläufen soll der ideale Wert für die Gruppenanziehung α bestimmt werden. Es wird ersichtlich, dass die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit der Agenten bei höheren Werten für α stark fällt. Zudem wird erkennbar, dass die Gruppenmitglieder sich in einem kleineren Abstand zueinander bewegen, wenn der Parameter einen hohen Wert erhält. Die Bewegungen der Agenten werden durch ein Vektorfeld gesteuert, welches noch nicht ausgefeilt ist. Dies führt teilweise zu unbrauchbaren Simulationsergebnissen.

In [Moussaïd et al. \(2010\)](#) wird ein weiteres Modell für soziale Gruppen auf Basis des Social-Force-Modells vorgestellt. Hier liegt der Fokus allerdings auf der spatialen Anordnung einer Gruppe. Es werden empirische Untersuchungen durchgeführt, bei denen Personen auf öffentlichen Plätzen beobachtet werden. Es wird ermittelt, wie die Abstände und Winkel innerhalb sozialer Gruppen verteilt sind. Außerdem wird die Zahl und Größe der beobachteten Gruppen erfasst. Die so gewonnenen Erkenntnisse werden dazu genutzt, ein Simulationsmodell zu entwickeln, welches die beobachteten Gruppenformationen abbildet. Bei den Untersuchungen werden die folgenden Erkenntnisse gewonnen:

- Gruppenmitglieder bewegen sich nebeneinander, wenn ausreichend Platz vorhanden ist. Dies liegt daran, dass die Personen sich unterhalten wollen. Ist weniger Platz vorhanden, so bewegen sich die Personen in der Mitte etwas langsamer als die äußeren Gruppenmitglieder und es entsteht eine in Bewegungsrichtung geöffnete V-Form. Die Abstände zwischen den Personen verringern sich mit steigender Dichte.
- Die Winkel und Abstände zwischen den Gruppenmitgliedern können recht genau bestimmt werden. Sie sind abhängig von der Personendichte. Die Daten sind in Abbildung 3.2 dargestellt.
- Die Gehgeschwindigkeit sinkt linear mit der Gruppengröße.
- Die Verteilung der Gruppengrößen tritt gemäß einer Poisson-Verteilung auf, wie bereits in [James \(1953\)](#) festgestellt wurde.

Table 1. Average angle and distance values between group members for each group size and density level.

		Population A		Population B	
		α_{ij} (deg)	d_{ij} (m)	α_{ij} (deg)	d_{ij} (m)
Size = 2	P₁P₂	89.8 (\pm 1.12)	0.78 (\pm 0.02)	90.3 (\pm 0.80)	0.54 (\pm 0.01)
Size = 3	P₁P₂	97.8 (\pm 5.14)	0.79 (\pm 0.05)	107.9 (\pm 2.84)	0.55 (\pm 0.01)
	P₂P₃	87.1 (\pm 4.46)	0.81 (\pm 0.10)	70.6 (\pm 2.55)	0.62 (\pm 0.04)
Size = 4	P₁P₂	99.2 (\pm 6.33)	0.87 (\pm 0.06)	102.3 (\pm 5.85)	0.67 (\pm 0.02)
	P₂P₃	87.7 (\pm 6.54)	0.93 (\pm 0.09)	86.0 (\pm 4.71)	0.66 (\pm 0.02)
	P₃P₄	85.4 (\pm 5.01)	0.80 (\pm 0.05)	76.6 (\pm 5.09)	0.64 (\pm 0.03)

Abbildung 3.2.: Empirische Daten zu Abständen und Winkeln zwischen Gruppenmitgliedern (vgl. [Moussaïd et al. 2010](#))

Das vorgestellte Modell soll diese Faktoren möglichst genau abbilden. Es werden keine lokalen Leader verwendet, stattdessen ist der Bezugspunkt der Gruppe die Gruppenmitte. Jeder Agent wird von drei Kräften beeinflusst:

- **Geschwindigkeit:** Die Blickrichtung wird soweit rotiert, dass sich die Gruppenmitte im Sichtfeld befindet. Danach passt der Agent seine Geschwindigkeit so an, dass der Winkel der Blickrichtung nicht zu groß wird.
- **Abstand:** Agenten halten einen bestimmten Abstand zur Gruppenmitte ein. Dieser ist Abhängig von der Größe der Gruppe.
- **Abstoßung:** Eine dritte Kraft modelliert die Abstoßung zwischen Gruppenmitgliedern.

In der Simulation werden entsprechend die Winkel zwischen den Agenten, ihre Abstände und die Gehgeschwindigkeiten gemessen und mit den empirisch ermittelten Daten verglichen. Die Autoren kommen zu dem Schluss, dass die Simulation das real beobachtete Verhalten detailliert abbildet. Allerdings scheint eine Aufteilung und Zusammenführung von Gruppen an Hindernissen im Modell nicht möglich zu sein.

Eine ähnliche Arbeit findet sich in [Singh et al. \(2009\)](#). Hier wird das Verhalten sozialer Gruppen durch die Analyse von Videos untersucht. Anschließend wird ein Modell auf Basis des Social-Force-Modells entwickelt, welches die beobachteten Phänomene berücksichtigt. Die Videoanalyse führt zu den folgenden Ergebnissen:

- Die meisten Personen bewegen sich am Rand eines Weges. Nur 14 % der Personen laufen in der Mitte, die anderen 86 % gleichmäßig verteilt links oder rechts.
- 44 % aller sozialen Gruppen weichen geschlossen nach rechts aus, 34 % nach links und nur 22 % teilen sich auf.
- Einzelne Personen weichen einer Gruppe eher aus, als durch sie hindurch zu laufen.

- Trennt sich eine Gruppe durch ein Hindernis, so fügt sie sich erst wieder zusammen, wenn mehrere direkt aufeinander folgende Hindernisse passiert wurden.
- Personen tendieren dazu, anderen Personen vor ihnen zu folgen, auch wenn sie sich nicht kennen.

Im Modell wird jede Person durch 3 Kreise repräsentiert: Ein großer Kreis modelliert den Torso und zwei kleinere Kreise die Schultern. Es werden *Groups* und *Subgroups* unterschieden. *Groups* sind Personen, die eher zufällig das selbe Ziel haben und keine soziale Bindung besitzen, bei *Subgroups* handelt es sich um soziale Gruppen, die sich absichtlich zusammen bewegen.

Eine Subgroup besteht im Modell aus maximal vier Agenten. Ein Pfad zu einem Ausgang ist eine Folge von Wegpunkten, sogenannten *Attractor Points*. Zur Bildung einer Gruppenformation werden zusätzliche Punkte eingeführt, sogenannte *Formation Attractor Points*. Es existiert ein lokaler Gruppenleader, zu dem die Formation Attractor Points relativ positioniert werden. Dies wird in Abbildung 3.3 grafisch dargestellt.

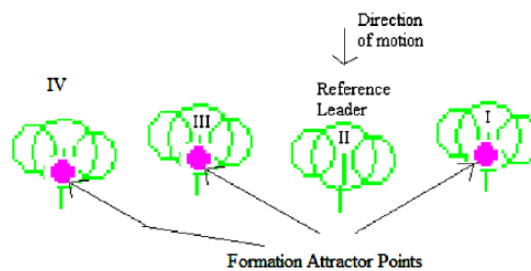


Abbildung 3.3.: Formation Attractor Points (vgl. [Singh et al. 2009](#))

Der lokale Leader der Gruppe bewegt sich stets in Richtung des nächsten allgemeinen Attractor Points. Die anderen Gruppenmitglieder bewegen sich in Richtung ihrer jeweiligen Formation Attractor Points. Die Geschwindigkeit jedes Gruppenmitglieds wird mit steigendem Abstand zum Formation Attractor Point erhöht. Entfernt sich ein Gruppenmitglied weiter als fünf Meter von seinem Formation Attractor Point, so wird es selbst lokaler Leader und bewegt sich in Richtung des nächsten allgemeinen Attractor Points.

Interessant ist hier, dass das Ausweichverhalten auf Ebene der Subgruppen modelliert wird. Bewegen sich zwei Gruppen aufeinander zu und beträgt die Distanz weniger als 10 Meter, so wird der *Closest Point of Approach* berechnet. Dieser ergibt sich aus den geometrischen Zentren der beiden Gruppen und den durchschnittlichen Geschwindigkeiten. Auf Basis dieser Informationen werden Vektoren für das Ausweichen der Gruppen berechnet. Einige Standardsituationen, die in den analysierten Videos auftreten, werden mithilfe der Simulation nachgebildet. Ein Vergleich der Videoaufnahmen mit den Simulationsergebnissen zeigt, dass das Modell viele der beobachteten Phänomene abbildet.

3.4.2. Zelluläre Automaten

In [Köster et al. \(2011\)](#) wird ein Modell beschrieben, welches sich stark an [Moussaïd et al. \(2010\)](#) orientiert. Zunächst werden einige Anforderungen an das Modell erhoben:

- Alle Gruppenmitglieder bewegen sich mit der selben Geschwindigkeit.
- Alle Gruppenmitglieder haben das selbe spatiale Ziel.
- Gruppen bewegen sich in bestimmten Formationen, da diese die Kommunikation fördern.
- Die Formationen passen sich den Umgebungsbedingungen an.
- Der Verlust von Gruppenmitgliedern ist möglich.

Im Modell wird die abstoßende Kraft zwischen den Gruppenmitgliedern deaktiviert. Der Agent, der sich am dichtesten am Ausgang befindet ist der lokale Gruppenleader. Wie "am dichtesten" hier definiert wurde, ist in der Arbeit nicht genau erläutert, anscheinend geht es jedoch um den euklidischen Abstand. Der lokale Leader erzeugt ein anziehendes Potentialfeld, damit die anderen Gruppenmitglieder ihm folgen. Außerdem passen die Gruppenmitglieder ihre Gehgeschwindigkeit an, sobald ein Gruppenmitglied zurückliegt. Die Tendenz der Gruppenmitglieder, nebeneinander zu laufen, kann über einen Parameter angepasst bzw. deaktiviert werden.

In der Arbeit wird ein Experiment vorgestellt, das zur Validierung des vorgestellten Gruppenmodells dient. In diesem wird eine Menge von Studenten in Gruppen eingeteilt und bekommt die Aufgabe, einen Klassenraum möglichst schnell zu verlassen und dabei in der Gruppe zusammen zu bleiben. Es wird für unterschiedliche Gruppengrößen durchgeführt. Dadurch kann die Auswirkung der Gruppengröße auf die Entfluchtungszeit empirisch ermittelt werden. Die Daten aus diesem Experiment werden im späteren Verlauf dieser Arbeit dazu verwendet, das entwickelte Modell sozialer Gruppen zu kalibrieren.

Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass Gruppen mit steigender Größe die Entfluchtungszeit erhöhen, während die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit sinkt. Diese Erkenntnisse decken sich mit denen aus [Moussaïd et al. \(2010\)](#). In manchen Fällen, z.B. beim umgekehrten Fall, dem Betreten eines Raumes durch Gruppen, kann die Gruppenbildung jedoch auch einen positiven Effekt haben.

3.4.3. Agentenbasierte Modelle

Ein agentenbasiertes Modell wird in [Aguirre et al. \(2011\)](#) präsentiert. Die Autoren begründen ihr Modell auf mehreren Erkenntnissen aus der Sozialpsychologie. So gehen sie davon

aus, dass eine realistische Simulation nur möglich ist, wenn der persönliche Hintergrund der Individuen berücksichtigt wird. Dieser schließt die Art der sozialen Verbindungen (Familien, Freunde etc.) und die Kenntnis der Umgebung mit ein. Außerdem gehen sie davon aus, dass die meisten Evakuierungen ruhig und geordnet stattfinden, was sich mit empirischen Erkenntnissen (siehe Abschnitt 2.2.1) deckt.

In diesem Modell kommunizieren die Agenten nicht direkt miteinander, sie nutzen nur die Information über die Positionen anderer Agenten. Es existieren lokale Gruppenleader, die sich auf einen bestimmten Zielpunkt zu bewegen. Alle anderen Gruppenmitglieder wählen ihre Zielpunkte wie folgt:

- Das Ziel ist der lokale Leader, wenn sich dieser in Sichtweite befindet.
- Das Ziel ist der Zielpunkt der Gruppe, wenn sich ein anderes Gruppenmitglied (welches kein lokaler Leader ist) in Sichtweite befindet.
- Wenn kein anderes Gruppenmitglied in Sichtweite ist, dann Rückkehr zu individuellem Verhalten nach einigen Sekunden.

Bei hohen Dichten können Agenten sich nicht mehr so bewegen, wie sie es selbst beabsichtigen, sondern werden von den Bewegungen der Masse mitgezogen. Die Autoren nennen diesen Effekt *Supra-Force*. Im Modell tritt diese auf, wenn ein Agent länger als eine viertel Sekunde von mindestens zwei Reihen von Agenten umgeben ist. Die Bewegung eines Agenten ergibt sich damit aus den individuellen Zielpunkten, dem Zielpunkt der Gruppe und der *Supra-Force*. Das Modell bildet außerdem die Ausbreitung von Feuer und Rauch ab, sodass Agenten im Laufe der Simulation getötet werden können.

In mehreren Simulationsläufen wird ein Brand im *The Station* Nachtclub in Rhode Island aus dem Jahr 2003 (vgl. [Grosshandler et al. 2005](#)) untersucht. Dabei wird die Wahl der Ausgänge und die Anzahl der Opfer mit den Beobachtungen aus dem realen Fall verglichen. Es werden drei unterschiedliche Konfigurationen simuliert:

- Rein individuelles Verhalten ohne soziale Gruppen.
- Existenz von Gruppen, bei denen die Agenten jedoch schnell zu individuellem Verhalten zurückkehren, wenn sie von der Gruppe getrennt werden (*Intermediate-Group-Behavior*).
- Existenz von Gruppen, die eine starke Tendenz besitzen, zusammen zu bleiben, auch wenn dies ggf. einzelne Agenten in Gefahr bringt (*Full-Group-Behavior*).

In Simulationsläufen mit rein individuellem Verhalten verwenden die meisten Agenten den ihnen am dichtesten gelegenen Ausgang, wodurch dort Stauungen auftreten. Bei aktivem Gruppenverhalten ist die Wahrscheinlichkeit hierfür geringer, da die Agenten sich an ihren Gruppenmitgliedern orientieren.

Bezogen auf die Zahl der Todesfälle liefert eine Konfiguration mit dem Intermediate-Group-Behavior das genaueste Ergebnis: In der Simulation werden etwa 104 Agenten getötet, was dicht an dem tatsächlichen Wert von 100 Todesfällen liegt. Bei Simulationsläufen mit dem Full-Group-Behavior sagt die Simulation etwa 137 Todesfälle voraus. Wird allerdings die Anzahl der Agenten an den einzelnen Ausgängen betrachtet, so erzielt das Full-Group-Behavior das beste Ergebnis. Die anderen Verhaltensmodelle führen dazu, dass der für die Öffentlichkeit normalerweise nicht freigegebene und daher den meisten Personen unbekanntes Küchenausgang von deutlich zu vielen Agenten verwendet wird. In der Realität verwenden ihn nur 17 Personen, bei Simulationen mit dem individuellen und dem Intermediate-Group-Behavior fast die zehnfache Anzahl an Agenten.

Ein weiteres agentenbasiertes Modell findet sich in [Park \(2013\)](#). Die grundlegende Idee ist hier, dass jede Gruppe ein bestimmtes Areal, ein sogenanntes *Social Territory* beansprucht. Es ist abhängig von der Gruppengröße, der Position der Mitglieder und dem angestrebten maximalen Abstand zwischen den Gruppenmitgliedern. In diesem Areal interagieren die Gruppenmitglieder untereinander. Technisch wird dies durch ein *Local interaction field* umgesetzt. Zwar plant jeder Agent seine Bewegungen unabhängig von den anderen, er nutzt dabei jedoch Informationen, die im Local interaction field abgelegt werden.

Alle Agenten sind fest einer sozialen Gruppe zugeordnet. Jede Gruppe besitzt einen lokalen Leader. Entfernt sich ein Agent zu weit von der Gruppe, so setzt der Leader das nächste Ziel der Gruppe in Richtung des verloren gegangenen Agenten. Dies soll Rechenaufwand sparen, da nicht in jedem Zeitschritt die Abstände zwischen allen Agenten berechnet werden müssen. Die Vermeidung eines Zusammenstoßes mit anderen Gruppen wird ebenfalls abgebildet: Agenten meiden Areale mit einer hohen Personendichte. Da Gruppen dicht zusammen bleiben, entsteht um sie herum ein Bereich mit einer höheren Dichte, der von anderen Agenten nur ungern betreten wird. Ein Agent plant seinen Weg neu, wenn der nächste Wegpunkt in einem Bereich mit einer hohen Dichte liegt.

Der Fokus der Untersuchung in dieser Arbeit liegt auf der Koordination der Agenten. Die Autoren unterscheiden Mikro-Koordination (d.h. Kommunikation zwischen den Agenten) und Makro-Koordination (Verhalten auf höherer Ebene). In einer Reihe von Experimenten wird der Grad der Stauung bestimmt und der Aufwand der Koordination gemessen. Die Autoren kommen zu dem Schluss, dass der Aufwand für die Koordination der Agenten deutlich zu sehen ist und in jedem Falle in einer Simulation berücksichtigt werden muss.

Ein weiteres interessantes Modell ist in [Qiu und Hu \(2010\)](#) beschrieben. Der Fokus liegt hierbei auf der Abbildung bestimmter Gruppenstrukturen. Grundsätzlich teilen die Autoren den Einfluss der Gruppen in zwei Ebenen: Die *Intra-Group-Structure* bestimmt den Einfluss von Gruppenmitgliedern untereinander, die *Inter-Group-Relationship* definiert den Einfluss zwischen sozialen Gruppen. Der letzte Aspekt soll das Phänomen abbilden, das Gruppen häufig anderen Gruppen folgen. Jede Gruppe besitzt einen lokalen Leader, dies ist stets der

Agent mit der kleinsten eindeutigen ID. Das Bewegungsmodell basiert auf dem Flocking-Modell aus Reynolds (1999).

Zur Definition der Gruppenstrukturen werden Matrizen verwendet, die die Agenten-IDs in jeder Zeile und Spalte enthalten. Die Werte der Matrix sind Werte zwischen null und eins und beschreiben, wie stark der Einfluss eines Gruppenmitglieds (Spalte) auf ein anderes (Zeile) ist. Analog wird dies für die Inter-Group-Relationship mit Gruppen-IDs getan. Durch die Repräsentation als Matrix können verschiedene Gruppenstrukturen, z.B. eine Leader-Follower-Formation, bei der ein Gruppenmitglied von jeweils einem anderen beeinflusst wird, oder ein Cluster, bei dem alle Gruppenmitglieder nur von dem Leader beeinflusst werden, abgebildet werden. Ein Beispiel wird in Abbildung 3.4 gezeigt.

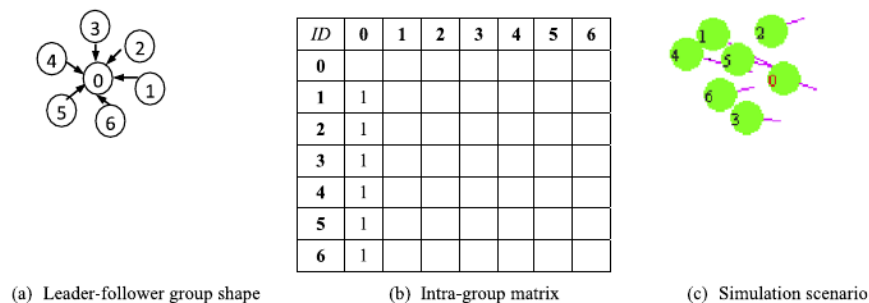


Abbildung 3.4.: Darstellung von Gruppenstrukturen als Matrix (vgl. Qiu und Hu 2010)

Jeder Agent hat mehrere Behaviors, die auf Basis der aktuellen Umgebungssituation aktiviert werden, dies sind unter anderem ein *ObstacleAvoidanceBehavior* und ein *Maintain-GroupBehavior*. Zu einem Zeitpunkt kann nur ein Behavior aktiviert werden. Bei einer hohen Personendichte wird z.B. das Ausweichverhalten stets höher gewichtet als die Aufrechterhaltung des Gruppenzusammenhalts. Das *MaintainGroup*-Behavior der Agenten wird durch zwei Vektoren bestimmt. Diese werden addiert, um den resultierenden Vektor für die Erhaltung der Gruppenstruktur zu erhalten:

- **Aggregation Vector:** Agenten bewegen sich in Richtung des Gruppenmittelpunktes.
- **Following Vector:** Agenten bewegen sich in Richtung der durchschnittlichen Bewegungsrichtung der Gruppe.

Bei der Berechnung des Gruppenmittelpunktes werden nur Agenten im Sichtbereich des aktuellen Agenten berücksichtigt. Die Gruppenbewegung wird zudem durch drei Parameter gesteuert:

- **CenterDist:** Der euklidische Abstand des Agenten zum Gruppenmittelpunkt.

- **SideDist:** Die zur Bewegungsrichtung senkrechten Anteile des Abstands des Agenten zum Gruppenmittelpunkt.
- **DesiredDist:** Die angestrebte maximale Distanz des Agenten zum Gruppenmittelpunkt.

Der Einfluss zwischen Gruppen wird basierend auf dem Modell aus [Fridman und Kaminka \(2007\)](#) modelliert. Der Leader einer Gruppe wählt den Agenten einer anderen Gruppe, der ihm am nächsten ist und folgt diesem. Nur Gruppenleader können von anderen Gruppen beeinflusst werden.

In einer Reihe von Experimenten werden der durchschnittliche Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt, die Zahl der sich ergebenden Agentencluster und der Fluss gemessen. Wie erwartet nimmt die Gruppengröße mit steigendem Einfluss der Gruppenmitglieder untereinander ab. Die Anzahl der Cluster verringert sich mit der durchschnittlichen Gruppengröße. Der Fluss steigt zunächst bis zu einer bestimmten Gruppengröße an und verringert sich danach stark.

Der letzte Ansatz, der hier beschrieben werden soll, findet sich in [Karamouzas und Overmars \(2012\)](#). In diesem wird ein agentenbasiertes Modell zur Abbildung von sozialen Gruppen mit zwei bis drei Mitgliedern beschrieben. Das Modell ist inspiriert von [Moussaïd et al. \(2010\)](#). Es werden verschiedene Gruppenmuster, wie die Bewegung nebeneinander (genannt *Abreast-Formation*), eine V-Form und eine Formation, in der Agenten hintereinander laufen (genannt *River-Formation*), abgebildet. Die Struktur der Gruppe passt sich in diesem Ansatz der Umgebung an. Die Autoren bemängeln, dass bestehende Modelle keine Vorausschau in die Zukunft leisten, was zu unnatürlichen Phänomenen, z.B. Oszillationen, führen kann.

In diesem Modell bekommt jede Gruppe eine Menge möglicher Formationen, von denen jede eine Priorität besitzt. Die höchste Priorität hat die Bewegung der Gruppenmitglieder nebeneinander, die niedrigste die River-Formation. Jede Formation besitzt einen Referenzpunkt, um den herum ein lokales Koordinatensystem berechnet wird. In diesem besitzt jedes Gruppenmitglied einen Zielpunkt. Auf diese Weise können Formationen gebildet werden. Die Bewegung einer Gruppe wird dann in vier Schritten berechnet:

1. Es wird ein Pfad für eine Gruppe geplant. Daraus ergibt sich die angestrebte Geschwindigkeit für die Gruppe.
2. Das Ausweichen wird auf Ebene der Gruppen geplant. Ergebnis sind eine Formation und eine Bewegungsrichtung für die Gruppe.
3. Anschließend wird für jedes Gruppenmitglied der individuelle Zielpunkt bestimmt.
4. Geschwindigkeit und Richtung jedes Gruppenmitglieds werden einem Kollisionsvermeidungsalgorithmus übergeben, der die Bewegung des Agenten anpasst.

Für das Ausweichen der Gruppen wird die seitliche Ausdehnung der Gruppe verwendet. Diese ist bei der Abreast-Formation am größten und bei der River-Formation am kleinsten. Es werden andere Agenten und Hindernisse in einem definierten Abstand berücksichtigt. Um eine Formation zu bestimmen, die ohne Kollision durch eine Engstelle passt, wird zwischen den Formationen interpoliert. Dies geschieht durch lineare Interpolation zwischen den Positionen der Gruppenmitglieder in der aktuellen und einer anderen Formation. Dadurch kann eine Formation bestimmt werden, die eine Engstelle passieren kann. Für jede mögliche Formation wird ein optimaler Bewegungsvektor bestimmt: Dies geschieht über eine Kostenfunktion, in die auch der Aufwand der Umformung der Formation eingeht. Die Kostenfunktion wird bei der Abreast-Formation null, da dies die angestrebte Formation ist, bei River-Like ist sie maximal. Gewählt wird der Bewegungsvektor mit dem minimalen Wert der Kostenfunktion.

Anschließend wird für jedes Gruppenmitglied der Zielpunkt in der neuen Formation extrapoliert. Die Geschwindigkeit und Richtung werden über die lokale Kollisionsvermeidung angepasst. Innerhalb einiger Experimente wird der prozentuale Anteil der Zeit, in der die Gruppe sich nicht in der Abreast- oder V-Like-Formation befindet, ermittelt. Außerdem werden die "Verzerrung" der Gruppe, d.h. der Grad der Abweichung von der Abreast-Formation, und die seitliche Ausdehnung einer Gruppe gemessen. Die Ähnlichkeit der Simulation mit zwei frei verfügbaren Datensätzen, die aus Videos von Fußgängern extrahiert wurden, wird untersucht. Es wird eine hohe Ähnlichkeit erreicht.

3.4.4. Zusammenfassung

In diesem Abschnitt wurden einige Modelle zur Abbildung sozialer Gruppen vorgestellt. Auffällig ist, dass die meisten Modelle eher von einer Normalsituation ausgehen und einen starken Fokus auf die Abbildung bestimmter Gruppenformationen legen (z.B. [Moussaïd et al. 2010](#); [Karamouzas und Overmars 2012](#); [Qiu und Hu 2010](#); [Singh et al. 2009](#)). In dieser Arbeit wird allerdings davon ausgegangen, dass Kommunikation nicht das vorherrschende Motiv während einer Entfluchtung ist und sich Gruppen nicht in definierten Formationen bewegen.

Das Modell von [Karamouzas und Overmars \(2012\)](#) bildet die Bewegungen von Gruppen in Formationen detailliert ab. Allerdings wirkt der verwendete Top-Down-Ansatz, bei dem Bewegungen zuerst auf Gruppenebene und dann auf individueller Ebene geplant werden, unnatürlich. In der Realität ergeben sich die Gruppenstrukturen emergent aus den individuellen Verhaltensweisen der Individuen.

Es erscheint sinnvoll, folgende Konzepte aus bestehenden Arbeiten, bei der Entwicklung des Modells sozialer Gruppen zu berücksichtigen:

- Jede soziale Gruppe besitzt einen lokalen Leader der als Orientierungspunkt für die Gruppe dient (vgl. [Singh et al. 2009](#); [Köster et al. 2011](#)).
- Soziale Gruppen besitzen einen Kohäsionswert, der die Tendenz der Gruppenmitglieder, zusammenzubleiben, beeinflusst. In mehreren existierenden Modellen sind ähnliche Parameter vorgesehen, die jedoch nicht explizit als Kohäsion bezeichnet werden (vgl. [Yang et al. 2005](#); [Kuusinen 2007](#)).
- Agenten warten auf zurückbleibende Gruppenmitglieder, indem sie ihre Geschwindigkeiten anpassen (vgl. [Moussaïd et al. 2010](#); [Kuusinen 2007](#); [Köster et al. 2011](#)).
- Gruppen fügen sich wieder zusammen, wenn sie durch Hindernisse getrennt werden (vgl. [Singh et al. 2009](#)).
- Gruppenmitglieder kehren zu individuellem Verhalten zurück, wenn sie von der Gruppe getrennt werden (vgl. [Singh et al. 2009](#); [Aguirre et al. 2011](#)).
- Jeder Agent besitzt mehrere konkurrierende Verhaltensweisen, von denen zu einem Zeitpunkt jeweils nur eine aktiv sein kann (vgl. [Qiu und Hu 2010](#)).
- Jeder Agent berücksichtigt für seine Entscheidungsfindung nur Agenten, die sich in seinem Sichtbereich befinden (vgl. [Qiu und Hu 2010](#)).

Ein Einfluss zwischen unterschiedlichen sozialen Gruppen wie in [Qiu und Hu \(2010\)](#) wird zunächst nicht modelliert. Die Ergebnisse der empirischen Auswertungen und der Simulationen aus den hier vorgestellten Arbeiten werden für die Modellierung und die spätere Auswertung der Messergebnisse berücksichtigt. Insgesamt besteht starke Übereinstimmung darüber, dass die Evakuierungseffizienz mit steigender Gruppengröße und Kohäsion sinkt.

3.5. Kennzahlen

Zur Bewertung und Analyse von Simulationsergebnissen müssen Kennzahlen erhoben werden, die Aussagen über das Modellverhalten ermöglichen. Einige dieser Kennzahlen können auch im Rahmen von realen Experimenten erfasst werden und ermöglichen so einen Vergleich zwischen der Realität und dem Modell. In diesem Abschnitt werden die in dieser Arbeit verwendeten Kennzahlen vorgestellt und ihre Aussagekraft in bestimmten Situationen bewertet.

3.5.1. Allgemeine Kennzahlen

Einige Kennzahlen sind allgemeingültig und lassen sich auf jede Art von Fußgängersimulation anwenden. Diese werden im Folgenden vorgestellt.

Gesamtentfluchtungszeit

Hierbei wird die Zeitspanne vom Beginn der Entfluchtung, z.B. vorgegeben durch ein Alarm-signal, bis zum Zeitpunkt, zu dem die letzte Person das Gebäude oder den Raum verlassen hat, gemessen. Der Wert wird üblicherweise in Sekunden angegeben. Die Gesamtentfluchtungszeit ist häufig maßgeblich für die Bewertung der Genauigkeit einer Simulation und wird in vielen Arbeiten als zentrale Kennzahl verwendet. Die Zeit aus einer realen Situation kann auf einfache Weise mit dem einer Simulation verglichen werden.

Da die meisten Simulationssysteme, auch das hier vorgestellte, nichtdeterministisch sind, ist das Ergebnis eines einzelnen Simulationslaufes für sich genommen nicht aussagekräftig. Es muss stets eine Vielzahl an Simulationsläufen durchgeführt werden, um einen verlässlichen Wert zu erhalten. Dies gilt nicht nur für die Gesamtentfluchtungszeit, sondern ebenso für alle anderen hier vorgestellten Kennzahlen.

Anzahl an Personen pro Ausgang

Die Anzahl an Personen, die einen bestimmten Ausgang durchquert hat, wird gezählt. In realen Experimenten geschieht dies meist durch Beobachter oder Kameras (z.B. [Klüpfel 2003](#)). In einer Simulation können einfach alle Agenten gezählt werden, die ein bestimmtes Areal innerhalb eines Simulationslaufs betreten haben. Die resultierenden Werte erlauben eine Beurteilung der Auslastung von Ausgängen.

In vielen Situationen besteht der Idealfall darin, dass alle Ausgänge gleichermaßen benutzt werden. In diesem Fall sind die entstehenden Stauungen minimal. Der Zeitpunkt, zu dem die letzte Person einen bestimmten Ausgang durchquert, kann zusätzlich aufgezeichnet werden.

Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit

Diese Kennzahl ermöglicht eine Aussage darüber, wie effizient sich die Personen während einer Entfluchtung durch die Umgebung bewegen konnten. In Szenarien, bei denen hohe Dichten auftreten, fällt die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit gering aus, da die Personen ihre Geschwindigkeit der Personendichte in der Umgebung anpassen (vgl. [Weidmann 1992](#)).

Können die Personen sich relativ ungehindert bewegen, so entspricht ihre durchschnittliche Gehgeschwindigkeit in etwa dem Durchschnitt der individuellen Maximalgeschwindigkeiten der Personen.

In der Realität ist diese Kennzahl nur mit viel Aufwand zu erheben, z.B. durch genaue Beobachtung einzelner Personen. In einer Simulation kann der Wert einfach erfasst werden, indem die Position jedes Agenten in definierten Zeitabständen Δt aufgezeichnet wird. Die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit einer Menge von Agenten A mit einem Erhebungsintervall Δt wird wie folgt berechnet:

$$v_{\text{avg}} = \frac{\sum_{a \in A} \|P_t(a) - P_{t-1}(a)\|}{\Delta t \cdot |A|} \quad (3.1)$$

mit

$P_t(a)$: Position des Agenten a zum Zeitpunkt t

Je nachdem, welche Agentenmenge selektiert wird, kann die Geschwindigkeit für alle Agenten einer Simulation oder nur innerhalb eines definierten Areals erhoben werden. Es wird ein Wert pro Zeitschritt erhoben. Aus diesen Ergebnissen kann bei Bedarf die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit der Agentenmenge A über den gesamten Simulationslauf ermittelt werden, indem die Werte aller Zeitschritte gemittelt werden.

Personendichte

Die Personendichte beschreibt die Anzahl von Personen innerhalb einer definierten Fläche. Meist wird der Wert normiert auf 1 m^2 angegeben. Dieser Wert ist in realen Situationen sehr entscheidend, da es durch zu hohe Dichten zu Verletzungen kommen kann. Jeder Mensch versucht stets einen bestimmten Komfortabstand zu anderen Personen einzuhalten, dessen Größe abhängig vom kulturellen Hintergrund ist (vgl. [Chattaraj et al. 2009](#), S. 8 ff.). Zudem wurde empirisch ermittelt, dass Personen ihre Gehgeschwindigkeit der Dichte in der Umgebung anpassen (vgl. [Weidmann 1992](#)). Durch die Erhebung der Personendichten können in einer Simulation kritische Stellen identifiziert werden: Überschreitet die Personendichte in einem Areal einen bestimmten Grenzwert, so kann dies ein Hinweis darauf sein, dass hier organisatorische oder bauliche Maßnahmen erforderlich sind.

In der Realität wird dieser Wert durch Beobachtungen erfasst. In einer Simulation kann die Zahl der Agenten innerhalb eines bestimmten Areals gezählt und der Wert durch die Größe der Fläche dividiert werden.

Flussrate

Die Flussrate gibt an, wie viele Personen eine gedachte Linie pro Zeitintervall überquert haben. Relevant ist diese Kennzahl z.B. an Türen. Hier kann ermittelt werden, wie viele Personen eine Tür pro Zeitintervall durchquert haben. In Rinne et al. (2010) wurde gezeigt, dass sich der Fluss um etwa eine Person pro Zeiteinheit erhöht, wenn die Breite einer Engstelle verdoppelt wird. Der Fluss wird von diversen Faktoren, z.B. der Dichte, der Gehgeschwindigkeit und dem Körperumfang der Personen, beeinflusst. In Experimenten kann die Flussrate durch eine einfache Zählung von Personen an einem Ausgang oder einer Engstelle über einen definierten Zeitraum ermittelt werden. In einer Simulation werden alle Agenten gezählt, die eine gedachte Linie überqueren oder ein Areal betreten. Für die Ermittlung der Flussrate J gilt:

$$J = \frac{\Delta N}{\Delta t}$$

mit

(3.2)

ΔN : Anzahl der Personen im letzten Zeitintervall

Δt : Zeitintervall der Zählung

Durch diese Kennzahl wird bewertet, wie effizient eine Menge von Personen eine Engstelle durchquert. Sie kann zur Bewertung der Güte einer Simulation herangezogen werden, indem die Flussraten mit realen Daten verglichen werden.

Verbleibende Anzahl an Personen im Gebäude

Häufig wird über den zeitlichen Verlauf dokumentiert, wie viele Personen sich noch im zu evakuierenden Gebäude befinden. Ebenso kann dokumentiert werden, wie viele Personen das Gebäude oder den Raum bereits verlassen haben. Der sich ergebende Verlauf erlaubt Aussagen über die Effektivität und den Verlauf einer Evakuierung. Müssen alle Personen eine Engstelle durchqueren, so wäre ein typischer Verlauf, dass zunächst einige Personen in kurzer Zeit das Gebäude verlassen. Sobald dann eine Stauung an der Engstelle auftritt wird der Verlauf etwas langsamer und annähernd linear, da die Rate, mit der Personen die Engstelle durchqueren könne, konstant ist. Der Zeitpunkt, zu dem die letzte Person des Gebäude verlässt und die Kurve die Zeitachse schneidet, bezeichnet die Gesamtentfluchtungszeit.

Die Erhebung geschieht auch hier in der Realität durch Zählung oder Beobachtung an den Ausgängen. In einer Simulation kann die Zahl der noch vorhandenen oder bereits evakuierten Agenten einfach erfasst werden.

3.5.2. Kennzahlen für globale Leader

Im Folgenden werden Kennzahlen vorgestellt, die sich speziell zur Analyse von Simulationsläufen unter Berücksichtigung globaler Leader anwenden lassen.

Anzahl an Followern

Hierbei wird erfasst, wie viele Agenten in einem Zeitschritt einem globalen Leader folgen. Der Wert kann etwas über die Effektivität der Leader aussagen. Folgen zu einem Zeitpunkt alle Personen einem Leader und kennt jeder Leader den idealen Ausgang, so kann die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge deutlich verbessert und die Gesamtentfluchtungszeit minimiert werden. Geschieht dies nicht, so verwenden die Leader entweder nicht die idealen Ausgänge oder verlieren zu häufig einzelne Follower, die daraufhin einen anderen Ausgang verwenden.

In der Realität kann der Wert nur durch aufwändige Auswertungen von Videos oder Beobachtungen erfasst werden. In der Simulation werden alle Agenten gezählt, deren aktives Ziel die Verfolgung eines globalen Leaders ist.

Anzahl an Ausgangswechseln

Dieser Wert gibt an, wie viele Personen im Durchschnitt ihre ursprüngliche Wahl des Ausgangs geändert haben. Es ist dabei irrelevant, ob eine Person die Wahl des Ausgangs mehrfach gewechselt hat, es wird lediglich die Anzahl der Personen gezählt. Durch den Einsatz globaler Leader wird dieser Wert erhöht. Auch lässt der Wert Aussagen über die Effektivität der Leader zu.

In der Realität ist es kaum möglich, diesen Wert zu erfassen. In einer experimentellen Umgebung könnten die Personen eine eindeutige Identifikation (z.B. eine Nummer) und einen Ausgang zugewiesen bekommen. Dann könnte diese Kennzahl durch Beobachtung erfasst werden. In einer Simulation ist dies deutlich einfacher: Es wird gezählt, wie häufig ein Agent einen anderen Ausgang als Zielpunkt wählt, als den beim Simulationsstart zugewiesenen Ausgang.

3.5.3. Kennzahlen für soziale Gruppen

Im Folgenden werden Kennzahlen vorgestellt, die zur Analyse sozialer Gruppen erhoben werden können.

Durchschnittliche Gruppengröße

Die durchschnittliche Gruppengröße ergibt sich aus der Anzahl aller Personen in einem Szenario dividiert durch die Anzahl der sozialen Gruppen. Diese Kennzahl kann in der Realität durch Beobachtung ermittelt werden. Dies wurde u.a. in [James \(1953\)](#) und [Moussaïd et al. \(2010\)](#) durchgeführt. Während der Experimente im späteren Verlauf dieser Arbeit werden die Agentenmengen gezielt so erzeugt, dass bestimmte durchschnittliche Gruppengrößen entstehen. Anschließend werden andere Kennzahlen in Abhängigkeit der durchschnittlichen Gruppengröße beobachtet.

Durchschnittliche Kohäsion

Dieser Wert ergibt sich durch die Summe der Kohäsionswerte aller Gruppen dividiert durch die Anzahl der Gruppen. Dieser Wert ist artifiziell und kann in der Realität nicht erhoben werden.

Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt

Diese Kennzahl gibt die Distanz an, die Mitglieder einer sozialen Gruppe durchschnittlich vom Gruppenmittelpunkt entfernt sind. Sie ist ein Maß dafür, wie gut es Gruppenmitgliedern gelingt, während einer Entfluchtung dicht zusammen zu bleiben. Der Wert wird pro Zeitschritt erhoben und kann dann entweder über den zeitlichen Verlauf dargestellt oder zu einem einzigen Durchschnittswert für einen gesamten Simulationslauf aggregiert werden. Der Gruppenmittelpunkt einer Agentenmenge A wird über die Positionen der Gruppenmitglieder bestimmt. Es gilt:

$$P_{\text{group}} = \left(\sum_{a \in A} P_a \right) / |A| \quad (3.3)$$

mit

P_a : Aktuelle Position des Agenten a

Anschließend wird der Durchschnitt der euklidischen Abstände der Gruppenmitglieder zu diesem Gruppenmittelpunkt berechnet. In der Realität wäre diese Kennzahl nur schwer zu erheben, da die Positionen von Einzelpersonen über die Zeit genau beobachtet werden müssten. Dies ist tatsächlich kaum möglich. In einer Simulation können die Positionen aller Gruppenmitglieder einer Gruppe und die Gruppenmitte einfach ermittelt werden.

4. Modellierung

In diesem Kapitel wird die Modellierung globaler Leader und sozialer Gruppen beschrieben. Die Basis bildet die in Abschnitt 2.3 vorgestellte modulare Agentenarchitektur. Sie ermöglicht eine einfache Umsetzung der Modelle globaler Leader und sozialer Gruppen. Grundsätzlich müssen folgende Schritte zur Anpassung des Agentenverhaltens durchgeführt werden:

1. Benötigte fachliche und technische Parameter müssen in der Szenariodefinition und dem deklarativen Gedächtnis des Agenten ergänzt werden.
2. In der Interpretationsphase des Agenten können optional weitere Evaluationsphasen hinzugefügt werden, um abgeleitete Informationen im Gedächtnis des Agenten abzulagern.
3. Für die Zielfindung muss eine konkrete Implementierung der Schnittstelle `IGoalForming` bereitgestellt werden, die entsprechend der Rolle des Agenten und der Umgebungssituation neue Ziele erzeugt. Sie nutzt die Informationen, die während der Interpretationsphase erzeugt werden. Daneben werden neue Zieltypen definiert, die im Rahmen der Entscheidungsphase des Agenten genutzt werden.
4. Zudem muss eine Implementierung der `ISteering`-Schnittstelle hinzugefügt werden, um die Geschwindigkeiten des Agenten auf Basis vorhandener Informationen anzupassen.

4.1. Ziele und Pläne

Im bestehenden Modell werden die Ziele des Agenten explizit durch konkrete Ziel-Objekte, die von der abstrakten Klasse `Goal` abgeleitet werden, repräsentiert. Die unterschiedlichen Arten von Zielen und der zugrunde liegende, für alle Agententypen identische, Auswahlmechanismus wird in Abschnitt 2.3.3 vorgestellt. Hier werden nun die konkreten Ziele und Pläne beschrieben, die zur Umsetzung des Leader- und Gruppenmodells benötigt werden.

Anhand der Anforderungen aus Abschnitt 3.2 wird deutlich, dass zusätzlich zu den bereits vorhandenen Zielen und Plänen zwei weitere Ziele realisiert werden müssen:

- **Verfolgung eines anderen Agenten:** Das Ziel wird sowohl für die Verfolgung globaler Leader durch andere Agenten als auch für die Verfolgung eines lokalen Leaders durch die Gruppenmitglieder benötigt.
- **Warten auf Follower:** Dieses Ziel wird von globalen Leadern verwendet, wenn diese vor einem Ausgang auf die Follower warten.

Im Gegensatz zu globalen Leadern wird bei lokalen Leadern, d.h. den Leadern einer sozialen Gruppe, kein explizites Ziel vorgesehen, um auf Gruppenmitglieder zu warten. Der Zusammenhalt einer Gruppe wird allein durch Geschwindigkeitsanpassungen der Gruppenmitglieder sichergestellt. Lokale Leader haben das Ziel, zu einem bestimmten Zielpunkt zu gelangen. Dabei ändern sie ihre Geschwindigkeit, falls Gruppenmitglieder zurückfallen. Die anderen Gruppenmitglieder streben das Ziel an, dem lokalen Leader zu folgen. Die resultierende Zielhierarchie ist in Abbildung 4.1 dargestellt.

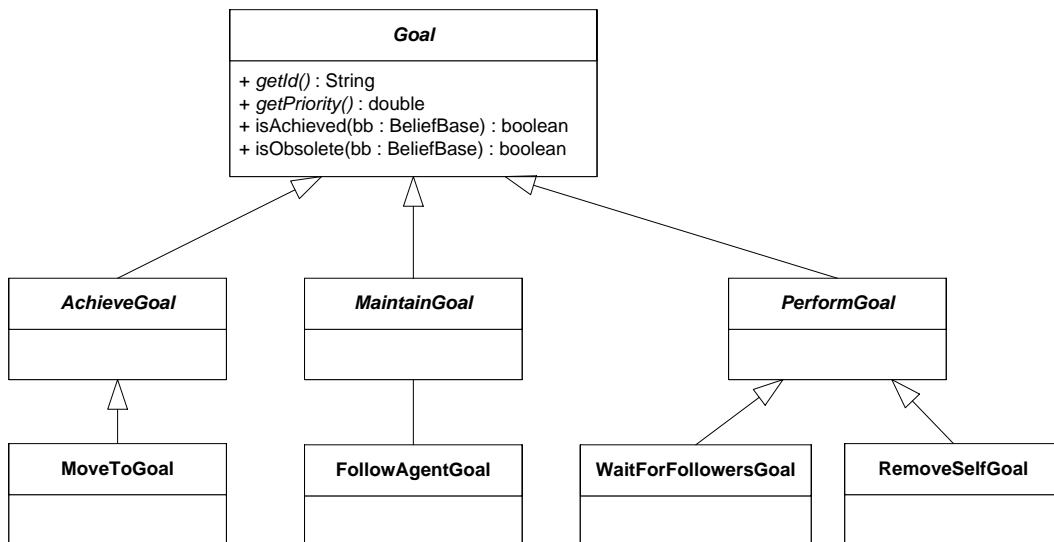


Abbildung 4.1.: Klassendiagramm: Zielhierarchie der Agenten nach der Erweiterung um soziale Gruppen und Leader

Entsprechend werden neue Pläne realisiert. Ein Plan beschreibt eine Folge von Aktionen, die der Agent zur Erreichung seines aktuell verfolgten Ziels ausführt. Durch die Struktur des Systems können neue Pläne durch die Komposition bestehender Pläne bzw. Aktionen umgesetzt werden:

- **Verfolgung eines anderen Agenten:** Hier kann der bestehende `MoveToPlan` genutzt werden. Die Position (oder ein Punkt relativ zur Position) des zu verfolgenden Agenten wird in definierten Zeitabständen ermittelt und ein `MoveToPlan` mit diesem

Zielpunkt erzeugt. Dadurch werden die bestehende Wegsuche und das Ausweichverhalten der Agenten direkt verwendet.

- **Warten auf Follower:** Der Leader bleibt innerhalb einer definierten Distanz vor einem Ausgang stehen und wartet auf seine Follower. Das Warten wird als `MoveTowardsAction` mit einem Bewegungsvektor der Länge null realisiert.

4.2. Globale Leader

Globale Leader unterscheiden sich nur unwesentlich von den bisher verwendeten Einzelagenten. Ihr Hauptziel ist das Erreichen eines bestimmten Zielpunktes. Auf dem Weg dorthin passen sie ihre Geschwindigkeit anhand der Position ihrer Follower an. Optional können sie vor Ausgängen warten bis der letzte Follower das Gebäude verlassen hat. Das Verhalten der Follower unterscheidet sich hingegen stark von dem der bereits vorhandenen Agenten.

Durch die modulare Architektur der Agenten ist es möglich, den bestehenden `ModularAgent` zu verwenden und ihn bei der Erzeugung je nach Rolle mit unterschiedlichen Subkomponenten für die Interpretation der Situation, der Zielauswahl und des Steerings auszustatten. Jeder Agent bekommt die Eigenschaft `isGlobalLeader`, die vom Simulationssystem und von jedem anderen Agenten abgefragt werden kann. Auf diese Weise können andere Agenten globale Leader erkennen und die grafische Oberfläche sie entsprechend hervorheben.

4.2.1. Sichtbereiche

Es wird angenommen, dass globale Leader in Gefahrensituationen besser den Überblick behalten als andere Personen. Dies kann zum einen daran liegen, dass sie besser mit der Umgebung vertraut sind. Zum anderen ist davon auszugehen, dass globale Leader eine höhere Stressresistenz besitzen und daher auch unter starkem Stress rationale Entscheidungen treffen können. Um dies im Modell zu berücksichtigen, werden die Sichtradien globaler Leader größer gewählt als die der anderen Agenten. Die unterschiedlichen Sichtbereiche sind in [Abbildung 4.2](#) im Vergleich dargestellt.

Alle Agenten im WALK-Simulationssystem besitzen einen kreisförmigen Sichtbereich. Dieser hat bei normalen Personen einen Radius r_{evacuee} , bei globalen Leadern einen etwas größeren Radius r_{leader} . Bei normalen Personen wird der Sichtbereich in Bewegungsrichtung des Agenten nach vorne verschoben, sodass der Mittelpunkt des Kreises etwas vor der aktuellen

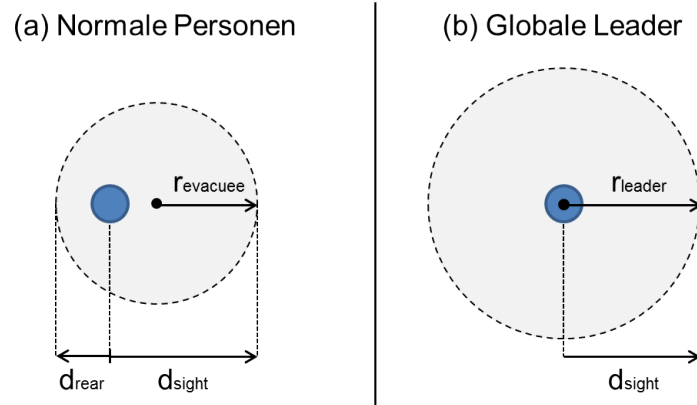


Abbildung 4.2.: Sichtbereiche der unterschiedlichen Agenten im Vergleich

Position des Agenten liegt. Da bei globalen Leadern von mehr Umsicht ausgegangen werden kann, entspricht der Mittelpunkt des kreisförmigen Sichtbereichs bei ihnen genau der Position des Agenten. Es gilt:

$$\begin{aligned} d_{\text{sight}} &= \frac{3}{2} r_{\text{evacuee}} = r_{\text{leader}} \\ d_{\text{rear}} &= \frac{1}{2} r_{\text{evacuee}} \end{aligned} \quad (4.1)$$

Es wird davon ausgegangen, dass r_{evacuee} und r_{leader} jeweils Werte ≥ 0 erhalten. Andernfalls arbeitet das Modell nicht erwartungsgemäß.

4.2.2. Verhalten globaler Leader

Ein globaler Leader hat bis zu zwei konkurrierende Ziele. Diese werden im Folgenden genau beschrieben:

- **Warten vor einem Ausgang:** Ist dieses Ziel aktiviert, dann bleibt der globale Leader stehen, sobald die folgende Bedingung gilt:

$$\text{dist}(P_{\text{leader}}, P_{\text{exit}}) \leq \frac{d_{\text{sight}}}{2} \quad (4.2)$$

Das bedeutet, dass der globale Leader wartet, sobald er sich dem Ausgang bis auf die Hälfte seiner Sichtweite genähert hat. Er wartet in diesem Fall solange, bis sich kein Follower mehr in seinem Sichtbereich aufhält. Das Ziel wird als `PerformGoal` (siehe Abschnitt 2.3.3) mit einer Priorität von 0.5 realisiert.

- **Bewegung zu einem Ausgang:** Es wird angenommen, dass ein globaler Leader normalerweise den dichtesten Ausgang verwendet. Diesen bekommt er standardmäßig beim Start der Simulation als Zielpunkt übergeben und bewegt sich dann auf diesen Ausgang zu.

Für einige Tests kann es jedoch sinnvoll sein, dass der globale Leader nicht den dichtesten Ausgang verwendet, sondern einen beliebigen anderen. Dafür kann in der Szenariodefinition ein Ausgang explizit angegeben und der Wechsel des Ausgangs für globale Leader deaktiviert werden. In diesem Fall bewegt sich der globale Leader zu dem zugewiesenen Ausgang und ignoriert dabei andere, möglicherweise dichter gelegene Ausgänge im Sichtbereich. Dieses Ziel wird als `AchieveGoal` (siehe Abschnitt [2.3.3](#)) mit einer Priorität von 0.25 umgesetzt.

Anpassung der Gehgeschwindigkeit

Globale Leader passen ihre Gehgeschwindigkeit den Followern in ihrem Sichtbereich an. Es existieren theoretisch zwei mögliche Referenzpunkte für die Geschwindigkeitsreduzierung: Die durchschnittliche Position der Follower oder die Position des am weitesten zurückliegenden Followers.

Es wird angenommen, dass ein Anführer daran interessiert ist, dass alle bzw. möglichst viele Personen ihm folgen. Daher wird die am weitesten entfernte Person als Referenz verwendet. Personen, die dem Leader bereits Nahe sind, beeinflussen seine Geschwindigkeit nicht. Die durchschnittliche Position der folgenden Personen wird, wenn es sich um eine große Anzahl von Personen handelt, kaum durch weit zurückliegende Individuen beeinflusst. Sie würden bei der Geschwindigkeitsanpassung des globalen Leaders also kaum Berücksichtigung finden. Aus diesen Gründen wird die am weitesten zurückliegende Person betrachtet.

Um die Distanz des am weitesten entfernten Followers abzuschätzen, muss der globale Leader zunächst die Agenten ermitteln, die sich in seinem Sichtbereich hinter ihm befinden. Dies sind alle Agenten, die weiter vom nächsten Wegpunkt des Leaders entfernt sind als er selbst. Für jeden dieser Agenten berechnet der globale Leader den Winkel zwischen zwei Vektoren: Einem, der entgegen der Bewegungsrichtung des Leaders weist, und einem weiteren, der vom globalen Leader auf den gerade betrachteten Follower zeigt. Mithilfe des Skalarprodukts wird geprüft, ob der Winkel zwischen diesen Vektoren kleiner als 60° ist. Ist dies der Fall, so befindet sich der Agent hinter dem Leader. Der Winkel wurde so gewählt, dass tatsächlich nur Follower berücksichtigt werden, die sich ein Stück hinter dem globalen Leader aufhalten. Befindet sich ein Agent ungefähr auf gleicher Höhe mit dem Leader, so erfüllt er die Bedingung nicht. Theoretisch wäre es auch möglich, einen größeren Winkel zu verwenden und damit eine größere Menge von Followern für die Auswahl zuzulassen. Es gilt:

$$A_{\text{behind}} = \left\{ a \in A_{\text{sight}} \mid \arccos \left(\frac{\langle \vec{v}_r, \vec{v}_{la} \rangle}{\|\vec{v}_r\| \cdot \|\vec{v}_{la}\|} \right) \leq 60^\circ \right\}$$

mit

$$A_{\text{sight}} = \{ a \in A \mid \text{dist}(P_a, P_{\text{leader}}) \leq d_{\text{sight}} \} \quad (4.3)$$

$$\vec{v}_r = (-1) \cdot (P_{\text{waypoint}} - P_{\text{leader}})$$

$$\vec{v}_{la} = P_a - P_{\text{leader}}$$

Aus der resultierenden Menge A_{behind} wird nun derjenige Agent mit dem maximalen Abstand zum globalen Leader gewählt und die Distanz d als Referenz zur Berechnung der Geschwindigkeit des Leaders verwendet. Es gilt:

$$a_{\text{ref}} = \arg \max_{a \in A_{\text{behind}}} (\text{dist}(P_a, P_{\text{leader}})) \quad (4.4)$$

Die Geschwindigkeitsänderung wird durch eine einfache lineare Funktion beschrieben. Sie ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Die Distanz d_{leader} beschreibt die angestrebte Distanz der Follower zu ihrem gewählten globalen Leader. Die Follower versuchen stets, diese Distanz nicht zu überschreiten. Der Wert $c_{\text{leader}} (\geq 0)$ wird später dazu dienen, die Steigung der Geraden mithilfe von Realdaten so anzupassen, dass das Modell realistische Aussagen ermöglicht.

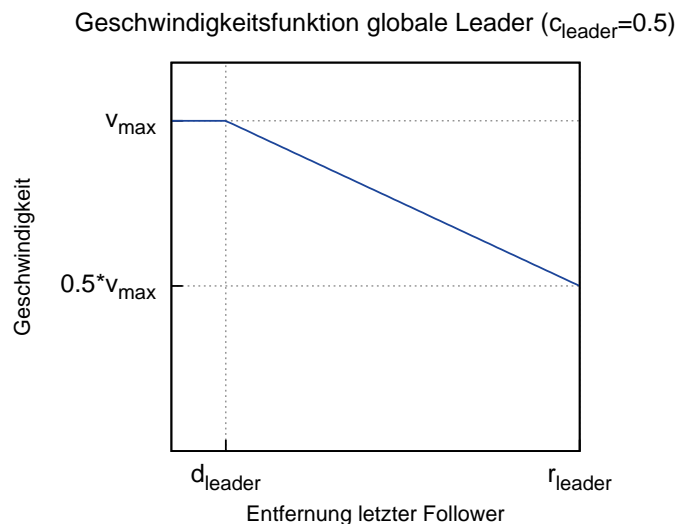


Abbildung 4.3.: Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktion globaler leader

Die Funktion wird so gewählt, dass der Leader sich zunächst mit seiner maximal möglichen Geschwindigkeit bewegt. Ist der letzte Follower weiter als die angestrebte Distanz d_{leader}

von ihm entfernt, so reduziert er seine Geschwindigkeit linear. Das Minimum erreicht die Funktion, wenn die Distanz d der Sichtweite d_{sight} entspricht. Die Geschwindigkeitsfunktion wird im Folgenden definiert:

$$v(d) = \begin{cases} v_{\max} + \frac{v_{\min} - v_{\max}}{d_{\text{sight}} - d_{\text{leader}}} \cdot c_{\text{leader}} \cdot (d - d_{\text{leader}}) & \text{wenn } d \geq d_{\text{leader}} \\ v_{\max} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.5)$$

mit

$$c_{\text{leader}} \geq 0$$

$$v_{\min} = 0$$

Es wird davon ausgegangen, dass stets $d \leq d_{\text{sight}}$ gilt, andernfalls könnte der Leader seinen Follower nicht sehen. Die Funktion erreicht genau dann den Wert v_{\max} , wenn die Distanz d der angestrebten Distanz d_{leader} entspricht, da der letzte Term in diesem Fall null wird. Entspricht die Distanz d dem Sichtradius d_{sight} , so heben sich der letzte Term und der Nenner des Bruchs auf, die resultierende Geschwindigkeit entspricht:

$$v(d) = v_{\max} - v_{\max} \cdot c_{\text{leader}} \quad (4.6)$$

Der Koeffizient c_{leader} dient dazu, die Steigung der Funktion zu kalibrieren. Wird z.B. $c_{\text{leader}} = 0.5$ gewählt, so ergibt sich bei einer Distanz $d = d_{\text{sight}}$ eine Geschwindigkeit von $v(d) = \frac{v_{\max}}{2}$. Bei kleineren Werten für c_{leader} wird die Geschwindigkeit weniger verringert, bei höheren Werten stärker. Nur bei einem Wert von $c_{\text{leader}} = 1$ bleibt der Leader stehen, um auf den letzten Follower zu warten. Es wird angenommen, dass globale Leader, solange sich kein Ausgang in direkter Nähe befindet, in den seltensten Fällen stehen bleiben. Würden sie dies tun, müssten alle Follower warten. Dies würde die Evakuierungseffizienz extrem senken und erscheint nicht realistisch, da die Follower dadurch gefährdet würden.

In [Moussaïd et al. \(2010\)](#) wird eine durchschnittliche Distanz von 0.5–0.9 m zwischen den Mitgliedern sozialer Gruppen empirisch ermittelt. Die Follower globaler Leader sind mit den Leadern nicht so vertraut wie die Mitglieder sozialer Gruppen untereinander, versuchen jedoch, möglichst dicht beim gewählten Leader zu bleiben. Daher wird im Folgenden für die angestrebte Folgedistanz d_{leader} ein Wert von 1.5 m, also etwa die doppelte Distanz wie bei Mitgliedern sozialer Gruppen, angenommen.

4.2.3. Verhalten der Follower

Normale Agenten, die keine globalen Leader sind, erhalten beim Start der Simulation das Ziel, sich zu einem initial gewählten Ausgang zu bewegen. Sofern sie auf ihrem Weg keinem globalen Leader begegnen und keinen dichteren Ausgang in ihrem Sichtbereich finden, bewegen sie sich zu diesem ursprünglichen Zielpunkt. Entdecken sie einen oder mehrere globale Leader im Sichtbereich, so folgen sie einem von ihnen. Dabei existieren für das Verhalten zwei mögliche Varianten:

- **Verfolgung des jeweils dichtesten Leaders:** Follower verfolgen stets den globalen Leader, der ihnen am dichtesten ist (z.B. [Ji und Gao 2006](#)). Dies kann zu einem häufigen Wechsel des globalen Leaders führen.
- **Verfolgung des ersten gewählten Leaders:** Follower folgen dem dichtesten globalen Leader, wechseln diesen aber nicht, wenn ein anderer globaler Leader ihnen näher kommt. Sie folgen dem gewählten Leader solange, bis sie entweder einen Ausgang erreichen oder ihn aus dem Sichtfeld verlieren. Im letzten Fall folgen sie dann dem nächsten globalen Leader, dem sie auf ihrem Weg begegnen.

Es werden beide Möglichkeiten in der Simulation realisiert. Standardmäßig wird in dieser Arbeit die zweite Variante verwendet, da sie realistischer erscheint. Es ist unwahrscheinlich, dass eine Person einem Leader folgt, diesen aber sofort wechselt, sobald ihm ein anderer näher kommt. Es wäre sogar denkbar, dass eine Person so auf die Verfolgung des aktuell gewählten globalen Leaders fokussiert ist, dass sie einen eventuell im Blickfeld vorhandenen anderen Leader überhaupt nicht wahrnimmt.

Während ein Follower einem globalen Leader folgt, kann er von anderen Agenten aufgehalten werden und den Leader aus dem Sichtbereich verlieren. In diesem Fall wird das ursprüngliche Ziel, einen bestimmten Ausgang zu erreichen, wieder aktiv. Die möglichen Ziele eines Followers sind im Folgenden genau beschrieben:

- **Bewegung zum dichtesten Ausgang:** Sieht ein Agent einen Ausgang direkt vor sich, so besteht sein wichtigstes Ziel darin, diesen zu erreichen. Eventuell in seinem Sichtbereich befindliche globale Leader werden nicht weiter verfolgt. Das Ziel, sich zu dem initial gewählten Ausgang zu bewegen, wird ebenfalls verworfen. Dies wird als `AchieveGoal` (siehe Abschnitt [2.3.3](#)) mit der Priorität 0.75 modelliert.
- **Verfolgung eines Leaders:** Nimmt der Agent einen globalen Leader im Sichtbereich wahr, so folgt er diesem. Er tut dies, bis er einen Ausgang erreicht oder er den globalen Leader verliert. Die Verfolgung wird so realisiert, dass der Agent in festen Zeitabständen die aktuelle Position des globalen Leaders als seine neue Zielposition auswählt.

Er versucht dabei immer, sich nicht weiter als die angestrebte Distanz d_{leader} von seinem gewählten Leader zu entfernen. Die Verfolgung wird durch ein `MaintainGoal` (siehe Abschnitt 2.3.3) mit der Priorität 0.5 realisiert.

- **Bewegung zum initialen Ausgang:** Dieses Ziel erhält der Agent beim Start der Simulation. Sobald ein dichterer Ausgang im Sichtbereich entdeckt wird, verwirft der Agent dieses Ziel und strebt den neuen Ausgang an. Folgt der Agent zeitweise einem globalen Leader, verliert diesen aber aus dem Sichtfeld, so fährt er mit der Verfolgung dieses ursprünglichen Ziels fort (solange er keinen anderen globalen Leader im Sichtbereich entdeckt). Es wird also `AchieveGoal` (siehe Abschnitt 2.3.3) mit einer Priorität von 0.25 modelliert.

Follower bewegen sich stets mit der innerhalb der aktuellen Umgebungssituation maximal möglichen individuellen Geschwindigkeit. Erst wenn sie sich dem globalen Leader bis zu einer Distanz d_{leader} genähert haben, nehmen sie die Geschwindigkeit des Leaders an.

4.2.4. Potentialfelder

Wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, werden bereits Potentialfelder verwendet, um die Bewegungen der Agenten zu steuern. Um zu verhindern, dass Agenten globalen Leaders häufig in den Weg laufen und sie dadurch blockieren, erzeugen globale Leader ein negatives Potentialfeld in ihrer Bewegungsrichtung. Die Stärke des neuen Potentialfeldes entspricht dem des bereits vorhandenen Potentialfeldes anderer Agenten. Ein Agent meidet den Bereich vor einem globalen Leader also genauso stark, wie die Positionen anderer Agenten. Dies reicht aus, damit der Weg vor den Leaders frei bleibt bzw. geräumt wird. Die Ausdehnung des Potentialfeldes ist in Abbildung 4.4 skizziert.

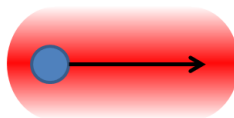


Abbildung 4.4.: Potentialfeld in Bewegungsrichtung bei globalen Leaders

Das Feld sorgt dafür, dass Follower den Bereich vor globalen Leaders meiden und so den Weg räumen bzw. ihn gar nicht erst betreten. Dies entspricht dem erwarteten realen Verhalten von Personen: Sieht eine Person einen globalen Leader, der in einer bestimmten Richtung die Menge durchquert, so würde sie auch zur Seite gehen und Platz schaffen. Bei

Simulationsläufen ohne das Potentialfeld globaler Leader kann es vorkommen, dass die globalen Leader vollständig von Followern eingeschlossen werden und sich dadurch nicht mehr bewegen können.

Zu beachten ist hierbei, dass globale Leader das negative Feld anderer globaler Leader nicht wahrnehmen. So blockieren sie sich nicht gegenseitig. Die bestehenden Potentialfelder für andere Agenten, Hindernisse und Ziele bleiben unverändert bestehen.

4.3. Soziale Gruppen

Eine soziale Gruppe besteht in diesem Kontext aus mehreren Agenten, die versuchen, sich gemeinsam zu einem Zielpunkt zu bewegen. In Abschnitt 3.2 werden einige Anforderungen an die Modellierung der Gruppenmitglieder formuliert:

- Jede Gruppe besitzt einen lokalen Leader, der den Gruppenmitgliedern als Bezugspunkt dient und die "Intelligenz" der Gruppe verkörpert. Er bestimmt, in welche Richtung sich eine Gruppe bewegt. Der Gruppenleader ist kein Leader im soziologischen Sinne, den die anderen Mitglieder der Gruppe als Anführer akzeptiert haben, sondern dient lediglich als Orientierungspunkt.
- Die Rollen innerhalb einer sozialen Gruppe sind nicht fest vergeben. Jeder Agent entscheidet auf Basis seines lokalen Wissens, ob er vom Follower- zum Leader-Verhalten wechselt. Es kann vorkommen, dass für eine kurze Zeitspanne mehrere lokale Leader in einer Gruppe existieren. Gleichzeitig ermöglicht dies auch die Aufteilung einer Gruppe in Teilgruppen.
- Jedes Gruppenmitglied wählt individuell ein anderes Gruppenmitglied, dem es folgt. Dies ist in den meisten Fällen der Gruppenleader, kann jedoch auch ein anderes Gruppenmitglied sein, falls der Gruppenleader sich außer Sichtweite befindet.

Da sich das Verhalten von Mitgliedern sozialer Gruppen grundlegend von dem anderer Agenten unterscheidet, wird ein neuer Agententyp `SocialAgent` eingeführt. Er stellt eine Spezialisierung des bestehenden `ModularAgent` dar und besitzt einige zusätzliche, für andere Agenten sichtbare, Eigenschaften, welche seine Gruppenzugehörigkeit beschreiben. Der Agent realisiert eine neu eingeführte Schnittstelle `ISocialAgent`, die folgende Operationen enthält:

- `isLocalLeader`: Diese Operation gibt zurück, ob ein Agent ein lokaler Leader ist. Sie wird von Gruppenmitgliedern zur Entscheidungsfindung und von der grafischen Oberfläche zur Visualisierung verwendet.

- `getSocialGroup`: Liefert eine Repräsentation der sozialen Gruppe, der der Agent angehört. Diese enthält eine eindeutige Gruppen-Id, die eindeutigen Agenten-Ids der Gruppenmitglieder und einen Kohäsionswert. Letzterer gibt an, wie stark die Tendenz einer Gruppe ist, zusammen zu bleiben.

Im bestehenden Simulationssystem können die Agenten für einen Simulationslauf entweder einzeln oder als Agentenmenge angegeben werden. Die Gruppeneigenschaften werden bei Einzelagenten direkt angegeben, bei Agentenmengen kann eine statistische Verteilung der Gruppengrößen und Kohäsionswerte angegeben werden. Dies wird in Abschnitt 5.2 genau beschrieben.

4.3.1. Bestimmung des lokalen Leaders

Der lokale Leader bildet den Orientierungspunkt einer sozialen Gruppe. Es wird immer der Agent zum Gruppenleader, der den geringsten Abstand zum nächsten Wegpunkt der Gruppe hat. Außerdem soll der Gruppenzusammenhalt sichergestellt werden, indem Gruppenmitglieder entweder dem lokalen Leader oder einem anderen Gruppenmitglied folgen. Es können drei unterschiedliche Situationen auftreten:

- Ein Agent stellt fest, dass er selbst vorneweg läuft. Daraufhin wechselt er zum Leader-Verhalten und bewegt sich in Richtung des gewählten Ausgangs. Befindet sich ein globaler Leader in seinem Sichtbereich, so folgt er diesem.
- Ein Agent läuft nicht selbst vorneweg, sieht jedoch den aktuellen lokalen Leader. In diesem Fall folgt er dem Leader.
- Ein Agent läuft nicht selbst vorneweg und sieht den lokalen Leader nicht, da er sich außerhalb seines Sichtbereichs befindet. Dann folgt er einem anderen Gruppenmitglied, welches sich dichter am lokalen Leader befindet.

Eine nahe liegende Möglichkeit zur Bestimmung des lokalen Leaders besteht darin, dass jeder Agent prüft, ob er sich selbst am dichtesten an seinem individuellen nächsten Wegpunkt befindet. Ist dies der Fall, so wechselt er zum Leader-Verhalten. Andernfalls folgt er dem Gruppenmitglied, welches sich am dichtesten an seinem nächsten Wegpunkt befindet. Allerdings bestimmen die Gruppenmitglieder ihre Wegpunkte zunächst unabhängig voneinander, sodass nicht jedes Gruppenmitglied die selbe Folge von Wegpunkten ermittelt. Nun kann es vorkommen, dass sich zwei Gruppenmitglieder nicht direkt sehen. Haben sie individuelle Wegpunkte, die sich in unterschiedlichen Richtungen befinden, halten sich beide selbst für den lokalen Leader. Die Gruppe wird getrennt.

Es wird deutlich, dass eine Abschätzung für einen nächsten gemeinsamen Wegpunkt der Gruppenmitglieder gefunden werden muss. Dieser wird von jedem Agenten mithilfe des

Durchschnitts der nächsten Wegpunkte aller Gruppenmitglieder im Sichtbereich angenähert. Der Agent folgt stets dem Gruppenmitglied, das sich am dichtesten an diesem Punkt befindet. Dies kann der Gruppenleader sein, jedoch auch ein anderes Gruppenmitglied, falls der Agent den Gruppenleader nicht sieht. Befindet sich der Agent selbst am dichtesten am durchschnittlichen Wegpunkt der Gruppe, so wechselt er zum Leader-Verhalten. Der durchschnittliche nächste Wegpunkt P_{waypoint} für eine Menge von Agenten A_{group} wird folgendermaßen bestimmt:

$$P_{\text{waypoint}} = \left(\sum_{a \in A_{\text{group}}} w(a) \cdot P_{\text{next}}(a) \right) \cdot W^{-1}$$

mit

$$w(a) = \begin{cases} 2 & \text{wenn } a \text{ lokaler Leader} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.7)$$

$P_{\text{next}}(a)$: Nächster Wegpunkt des Agenten a

$$W = \sum w(a)$$

Zu Beginn der Simulation ist keines der Gruppenmitglieder lokaler Leader. Nun berechnet jedes Gruppenmitglied den durchschnittlichen nächsten Wegpunkt aller Gruppenmitglieder in seinem Sichtbereich. Da die Agenten sich in unmittelbarer Nähe zueinander befinden und wahrscheinlich auch die selbe Folge von Wegpunkten errechnet haben, kommen sie zu einem übereinstimmenden Ergebnis:

- Ein Agent stellt fest, dass er sich am dichtesten am durchschnittlichen Wegpunkt der Gruppenmitglieder befindet. Er wechselt zum Leader-Verhalten und bewegt sich entweder auf den gewählten Ausgang zu oder folgt einem im Sichtbereich befindlichen globalen Leader.
- Die anderen Gruppenmitglieder ermitteln den Agenten, der sich am dichtesten am durchschnittlichen Wegpunkt der Gruppe befindet und folgen ihm. Sie setzen ihren nächsten Wegpunkt dann periodisch auf dessen aktuelle Position.

Wenn ein Gruppenmitglied den lokalen Leader sieht, so liegt der ermittelte durchschnittliche Wegpunkt dieses Gruppenmitglieds zwischen dem lokalen Leader und dem nächsten Wegpunkt, den der lokale Leader anstrebt. Dieser Fall ist in Abbildung 4.5 dargestellt. Der in blau dargestellte Agent sieht alle anderen Gruppenmitglieder. Sein ermittelter durchschnittlicher Wegpunkt liegt zwischen dem aktuellen lokalen Leader und dessen nächstem Wegpunkt.

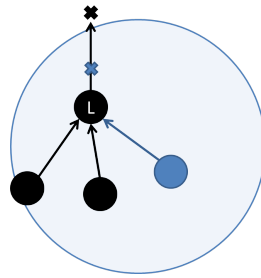


Abbildung 4.5.: Ermittlung des durchschnittlichen Wegpunktes, Beispiel 1.

Durch die Verwendung des durchschnittlichen Wegpunktes wird eine Information über die aktuelle Position des lokalen Leaders implizit auch an die Agenten weitergegeben, die den lokalen Leader nicht sehen. Da jeder Agent, der dem lokalen Leader folgt, seinen nächsten Wegpunkt auf dessen Position setzt, enthält der nächste Wegpunkt eine Information über die aktuelle Position des Leaders. Ein Agent, der den lokalen Leader nicht sieht, die Wegpunkte der Gruppenmitglieder aber für die Bestimmung eines zu verfolgenden Gruppenmitglieds verwendet, folgt dadurch stets einem Gruppenmitglied, welches sich dichter am Gruppenleader befindet. Dieser Fall ist in [Abbildung 4.6](#) dargestellt. Hier hat der in blau dargestellte Agent den lokalen Leader aus dem Sichtbereich verloren. Sein aktueller nächster Wegpunkt entspricht jedoch noch der Position des Leaders. Die Gruppenmitglieder im Sichtbereich sehen den lokalen Leader und folgen diesem. Der Agent folgt nun dem Gruppenmitglied, das seinem ermittelten durchschnittlichen Wegpunkt am dichtesten ist.

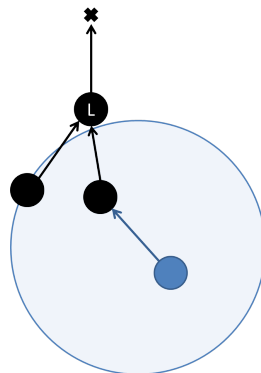


Abbildung 4.6.: Ermittlung des durchschnittlichen Wegpunktes, Beispiel 2.

Da jeder Agent für seine Abschätzung nur die Gruppenmitglieder berücksichtigt, die sich in seinem Sichtbereich befinden, kann es zu Situationen kommen, in denen kurzzeitig mehrere Agenten die Rolle des lokalen Leaders einnehmen. Derartige Konflikte lösen sich jedoch nach kurzer Zeit auf.

Das auf den ersten Blick künstlich wirkende Konzept zur Auswahl des nächsten Wegpunktes ist bei näherer Betrachtung sehr realitätsnah: Jeder Mensch versucht unterbewusst abzu-

schätzen, auf welches Ziel sich eine andere Person zubewegt. Ist jemand in einer Gruppe, z.B. von Freunden unterwegs, so schätzt er ebenfalls den nächsten "Wegpunkt" der Gruppe ein und passt daraufhin seine Geschwindigkeit und die Abstände zu seinen Gruppenmitgliedern an. Über die Frage, ob ein Gruppenmitglied vorneweg läuft, macht ein Mensch sich nicht bewusst Gedanken, da er eine Vorstellung von der Situation besitzt, in der er sich gerade befindet. Dieses Situationsverständnis ist innerhalb einer Simulation nur schwer abzubilden und muss daher durch Abschätzungen angenähert werden.

4.3.2. Gruppengeschwindigkeit

Es kann davon ausgegangen werden, dass sich die Mitglieder einer sozialen Gruppe auf eine gemeinsame Gehgeschwindigkeit einigen, um sich zusammen bewegen zu können. Wird eine soziale Gruppe betrachtet, die sich ungehindert bewegen kann, so erscheint es logisch, die Geschwindigkeit des langsamsten Mitglieds als Referenz zu verwenden. Würden sich die Gruppenmitglieder mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten bewegen, so würde das langsamste Mitglied früher oder später zurückbleiben. Die Gruppengeschwindigkeit v_{group} einer Gruppe von Agenten A_{group} ist wie folgt definiert:

$$v_{\text{group}} = \arg \min_{a \in A_{\text{group}}} (v_{\text{max}}(a))$$

mit

(4.8)

$v_{\text{max}}(a)$: Individuelle Maximalgeschwindigkeit von Agent a

Im vorgestellten Modell passt jedes Gruppenmitglied seine Geschwindigkeit in Abhängigkeit der Position der Gruppenmitglieder an. Zurückliegende Agenten laufen mit ihrer individuellen Maximalgeschwindigkeit, während Agenten, die vorneweg laufen, abbremsen. Gruppenleader bewegen sich maximal mit der Geschwindigkeit v_{group} und verringern ihre Geschwindigkeit, wenn Gruppenmitglieder zurückfallen. Andere Gruppenmitglieder bewegen sich mit ihrer individuellen Maximalgeschwindigkeit und nehmen die Gruppengeschwindigkeit erst an, wenn sie sich innerhalb des angestrebten Gruppenabstands d_{group} zum Gruppenleader befinden. Ähnliche Konzepte finden sich in vielen bestehenden Arbeiten (z.B. [Köster et al. 2011](#); [Kuusinen 2007](#)).

4.3.3. Verhalten von Gruppenleadern

Gruppenleader besitzen mehrere konkurrierende Ziele: Sie müssen darauf achten, sich nicht zu weit von der Gruppe zu entfernen, möglicherweise einem globalen Leader folgen und sich möglichst zügig in Richtung eines Ausgangs bewegen.

Das modulare Agentenmodell erlaubt es, die einzelnen Teilentscheidungen sauber voneinander zu trennen und macht so die Umsetzung des zunächst komplex erscheinenden Verhaltens einfach. Die Aufgabe, sich nicht allzu weit von der Gruppe zu entfernen, wird durch eine Anpassung der Gehgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Positionen der anderen Gruppenmitglieder realisiert. Dies geschieht in der Steering-Komponente des Agenten, welche die Bewegungen und das Ausweichen des Agenten berechnet. Da Gruppenleader bezogen auf globale Leader die Rolle eines Followers einnehmen, entspricht ihre Zielfindung der in Abschnitt 4.2.3 beschriebenen Zielfindung der Follower. Dies erscheint logisch, wenn eine Menge von Einzelagenten betrachtet wird: Hierbei handelt es sich um eine Menge, die nur aus Gruppen mit einem einzigen Mitglied besteht. In diesem Fall sind alle Agenten Gruppenleader und verhalten sich so, wie die vorher vorhandenen Einzelagenten.

Lokale Leader besitzen das gleiche Sichtfeld wie andere Agenten (siehe Abschnitt 4.2.1). Es wird davon ausgegangen, dass es sich bei ihnen nicht um besonders stressresistente oder auf Gefahrensituationen geschulte Personen handelt. Sie sind daher in einer Gefahrensituation nicht besser als andere Gruppenmitglieder in der Lage, die Situation zu überblicken.

Anpassung der Gehgeschwindigkeit

Lokale Leader müssen ihre Geschwindigkeit mit steigendem Abstand zu ihren Gruppenmitgliedern verringern. Als Referenzpunkt wird hierbei, ähnlich wie bei globalen Leadern, die Position des am weitesten zurückliegenden Gruppenmitglieds verwendet. Die Ermittlung der zurückliegenden Agenten A_{behind} und des am weitesten zurückliegenden Gruppenmitglieds entspricht dabei der Berechnung, die bei globalen Leadern angewandt wird (siehe Abschnitt 4.2.2). Die Geschwindigkeitsanpassung wird als lineare Funktion modelliert. Ihr qualitativer Verlauf für verschiedene Kohäsionswerte ist in Abbildung 4.7 (a) visualisiert. Es wird zudem ein Parameter $c_{\text{group}} (\geq 0)$ vorgesehen, um die Steigung der Geraden anhand von Realdaten anzupassen, sodass das Modell realistische Ergebnisse erzeugt.

Der lokale Leader bewegt sich mit der Gruppengeschwindigkeit v_{group} , sofern das letzte Gruppenmitglied nicht weiter als die angestrebte Gruppendifferenz d_{group} von ihm entfernt ist. Anschließend verringert er seine Geschwindigkeit linear. Wie stark er dies tut, hängt sowohl von dem Kohäsionswert c_{cohesion} als auch vom Wert c_{group} ab. Für beide Parameter wird ein Wert ≥ 0 angenommen. In [Moussaïd et al. \(2010\)](#) wurde empirisch ein ungefährer Personenabstand von 0.5–0.9 m ermittelt. Basierend auf diesen Ergebnissen wird in dieser Arbeit

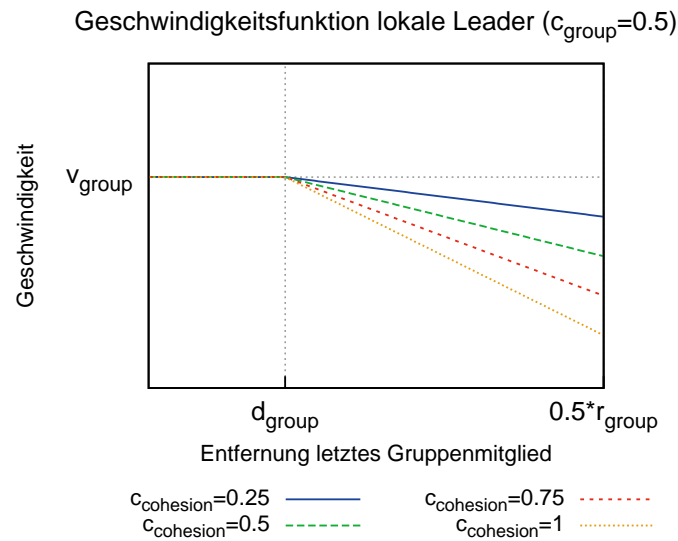


Abbildung 4.7.: Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktion lokaler Leader

von einem angestrebten Abstand von 0.75 m ausgegangen. Die Funktion für die Geschwindigkeitsanpassung lautet wie folgt:

$$v(d) = \max(f(d), 0)$$

mit

$$f(d) = \begin{cases} v_{\max} & \text{wenn } A_{\text{behind}} = \emptyset \\ v_{\text{group}} + \frac{v_{\min} - v_{\text{group}}}{d_{\text{rear}} - d_{\text{group}}} \cdot c_{\text{cohesion}} \cdot 2c_{\text{group}} \cdot (d - d_{\text{group}}) & \text{wenn } d \geq d_{\text{group}} \\ v_{\text{group}} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.9)$$

$$v_{\min} = 0$$

$$c_{\text{cohesion}} \geq 0$$

$$c_{\text{group}} \geq 0$$

A_{behind} : Menge der zurückliegenden Gruppenmitglieder

Es wird davon ausgegangen, dass stets $d \leq d_{\text{sight}}$ gilt, da sich der Gruppenleader und das Gruppenmitglied mit Abstand d ansonsten nicht sehen können. Diese Funktion entspricht im Wesentlichen der Geschwindigkeitsfunktion globaler Leader. Allerdings liefert sie eine Geschwindigkeit von v_{group} bei $d = d_{\text{group}}$, da der lokale Leader sich, solange sich Gruppenmitglieder hinter ihm befinden, maximal mit der Gruppengeschwindigkeit v_{group} bewegt.

Entspricht die Distanz des am weitesten zurückliegenden Gruppenmitglieds der Distanz d_{rear} , so ergibt sich die resultierende Geschwindigkeit zu:

$$v(d) = v_{\text{group}} - v_{\text{group}} \cdot c_{\text{cohesion}} \cdot 2c_{\text{group}} \quad (4.10)$$

Wie stark der lokale Leader verlangsamt, hängt also sowohl von der Kohäsion als auch von der Kalibrierung durch den Wert c_{group} ab. Der Wert c_{group} wird mit 2 multipliziert, damit er bei einem Wert von 0.5 keine Auswirkung hat, bei geringeren bzw. höheren Werten die Geschwindigkeitsanpassung aber abschwächen bzw. verstärken kann. Es wird davon ausgegangen, dass es durchaus wahrscheinlich ist, dass lokale Leader stehen bleiben, um zu warten. Ist kein anderes Gruppenmitglied in Sicht, so bewegt sich der lokale Leader mit seiner individuellen Maximalgeschwindigkeit v_{max} .

4.3.4. Verhalten der Gruppenmitglieder

Da Gruppenleader die "Intelligenz" einer Gruppe darstellen, ist das Verhalten der anderen Gruppenmitglieder sehr einfach modelliert. Sie führen die in Abschnitt 4.3.1 vorgestellte Bestimmung eines lokalen Leaders aus. Daneben besitzen sie zwei Ziele:

- **Einem lokalen Leader folgen:** Der Agent folgt einem lokalen Leader in seinem Sichtbereich. Dabei wählt er periodisch die aktuelle Position des Leaders als seinen aktuellen Zielpunkt aus. Er versucht, sich nie weiter als die angestrebte Gruppendistanz d_{group} vom gewählten lokalen Leader zu entfernen. Ist diese Distanz überschritten, so bewegt sich der Agent auf den lokalen Leader zu. Dies entspricht dem Verhalten der Follower bei der Verfolgung globaler Leader. Dieses Ziel wird als `MaintainGoal` (siehe Abschnitt 2.3.3) mit einer Priorität von 0.5 modelliert.
- **Bewegung zu einem Ausgang:** Dieses Ziel bekommt der Agent beim Start der Simulation. Er bewegt sich zu einem initial gewählten Ausgang oder einem Ausgang, den der Gruppenleader ausgewählt hat. Dieses Ziel wird als `AchieveGoal` (siehe Abschnitt 2.3.3) mit einer Priorität von 0.25 umgesetzt.

Wie hier zu sehen ist, besteht das hauptsächliche Ziel des Gruppenmitglieds darin, einem lokalen Leader zu folgen. Dies muss nicht zwingend ein Agent sein, der das Leader-Verhalten angenommen hat. Es kann vorkommen, dass der Agent anderen Gruppenmitgliedern folgt, wenn sie sich gemäß seiner Abschätzung am dichtesten am durchschnittlichen Wegpunkt der Gruppe befinden. Wird der Agent selbst zum lokalen Leader, so wechselt er zu dem in Abschnitt 4.3.3 beschriebenen Verhalten. Dies ermöglicht eine einfache Bildung von Teilgruppen, falls eine Gruppe getrennt wird. Pro Teilgruppe nimmt ein Agent das Leader-Verhalten an.

Die maximale Distanz bis zu der ein Gruppenmitglied bereit ist, einem lokalen Leader zu folgen, hängt von der Kohäsion ab. Die maximale Distanz beträgt:

$$d_{\max} = d_{\text{sight}} \cdot c_{\text{cohesion}} \quad (4.11)$$

Ist die Kohäsion also 50 %, dann ist der Agent bereit, dem lokalen Leader zu folgen, solange dieser maximal die Hälfte der Distanz r_{sight} entfernt ist. Dies bildet die Tatsache ab, dass eine Person je nach sozialer Bindung einen unterschiedlich hohen Aufwand betreiben würde, um mit seinen Gruppenmitgliedern zusammen zu bleiben.

Das Wissen über Ausgänge in der Nähe wird zwischen den Gruppenmitgliedern geteilt. Jeder Agent kann die entdeckten Ausgänge seiner Gruppenmitglieder abfragen. Hat er selbst keinen Ausgang im Sichtbereich entdeckt, jedoch eines der Gruppenmitglieder, so wählt er den dichtesten entdeckten Ausgang als neuen Zielpunkt. Dadurch verbreitet sich das Wissen über den dichtesten Ausgang innerhalb der Gruppe. Die Gruppenmitglieder übernehmen die Ausgangswahl ihres aktuellen lokalen Leaders. Es kann angenommen werden, dass Mitglieder einer sozialen Gruppe in der Realität kommunizieren würden, wenn sie ein Ausgangsschild oder eine Tür sehen. Dies wird durch die Verbreitung der Information in den Gruppen abgebildet.

Anpassung der Gehgeschwindigkeit

Ähnlich wie die Follower globaler Leader, bewegen sich die Gruppenmitglieder mit ihrer individuellen Maximalgeschwindigkeit, sobald sie weiter als die angestrebte Distanz d_{group} vom lokalen Leader entfernt sind. Die Geschwindigkeitsfunktion der Gruppenmitglieder ist wie folgt definiert:

$$v(d) = \begin{cases} v_{\text{group}} & \text{wenn } d \leq d_{\text{group}} \\ v_{\text{max}} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.12)$$

4.3.5. Potentialfelder

Um den Zusammenhalt einer Gruppe zu unterstützen, werden die Potentialfelder für Mitglieder der selben sozialen Gruppe und der anderer Gruppen unterschiedlich gewählt. Agenten anderer Gruppen erzeugen ein negatives Potentialfeld, das bis zu einer Distanz von drei Agentendurchmessern reicht und schwächer wird, umso größer die Distanz ist. Bei größeren Distanzen hat das Feld keine Auswirkung.

Eigene Gruppenmitglieder erzeugen ein Potentialfeld, das bis zur Distanz d_{group} abstoßend wirkt, bei größeren Distanzen jedoch anziehend. Die Stärke des negativen Feldes innerhalb

der Distanz d_{group} sinkt mit steigender Distanz, während die Stärke des positiven Feldes bei höheren Distanzen zunimmt. Auch dieses Feld wirkt bis zu einer maximalen Entfernung von drei Agentendurchmessern. Für die Stärke des Potentialfeldes in Abhängigkeit des Abstands d zwischen einer Koordinate und der Position eines Gruppenmitgliedes gilt:

$$f_{\text{field}}(d) = \begin{cases} -\infty & \text{wenn } d \leq d_{\text{agent}} \\ 0 & \text{wenn } d \geq 3 \cdot d_{\text{agent}} \\ \frac{c_{\text{field}}}{d_{\text{group}}} \cdot d - c_{\text{field}} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.13)$$

mit

d_{agent} : Körperdurchmesser eines Agenten

c_{field} : Konstante für die Feldstärke

Die Stärke c_{field} des Feldes wird frei gewählt und in einigen Simulationsläufen an die Intensität der bestehenden Potentialfelder angepasst. Um den Rahmen dieser Arbeit nicht zu stark auszudehnen, wird auf die Anpassung der Feldstärke und die Feldfunktionen der bestehenden Potentialfelder an dieser Stelle nicht im Detail eingegangen. Ein Funktionswert $f_{\text{field}}(d) = -\infty$ bedeutet, dass die Koordinate, für die der Feldwert berechnet wird, nicht betretbar ist. Dies ist der Fall, wenn die Agenten bereits zusammengestoßen sind und sich berühren. Das Potentialfeld ist in Abbildung 4.8 skizziert. Eine grüne Färbung bedeutet hier ein anziehendes, eine rote Färbung ein abstoßendes Feld. Je dunkler der Farbton ist, desto höher ist die Feldstärke an der entsprechenden Koordinate.

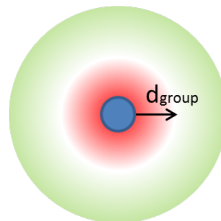


Abbildung 4.8.: Potentialfeld der Mitglieder sozialer Gruppen

Die bereits vorhandenen Potentialfelder bleiben unverändert bestehen. Je nachdem, ob ein Agent ein Gruppenmitglied ist oder nicht, wird die bestehende Feldfunktion oder die in diesem Abschnitt vorgestellte verwendet.

5. Realisierung

In diesem Kapitel werden ausgewählte Teile der Implementierung vorgestellt. Zunächst wird die Erhebung von Kennzahlen im Simulationssystem beschrieben. Danach wird die Konfiguration eines Simulationsszenarios erläutert. Anschließend wird die Erzeugung der Agenten und beispielhaft der Ablauf der Entscheidungsfindung der Agenten beschrieben.

5.1. Erhebung von Kennzahlen

In Abschnitt 3.2 wird gefordert, dass im System Kennzahlen erhoben werden können. Diese dienen zur Auswertung der Simulationsläufe. Um dies zu realisieren, wird eine neue Komponente `DataCollectionManager` eingeführt. Sie steuert die Erhebung von Kennzahlen. Die beteiligten Klassen und Schnittstellen sind in Abbildung 5.1 dargestellt.

Die Klasse `SimExecThread` ist für die Ausführung und Steuerung eines Simulationslaufs verantwortlich. Sie ruft in jedem Simulationsschritt eine Reihe von Komponenten auf, die für die Partitionierung der Simulation, der Konfliktlösung usw. verantwortlich sind. An dieser Stelle wird der `DataCollectionManager` ebenfalls hinzugefügt, so dass er nach jedem Simulationsschritt aufgerufen wird. Dazu wird die `collectAll`-Methode verwendet. Ihr wird jeweils der aktuelle Zeitstempel und die Menge aller in der Simulation vorhandenen Agenten übergeben. Beim Beenden einer Simulation wird die Komponente über die `simulationStopped`-Methode benachrichtigt und kann daraufhin die erhobenen Daten auf die Festplatte schreiben.

Zur Erhebung unterschiedlicher Kennzahlen wird die `IDataCollection`-Schnittstelle verwendet. Ein `Collector` dient zur Erhebung einer bestimmten Kennzahl. Er besitzt eine eindeutige `Id` und einen `Messungstyp`. Ausgelöst wird die Erhebung durch die `collect`-Methode, die ebenfalls die Simulationszeit und eine Menge aller Agenten übergeben bekommt. Der `Collector` kann so die Position und öffentlich sichtbaren Eigenschaften der Agenten verwenden, um daraus Informationen zu gewinnen. Über die `getResults`-Methode kann der `DataCollectionManager` am Ende der Simulation die gesammelten Daten abfragen. Der Rückgabewert dieser Methode hängt von der Art der Kennzahl ab:

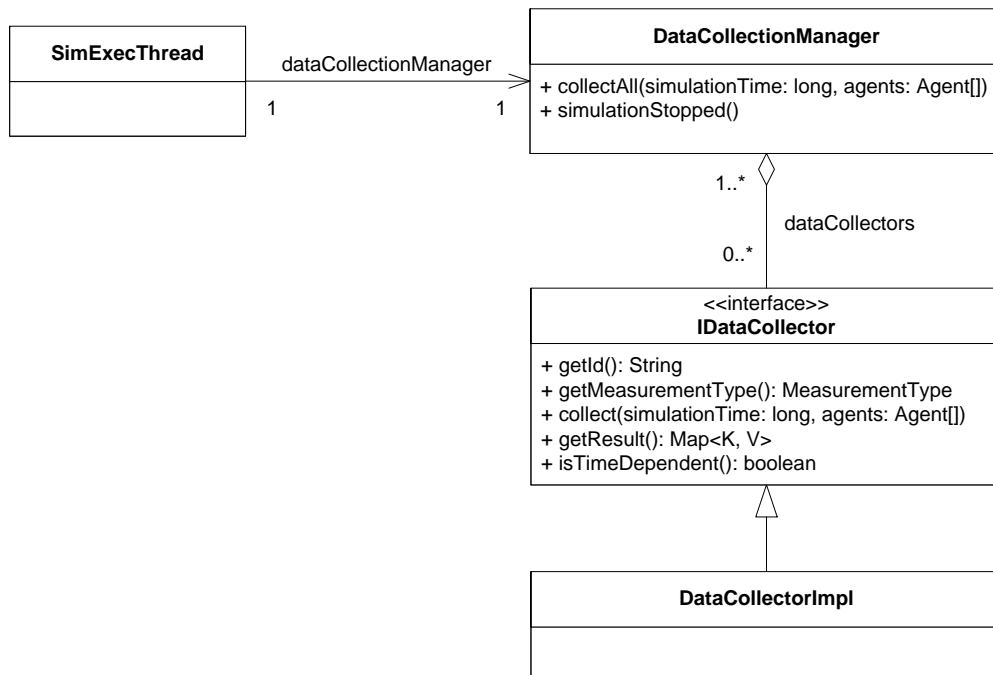


Abbildung 5.1.: Klassendiagramm: Realisierung der Kennzahlen-Erhebung

- **Allgemeine Kennzahlen:** Hier werden für einen Simulationslauf nur einzelne Messwerte erhoben. Das Ergebnis ist eine Wertetabelle (`Map`), die als Schlüssel eindeutige Ids der Werte und als Werte die Messergebnisse enthält. Ein Beispiel dafür ist die Erhebung der Gesamtentfluchtungszeit, hier enthält die `Map` nur ein Wertepaar, z.B. (`evacuationTime` → 65000). Bei Collectoren für allgemeine Kennzahlen liefert die Methode `isTimeDependent` den Wert `false`.
- **Zeitbasierte Kennzahlen:** Hier wird pro Zeitschritt ein Messwert erhoben. Das Ergebnis ist dabei eine Wertetabelle (`Map`), die als Schlüssel die Zeitstempel und als Werte die erhobenen Messergebnisse zu einem Zeitpunkt enthält. Ein Beispiel dafür ist die Anzahl der in der Simulation vorhandenen Agenten über die Zeit. Bei Collectoren für zeitbasierte Kennzahlen liefert die Methode `isTimeDependent` den Wert `true`.

Wird am Ende der Simulation die Methode `simulationStopped` des `DataCollectionManagers` aufgerufen, so fragt er mithilfe der `getResult`-Methode die Daten aller Collectoren ab und schreibt in Abhängigkeit der Methode `isTimeDependent` unterschiedliche Dateien auf die Festplatte. Jeder Simulationslauf resultiert in einem eigenen Verzeichnis, das mehrere Dateien enthalten kann: Für alle allgemeinen Erhebungen wird eine einzige Datei geschrieben, in der die Schlüssel und Werte der erhobenen Werte stehen. Für jeden zeitba-

sierten Collector wird eine eigene Datei geschrieben, die sich in einem gnuplot¹-kompatiblen Format befindet. Dadurch können die Ergebnisse auf einfache Weise visualisiert werden.

Auswertung

Für jede Konfiguration muss eine Reihe von Simulationsläufen durchgeführt werden, um statistische Schwankungen zu minimieren. Anschließend müssen die Ergebnisse aggregiert und ausgewertet werden. Hierzu wird ein einfaches Kommandozeilen-Werkzeug entwickelt. Es fasst die Ergebnisse vieler Simulationsläufe zu aggregierten Werten zusammen. Möglich sind dabei die folgenden Auswertungen:

- **Mittelwert, Minimum und Maximum:** Es wird das arithmetische Mittel aller Werte gebildet. Außerdem werden der Minimal- und Maximalwert ermittelt.
- **Median, Varianz und Standardabweichung:** Die Messwerte werden der Größe nach sortiert. Der Median für n Messwerte wird nach der üblichen Formel ermittelt:

$$\tilde{x} = \begin{cases} x_{\frac{n+1}{2}} & \text{wenn } n \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2}(x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1}) & \text{wenn } n \text{ gerade} \end{cases} \quad (5.1)$$

Aus der Summe der Quadrate der Abweichungen der einzelnen Messwerte vom Mittelwert ergibt sich die Varianz. Die Standardabweichung ist die Quadratwurzel der Varianz.

- **Fit-Daten:** Die Messwerte werden lediglich gesammelt und als Wertetabelle abgelegt. Die resultierende Tabelle enthält stets einen eindeutigen Wert für die unabhängige und Wertemengen für die abhängige Variable. Für diese Daten kann anschließend auf einfache Weise eine lineare Regression durchgeführt werden. Während der Auswertung der Experimente wird dafür das Kommandozeilenwerkzeug *gnuplot* verwendet.

Die Ebenen, auf denen Werte aggregiert werden, hängt von der Art der Kennzahl ab: Bei globalen werden alle Werte eines Simulationslaufs, bei zeitabhängigen Kennzahlen alle Werte eines Zeitschritts zusammengefasst. Im letzten Fall würden z.B. Mittelwert, Minimum und Maximum für jeden Zeitschritt aus den Werten aller durchgeführten Simulationsläufe gebildet werden. Jede dieser Auswertungen resultiert in einer neuen Datei, die ebenfalls ein gnuplot-kompatibles Format besitzt. Die in Abschnitt 7 dargestellten Graphen werden auf diese Weise erzeugt.

¹Ein kommandozeilenbasiertes Werkzeug zur Visualisierung von Funktionen und Daten. Homepage: <http://www.gnuplot.info>

5.2. Szenariodefinition

Im WALK-Simulationssystem können verschiedenartige Szenarien simuliert werden. Die Definition eines solchen Szenarios setzt sich aus zwei Bestandteilen zusammen:

- Einer Beschreibung der Umgebung für das Geoinformationssystem. Diese erfolgt im Java-Code, wobei alle statischen Objekte, z.B. Wände, mithilfe von OpenGL-Koordinaten positioniert werden. Eine Umgebung kann für mehrere Szenarien verwendet werden.
- Die Definition des Szenarios in einer XML-Datei. Diese beschreibt die Agenten, konfiguriert die Erhebung von Kennzahlen und definiert Simulationsereignisse. Außerdem werden hier allgemeine Agentenparameter festgelegt.

Im Folgenden werden Teile der XML-Szenariodefinition beschrieben, die für Szenarien mit globalen Leadern und sozialen Gruppen relevant sind.

5.2.1. Agentenkonfiguration

Die Agenten besitzen eine Reihe von Konfigurationsparametern, die für alle Agenten einer Simulation gelten. Sie bestimmen zumeist das grundlegende Agentenverhalten. Einige Verhaltensweisen, z.B. die Verfolgung des jeweils dichtesten globalen Leaders, können hier (de-)aktiviert werden. Die Parameter werden am Anfang jeder Szenariodefinition innerhalb eines `agentConfig`-Elements festgelegt. Ein Beispiel dafür ist in Listing 5.1 gezeigt.

```
1 <agentConfig>
2   <doAgentReplanning>false</doAgentReplanning>
3   <waypointReachedDistance>0.6</waypointReachedDistance>
4   <changeGlobalLeader>false</changeGlobalLeader>
5   <globalLeadersWaitBeforeExit>false</globalLeadersWaitBeforeExit>
6 </agentConfig>
```

Listing 5.1: Szenariodefinition: Festlegung der Agentenparameter

Die Parameter werden beim Start der Simulation eingelesen und global für alle Agenten gesetzt. Für alle Parameter, die nicht angegeben sind, werden Standardwerte verwendet. Eine vollständige Übersicht der Parameter und ihre Standardwerte ist in Anhang A zu finden.

5.2.2. Erhebung von Kennzahlen

Innerhalb der Simulation können unterschiedliche Kennzahlen erhoben werden. Dies wird in der Szenariodefinition in einem Abschnitt `measurements` festgelegt. Ein Beispiel dafür ist in Listing 5.2 dargestellt.

```
1 <measurements>
2   <measurementArea id="lastAgentBottomLeft" type="lastAgent">
3     <area>
4       <position>
5         <x>4.25</x>
6         <y>0.43</y>
7         <z>19.1</z>
8       </position>
9       <sizeX>1.5</sizeX>
10      <sizeZ>1.5</sizeZ>
11     </area>
12   </measurementArea>
13
14   <collectors>evacuationTime, aggregateAvgWalkingSpeed,
15     avgNumWaitingCycles, numExitChanges, numActiveAgents,
16     socialParameters, lastAgentBottomLeft</collectors>
17 </measurements>
```

Listing 5.2: Szenariodefinition: Konfiguration der Kennzahlen-Erhebung

In diesem Beispiel wird ein Messareal mit der Id `lastAgentBottomLeft` definiert. Durch dieses wird ermittelt, zu welchem Zeitpunkt der letzte Agent das definierte Areal durchquert hat. Im Element `collectors` werden die eindeutigen Ids der verwendeten `DataCollector`-Realisierungen in dem gegebenen Szenario aufgelistet. In Anhang B befindet sich eine Liste aller im Rahmen dieser Arbeit realisierten Collectoren.

5.2.3. Verteilung globaler Leader

Der Anteil globaler Leader an einer Menge von Agenten kann prozentual angegeben werden. Eine Agentenmenge wird in der Szenariodefinition mittels des Elements `agentCollection` erzeugt. Innerhalb dieses Elements kann der Anteil der globalen Leader wie in Listing 5.3 gezeigt festgelegt werden.

```
1 <globalLeaders>
2   <proportion>0.05</proportion>
3 </globalLeaders>
```

Listing 5.3: Szenariodefinition: Festlegung des Anteils globaler Leader

In diesem Beispiel sind 5% der Agenten der Menge globale Leader. Die tatsächlich erzeugte Anzahl an globalen Leadern kann jedoch abweichen, da die Erzeugung mithilfe von Pseudozufallszahlen erfolgt. Der genaue Algorithmus zur Erzeugung der Agenten wird in Abschnitt 5.3 erläutert.

5.2.4. Verteilung sozialer Gruppen

Auch die prozentuale Verteilung der Gruppengrößen und der Kohäsionswerte kann für eine Agentenmenge vor dem Simulationsstart definiert werden. Sie erfolgt ebenfalls innerhalb des Elements `agentCollection`. Ein Beispiel ist in Listing 5.4 dargestellt.

```
1 <socialGroups>
2   <groupSizes>
3     <size proportion="0.3">1</size>
4     <size proportion="0.4">2</size>
5     <size proportion="0.2">3</size>
6     <size proportion="0.1">4</size>
7   </groupSizes>
8
9   <groupCohesion>
10    <cohesion proportion="0.6">0.7</cohesion>
11    <cohesion proportion="0.4">0.3</cohesion>
12  </groupCohesion>
13 </socialGroups>
```

Listing 5.4: Szenariodefinition: Verteilung der Gruppengrößen und Kohäsionswerte

Auch hier wird die konkrete Verteilung der Gruppengrößen und Kohäsionswerte beim Start der Simulation erzeugt und kann von den angegebenen Werten abweichen. Ebenso wie bei den Anteilen an globalen Leadern erfolgt die Erzeugung auf Basis von Pseudozufallszahlen. Sie wird in Abschnitt 5.3 erläutert.

Neben Agentenmengen können in der Szenariodefinition auch einzelne Agenten durch das Element `agentDefinition` definiert werden. Bei ihnen werden die individuellen Parameter direkt als individuelle Startparameter gesetzt und nicht als Verteilung angegeben. Hier müssen für die Zugehörigkeit zu einer sozialen Gruppe die Gruppen-Id und der Kohäsionswert angegeben werden.

5.3. Erzeugung der Agenten

Wird in der Szenariodefinition eine Agentenmenge definiert, so müssen bei ihrer Erzeugung die statistischen Verteilungen der sozialen Gruppen, die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge und der Anteil globaler Leader an der Menge berücksichtigt werden. Die dazu notwendigen Schritte werden hier erläutert.

Bei der Konfiguration einer Agentenmenge kann eine Minimal- und Maximalanzahl zu erzeugender Agenten angegeben werden. Die tatsächlich erzeugte Anzahl n wird dann innerhalb dieses Intervalls zufällig bestimmt. Dies geschieht mithilfe einer Pseudozufallszahl:

$$n = n_{\min} + \text{rand}(n_{\max} - n_{\min})$$

mit

$$n_{\min} : \text{Mindestanzahl an Agenten} \quad (5.2)$$

$$n_{\max} : \text{Maximalanzahl an Agenten}$$

$$\text{rand}(x) : \text{Generiert eine ganzzahlige Zufallszahl im Intervall } [0, x)$$

Anschließend werden innerhalb einer Schleife die Agenten erzeugt und der Gesamtmenge A der Agenten in der Simulation hinzugefügt. Dabei muss zunächst die Gruppengröße n_{group} der nächsten zu erzeugenden Gruppe bestimmt werden. Dazu wird der Zahlenbereich zwischen null und eins entsprechend der angegebenen statistischen Verteilung in Teilintervalle eingeteilt und jedem Teilintervall eine Gruppengröße zugeordnet. Es wird eine Zufallszahl im Intervall $[0, 1)$ generiert. Je nachdem, in welchem Teilintervall die erzeugte Zahl liegt, wird eine Gruppengröße ausgewählt. Da die Zahl der noch zu erzeugenden Agenten kleiner sein kann als die gewählte Gruppengröße, gilt folgendes:

$$n_{\text{creation}} = \min(n_{\text{group}}, n - |A|)$$

mit

$$n_{\text{group}} : \text{Gewählte Gruppengröße} \quad (5.3)$$

$$n : \text{Gesamtanzahl der zu erzeugenden Agenten}$$

$$A : \text{Menge der bisher erzeugten Agenten}$$

Bevor die Gruppe erzeugt werden kann, muss der prozentuale Anteil globaler Leader berücksichtigt werden. Sollen beispielsweise 10 % globale Leader erzeugt werden, so beträgt die Wahrscheinlichkeit, dass ein neu erzeugter Agent ein globaler Leader ist, ebenfalls 10 %.

Daher wird für jedes Gruppenmitglied eine Zufallszahl im Intervall $[0, 1)$ generiert. Der prozentuale Anteil globaler Leader wird intern als Dezimalzahl gespeichert (sie liegt daher ebenfalls im Intervall $[0, 1)$). Ist die generierte Zufallszahl kleiner als der Leader-Anteil, so wird ein globaler Leader generiert.

Anschließend wird ein Kohäsionswert und ein Ausgang für die Gruppe ausgewählt. Der Auswahlmechanismus entspricht dem für die Auswahl der Gruppengröße. Die Gruppe wird daraufhin erzeugt. Alle Gruppenmitglieder bekommen bei ihrer Erzeugung eine Spezifikation der Gruppe mit der Gruppen-Id, den eindeutigen Ids der Gruppenmitglieder und dem Kohäsionswert übergeben. Der gewählte Ausgang wird für alle Gruppenmitglieder gesetzt. Die Anzahl noch zu erzeugender Agenten wird um die Gruppengröße reduziert und der Ablauf wiederholt, solange die Zahl der noch zu erzeugenden Agenten größer als null ist.

Positionierung einer sozialen Gruppe

In Abschnitt 3.2 wird die Anforderung formuliert, dass sich die Mitglieder einer sozialen Gruppe am Anfang eines Simulationslaufes in unmittelbarer Nähe zueinander befinden. Die Startposition P_{first} des ersten erzeugten Gruppenmitglieds wird zufällig in dem in der Szenariodefinition für die Agentenmenge definierten Areal gewählt. Anschließend wird um diesen Punkt ein quadratischer Bereich bestimmt, innerhalb dessen die anderen Gruppenmitglieder positioniert werden. Der Bereich wird durch die minimalen und maximalen Koordinaten P_{min} und P_{max} definiert:

$$\begin{aligned}
 P_{\text{min}} &= (x_{\text{first}} - d_{\text{group}}, y_{\text{first}} - d_{\text{group}}) \\
 P_{\text{max}} &= (x_{\text{first}} + d_{\text{group}}, y_{\text{first}} + d_{\text{group}}) \\
 &\text{mit} \\
 P_{\text{first}} &= (x_{\text{first}}, y_{\text{first}}) \\
 d_{\text{group}} &: \text{Angestrebte Distanz der sozialen Gruppe}
 \end{aligned}
 \tag{5.4}$$

In diesem Areal werden alle Mitglieder der Gruppe positioniert. Auf diese Weise haben die Gruppenmitglieder beim Start der Simulation einen Abstand, der im Idealfall nicht größer ist, als die angestrebte Gruppengröße. Befindet sich auf der ausgewählten Startposition eines Agenten bereits ein Hindernis oder ein anderer Agent, so wird der neu erzeugte Agent etwas verschoben. Bei der Definition des Areals für die Agentenmenge muss dies berücksichtigt werden, ansonsten kann es zu Fehlern bei der Erzeugung kommen. Bereits positionierte Agenten werden hierbei nicht mehr verändert.

5.4. Entscheidungszyklus der Agenten

In diesem Abschnitt werden die wichtigsten Teile des Entscheidungszyklus eines Agenten erläutert. Die einzelnen Aspekte werden in der Reihenfolge beschrieben, in der die in Abschnitt 2.3.1 vorgestellten Entscheidungsphasen des Agenten durchlaufen werden.

5.4.1. Interpretationsphase

Die Interpretationsphase des modularen Agenten kann mit beliebigen Realisierungen der Schnittstelle `IEvaluationPhase` ausgestattet werden. Jede Evaluationsphase verwendet die bestehenden Daten im Gedächtnis des Agenten, um weitere Informationen zu generieren und diese ebenfalls im Gedächtnis des Agenten abzulegen. Im Rahmen dieser Arbeit werden drei konkrete Evaluierungen realisiert:

- **NearestExitEvaluation:** Es wird ermittelt, ob sich Ausgänge im Sichtbereich befinden. Ist dies der Fall, so wird der dichteste Ausgang im Gedächtnis des Agenten abgelegt.
- **GlobalLeaderEvaluation:** Hier wird aus der Menge der Agenten, die sich im Sichtbereich befinden, der dichteste globale Leader ausgewählt. Die jeweils dichteste Position des Leaders wird im Gedächtnis des Agenten gespeichert.
- **SocialGroupEvaluation:** Aus der Menge der im Sichtbereich befindlichen Agenten werden die Gruppenmitglieder ermittelt. Der nächste durchschnittliche Wegpunkt der Gruppe wird gemäß Abschnitt 4.3 berechnet und ein Gruppenmitglied als lokaler Leader bestimmt. Zudem wird die Gruppengeschwindigkeit v_{group} der Gruppenmitglieder berechnet. Die Informationen werden im Gedächtnis des Agenten abgelegt.

Die ermittelten Informationen werden anschließend von der `GoalForming`-Komponente des Agenten verwendet. Je nach Rolle des Agenten besitzt er nicht alle Evaluationsphasen. Ein globaler Leader bekommt bei der Erzeugung z.B. nur eine Instanz der `NearestExitEvaluation`, Mitglieder sozialer Gruppen hingegen alle beschriebenen Evaluationsphasen.

5.4.2. Zielauswahl

Für jeden Agententyp wird eine eigene Zielauswahl implementiert, welche neue Zielkandidaten auf Basis der aktuellen Umgebungssituation erzeugt. Sie ist eine konkrete Realisierung der Schnittstelle `IGoalForming`. Die in dieser Arbeit verwendete `GoalForming`-Hierarchie ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

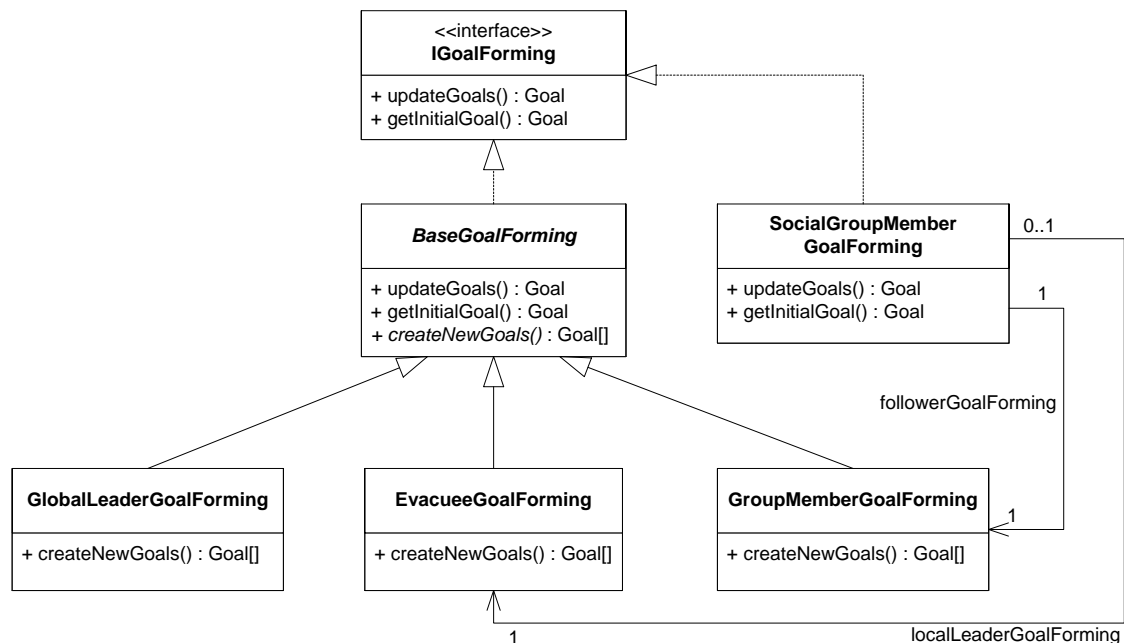


Abbildung 5.2.: Klassendiagramm: GoalForming-Hierarchie des erweiterten Agentenmodells

Da große Teile der Zielfindung, wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, für alle Agententypen identisch sind, wird eine abstrakte Basisklasse `BaseGoalForming` eingeführt. Diese realisiert den vorgestellten Zielauswahlmechanismus. Konkrete `GoalForming`-Realisierungen erweitern diese Basisklasse und müssen lediglich zwei Methoden implementieren: Die `getInitialGoal`-Methode zur Erzeugung des initialen Ziels und die `createNewGoals`-Methode zur Erzeugung neuer Zielkandidaten auf Basis der aktuellen Umgebungssituation. Für jede Agentenrolle, also globale Leader, Gruppenleader und andere Gruppenmitglieder, wird eine eigene `GoalForming`-Realisierung bereitgestellt.

Mitglieder sozialer Gruppen können von der Follower- in eine Leader-Rolle wechseln. Daher wird eine Wrapper-Klasse `SocialGroupMemberGoalForming` implementiert. Diese referenziert je eine Instanz der `EvacueeGoalForming`- und der `GroupMemberGoalForming`-Klasse. In Abhängigkeit davon, ob der Agent die Rolle des lokalen Leaders oder eines Followers eingenommen hat, leitet die Klasse Aufrufe an das entsprechende Objekt weiter. Dadurch kann die Zielfindung innerhalb der Gruppenmitglieder einheitlich verwendet werden.

In Listing 5.5 wird beispielhaft die Implementierung der `createNewGoals`-Methode der Klasse `EvacueeGoalForming` gezeigt. Der Parameter `retainedGoals` enthält alle aktuell vorhandenen Ziele des Agenten, die nicht erfüllt oder obsolet sind. Sie stellen also mögliche Ziele für den nächsten Simulationsschritt dar. In der `createNewGoals`-Methode

werden nun auf Basis der aktuellen Umgebungssituation weitere mögliche Ziele hinzugefügt. Der zweite Parameter bei der Erzeugung eines neuen Ziels gibt jeweils die Priorität an.

Die Darstellung ist gegenüber der tatsächlichen Implementierung aus Gründen der Übersichtlichkeit deutlich vereinfacht. Im bestehenden Simulationssystem werden nicht in jedem Simulationsschritt neue Ziele erzeugt. Es reicht aus, neue Ziele zu erzeugen, wenn sich die Umgebungssituation verändert hat. Der grundsätzliche Ablauf ist in Listing 5.5 jedoch erkennbar.

```
1 function Goal createNewGoals(Goal[] retainedGoals)
2   Goal[] newGoals = retainedGoals
3   Exit nearestExit = memory.getNearestExit()
4   Agent nearestGlobalLeader = memory.getGlobalLeader()
5
6   if (nearestExit != null) {
7     removeFollowGlobalLeaderGoal(newGoals)
8     removeCurrentMoveToGoal(newGoals)
9     newGoal.add(new MoveToGoal(nearestExit, 0.75))
10  } else {
11    if (nearestGlobalLeader != null) {
12      removeFollowGlobalLeaderGoal(newGoals)
13      newGoal.add(new FollowAgentGoal(nearestGlobalLeader, 0.5))
14    }
15  }
16
17  return newGoals
```

Listing 5.5: EvacueeGoalForming: Pseudocode der Erzeugung neuer Zielkandidaten

Aus der resultierenden Liste von Zielen wird das mit der höchsten Priorität ausgewählt und als aktives Ziel gesetzt. Alle anderen Ziele werden im Gedächtnis des Agenten als inaktive Ziele abgelegt. Es kann vorkommen, dass ein Agent die Verfolgung seines aktuellen Ziels unterbricht, kurzzeitig ein anderes Ziel verfolgt und dann die Verfolgung des ursprünglichen Ziels wieder aufnimmt.

5.4.3. Ausführung eines Plans

Nachdem ein Ziel als das aktive ausgewählt wurde, wird ein entsprechender Plan generiert. Dies erfolgt im prozeduralen Gedächtnis. Das Präfix der Ziel-Id wird dazu verwendet, einen passenden Plan-Typ auszuwählen und den Plan zu erzeugen. Hierbei werden Informationen aus dem deklarativen Gedächtnis und dem Ziel-Objekt verwendet. Der Plan wird danach ebenfalls im deklarativen Gedächtnis abgelegt. Die Action-Phase kann so in

jedem Simulationsschritt die jeweils nächste Aktion des Plans ermitteln und ausführen. In Listing 5.6 wird beispielhaft die Realisierung der getNextGoal-Methode der Klasse FollowAgentPlan gezeigt.

Die von der Methode zurückgegebene Aktion wird vom Agenten an die Umgebung übergeben. Diese prüft, ob die Aktion ausgeführt werden kann und führt die notwendigen Veränderungen durch.

```
1 Plan moveToPlan
2 Agent leader
3 int trackLeaderInterval
4 int numMovements
5
6 function Action getNextAction()
7     if (numMovements < trackLeaderInterval) {
8         numMovements++;
9     } else {
10        numMovements = 1;
11        moveToPlan = new MoveToPlan(leader.getPosition())
12    }
13
14    return moveToPlan.getNextAction();
```

Listing 5.6: FollowAgentPlan: Pseudocode der Ermittlung der nächsten Aktion

5.5. Visualisierung

Um das Verhalten der Agenten nachvollziehen zu können, werden globale Leader und soziale Gruppen farblich hervorgehoben. Abbildung 5.5 zeigt den Screenshot eines Simulationslaufs, in dem sowohl globale Leader als auch soziale Gruppen vorkommen. Globale Leader werden stets in rot dargestellt. Dadurch sind sie auch innerhalb von großen Agentenmengen leicht zu erkennen.

Mitglieder sozialer Gruppen werden türkis eingefärbt und der aktuelle Gruppenleader zusätzlich mit dem Buchstaben "L" gekennzeichnet. Zudem wird über jedem Gruppenmitglied die eindeutige Id der sozialen Gruppe angezeigt, welcher der Agent angehört. Um die Übersichtlichkeit zu erhöhen, werden nur ausgewählte Gruppen hervorgehoben. Die eindeutigen Ids der zu visualisierenden Gruppen werden in der Szenariodefinition angegeben. Dies ermöglicht die Beobachtung einzelner Gruppen über einen Simulationslauf.

Aufgrund der thematischen Ausrichtung dieser Arbeit wird ein sehr einfaches Konzept für die Visualisierung verwendet. Es sind in Zukunft anschaulichere Darstellungen, z.B. die Un-

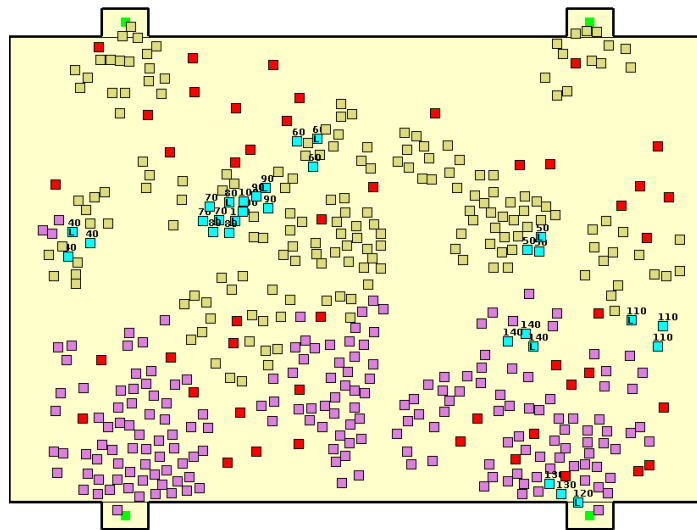


Abbildung 5.3.: Visualisierung von globalen Leadern und sozialen Gruppen

terscheidung sozialer Gruppen durch unterschiedliche Farben oder geometrische Formen denkbar.

6. Kalibrierung des Modells

Das Modell trifft Annahmen darüber, wie globale und lokale Leader ihre Gehgeschwindigkeit auf Basis der Positionen ihrer Follower anpassen. Beide verringern ihre Geschwindigkeiten in Abhängigkeit der Position des am weitesten zurückliegenden Followers. Im Modell wurde dies durch lineare Funktionen beschrieben.

Da die Steigungen dieser Funktionen zunächst auf Annahmen basieren, werden in den Funktionen Freiheitsgrade in Form von Koeffizienten eingeführt, über die diese Steigung angepasst werden kann. Damit das vorgestellte Modell die Realität ausreichend genau abbildet, werden in diesem Abschnitt geeignete Werte für die Koeffizienten bestimmt. Dies wird erreicht, indem Simulationsläufe mit unterschiedlichen Werten für die Koeffizienten mit Ergebnissen realer Experimente verglichen werden. Auf diese Weise kann das Modell so kalibriert werden, dass es die Realität möglichst genau annähert.

6.1. Globale Leader

Globale Leader verringern ihre Geschwindigkeit linear mit steigendem Abstand zum letzten Agenten in ihrem Sichtbereich. Die in Abschnitt 4.2 gezeigte Geschwindigkeitsfunktion globaler Leader enthält einen Koeffizienten c_{leader} , für den nun ein geeigneter Wert bestimmt werden soll.

Das einzige bekannte Experiment, um den Einfluss von geschulten Leadern zu erforschen, wird in [Sugiman und Misumi \(1988\)](#) vorgestellt. Das Experiment eignet sich jedoch nicht zur Kalibrierung des in dieser Arbeit entwickelten Modells. Die Gründe dafür sind:

- Das bestehende Simulationssystem ermöglicht keine direkte sprachliche Kommunikation zwischen Agenten. Diese wird im Experiment vorausgesetzt, da ein Leader hier eine Person direkt instruiert ihm zu folgen.
- Es wird davon ausgegangen, dass sich Leader und Follower nicht verlieren, sobald sie sich einmal gefunden haben. Dies kann in der Simulation nicht sichergestellt werden. Wird eine reale Evakuierung mit vielen Personen betrachtet, so scheint es auch dort unwahrscheinlich, dass diese Bedingung erfüllt werden kann.

Stattdessen wird ein einfaches Experiment konzipiert, das die Kalibrierung des Modells ermöglicht. Es wird im folgenden Abschnitt beschrieben.

Durchführung

In [Sugiman und Misumi \(1988\)](#) wird ermittelt, dass ein Verhältnis von 1:4 zwischen Leadern und Followern ausreichend ist, um alle Personen zum richtigen Ausgang zu führen. Dieses Erkenntnis soll hier genutzt werden, um ein Szenario für die Kalibrierung der globalen Leader zu konstruieren. Es werden vier Agenten und ein globaler Leader in der Mitte eines Gangs positioniert, an dessen Enden sich jeweils ein Ausgang befindet. Alle Agenten kennen nur den Ausgang auf der rechten Seite, würden diesen also ansteuern, wenn sich kein Sicherheitspersonal in ihrem Sichtbereich befindet. Der globale Leader wird auf der linken Seite der Agentenmenge positioniert und steuert den linken Ausgang an. Der Gang ist so lang, dass keiner der Agenten die Ausgänge beim Start des Simulationslaufs direkt sehen kann. Das Szenario ist in [Abbildung 6.1](#) dargestellt.

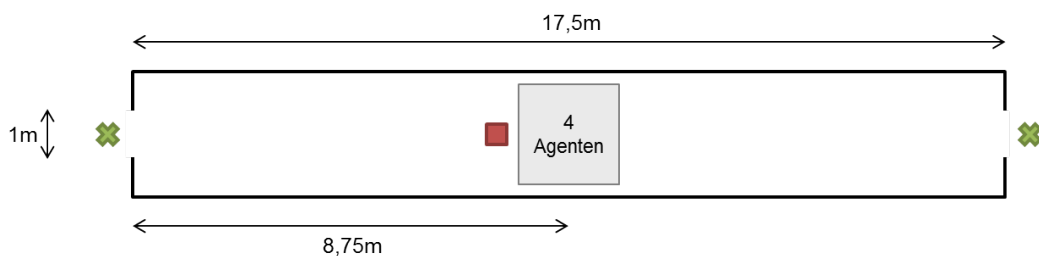


Abbildung 6.1.: Szenario zur Kalibrierung des Modells globaler Leader

Die Geschwindigkeit des Leaders wird mit $1.2\text{--}1.6\text{ m s}^{-1}$ deutlicher höher gewählt, als die der anderen Agenten. Sie erhalten eine Gehgeschwindigkeit im Bereich $0.6\text{--}1.0\text{ m s}^{-1}$ zufällig zugewiesen. Der Sichtradius wird auf 3 m gesetzt, um zu verhindern, dass die Agenten den Leader über eine zu große Distanz sehen können. Gesucht wird nun ein Wert für c_{leader} , bei dem es dem Leader in den meisten Fällen gelingt, alle Agenten zum linken Ausgang zu führen. Bei zu geringen Werten für c_{leader} wird der globale Leader seine Geschwindigkeit zu wenig verringern, so dass die Follower zurückfallen, den Leader aus dem Sichtbereich verlieren und zum Ausgang auf der rechten Seite laufen. Ist der Wert zu hoch, so verringert der Leader seine Geschwindigkeit zu stark, so dass sich die gesamte Menge an Agenten langsamer bewegt als es nötig wäre. Der Wert c_{leader} wird in Schritten von 0.125 im Intervall $[0, 1]$ erhöht. Mit jeder Konfiguration werden 100 Simulationsläufe durchgeführt.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der Simulationsläufe sind in Abbildung 6.2 dargestellt.

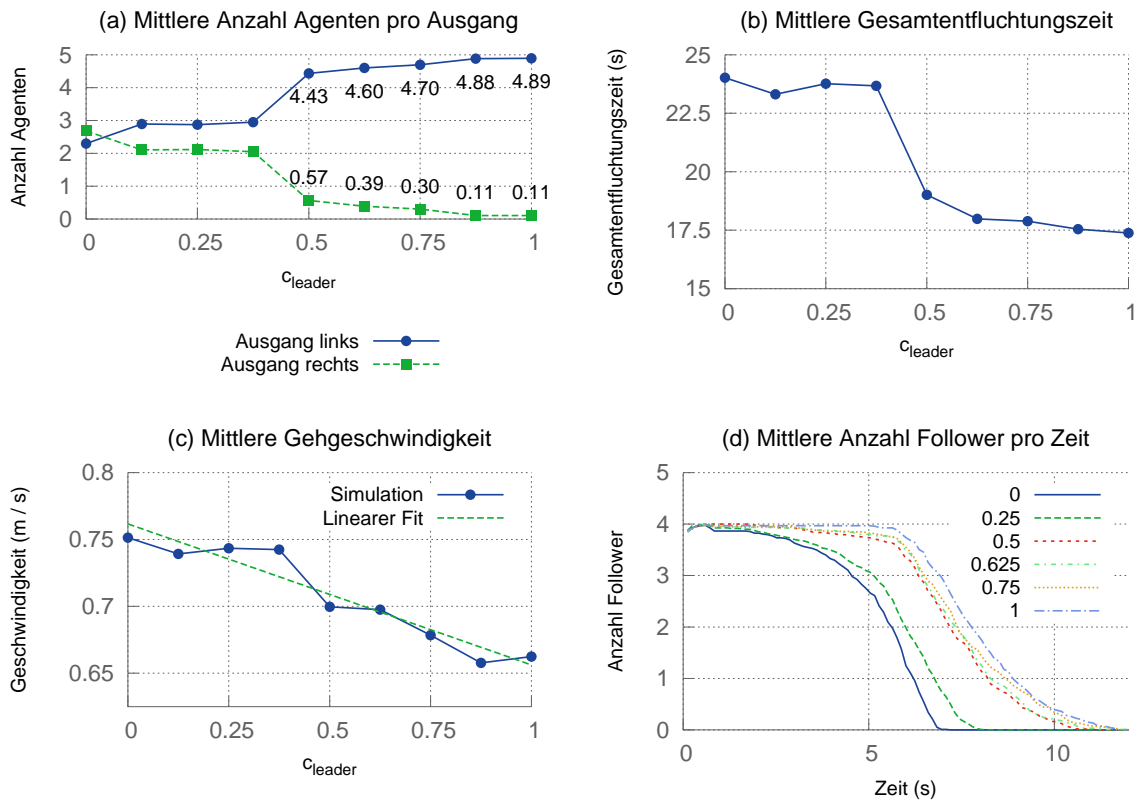


Abbildung 6.2.: Simulationsergebnisse bei unterschiedlichen Werten für c_{leader}

Die Entwicklung der Agentenanzahlen pro Ausgang (Abbildung 6.2 a) verläuft wie erwartet: Mit steigendem Wert für c_{leader} verwendet eine immer größere Zahl an Agenten den linken Ausgang. Es ist zu beachten, dass hier die Durchschnittswerte dargestellt sind, wodurch nicht-ganzzahlige Werte entstehen. Bei Werten von $c_{leader} \leq 0,375$ gelingt es dem Leader kaum, die Follower zum linken Ausgang zu führen. Ab einem Wert von $c_{leader} = 0,5$ ist eine deutliche Steigerung zu beobachten. Ein einzelner Agent verwendet bei diesem Wert jedoch noch in etwa der Hälfte der Fälle den rechten Ausgang. Ab einem Wert von 0,625 gelingt es in mehr als der Hälfte der Fälle, alle Agenten zum linken Ausgang zu führen. In diesem Fall verliert nur in etwa 40 % der Simulationsläufe ein Follower den globalen Leader aus dem Sichtbereich und steuert den rechten Ausgang an.

Bei der Gesamtentfluchtungszeit (Abbildung 6.2 b) ist eine stetige Verringerung bei steigenden Werten für c_{leader} festzustellen. Bei Werten von $c_{leader} \leq 0,375$ verlieren einige Follower den Leader frühzeitig und bewegen sich in Richtung des rechten Ausgangs. Bei Werten ab

0.5 verringert sich die Gesamtentfluchtungszeit ganz deutlich. Grund hierfür ist, dass es dem Leader nun in etwa 40 % der Fälle gelingt, alle Agenten zum linken Ausgang zu führen. In den anderen Fällen folgen die Agenten dem Leader in Richtung des linken Ausgangs, verlieren ihn jedoch auf dem Weg. Daraufhin laufen sie zum rechten Ausgang. Ab einem Wert von 0.625 verringert sich die Zeit nochmals etwas, da es dem Leader nun in den meisten Fällen gelingt, alle Agenten zum linken Ausgang zu führen. Danach tritt kaum noch eine Verbesserung ein.

Die Gehgeschwindigkeit sinkt mit einem steigenden Wert von c_{leader} (Abbildung 6.2 c). Dies liegt daran, dass der Leader stets auf den am weitesten zurückliegenden Follower wartet. Andere Follower, die normalerweise schneller laufen würden, bewegen sich dann ebenfalls mit der Geschwindigkeit des Leaders. Die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit sinkt. Dieser Effekt ist umso stärker, je höher der Wert für c_{leader} gewählt wurde. Bei einem Wert von $c_{\text{leader}} = 0.5$ ist die gemessene durchschnittliche Gehgeschwindigkeit um etwa 7 % geringer als bei einem Simulationslauf, bei dem die Agenten keinem Leader folgen.

Die Entwicklungen der Follower-Anzahlen über die Zeit (Abbildung 6.2 d) zeigen, dass unabhängig des Wertes für c_{leader} anfangs alle Agenten dem Leader folgen. Je größer der Wert, desto längere Zeit folgen die Agenten dem Leader, bei kleineren Werten verlieren die Agenten den sich schneller bewegenden Leader aus dem Sichtbereich und geben die Verfolgung auf. Die Verläufe bei Werten ab 0.5 unterschieden sich nur noch geringfügig.

All diese Erkenntnisse weisen darauf hin, dass ein Wert von $c_{\text{leader}} = 0.625$ einen sinnvollen Kompromiss zwischen der Führungsstärke des Leaders und der Verringerung der Gehgeschwindigkeit darstellt. Zwar gelingt es nicht in allen Simulationsläufen, sämtliche Agenten zum linken Ausgang zu führen, allerdings in etwa 60 % der Fälle. In den anderen Fällen geht ein einzelner Follower auf dem Weg zum linken Ausgang verloren und bewegt sich in Richtung des rechten Ausgangs. Die Gesamtentfluchtungszeit konnte bei einem Wert von $c_{\text{leader}} = 0.625$ deutlich reduziert werden, höhere Werte bringen kaum eine weitere Verbesserung. Auch die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit wurde in einem akzeptablen Maß reduziert. In dieser Arbeit soll von einem eher losen Leader-Konzept ausgegangen werden, daher wird der Verlust einige Follower zugunsten einer nicht allzu stark verringerten Gehgeschwindigkeit in Kauf genommen. Der Wert $c_{\text{leader}} = 0.625$ wird daher in allen folgenden Experimenten als Standardwert verwendet.

6.2. Soziale Gruppen

Mitglieder sozialer Gruppen stellen den Zusammenhalt ihrer Gruppe sicher, indem sie ihre Geschwindigkeiten aufeinander abstimmen. Im Modell ist der Agent, der vorneweg läuft, der lokale Gruppenleader. Er verringert seine Geschwindigkeit in Abhängigkeit der Position des

am weitesten zurückliegenden Gruppenmitglieds. Die Steigung der in Abschnitt 4.3 erläuterten Geschwindigkeitsfunktion kann über einen Koeffizienten c_{group} angepasst werden. Ist dieser Wert zu hoch gewählt, so ist der Gruppenzusammenhalt extrem stark, sodass lokale Leader häufig stehen bleiben und anderen Agenten den Weg versperren. Hier soll ein geeignetes Maß für die Geschwindigkeitsanpassung der lokalen Leader bestimmt werden.

Durchführung

Um dies zu erreichen, wird das aus Abschnitt 2.3.4 bereits bekannte Klassenraum-Szenario mit steigenden Gruppengrößen simuliert und die Ergebnisse mit den Werten aus Köster et al. (2011) verglichen. Für jede Gruppengröße werden unterschiedlich hohe Werte für c_{group} getestet. Es wird ein Wert gesucht, bei dem das Verhalten der Simulation möglichst genau an die realen Werte herankommt. Hierbei müssen allerdings die Erkenntnisse aus der Validierung des zugrunde liegenden Modells aus Abschnitt 2.3.4 berücksichtigt werden. Es wurde festgestellt, dass die Gesamtentfluchtungszeiten in diesem Szenario in der WALK-Simulation etwa 2–3 s über den real beobachteten Werten liegen. Es ist davon auszugehen, dass sich diese Abweichung auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen fortsetzt.

Da die Geschwindigkeitsanpassung neben dem Wert c_{group} auch von der Kohäsion der Gruppe abhängig ist, muss der Kohäsionswert der Gruppen im Experiment für die Kalibrierung geschätzt werden. Da es sich um eine experimentelle Umgebung handelt, in der jeder Proband explizit den Auftrag erhält, mit seiner Gruppe zusammen zu bleiben, ist der Kohäsionswert hoch. Allerdings haben die Gruppenmitglieder nicht den selben Zusammenhalt wie z.B. eine Familie, da sie kein persönliches Interesse in der Erfüllung ihrer Aufgabe sehen und auch keiner Gefahr ausgesetzt sind. Aus diesen Gründen wird ein Kohäsionswert von 80 % angenommen. Der Wert c_{group} wird für Gruppengrößen von eins bis vier in Schritten von 0.125 im Intervall $[0, 1]$ erhöht. Für jede Konfiguration werden 100 Simulationsläufe durchgeführt.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der Simulationsläufe sind in Abbildung 6.3 dargestellt.

Wie erwartet, steigen die Gesamtentfluchtungszeiten mit steigenden Werten für c_{group} an (Abbildung 6.3 a). Je höher der Wert gewählt wird, desto stärker verringern lokale Leader ihre Geschwindigkeit, um auf Gruppenmitglieder zu warten und behindern so andere Agenten bei der Flucht. In der Grafik sind nur die Entwicklungen der Entfluchtungszeiten für Werte $c_{\text{group}} \leq 0.5$ dargestellt, da höhere Werte deutlich zu hohe Verläufe erzeugen.

Neben den Simulationsergebnissen sind hier auch die Ergebnisse des Experiments (blaue Linie) dargestellt. Die von der Simulation vorhergesagten Gesamtentfluchtungszeiten liegen

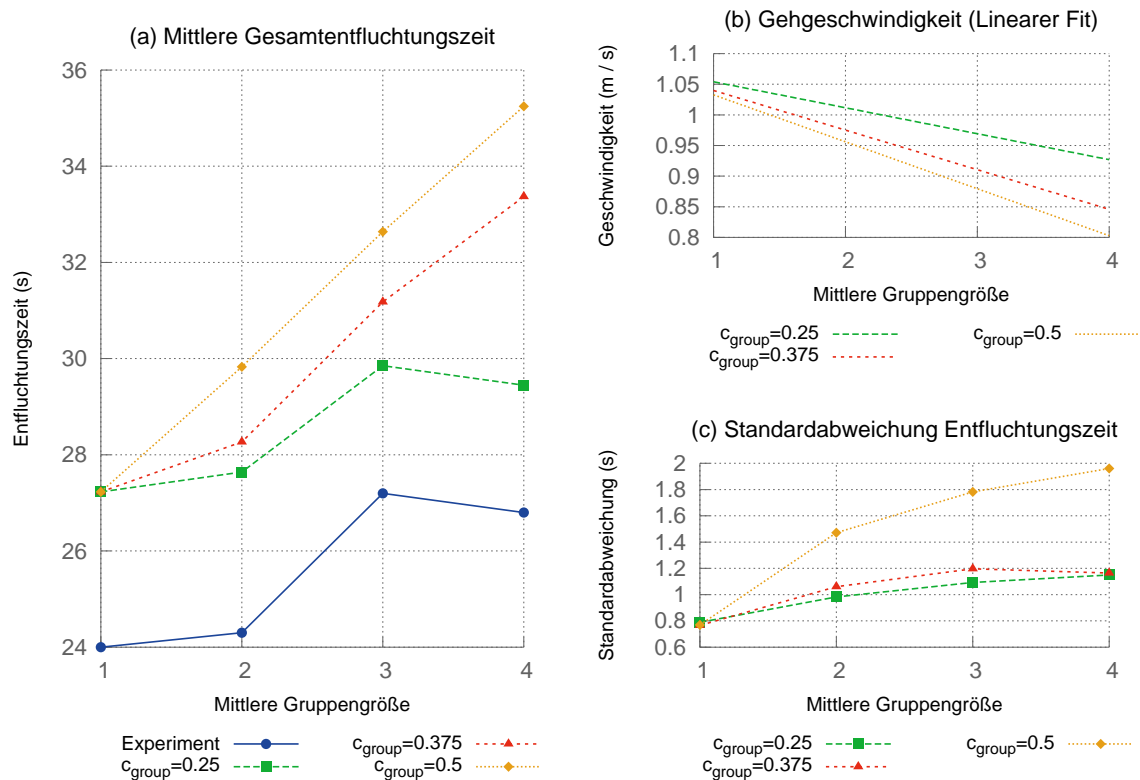


Abbildung 6.3.: Simulationsergebnisse bei unterschiedlichen Werten für c_{group}

stets über den Ergebnissen des Experiments. Dies entspricht der Erwartung, die sich aus den Ergebnissen der Validierung (siehe Abschnitt 2.3.4) ergeben hat. In der Grafik werden die Verläufe für ausgewählte Werte für c_{group} dargestellt. Der Verlauf für $c_{group} = 0.25$ unterschätzt die Entfluchtungszeit bei größeren Gruppen. Der Verlauf der Kurve für $c_{group} = 0.375$ verläuft zunächst parallel zu den Daten des Experiments, lediglich bei Vierergruppen werden zu hohe Werte simuliert. Der Verlauf für Werte $c_{group} \geq 0.5$ ist deutlich zu steil.

Anhand der Steigung der Regressionsgeraden¹ der durchschnittlichen Gehgeschwindigkeiten (Abbildung 6.3 b) kann für $c_{group} = 0.375$ eine Steigung von -0.065 festgestellt werden². In Moussaïd et al. (2010) wurde anhand von empirischen Daten ermittelt, dass die Geschwindigkeitsänderung in Abhängigkeit der Gruppengröße eine Steigung im Bereich von -0.04 (geringe Dichte) und -0.08 (hohe Dichte) besitzt. Der in der Simulation beobachtete Wert liegt genau in diesem Bereich.

Die Standardabweichung ist umso höher, je höher der Wert von c_{group} gewählt wird (Ab-

¹Lineare Regression durchgeführt mit gnuplot (<http://www.gnuplot.info>). Es wird eine Implementierung des Levenberg-Marquardt-Algorithmus verwendet.

²Weitere Steigungen: $c_{group} = 0.25$: -0.042 , $c_{group} = 0.5$: -0.076

bildung 6.3 c). Eine mögliche Erklärung hierfür liegt darin, dass die Gruppenmitglieder bei höheren Werten stärker bemüht sind, sich nicht voneinander zu trennen. Ist der Wert gering, so unterscheidet sich die Simulation nur unwesentlich von einem Simulationslauf ohne Gruppen, da sich die Gruppenmitglieder schnell verlieren. Je höher der Gruppenzusammenhalt und die durchschnittliche Gruppengröße sind, umso mehr vom Zufall bestimmte Einflussgrößen gehen in das Simulationsergebnis ein. Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Gruppe eine andere behindert oder an einer Engstelle aufgehalten wird, steigt. Dadurch treten stärkere statistische Schwankungen auf.

Die Ergebnisse weisen darauf hin, dass ein Wert von $c_{\text{group}} = 0.375$ geeignet ist, um die realen Daten gut anzunähern. Die Steigerung der Entfluchtungszeit und die Verringerung der durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Gruppengröße treffen bei diesem Wert die realen Beobachtungen ausreichend genau. Der Wert wird in allen folgenden Experimenten als Standardwert verwendet.

6.3. Zusammenfassung

In diesem Abschnitt wird die Kalibrierung der Modelle für globale Leader und soziale Gruppen anhand zweier einfacher Szenarien beschrieben. Dabei werden geeignete Werte für die Koeffizienten c_{leader} und c_{group} in den Geschwindigkeitsfunktionen der Agenten bestimmt. Die Kalibrierung ist bei Weitem nicht erschöpfend, allerdings reicht sie aus, um die Plausibilität des Modells zu gewährleisten. Leider stehen nur wenige empirische Daten zur Verfügung, um eine präzise Justierung des Modells vorzunehmen. Im Rahmen dieser Arbeit soll die hier durchgeführte einfache Kalibrierung jedoch genügen. Die ermittelten Ergebnisse werden als Standardwerte in allen folgenden Experimenten verwendet.

Das Modell globaler Leader wird anhand eines einfachen Experiments kalibriert. Hierbei werden Erkenntnisse aus einem realen Experiment aus [Sugiman und Misumi \(1988\)](#) zugrunde gelegt. Für den Wert c_{leader} wird ein geeigneter Wert von 0.625 ermittelt. Dieser stellt einen geeigneten Kompromiss zwischen der Führungsstärke der Leader und der Verringerung ihrer Geschwindigkeit dar. Das Gruppenmodell wird anhand des Klassenraum-Szenarios aus [Köster et al. \(2011\)](#) kalibriert. Hier können die im realen Experiment beobachteten Verläufe qualitativ gut abgebildet werden. Die simulierten Werte für die Gesamtentfluchtungszeit liegen jedoch stets etwas höher als in der Realität. Wie in Abschnitt 2.3.4 gezeigt, tritt diese leichte Abweichung auch bei Simulationsläufen ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen auf. Es erscheint also folgerichtig, dass die Abweichung sich für das Gruppenmodell fortsetzt. Der ermittelte Wert für c_{group} beträgt 0.375. Die resultierenden Verläufe der Geschwindigkeitsfunktionen globaler und lokaler Leader sind in Abbildung 6.4 dargestellt.

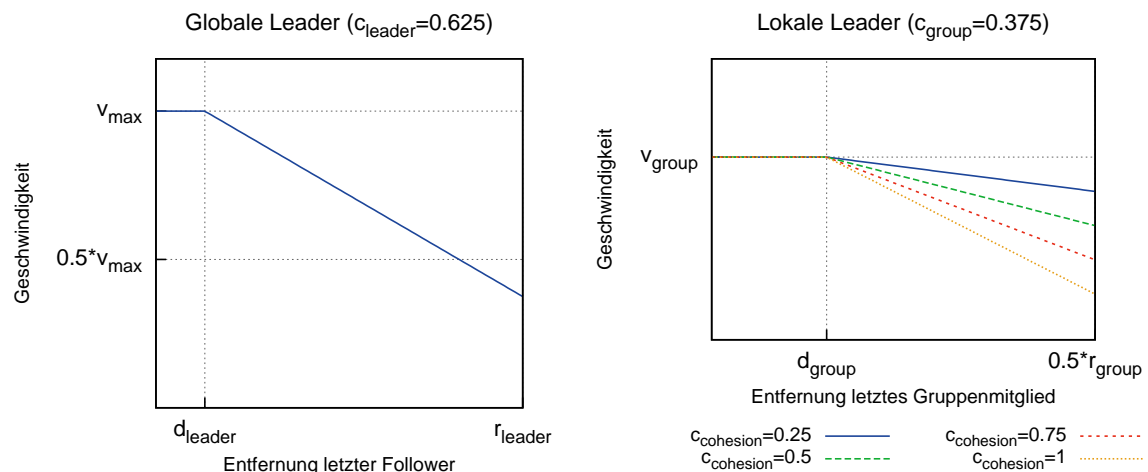


Abbildung 6.4.: Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktionen

Durch die Kalibrierung verringern globale Leader ihre Geschwindigkeit höchstens um etwas mehr als die Hälfte ihrer maximal möglichen Geschwindigkeit. Sie bleiben nicht stehen, um zu warten. Lokale Gruppenleader reduzieren ihre Geschwindigkeit in Abhängigkeit der Kohäsion: Bei der maximal möglichen Kohäsion von 100 % verringern sie ihre Geschwindigkeit auf ein Viertel der Gruppengeschwindigkeit v_{group} . Auch sie bleiben daher niemals stehen. Bei geringeren Kohäsionswerten fällt die Reduzierung der Geschwindigkeit entsprechend weniger stark aus.

Die Geschwindigkeitsanpassung lokaler Leader erscheint zunächst sehr gering. Allerdings bewegen sich lokale Leader maximal mit der Gruppengeschwindigkeit v_{group} und verringern ihre Geschwindigkeit ausgehend von dieser. Sie bewegen sich in den meisten Fällen also von vornherein mit einer Geschwindigkeit, die geringer ist als ihre maximal mögliche. Eine prozentual geringe Reduzierung der Geschwindigkeit kann daher bereits eine deutlich Auswirkung haben. Eine genaue Betrachtung einiger Simulationsläufe zeigt, dass auch höhere Werte von c_{group} als 0.375 zu einem Verhalten führen, das realistisch erscheint. Allerdings liegen die simulierten Entfluchtungszeiten dann deutlich über den im Experiment beobachteten. Auch wenn im weiteren Verlauf dieser Arbeit die hier ermittelten Werte verwendet werden, wäre in Zukunft ein Vergleich der Simulation mit weiteren Experimenten sinnvoll.

7. Experimente

Mit dem in Kapitel 6 kalibrierten Modell werden nun Experimente zur Untersuchung der in Abschnitt 1.1.1 formulierten Hypothesen realisiert. Zunächst wird eine Sensitivitätsanalyse des Modells gegenüber einer Veränderung der fachlichen Parameter *Gruppengröße*, *Kohäsion* und dem *Anteil globaler Leader* durchgeführt. Anschließend werden Experimente ausgeführt, um das Verhalten größerer sozialer Gruppen und das Zusammenspiel zwischen globalen Leadern und sozialen Gruppen zu erforschen.

7.1. Verwendete Szenarien

Für alle in diesem Abschnitt durchgeführten Experimente werden zwei unterschiedliche Szenarien verwendet, die stellvertretend für Standardsituationen in Entfluchtungen zu betrachten sind. Beide sind angelehnt an Testfälle aus der *Richtlinie für mikroskopische Entfluchtungsanalysen* (vgl. Brunner et al. 2009), wurden jedoch teilweise auf die hier vorliegenden Bedürfnisse angepasst. Die Szenarien können im Forschungsfeld der Entfluchtungssimulation als bekannt vorausgesetzt werden und daher die Vergleichbarkeit der in dieser Arbeit präsentierten Ergebnissen mit anderen Arbeiten fördern.

7.1.1. Szenario 1: Eine Menschenmenge verlässt einen großen Raum

Dieses Szenario ist angelehnt an Test 9 aus Brunner et al. (2009). Das Szenario eignet sich hervorragend, um die Auswirkungen der Anzahl von globalen Leadern auf die Entfluchtung zu untersuchen. In einem großen Saal werden 500 Agenten gleichmäßig verteilt. Es existieren vier Ausgänge, Tür 1 bis Tür 4. Eine Skizze des Szenarios ist in Abbildung 7.1 dargestellt.

Um die Auswirkungen globaler Leader zu untersuchen, werden folgende Konfigurationen simuliert:

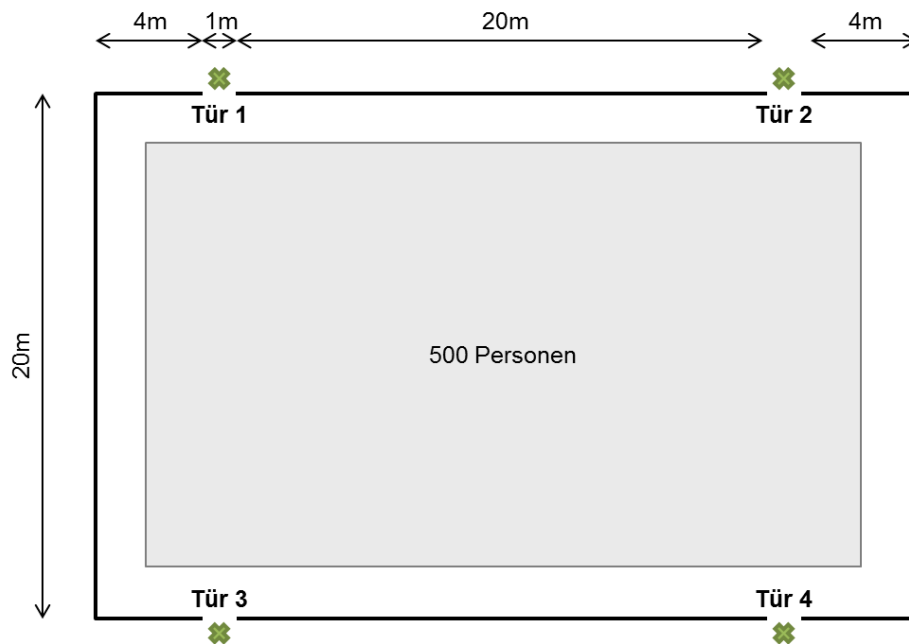


Abbildung 7.1.: Szenario 1: Eine Menschenmenge verlässt einen großen öffentlichen Raum (angelehnt an Brunner et al. 2009)

1. Alle Ausgänge sind theoretisch nutzbar, jedoch wird davon ausgegangen, dass alle Agenten den Raum durch die Türen 3 und 4 betreten haben. Aus diesem Grund steuern alle Agenten, die nicht unmittelbar in der Nähe von Tür 1 oder Tür 2 stehen, einen der beiden unteren Ausgänge an.
2. Es werden zufällig globale Leader über die Menge verteilt, die jeweils den ihnen am dichtesten gelegenen Ausgang kennen. Je nach Anteil globaler Leader wird sich die Anzahl an Agenten vergrößern, die Tür 1 und 2 verwenden.

Zur Untersuchung der Auswirkungen sozialer Gruppen wird nur die erste Konfiguration verwendet, in der die Agenten überwiegend die unteren Ausgänge verwenden. Dieses Szenario wird als *Szenario 1* bezeichnet.

7.1.2. Szenario 2: Auswirkung von Engstellen

Dieses Szenario ist angelehnt an Test 12 aus Brunner et al. (2009). Es werden 90 Agenten in einem Raum positioniert, der durch einen schmalen Gang mit einem weiteren Raum verbunden ist. Der Test sieht vor, dass sich vor der Engstelle zwischen dem ersten und zweiten Raum ein Stau bildet, vor dem Ausgang im zweiten Raum nicht. Da die Engstelle und der Ausgang die gleiche Breite besitzen und die Agenten die Engstelle mit einer konstanten

Flussrate durchqueren, ist es ausgeschlossen, dass sich am Ausgang ein Stau bildet. Das Szenario ist in [Abbildung 7.2](#) skizziert.

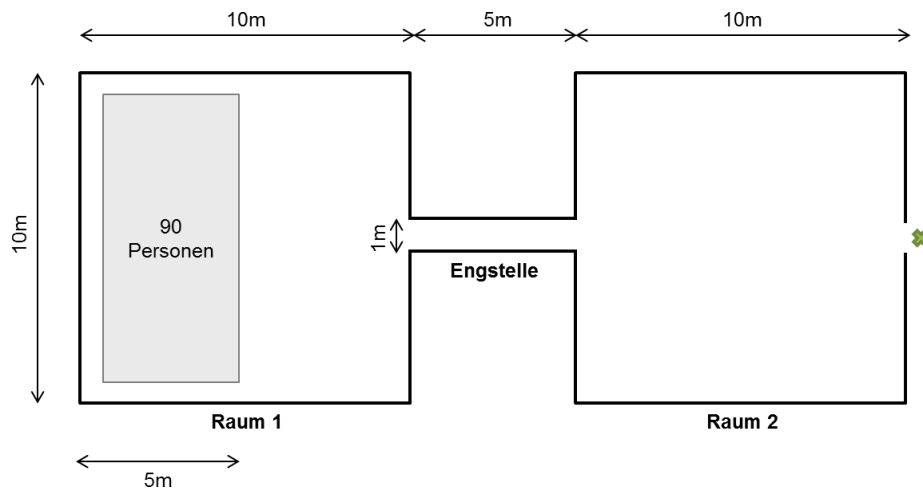


Abbildung 7.2.: Szenario 2: Auswirkung von Engstellen (angelehnt an [Brunner et al. 2009](#))

Da sich der Einfluss sozialer Gruppen auf die Evakuierung besonders an Engstellen bemerkbar macht, eignet sich dieses Szenario gut zur Untersuchung der Auswirkungen unterschiedlicher durchschnittlicher Gruppengrößen und Kohäsionswerte. Verschiedene Anteile an globalen Leaders werden in diesem Szenario hingegen kaum einen Effekt haben. Aus diesem Grund und um den Umfang dieser Arbeit nicht unnötig auszudehnen wird auf die Durchführung von Experimenten mit globalen Leaders in diesem Szenario verzichtet. Das Szenario wird *Szenario 2* genannt.

7.2. Sensitivitätsanalyse

Es wird die Sensitivität des Modells gegenüber Änderungen der fachlichen Eingangsparameter untersucht. Unter der Annahme, dass das Modell die Realität hinreichend genau abbildet, können so Vermutungen über die Realität angestellt werden. Hierzu wird innerhalb des selben Szenarios stets nur ein Eingangsparameter variiert und der Effekt auf die Simulationsergebnisse beobachtet.

Zur Untersuchung der Auswirkungen unterschiedlicher Anteile von globalen Leaders auf die Evakuierung wird der prozentuale Anteil der Leader an der Gesamtmenge der Agenten variiert. Es ist zu erwarten, dass dieser einen Einfluss auf die Nutzung der vorhandenen Ausgänge und damit auf die Evakuierungseffizienz hat. Zur Untersuchung des Einflusses sozialer

Gruppen auf den Verlauf der Entfluchtung wird die Gruppengröße und die Kohäsion variiert. Vermutlich wird die Evakuierungseffizienz mit steigender Gruppengröße und -kohäsion verringert.

7.2.1. Anteil globaler Leader

In Hypothese 1 (siehe Abschnitt 1.1.1) wird die Annahme formuliert, dass sich die Evakuierungseffizienz beim Einsatz globaler Leader erhöht. Der Anteil globaler Leader an der Menge kann einen Effekt auf die Nutzung der vorhandenen Ausgänge haben. In Szenarien mit nur einem Ausgang haben Leader vermutlich keinen positiven Effekt oder Verringern die Evakuierungseffizienz sogar, da sie zur Bildung von Agentengruppen beitragen. In Szenarien mit mehreren Ausgängen, von denen einige nur wenig genutzt werden, wird der Einsatz globaler Leader einen deutlichen positiven Effekt haben. In Hypothese 2 (siehe Abschnitt 1.1.1) wird vermutet, dass ein Optimum für die Anzahl globaler Leader existiert. Diese beiden Hypothesen sollen in diesem Experiment untersucht werden.

Durchführung

Um die Auswirkung unterschiedlicher Anteile an globalen Leadern auf die Evakuierung zu untersuchen wird das im vorhergehenden Abschnitt vorgestellte *Szenario 1* verwendet. Es werden insgesamt 500 Agenten erzeugt, welche zu jeweils 50 % den Ausgangs unten links und unten rechts verwenden. Lediglich Agenten, die eine Startposition in der unmittelbaren Nähe einer der oberen Ausgänge besitzen und diesen direkt sehen können, verlassen dem Raum durch einen der oberen Ausgänge. Die Gehgeschwindigkeiten werden im Bereich $1.2\text{--}1.6\text{ m s}^{-1}$ zufällig verteilt.

Untersucht werden Leader-Anteile von 0, 1, 2, 5, 7.5, 10, 20 und 30 %. Höhere Anteile an Leadern werden nicht betrachtet, da ein solch hoher Anteil an Leadern in der Realität äußerst unwahrscheinlich ist. Jeder globale Leader erhält beim Simulationsstart den ihm am dichtesten gelegenen Ausgang als Zielposition. Da davon auszugehen ist, dass auch die Positionierung der globalen Leader einen Einfluss auf das Ergebnis hat, werden sie zufällig über den Raum verteilt. Auf diese Weise wird bei einer ausreichenden Anzahl an Simulationsläufen der Effekt der Startpositionen der globalen Leader neutralisiert und nur die Auswirkung ihrer Anzahl betrachtet.

Eine Reihe von Tests hat gezeigt, dass das Warten globaler Leader vor Ausgängen zu Problemen führen kann. Besonders bei hohen Leader-Anteilen versperren die Leader häufig den Weg für nachfolgende Agenten. Aus diesem Grund wird das Warten der Leader vor Ausgängen für alle folgenden Experimente deaktiviert. Es werden für jede Konfiguration 100 Simulationsläufe durchgeführt.

Erwartungen

Um die Erwartungen besser mit den Simulationsergebnissen vergleichen zu können, werden hier die erwarteten Auswirkungen unterschiedlicher Anteile an globalen Leadern auf die erhobenen Kennzahlen beschrieben. Die erwarteten Auswirkungen sind:

- **Gesamtentfluchtungszeit:** Es ist zu vermuten, dass die Gesamtentfluchtungszeit sich mit steigender Leader-Anzahl verringert, da die vorhandenen Ausgänge gleichmäßiger genutzt und damit Stauungen reduziert werden. Dieser Effekt wird bis zu einem bestimmten Anteil an globalen Leadern stärker, danach wird die Entfluchtungszeit entweder gleich bleiben oder sogar wieder schlechter werden, da die globalen Leader möglicherweise den Weg versperren oder sich gegenseitig behindern.
- **Anzahl Personen pro Ausgang:** Die Anzahl der Agenten pro Ausgang wird sich deutlich verändern, da die beiden oberen Ausgänge ohne den Einsatz globaler Leader kaum genutzt werden. Vermutlich wird die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge bei steigendem Anteil von globalen Leadern gegen eine Gleichverteilung konvergieren. Ab einem bestimmten Leader-Anteil wird die optimale Verteilung erreicht, welche sich bei höheren Anteilen nur noch unwesentlich verändert. Im Idealfall wäre das erzielte Ergebnis eine Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge. Es wäre jedoch auch denkbar, dass es nicht gelingt, eine exakte Gleichverteilung zu erzielen, da die Agenten zunächst in Richtung der ihnen bekannten Ausgänge laufen. In diesem Fall würden die unteren Ausgänge stets etwas stärker genutzt werden.
- **Anzahl an Ausgangswechseln:** Je mehr Leader vorhanden sind, desto mehr Agenten werden von ihnen zu Ausgängen geführt. Allerdings werden die Leader zufällig über den Raum verteilt, etwa die Hälfte der Leader steuert also einen der unteren Ausgänge an. Die Zahl der Ausgangswechsel steigt nur dann, wenn ein Agent einem globalen Leader folgt, der einen der oberen Ausgänge ansteuert.

Besonders interessant sind hierbei alle Agenten, die sich in der Mitte des Raumes (also genau in der Mitte zwischen einem der oberen und unteren Ausgänge) befinden: Das Ziel, einem globalen Leader zu folgen, ist höher priorisiert als das Ziel, sich zu dem ursprünglich gewählten Ausgang zu bewegen. Sind nur wenige Leader vorhanden, so sind diese weit voneinander entfernt. Daher gelingt es häufig auch Leadern aus der oberen Raumhälfte, Agenten aus der Mitte und sogar der unteren Raumhälfte zu einem der oberen Ausgänge zu führen. So steigt die Zahl der Ausgangswechsel. Werden mehr Leader eingesetzt, so sind diese dichter zusammen. Da die Agenten den ihnen am dichtesten gelegenen Leader auswählen, wird die Agentenmenge in der Mitte des Raumes stärker getrennt: Ein Agent, der sich eher in der unteren Hälfte des Raumes befindet, folgt eher einem Leader, der sich ebenfalls in der unteren Hälfte des Raumes befindet. Dasselbe gilt für die obere Hälfte. Die Zahl der Ausgangswchsel

verringert sich dadurch wieder etwas. Insgesamt ist also zu erwarten, dass die Zahl der Ausgangswechsel bis zu einem bestimmten Leader-Anteil ansteigt und danach wieder fällt.

- **Anzahl an Followern pro Zeitschritt:** Die Gesamtanzahl an Agenten, die einem globalen Leader folgen, wird bei einem höheren Anteil an Leadern steigen. Ab einem bestimmten Anteil wird jeder der Agenten zeitweise einem der Leader folgen. Sieht ein Agent einen Ausgang vor sich, so steuert er diesen an und folgt dem Leader nicht mehr. Ist die Zahl der Leader zu gering, so folgen ihnen nur wenige Agenten und geben die Verfolgung schnell wieder auf. Bei einer zu großen Zahl an Leadern folgen Agenten möglicherweise eine längere Zeit einem Leader, als notwendig.
- **Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit:** Durch eine gleichmäßigere Verteilung der Agenten auf die Ausgänge treten weniger Stauungen auf und die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit erhöht sich. Allerdings laufen Follower, die sich normalerweise schneller bewegen würden, hinter den Leadern her und verringern dabei ihre Geschwindigkeit. Dies betrifft vor allem die Follower, die sich bereits dicht hinter den globalen Leadern befinden, da der globale Leader stets auf die am weitesten zurückliegenden Follower wartet. Insgesamt wird die Gehgeschwindigkeit vermutlich bis zu einem bestimmten Anteil an Leadern ansteigen und danach wieder fallen, da die Agenten durch die globalen Leader abgebremst werden.

Ergebnisse

In Abbildung 7.3 sind die Ergebnisse der Simulation zu sehen. Die Gesamtentfluchtungszeit ist in Abbildung 7.3 (a) dargestellt. Es ist erkennbar, dass sie sich bei einem steigendem Anteil an Leadern bis zu einem Anteil von 7.5 % deutlich verringert. Sie konnte um etwa 30 % gesenkt werden. Bei höheren Anteilen steigt die Gesamtentfluchtungszeit wieder an. Dies liegt daran, dass zunächst die Vorteile der gleichmäßigeren Verteilung der Agenten auf die Ausgänge überwiegen. Sind höhere Anzahlen von globalen Leadern vorhanden, so folgt jeder Agent einem Leader. Die Leader verringern ihre Geschwindigkeit in Abhängigkeit der Position des am weitesten zurückliegenden Followers im Sichtbereich. Dadurch werden alle Agenten ausgebremst und die Evakuierung verzögert sich.

Die Anzahl der Agenten, die ihre ursprüngliche Wahl des Ausgangs ändern ist in Abbildung 7.3 (b) visualisiert. Sie erreicht bei 5 % Leader-Anteil ihr Maximum. Zunächst erscheint es verwunderlich, dass bei diesem Leader-Anteil mehr als die Hälfte der Agenten (ca. 280 von 500 Agenten) ihre Ausgangswahl geändert hat, dies ist jedoch einfach zu erklären: Den Agenten wurde zufällig mit jeweils 50 % Wahrscheinlichkeit einer der beiden unteren Ausgänge als Zielpunkt zugeordnet. Das Vorhandensein von globalen Leadern führt auch zu

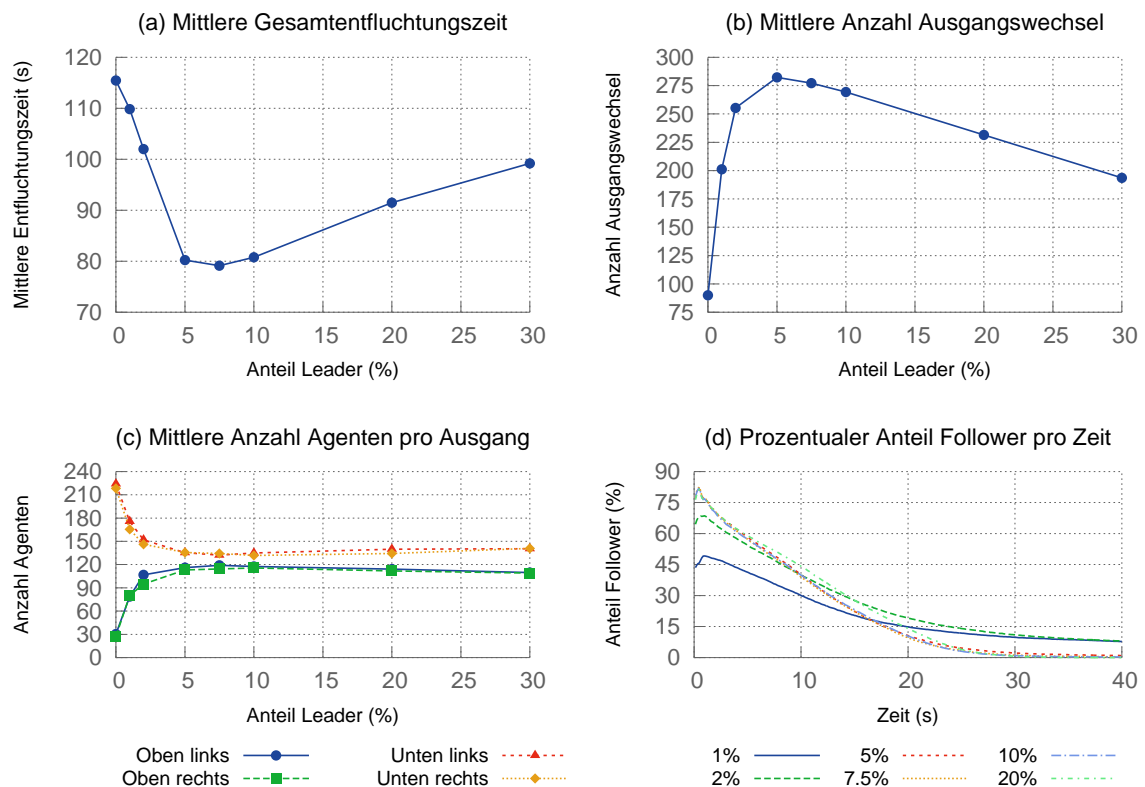


Abbildung 7.3.: Simulationsergebnisse für unterschiedliche Leader-Anteile in Szenario 1

Ausgangswechseln zwischen den beiden unteren Ausgängen. Dadurch ist die Zahl der Ausgangswchsel größer als die Hälfte der Anzahl der Agenten, auch wenn nicht die Hälfte der Agenten einen der oberen Ausgänge nutzt.

Die Zahl der Ausgangswchsel sinkt bei höheren Leader-Anteilen wieder. Die Agentenmenge wird durch eine größere Zahl an Leadern immer gleichmäßiger auf die vorhandenen Ausgänge aufgeteilt. Gedanklich lässt sich der Raum in vier Areale aufteilen, wobei jedes Areal die Agenten enthält, die jeweils einen der vier Ausgänge ansteuern. Agenten in der unteren Hälfte des Raumes verwenden dann stets einen der unteren Ausgänge. Dies erklärt, wieso die Zahl der Ausgangswchsel wieder sinkt.

Die in Abbildung 7.3 (c) dargestellte Anzahl der Agenten pro Ausgang verändert sich deutlich in Richtung einer Gleichverteilung. Hier wird bei einem Anteil von 7.5–10% ein Optimum, also die gleichmäßigste Verteilung der Agenten auf die Ausgänge, erreicht. Die beiden unteren Ausgänge werden hierbei von jeweils etwa 130 Agenten, die oberen Ausgänge von jeweils etwa 120 Agenten genutzt. Die Standardabweichung liegt bei etwa 15 Agenten. Es wird keine exakte Gleichverteilung erreicht. Dies liegt vermutlich daran, dass die Agenten zunächst einen der unteren Ausgänge als Ziel verwenden und daher bei Simulationsbeginn

eine entsprechenden Bewegungsrichtung besitzen. Die Wahrscheinlichkeit, einen Leader in der unteren Raumhälfte wahrzunehmen, ist dadurch etwas höher als die Wahrscheinlichkeit, einem Leader aus der oberen Raumhälfte zu folgen. Dieser Effekt verstärkt sich bei steigenden Leader-Anzahlen.

Der prozentuale Anteil der Follower über die Zeit ist in Abbildung 7.3 (d) zu sehen. Es ist zu erkennen, dass bei geringen Leader-Anteilen von 1–2% etwas mehr als die Hälfte der Agenten anfangs einem Leader folgt. Der Anteil sinkt nur langsam, da die Agenten sich zunächst auf die wenigen Leader zu bewegen und ihnen dann zu Ausgängen folgen. Die Zeit, die sie mit der Verfolgung der Leader verbringen, kann dadurch lang sein. Bei einem Leader-Anteil von 7.5–10% folgt eine hohe Anzahl an Agenten direkt von Beginn der Evakuierung an einem globalen Leader. Die ersten Sekunden eines Simulationslaufes sind in Abbildung 7.4 zu sehen.

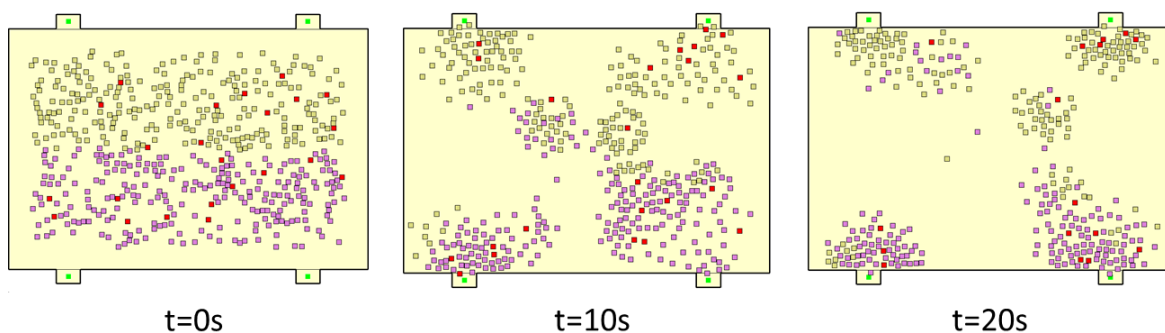


Abbildung 7.4.: Verlauf eines Simulationslaufes mit 7.5% Leader-Anteil in Szenario 1

Bei höheren prozentualen Leader-Anteilen als 5% fällt die Zahl der Follower über die Zeit zügig, da die Agenten schneller zu den jeweiligen Ausgängen geführt werden als bei geringeren Leader-Anteilen. Sie geben die Verfolgung dabei nach kurzer Zeit auf und bewegen sich direkt zu einem Ausgang. Der qualitative Verlauf der Kurven für höhere Leader-Anteile als 5% verändert sich kaum. Lediglich bei Anteilen ab 20% sinkt die Zahl der Follower erkennbar langsamer.

Abbildung 7.5 zeigt weitere Ergebnisse der Simulationsläufe. Die mittleren Gehgeschwindigkeiten sind in Abbildung 7.5 (a) dargestellt. Sie erreichen ihr Maximum bei einem Leader-Anteil von 2%. Dies wird durch zwei Effekte verursacht: Die Agenten sammeln sich zunächst um die Leader, wodurch sie sich eine Zeit lang frei bewegen können und dadurch erst später in eine Stauung geraten. Außerdem gelingt es einigen Agenten nicht, ihrem gewählten globalen Leader bis zu einem Ausgang zu folgen, woraufhin sie zu ihrem ursprünglich gewählten Ausgang zurücklaufen. Der Zeitanteil, in dem sich die Agenten ungehindert bewegen können, ist dabei besonders hoch. Schon ab einem Leader-Anteil von 5% wird eine sehr

gleichmäßige Verteilung der Agenten auf die Ausgänge erzielt. Auch hier kommt der positive Effekt durch die Sammlung der Agenten um die Leader zu tragen, die Agenten geraten jedoch schneller zu einem Ausgang und so zu einer Stauung. Ein lokales Maximum ist außerdem bei 7.5 % Leader-Anteil erkennbar. Bei höheren Leader-Anteilen verringert sich die Geschwindigkeit, da alle Agenten ihre Geschwindigkeiten denen der Leader anpassen.

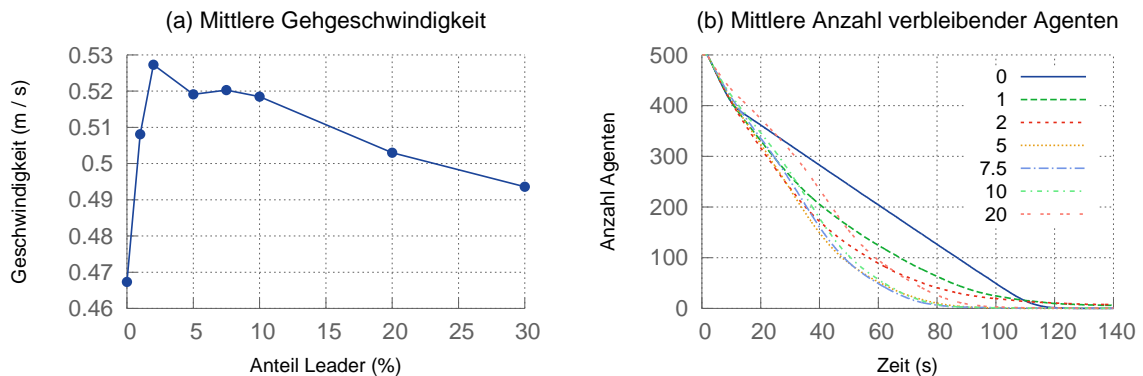


Abbildung 7.5.: Weitere Simulationsergebnisse für unterschiedliche Leader-Anteile in Szenario 1

In Abbildung 7.5 (b) ist die Anzahl an verbleibenden Agenten in der Simulation zu sehen. Es ist ersichtlich, dass bei Simulationsläufen mit 0 % Leader-Anteil die Rate, mit der die Agenten den Raum verlassen, nahezu konstant ist. Dies ist damit zu begründen, dass sich Stauungen vor den Ausgängen bilden und die Agenten die Ausgänge mit einer konstanten Rate durchqueren können. Bei steigenden Leader-Anteilen bis 10 % gelingt es einer großen Anzahl von Agenten zügiger, den Raum zu verlassen. Ab Anteilen von 20 % fällt die Kurve wieder etwas langsamer. Dies hängt mit den bereits erläuterten Veränderungen der Gehgeschwindigkeiten zusammen.

Zusammenfassung

Es konnte gezeigt werden, dass der Einsatz globaler Leader in einem Szenario mit mehreren Ausgängen die Evakuierung deutlich effizienter macht. Durch die Führung der globalen Leader wurde nahezu eine Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge erreicht. Die optimale Anzahl an Leadern liegt bei etwa 7.5 %, bei höheren Anteil treten keine weiteren positiven Effekte auf. Bei diesem Leader-Anteil konnte im simulierten Szenario die Gesamtentfluchtungszeit um etwa 30 % gesenkt werden. Der ermittelte optimale Leader-Anteil liegt dicht an den in [Pelechano und Badler \(2006\)](#) und [Zia und Riener \(2011\)](#) ermittelten Werten. Hier liegt der optimale Leader-Anteil bei etwa 10 %. Die Hypothesen 1 und 2 (siehe Abschnitt 1.1.1) haben sich also als korrekt herausgestellt.

7.2.2. Durchschnittliche Gruppengröße

In Hypothese 3 (siehe Abschnitt 1.1.1) wird die Erwartung formuliert, dass sich die Evakuierungseffizienz mit steigenden durchschnittlichen Gruppengrößen verringert. Mitglieder sozialer Gruppen haben die Tendenz, sich geschlossen zu einem Ausgang zu bewegen. Aus diesem Grund passen die Mitglieder einer Gruppe ihre Gehgeschwindigkeiten aufeinander an und behindern dabei möglicherweise andere Agenten. Je größer eine Gruppe ist, desto stärker tritt dieser Effekt auf. An Engstellen kommt es dadurch zu stärkeren Stauungen als bei einzelnen Individuen, die sich vollständig unabhängig von anderen bewegen.

Durchführung

Um die Auswirkung verschiedener Gruppengrößen auf das Simulationsergebnis zu untersuchen, werden *Szenario 1* und *Szenario 2* verwendet. Da Gruppen mit mehr als vier Personen kaum auftreten (vgl. Aveni 1977; James 1953), werden Gruppengrößen von eins bis vier simuliert. Es wird bei allen Simulationsläufen ein relativ hoher Kohäsionswert von 0.8 angenommen. In *Szenario 1* wird allen Agenten mit einer Wahrscheinlichkeit von jeweils 50 % zufällig einer der unteren Ausgänge als Zielposition zugewiesen. Die Gehgeschwindigkeiten werden im Bereich $1.2\text{--}1.6\text{ m s}^{-1}$ verteilt.

Der Einfachheit halber werden, soweit möglich, nur Gruppen gleicher Größe erzeugt. Dadurch wird der Effekt, den unterschiedliche durchschnittliche Gruppengrößen verursachen, am deutlichsten sichtbar. Werden statistische Verteilungen von Gruppengrößen verwendet, so kann dies zu weiteren Effekten führen, die an dieser Stelle nicht berücksichtigt werden sollen.

Erwartungen

In diesen Simulationsläufen werden andere Kennzahlen erhoben als bei der Untersuchung globaler Leader. Bezogen auf die zu erhebenden Kennzahlen lauten die Erwartungen:

- **Gesamtentfluchtungszeit:** Es ist davon auszugehen, dass die Gesamtentfluchtungszeit bei höheren durchschnittlichen Gruppengrößen steigt. Dies wird bereits in anderen Arbeiten (z.B. Köster et al. 2011; Moussaïd et al. 2010) gezeigt. Eine Unterscheidung verschiedener Fälle, z.B. bezogen auf die Anzahl der Ausgänge, wird dort jedoch nicht getroffen. Es gibt Grund zur Annahme, dass die Auswirkungen größerer Gruppen in *Szenario 2* deutlicher zu erkennen sind als in *Szenario 1*, da alle Personen eine einzige Engstelle passieren müssen. Die Gruppen behindern sich dabei vermutlich gegenseitig stärker als in *Szenario 1*, in dem sich die Agenten auf vier Ausgänge verteilen.

- **Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit:** Es wird bereits empirisch ermittelt, dass die Gehgeschwindigkeit von Gruppenmitgliedern mit steigender Gruppengröße nahezu linear abnimmt (vgl. [Moussaïd et al. 2010](#); [Klüpfel et al. 2005](#)). In den meisten Arbeiten werden die Gehgeschwindigkeiten jedoch scheinbar in Situationen gemessen, in denen keine Stauungen durch Engstellen auftreten. Es ist zu erwarten, dass die Gehgeschwindigkeit auch in den simulierten Szenarien mit steigender Gruppengröße linear sinkt. Allerdings können sich die Agenten in beiden Szenarien kaum mit ihrer ungehinderten Gehgeschwindigkeit bewegen, da sie einen großen Zeitanteil eines Simulationslaufs in Stauungen warten. Dies wird den Effekt verringern.
- **Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt:** Dieser Wert wird mit steigender Gruppengröße vermutlich ansteigen. Einer größeren Gruppe gelingt es schwerer als einer kleinen, zusammen zu bleiben. Dadurch sind die Gruppenmitglieder im Durchschnitt weiter von der Gruppenmitte entfernt. Auch hier wird der Effekt vermutlich in Szenario 2 stärker ersichtlich sein, da möglicherweise Gruppen in der Engstelle getrennt werden. In Szenario 1 werden Gruppen auf dem Weg zu einem Ausgang nur durch andere Agenten, nicht aber durch feste Hindernisse aufgehalten, daher gelingt es ihnen besser, dicht zusammen zu bleiben.
- **Flussrate:** Es ist zu erwarten, dass es Gruppen schwerer gelingt, Engstellen zu durchqueren, als einzelnen Individuen. Dieser Effekt wird in der Engstelle in Szenario 2 deutlich sichtbar werden. Es erscheint konsequent, dass auch die Flussrate verringert wird, wenn die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit sinkt. Allerdings wird in [Qiu und Hu \(2010\)](#) gezeigt, dass Gruppen die Flussrate in bestimmten Situationen auch erhöhen können. So wäre es auch möglich, dass der Fluss an der Engstelle bis zu einer bestimmten Gruppengröße ansteigt und danach wieder sinkt. In dem genannten Artikel wird allerdings nicht exakt beschrieben, wie das Ergebnis erzielt wird. Daher erscheint es zunächst wahrscheinlicher, dass die Flussrate durch größere durchschnittliche Gruppengrößen gesenkt wird.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der Simulationsläufe für Szenario 1 sind in [7.6](#) dargestellt. [Abbildung 7.6 \(a\)](#) zeigt die Gesamtentfluchtungszeit gegenüber der mittleren Gruppengröße. Sie erhöht sich mit steigender durchschnittlicher Gruppengröße nahezu linear. Die Steigerung pro Gruppengröße beträgt etwa 5 s. Eine genaue Betrachtung der Werte zeigt, dass die Erhöhung bei höheren Durchschnittlichen Gruppengrößen immer geringer wird¹. Die Erhöhung der Gesamtentfluchtungszeit liegt im Mittel bei etwa 4 % bei der Erhöhung der Gruppengröße.

¹Exakte Werte: N=1 → 115.3 s, N=2 → 121.1 s, N=3 → 126 s, N=4 → 130.1 s

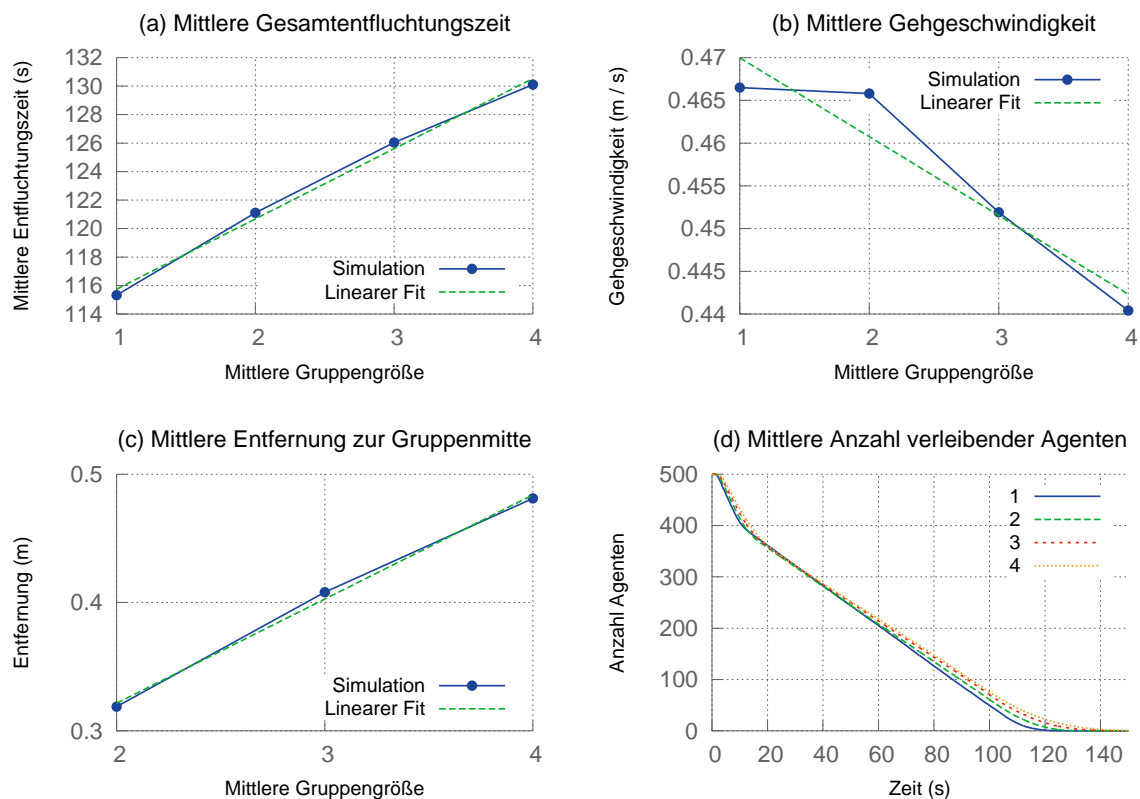


Abbildung 7.6.: Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 1–4 in Szenario 1

Die Verringerung der durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Gruppengröße wird in Abbildung 7.6 (b) gezeigt. Sie fällt in diesem Szenario gering aus. Die lineare Näherung besitzt eine Steigung von knapp -0.01 und liegt damit deutlich niedriger als die in [Moussaïd et al. \(2010\)](#) ermittelten Änderungsraten im Bereich von -0.04 bis -0.08 . Letztere wird jedoch nicht im Rahmen einer Entfluchtung mit starken Stauungen ermittelt, sondern auf öffentlichen Plätzen. Dort können sich die Personen nahezu ungehindert bewegen und passen ihre Geschwindigkeit daher stärker ihren Gruppenmitgliedern an. In dem hier simulierten Szenario können sich die Agenten nur einen geringen Anteil der Zeit frei bewegen, da schnell Stauungen auftreten und sie warten müssen. Es ist also plausibel, dass sich die Gehgeschwindigkeiten in diesem Fall bei steigenden Gruppengrößen nur wenig verringern.

Abbildung 7.6 (c) zeigt die mittlere Entfernung der Agenten zur Gruppenmitte. Sie erhöht sich mit steigender durchschnittlicher Gruppengröße. Einer größeren Gruppe gelingt es schwerer, in einer vorgegebenen Distanz zusammen zu bleiben. Die angestrebte maximale Distanz von 0.75 m zwischen den Gruppenmitgliedern wird bei Zweiergruppen eingehalten, bei Dreier- und Vierergruppen ist die durchschnittliche Distanz höher. Es ist zu beachten, dass hier die durchschnittliche Distanz zur Gruppenmitte gemessen wurde. Diese ist nur etwa halb so

groß, wie der Abstand zwischen den Agenten. Insgesamt ist der durchschnittliche Abstand zwischen den Gruppenmitgliedern im Schnitt in diesem Szenario gering. Dies liegt vermutlich daran, dass sich die Gruppen relativ ungehindert auf die Ausgänge zu bewegen und dort geschlossen in einer Stauung warten. Ihr Abstand ist währenddessen minimal.

Die Zahl der in der Simulation verbleibenden Agenten wird in Abbildung 7.6 (d) visualisiert. Zunächst können einige Agenten ungehindert einen Ausgang erreichen, die Zahl der Agenten sinkt dadurch am Anfang der Entfluchtung schnell. Danach, etwa bei einer Simulationszeit von 10 s, entstehen Stauungen an den Ausgängen. Da die Agenten die Ausgänge mit einer konstanten Rate von etwa 1.0 Pers./s durchqueren, sinkt die Zahl der in der Simulation verbleibenden Agenten fast linear. Der Verlauf der Kurven ist bei allen Gruppengrößen ähnlich, bei größeren Gruppen ist die Steigung etwas flacher. Dies zeigt, dass sich die größeren Gruppen stärker behindern und schwerer durch die Ausgänge gelangen. Grundsätzlich zeigen die Verläufe jedoch, dass das Verhalten sich in diesem Szenario bei unterschiedlichen Gruppengrößen nur unwesentlich unterscheidet.

Die Ergebnisse der Simulationsläufe für Szenario 2 sind in 7.7 dargestellt. Das beobachtete Verhalten ist ähnlich zu dem in Szenario 1 aufgetretenen. Die Gesamtentfluchtungszeit ist in Abbildung 7.7 (a) zu sehen. Sie erhöht sich in diesem Szenario pro Erhöhung der Gruppengröße im Schnitt um 8.6 s. Dies entspricht etwa einer Steigerung von 10 % pro Gruppengröße. Der Effekt ist also, wie vermutet, weitaus stärker als in Szenario 1, da alle Agenten eine Engstelle durchqueren müssen. Genau wie in Szenario 1 ist auch hier zu beobachten, dass die Erhöhung der Entfluchtungszeit geringer ausfällt, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. So unterscheiden sich die Zeiten für Zweier- und Dreiergruppen um etwa 9 s, die Zeiten von Dreier- und Vierergruppen jedoch nur um etwa 4.6 s.

Abbildung 7.7 (b) zeigt die Verringerung der durchschnittlichen Gehgeschwindigkeiten in Abhängigkeit der Gruppengröße. Sie fällt wesentlich deutlicher aus als in Szenario 1. Die mittlere Steigung beträgt -0.047. Sie liegt damit in dem in [Moussaïd et al. \(2010\)](#) empirisch ermittelten Bereich. Grund hierfür ist, dass in diesem Szenario nach der Durchquerung der Engstelle eine Strecke existiert, auf der sich die Agenten relativ ungehindert bewegen können. Hier fällt es im Vergleich zu Szenario 1 stärker ins Gewicht, dass Gruppenmitglieder ihre Geschwindigkeiten anpassen und aufeinander warten. Analog zu den Änderungsraten der Gesamtentfluchtungszeit wird die Verringerung der Gehgeschwindigkeiten bei höheren durchschnittlichen Gruppengrößen immer geringer.

Die Erhöhung des mittleren Abstands zur Gruppenmitte ist in Abbildung 7.7 (c) dargestellt. Auch sie fällt in diesem Szenario stärker aus als in Szenario 1. Den Gruppenmitgliedern gelingt es bereits bei Zweiergruppen nicht mehr, die angestrebten maximale Distanz von 0.75 m zu den Gruppenmitgliedern einzuhalten. Allerdings befinden sich die Agenten noch innerhalb ihrer Sichtbereiche, wodurch sie weiterhin versuchen, zusammen zu bleiben. Der durchschnittliche Abstand zur Gruppenmitte steigt pro Gruppengröße um etwa 0.2 m. Die

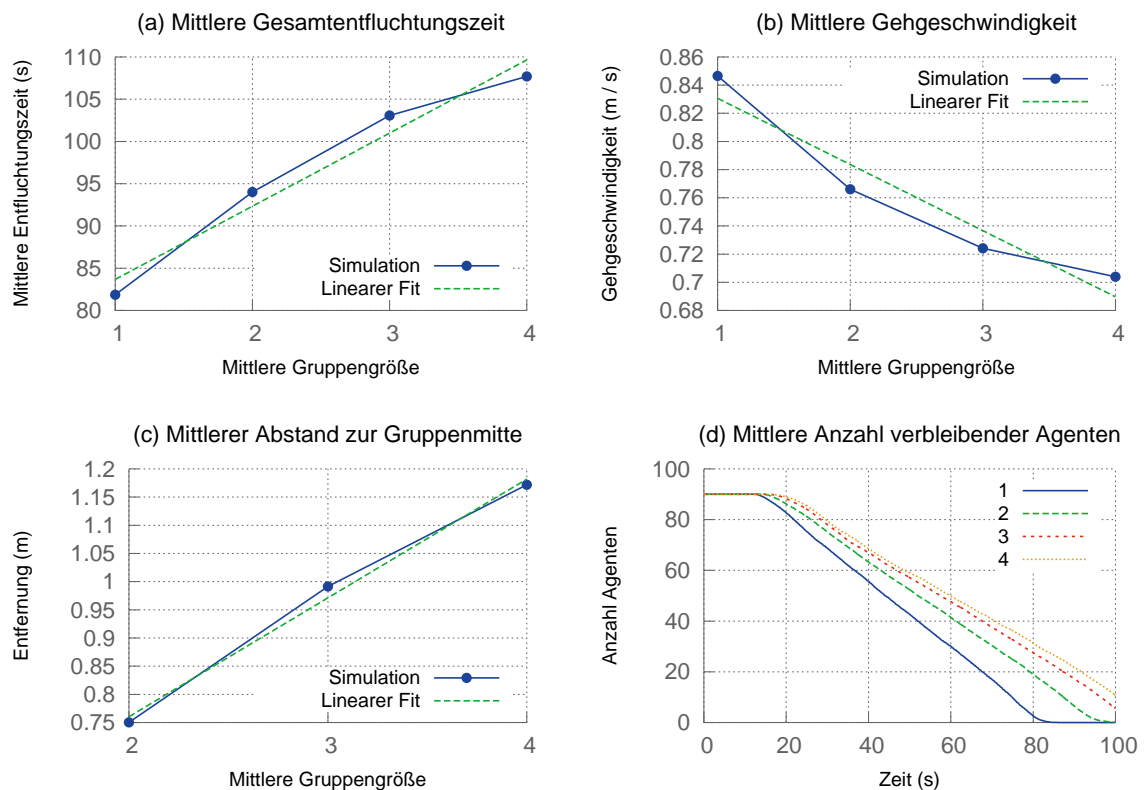


Abbildung 7.7.: Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 1–4 in Szenario 2

Betrachtung einiger Simulationsläufe zeigt, dass Gruppen an der Engstelle häufig getrennt werden. Dies hängt mit der in Kapitel 6 durchgeführten Kalibrierung zusammen: Lokale Leader bleiben nicht stehen, um zu warten. Sie bewegen sich langsam weiter vorwärts, wenn Gruppenmitglieder aufgehalten werden und verlieren diese dadurch aus dem Sichtbereich. Andernfalls könnte es zu einer vollständigen Blockierung der Engstelle durch lokale Leader kommen.

Durch die Kalibrierung wird die Geschwindigkeitsanpassung der lokalen Leader moderat gewählt. Dadurch kann es vorkommen, dass ein Gruppenmitglied die Engstelle durchquert, während ein anderes aufgehalten wird. Die Entfernung zum Gruppenmittelpunkt wächst. Dieses Phänomen wird in Szenario 1 nicht so deutlich, da die Agenten dort direkt einen Ausgang erreichen, sobald sie eine Engstelle (d.h. eine Tür) durchquert haben. Im Gegensatz dazu werden Gruppen hier voneinander an der Engstelle getrennt und müssen danach noch fast die Hälfte der gesamten Strecke zurücklegen, bevor sie einen Ausgang erreichen.

Abbildung 7.7 (d) zeigt die Verläufe der verbleibenden Agenten in der Simulation. Sie unterscheiden sich bei unterschiedlichen Gruppengrößen in diesem Szenario ebenfalls deutlicher voneinander als in Szenario 1. Ab einer Simulationszeit von etwa 15 s bildet sich vor der

Engstelle ein Stau, woraufhin die Agenten die Engstelle mit einer konstanten Rate durchqueren können. Die Kurvenverläufe der verbleibenden Agenten sind dann nahezu linear. Die Steigung der Kurven ist bei größeren Gruppen geringer, was auf eine verringerte Flussrate hinweist. Der Fluss beträgt bei Einzelagenten etwa 1.4 Pers./s, bei Vierergruppen ist er auf etwa 1 Pers./s reduziert.

Zusammenfassung

Es wurde nachgewiesen, dass die Gruppengröße einen deutlichen Einfluss auf die Simulationsergebnisse besitzt. In zwei unterschiedlichen Szenarien konnte dieser Effekt gezeigt werden. Die Erhöhung der Gesamtentfluchtungszeit pro Gruppengröße ist dabei fast linear und liegt in einem Bereich zwischen 4 % (Szenario 1) und 10 % (Szenario 2). Der Effekt ist im zweiten Szenario ausgeprägter, da hier alle Agenten eine Engstelle durchqueren müssen. Die Gehgeschwindigkeiten verringern sich mit steigenden Gruppengrößen. War der Effekt in Szenario 1 aufgrund der starken Stauungen gering, so konnte in Szenario 2 eine mittlere Verringerung der Gehgeschwindigkeit von 0.047 m s^{-1} pro Gruppengröße ermittelt werden, was sich mit empirischen Beobachtungen (vgl. [Moussaïd et al. 2010](#)) deckt. Die Evakuierungseffizienz wird durch soziale Gruppen negativ beeinflusst. So wurde die Gehgeschwindigkeit und der Fluss verringert, die Gesamtentfluchtungszeit erhöht. Der Effekt ist stärker, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. Der erste Teil von Hypothese 3 (siehe Abschnitt [1.1.1](#)) kann also anhand der Simulation verifiziert werden.

Der angestrebte Abstand der Gruppenmitglieder zueinander konnte im ersten Szenario noch gut eingehalten werden, im zweiten weniger gut. Die Vermutung liegt nahe, dass Gruppen im zweiten Szenario an der ersten Engstelle voneinander getrennt werden und sich dann möglicherweise noch sehen, es ihnen jedoch nicht gelingt, die angestrebte Gruppendistanz wieder herzustellen. Dies ist eine Auswirkung der Kalibrierung des Modells, da die Anpassung der Gehgeschwindigkeiten bei lokalen Leadern eher moderat gewählt wird.

7.2.3. Durchschnittliche Kohäsion

In Hypothese 3 (siehe Abschnitt [1.1.1](#)) wird vermutet, dass höhere Kohäsionswerte die Evakuierungseffizienz, genau wie steigende Gruppengrößen, negativ beeinflussen. Die Kohäsion bestimmt, wie stark die Mitglieder einer sozialen Gruppe zusammen zu bleiben versuchen. Verschiedene Arten von sozialen Gruppen besitzen unterschiedlich hohe Werte für die Kohäsion. Mitglieder einer Familie versuchen sehr stark zusammen zu bleiben, während entfernte Bekannte sich häufiger voneinander trennen. Je höher die Kohäsion ist, desto stärker passen Gruppenmitglieder ihre Geschwindigkeit an, wodurch andere Agenten stärker behindert werden. Die Evakuierungseffizienz sinkt.

Durchführung

Die bekannten Szenarien 1 und 2 werden mit einer festen Gruppengröße von 3 Agenten simuliert. Für jede Gruppengröße wird die Kohäsion in Schritten von 0.125 im Intervall $[0, 1]$ erhöht. Alle Gruppen erhalten den selben Kohäsionswert. Die Gehgeschwindigkeiten werden wie bisher im Bereich $1.2\text{--}1.6\text{ m s}^{-1}$ zufällig verteilt.

Erwartungen

Je höher die Kohäsion ist, desto stärker ist der Gruppenzusammenhalt. Das bedeutet, dass sich der Aufwand, den Agenten betreiben, um zusammen zu bleiben, erhöht. Insgesamt ist von einer Verringerung der Evakuierungseffizienz zu rechnen. Die Erwartungen bezogen auf die Kennzahlen sind:

- **Gesamtentfluchtungszeit:** Die Gesamtentfluchtungszeit ist vermutlich umso höher, je höher die durchschnittliche Gruppenkohäsion ist. Je stärker Gruppen bemüht sind, zusammen zu bleiben, desto stärker behindern sie andere Agenten. Es ist zu erwarten, dass dieser Effekt in Szenario 2 besonders deutlich zu sehen sein wird, da die Agenten alle eine einzige Engstelle durchqueren müssen. Möglicherweise verringern die Agenten ihre Geschwindigkeit bei einer extrem hohen Kohäsion auch so stark, dass die Entfluchtungszeit exponentiell ansteigt oder es ihnen nicht mehr gelingt, die Engstelle zu durchqueren.
- **Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit:** Die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit wird bei einer hohen Kohäsion stärker verringert als bei einer geringen Kohäsion. Dies liegt daran, dass die Agenten mehr aufeinander warten, je höher die Kohäsion ist. Allerdings gilt hier das selbe wie bei der Analyse der durchschnittlichen Gruppengröße: Dadurch, dass in Szenarien 1 alle Agenten viel Zeit in Stauungen warten müssen und sich kaum ungehindert bewegen können, wird der Effekt in Szenario 2 deutlicher zu sehen sein.
- **Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt:** Dieser Wert wird durch eine steigende Kohäsion deutlich verringert werden, da die Gruppenmitglieder sich weniger trennen bzw. mehr Aufwand investieren, um zusammen zu bleiben. Während der Analyse der Auswirkungen der durchschnittlichen Gruppengröße auf das Simulationsergebnis wurde bereits festgestellt, dass es in Szenario 2 den Gruppen nicht gelingt, die angestrebte Gruppendistanz von 0.75 m einzuhalten. Vermutlich wird dies auch bei höheren Kohäsionswerten nicht gelingen, da das Modell so kalibriert wurde, dass lokale Leader nicht stehen bleiben.

- **Flussrate:** Die Flussrate wird vermutlich durch eine steigende Kohäsion verringert. Eine Gruppe wird sich bei einer hohen Kohäsion nur durch die Engstelle bewegen, wenn sich alle Agenten dicht beieinander befinden. Außerdem reduzieren Agenten, die sich in einer Engstelle befinden, ihre Geschwindigkeit, wenn ihre Gruppenmitglieder zurückbleiben. Die Flussrate wird also mit steigender Kohäsion deutlich verringert werden.

Ergebnisse

Die Simulationsergebnisse für Szenario 1 sind in Abbildung 7.8 dargestellt. Abbildung 7.8 (a) zeigt die Gesamtentfluchtungszeit gegenüber dem Kohäsionswert. Bei Kohäsionswerten unter 50 % erhöht sich die Zeit nahezu linear mit etwa 0.6 s pro Erhöhung der Kohäsion um 10 %. Bei höheren Werten steigt die Gesamtentfluchtungszeit dann exponentiell an. Besonders ab Werten von 75 % ist die Erhöhung der Evakuierungszeit äußerst drastisch und beträgt annähernd 5.4 s pro Erhöhung der Kohäsion um 10 %. Dieses exponentielle Verhalten kann durch einen Kaskadierungseffekt erklärt werden: Bei hohen Kohäsionswerten verlangsamten die lokalen Leader ihre Geschwindigkeit stärker, um auf folgende Gruppenmitglieder zu warten. Indem sie dies tun, halten sie andere Agenten auf. Diese verfolgen möglicherweise wiederum ihren lokalen Gruppenleader, der daraufhin ebenfalls wartet, um auf den Follower zu warten. Dieser Effekt setzt sich dann für weitere Agenten fort und führt zu einer stark verzögerten Evakuierung.

Wird bei Familien von einem Kohäsionswert im Bereich von 75–100 % ausgegangen, so würde das Vorhandensein vieler Familien die Entfluchtungszeit im Vergleich zu einer Evakuierung ohne Gruppen um 7 % ($c_{\text{cohesion}} = 0.75$) bis 18 % ($c_{\text{cohesion}} = 1.0$) erhöhen.

Die mittlere Gehgeschwindigkeit ist in Abbildung 7.8 (b) dargestellt. Sie verändert sich durch die Erhöhung des Kohäsionswertes kaum. Bis zu einem Kohäsionswert von etwa 50 % ist sogar eine leichte Steigung zu bemerken, die vermutlich dadurch entsteht, dass die Gruppen sich etwas langsamer bewegen als Einzelpersonen und so wenige Sekunden länger in Bewegung sind, bevor sie in eine Stauung vor einem Ausgang gelangen. Bei höheren Kohäsionswerten verringert sich die Geschwindigkeit leicht. Insgesamt beträgt die Verringerung in diesem Szenario jedoch nur etwa 0.02 m s^{-1} , ist also, wie vermutet, in diesem Szenario durch den hohen Zeitanteil, den Agenten in Stauungen verbringen, nicht deutlich zu erkennen.

In Abbildung 7.8 (c) wird der mittlere Abstand zur Gruppenmitte gezeigt. Es ist erkennbar, dass ab einem Kohäsionswert von etwa 25 % eine gewisse Nähe zwischen den Gruppenmitgliedern eingehalten werden kann. Der durchschnittliche Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt verringert sich bei diesem Wert deutlich. Bei höheren Werten verringert sich der durchschnittliche Abstand immer weniger.

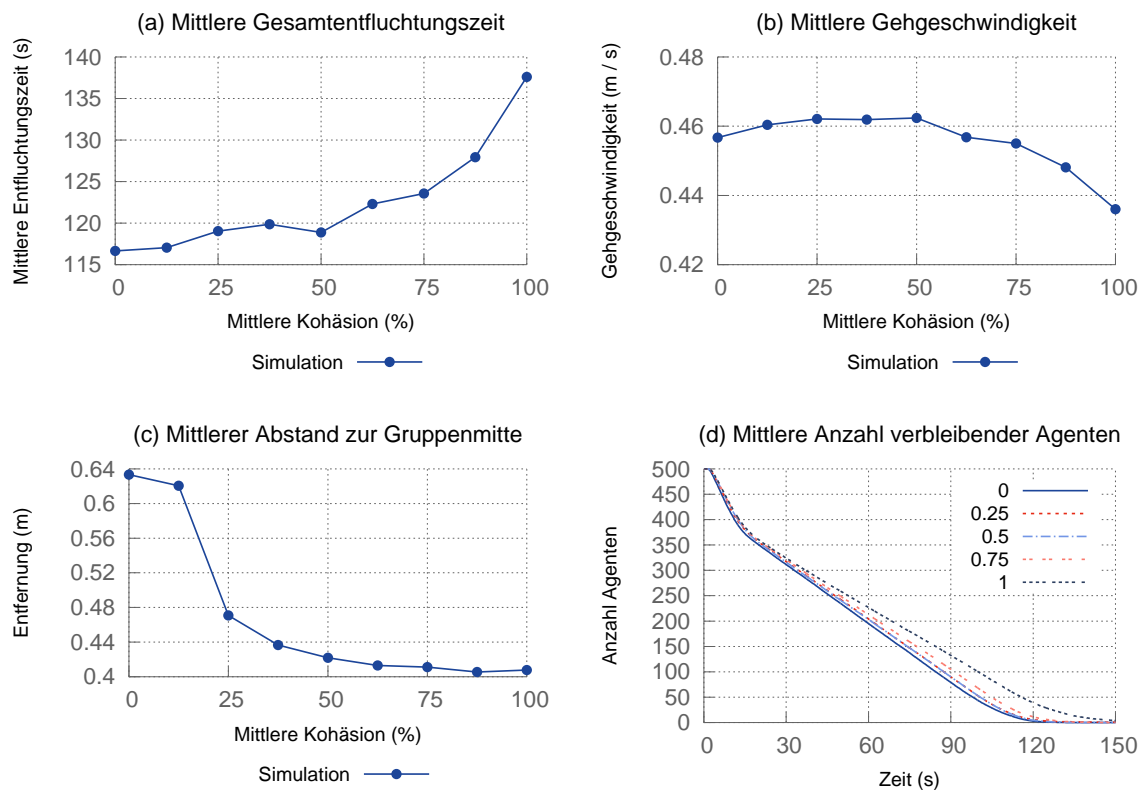


Abbildung 7.8.: Simulationsergebnisse für unterschiedliche Kohäsionswerte in Szenario 1

Abbildung 7.8 (d) zeigt den Verlauf der verbleibenden Agenten. Er entspricht ebenfalls der Erwartung: Je höher der Kohäsionswert ist, desto flacher fällt der Verlauf der Kurve. Dies liegt daran, dass sich Gruppen mit hoher Kohäsion unmittelbar von den Ausgängen stärker behindern als Gruppen mit niedriger Kohäsion. Die Flussrate wird durch höhere Kohäsionswerte reduziert.

Die Simulationsergebnisse für Szenario 2 sind in Abbildung 7.9 dargestellt. Die Auswirkung unterschiedlicher Kohäsionswerte ist in diesem Szenario deutlicher zu erkennen als in Szenario 1. Abbildung 7.9 (a) zeigt die Gesamtentfluchtungszeit. Während sie sich in Szenario 1 bei hohen Kohäsionswerten von 75–100 % um etwa 7–18 % erhöht, führt hier eine Kohäsion von 100 % zu einer Steigerung der Gesamtentfluchtungszeit um fast 80 %. Der grundsätzliche Verlauf der Kurve entspricht dem aus Szenario 1: Bis zu Kohäsionswerten von 50–75 % erhöht sich die Entfluchtungszeit nur geringfügig. Bei höheren Werten steigt sie exponentiell. Eine genaue Analyse einiger Simulationsläufe hat ergeben, dass sich bei diesen hohen Werten die Agenten so stark gegenseitig blockieren, dass sie nur noch schwer durch die Engstelle kommen. Bei einem Kohäsionswert von 100 % ist dieser Effekt so stark, dass es

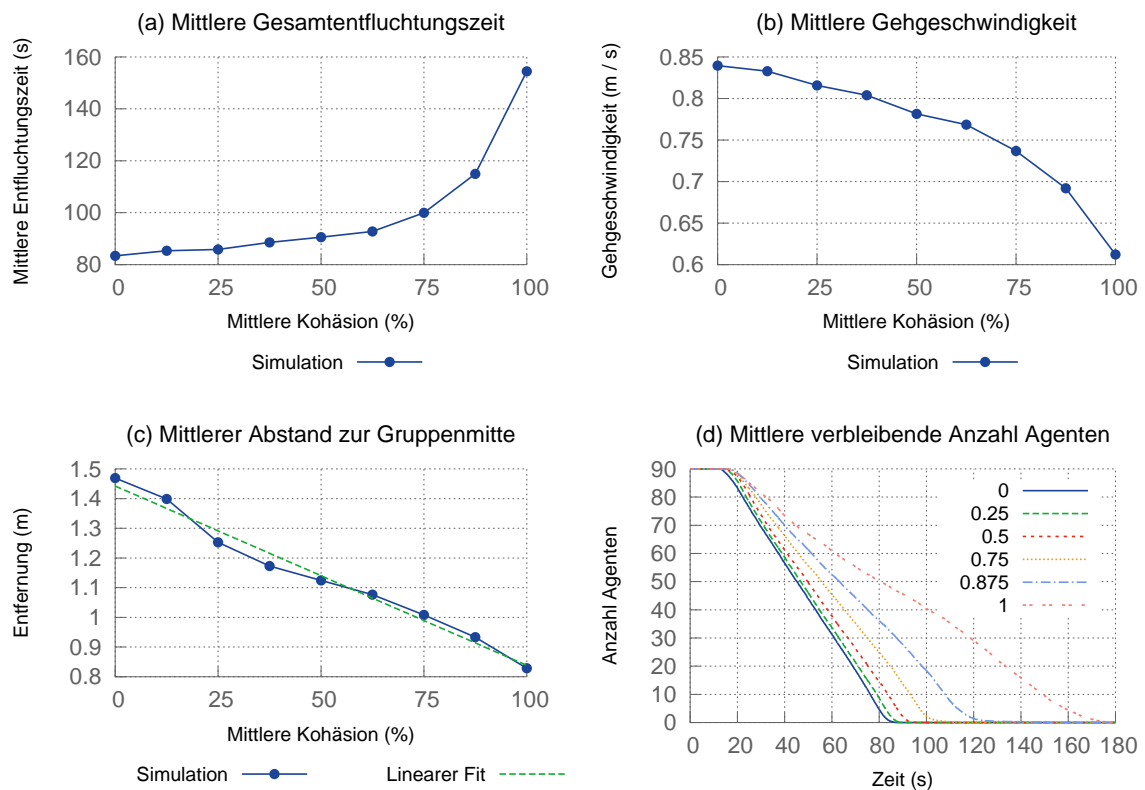


Abbildung 7.9.: Simulationsergebnisse für unterschiedliche Kohäsionswerte in Szenario 2

fast zu einer vollständigen Blockade der Engstelle kommt. Der Ablauf ist in Abbildung 7.10 dargestellt.

In Abbildung 7.9 (b) ist die mittlere Gehgeschwindigkeit dargestellt. Auch sie verringert sich zunächst moderat, ab 50 % Kohäsion dann etwas stärker. Bei 100 % Kohäsion ist die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit etwa um 25 % im Vergleich zu einer Simulation ohne soziale Gruppen verringert. In Kuusinen (2007) wird eine ähnlich starke Verringerung der Gehgeschwindigkeiten durch die Erhöhung eines abstrakten Parameters für den Gruppenzusammenhalt festgestellt.

Der mittlere Abstand zur Gruppenmitte ist in Abbildung 7.9 (c) zu sehen. Er entwickelt sich in diesem Szenario deutlich anders als in Szenario 1. Sie verringert sich nahezu linear um etwa 0.06 m pro Erhöhung der Kohäsion um 10 %. Auch bei einem Kohäsionswert von 100 % gelingt es den Gruppenmitgliedern nicht, die angestrebte Gruppendistanz einzuhalten.

Abbildung 7.9 (d) zeigt die mittlere Anzahl der verbleibenden Agenten. Wie erwartet ist die Steigung bei hohen Kohäsionswerten flacher, da die Zahl der Agenten sich langsamer verringert. Die Verläufe für Kohäsionswerte ab 87.5 % stechen dabei deutlich heraus: Hier ist die

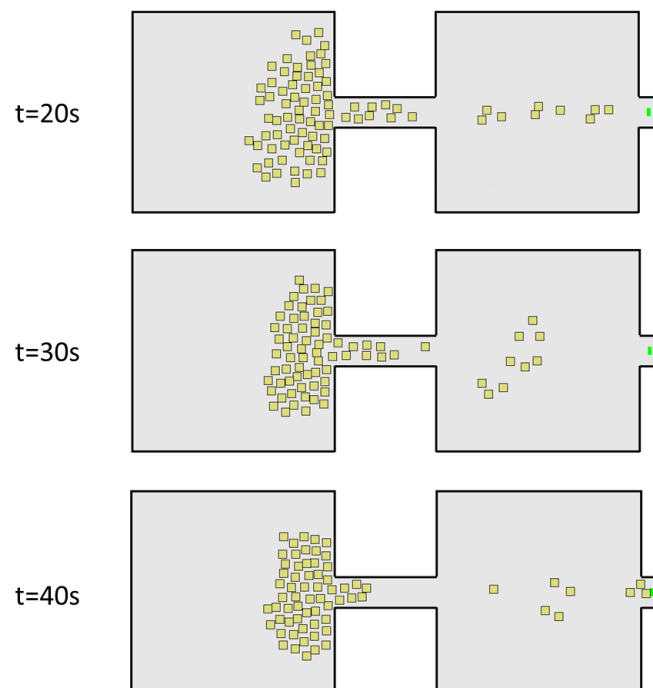


Abbildung 7.10.: Entstehung einer Stauung bei 100 % Kohäsion in Szenario 2

Tendenz, auf andere Gruppenmitglieder zu warten, so stark, dass sich die Agenten häufig gegenseitig behindern. In der Engstelle kommt es zu einer kritischen Stauung, die sich nur äußerst langsam wieder auflöst. Dies passt zu dem beobachteten exponentiellen Anstieg der Entfluchtungszeit.

Zusammenfassung

Es wurde gezeigt, dass die Kohäsion der Gruppen einen deutlichen Einfluss auf das Simulationsergebnis haben kann. Dies scheint jedoch stark von der Art des Szenarios abhängig zu sein. Während in Szenario 1 ein Kohäsionswert von 100 % die Gesamtentfluchtungszeit nur um etwa 18 % erhöht, sind es in Szenario 2 fast 80 %. Dadurch, dass in Szenario 2 alle Agenten eine Engstelle passieren müssen, führt ein extremer Kohäsionswert dazu, dass sich die Agenten in der Engstelle so stark blockieren, dass sie diese nur noch schwer durchqueren können. Auch die Gehgeschwindigkeit verringert sich deutlich. Sie ist bei einem Kohäsionswert von 100 % im Vergleich zu einer Simulation mit Einzelagenten um 25 % verringert. Je höher die Kohäsion ist, desto niedriger ist die Evakuierungseffizienz. Der zweite Teil von Hypothese 3 (siehe Abschnitt 1.1.1) konnte also ebenfalls in der Simulation gezeigt werden.

Ob eine solche Verringerung der Evakuierungseffizienz, wie es das Modell voraussagt, auch

in der Realität beobachtbar wäre, ist fraglich. Tatsache ist, dass z.B. Familien vermutlich niemals getrennt das Gebäude zu verlassen würden. Möglicherweise kann eine so deutliche Verringerung der Evakuierungseffizienz also durchaus plausibel sein. Eine endgültige Beantwortung dieser Frage liegt jedoch in einem anderen Fachbereich und kann in dieser Arbeit nicht abschließend beantwortet werden. Hier können lediglich die vom Modell vorhergesagten Effekte beobachtet und auf ihrer Basis Vermutungen über die Realität angestellt werden.

7.3. Weitere Experimente

In diesem Abschnitt soll untersucht werden, welchen Einfluss größere soziale Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern auf das Ergebnis einer Entfluchtung haben. Außerdem soll gezeigt werden, wie sich soziale Gruppen und globale Leader zusammen in der Simulation verhalten.

7.3.1. Verhalten bei größeren sozialen Gruppen

Es wurde festgestellt, dass die Evakuierungseffizienz mit steigenden durchschnittlichen Gruppengrößen sinkt. Bisher wurden jedoch nur Gruppen von zwei bis vier Mitgliedern simuliert, da davon ausgegangen wird, dass größere soziale Gruppen kaum auftreten oder in Teilgruppen zerfallen. In Hypothese 4 (siehe Abschnitt [1.1.1](#)) wird die Annahme formuliert, dass sich die Verringerung der Evakuierungseffizienz auch für größere durchschnittliche Gruppengrößen fortsetzt, die Veränderung pro Gruppengröße jedoch immer geringer ausfällt, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. Dieses Phänomen wird bereits in Abschnitt [7.2.2](#) beobachtet und soll hier nun für Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern untersucht werden.

Durchführung

Die Simulationsdurchführung entspricht im Wesentlichen der Sensitivitätsanalyse bezüglich der durchschnittlichen Gruppengröße aus Abschnitt [7.2.2](#). Allerdings werden statt Gruppengrößen von einem bis vier Mitgliedern nun Gruppengrößen von fünf bis zehn Mitgliedern simuliert. Auch werden die gleichen Kennzahlen betrachtet und nur Gruppen gleicher Größe erzeugt. Alle anderen Konfigurationen bleiben unverändert. Es werden Szenario 1 und 2 simuliert.

Erwartungen

Es gelten grundsätzlich die selben Erwartungen, wie bei der Simulation von kleineren sozialen Gruppen. Die durchschnittliche Gesamtentfluchtungszeit wird weiter ansteigen, die durchschnittliche Gehgeschwindigkeit weiter fallen. Allerdings ist davon auszugehen, dass die Änderungsrate pro Gruppengröße geringer wird, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. Der Grund dafür besteht darin, dass große Gruppen nur schwer zusammen bleiben können und in Teilgruppen zerfallen. Das Modell kann dies ohne weiteres abbilden, da sich in jeder Teilgruppe lokale Leader herausbilden. Die Situation in einem Szenario mit vielen großen Gruppen entspricht dann also tendenziell einer Situation mit vielen kleineren Gruppen. Der Unterschied bei steigenden Gruppengrößen wird folglich immer geringer werden, da es einer Gruppe immer schwerer gelingt, zusammen zu bleiben, je höher die Zahl der Mitglieder ist.

Auch wenn es den Gruppen nicht gelingt, sich geschlossen zu bewegen, so beeinflussen sich die Agenten gegenseitig, solange sie sich sehen. Dies wird u.a. dazu führen, dass Agenten ihre Gehgeschwindigkeiten stärker verringern als in Szenarien mit kleineren Gruppen, in denen keine Einflüsse zwischen verschiedenen Gruppen bestehen.

Ergebnisse

In Abbildung 7.11 sind die Simulationsergebnisse für Szenario 1 dargestellt. Die mittlere Gesamtentfluchtungszeit wird in Abbildung 7.11 (a) gezeigt. Sie steigt in Szenario 1 fast linear mit einer mittleren Rate von 4 s pro Erhöhung der Gruppengröße. Bei Gruppengrößen von 7 bis 9 Agenten ist die Steigung mit etwa 2 s pro Erhöhung der Gruppengröße etwas geringer, allerdings ist die Steigung zwischen den Gruppengrößen 9 und 10 mit etwa 6 s deutlich höher. Die Erwartung, dass die Erhöhung der Entfluchtungszeit relativ zur Gruppengröße bei größeren Gruppen immer geringer ausfällt, wird also nicht bestätigt. Im Mittel liegt die Steigerungsrate nur geringfügig unter der für kleinere Gruppen. Dort lag sie im Mittel bei einem Wert von 5 s pro Erhöhung der Gruppengröße.

Es scheint, dass die Gruppen relativ ungehindert zu den Ausgängen gelangen, ohne dabei von festen Hindernissen getrennt zu werden. So gelingt es selbst großen Gruppen, geschlossen als Gruppe in die Nähe eines Ausgangs zu gelangen. Dies ist in Abbildung 7.12 ersichtlich. Die Gruppen werden also nicht in Teilgruppen aufgeteilt, sondern bleiben beisammen. Aus diesem Grund setzt sich die für kleinere Gruppen beobachtete Erhöhung der Entfluchtungszeiten für größere Gruppen fort.

Abbildung 7.11 (b) zeigt die mittlere Gehgeschwindigkeit. Sie verringert sich fast linear mit steigender Gruppengröße. Allerdings ist die Steigung der Regressionsgeraden für die größeren Gruppen mit einem Wert von -0.007 geringer als bei kleineren Gruppengrößen (-0.01).

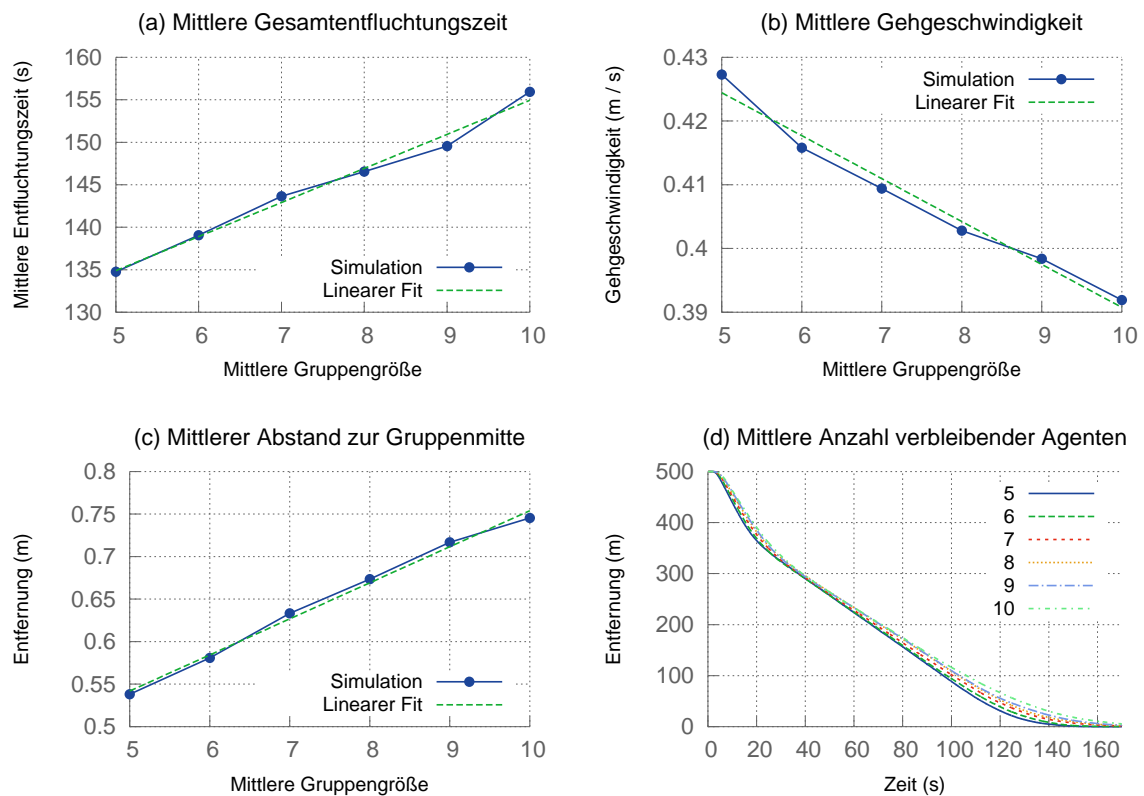


Abbildung 7.11.: Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 5–10 in Szenario 1

Eine Erklärung dafür besteht darin, dass die lokalen Leader ihre Geschwindigkeit ab einer bestimmten Gruppengröße im Vergleich zu einer kleineren nicht mehr wesentlich stärker verringern. Lokale Leader verwenden das jeweils am weitesten zurückliegende Gruppenmitglied als Referenz für ihre Geschwindigkeitsanpassung. Dabei ist es irrelevant, ob die Gruppe 5 oder 10 Mitglieder besitzt, die Geschwindigkeitsverringerung ist immer gleich. Bei größeren Gruppen wird nur häufiger ein Gruppenmitglied zurückbleiben. Dies erklärt die weitere Verringerung der Gehgeschwindigkeiten.

In Abbildung 7.11 (c) ist der mittlere Abstand der Agenten zur Gruppenmitte dargestellt. Er steigt ebenfalls für größere Gruppen weiter an. Dies erscheint logisch, da eine größere Zahl von Agenten auch mehr Platz benötigt. Die Steigung beträgt etwa 0.04 m pro Erhöhung der Gruppengröße und liegt damit deutlich unter der Steigung für kleinere Gruppengrößen (0.08 m). Die angestrebte maximale Gruppendistanz von 0.75 m wird im Durchschnitt nicht eingehalten, dies erscheint für Gruppen dieser Größe jedoch auch kaum möglich.

Abbildung 7.11 (d) zeigt die Anzahl der verbleibenden Agenten. Die Verläufe unterscheiden sich bei unterschiedlichen Gruppengrößen kaum voneinander. Auch dies kommt dadurch

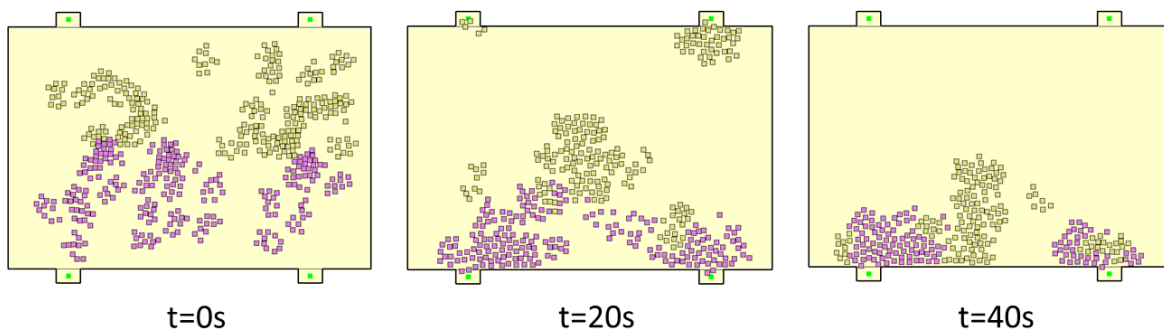


Abbildung 7.12.: Verlauf eines Simulationslaufs mit Gruppengröße 10 in Szenario 1

zustande, dass die Gruppen fast alle ungehindert zu den Ausgängen gelangen. Die Auswirkungen unterschiedlicher Gruppengrößen fallen hier nur unwesentlich ins Gewicht.

Die Ergebnisse der Simulationsläufe für Szenario 2 sind in Abbildung 7.13 dargestellt. Abbildung 7.13 (a) zeigt die mittlere Gesamtentfluchtungszeit. Sie steigt auch hier bei einer Erhöhung der Gruppengröße weiter an. Allerdings beträgt die Steigung gerade einmal 0.6 s pro Erhöhung der Gruppengröße. Der Effekt ist also äußerst gering. Hier tritt nun der erwartete Fall ein, dass die Gruppen in Teilgruppen zerfallen und die Auswirkungen größerer sozialer Gruppen daher geringer werden. Einige Gruppenmitglieder können die Engstelle durchqueren, andere werden durch Mitglieder anderer Gruppen daran gehindert. Es entstehen kleinere Teilgruppen. Die geringe Erhöhung der Gesamtentfluchtungszeit entsteht lediglich dadurch, dass sich die großen Gruppen zunächst stärker gegenseitig behindern als kleinere Gruppen. Sobald die Gruppen an der Engstelle getrennt werden, gleicht die Situation einem Szenario mit kleineren Gruppen.

Es fällt auf, dass der Anstieg der Gesamtentfluchtungszeiten nicht so linear verläuft wie in Szenario 1, sondern stärker schwankt. Allerdings ist hierbei zu beachten, in welchem Zahlenbereich die ermittelten Durchschnittswerte liegen: Die Differenz zwischen dem höchsten (etwa 115 s bei Gruppengröße 9) und dem niedrigsten Wert (etwa 111.5 s bei Gruppengröße 5) beträgt nur knapp 4 s. Die Standardabweichung liegt zwischen 7.3 s bei Fünfergruppen und 10.2 s bei Zehnergruppen. Die hier erkennbaren Schwankungen sind vor diesem Hintergrund sehr gering und durch statistische Einflüsse begründet.

Die Verringerung der mittleren Gehgeschwindigkeiten ist in Abbildung 7.13 (b) dargestellt. Es ist eine Reduzierung erkennbar, diese ist jedoch sehr gering. Die Steigung der Regressionsgeraden fällt mit einem Wert von -0.005 ähnlich aus wie in Szenario 1. Die Schwankungen im Verlauf der Gehgeschwindigkeiten bei Gruppengrößen von neun und zehn sind, wie bei den Gesamtentfluchtungszeiten, über den geringen Zahlenbereich der Messwerte und statistische Einflüsse zu erklären. Der in Abbildung 7.13 (c) dargestellte mittlere Abstand der Gruppenmitglieder zur Gruppenmitte steigt ebenfalls weiter an, jedoch mit einer Steigung

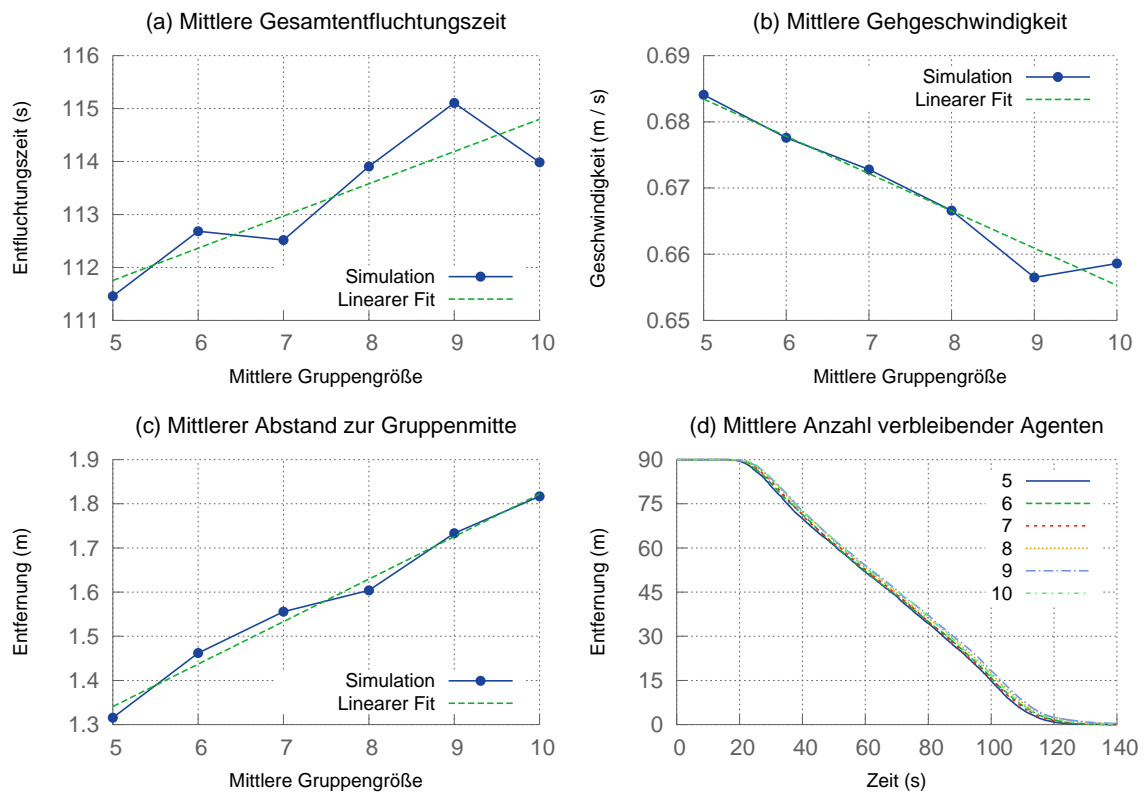


Abbildung 7.13.: Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 5–10 in Szenario 2

von etwa 0.1 m pro Gruppengröße etwas moderater als bei kleinen Gruppen. Dies entspricht der Beobachtung aus Szenario 1.

Abbildung 7.13 (d) zeigt die Anzahl der verbleibenden Agenten. Die Verläufe unterscheiden sich ab einer Gruppengröße von fünf kaum voneinander. Während die Kurven bei kleineren Gruppengrößen noch erkennbar unterschiedliche Steigungen aufweisen, ist der Verlauf dieser Kurven nahezu identisch. Dies unterstützt die These, dass die Gruppen in Teilgruppen zerfallen und sich eine Situation ergibt, die einem Szenario mit kleineren durchschnittlichen Gruppengrößen ähnelt. Allerdings ergibt sich hier eine zufällige Mischung unterschiedlicher Gruppengrößen.

Zusammenfassung

Es wurden Gruppen mit fünf bis zehn Mitgliedern in Szenario 1 und 2 simuliert. Für beide Szenarien konnte gezeigt werden, dass sich die bei kleineren sozialen Gruppen beobachteten Phänomene fortsetzen. Allerdings wurde die Erwartung, dass die Änderungsraten

bezüglich der Gesamtentfluchtungszeit und Gehgeschwindigkeit bei höheren durchschnittlichen Gruppengrößen immer geringer werden, in Szenario 1 nicht bestätigt. Es wurde vermutet, dass große Gruppen in Teilgruppen zerfallen und daher die Auswirkungen großer Gruppen auf die Evakuierungseffizienz geringer ausfallen, als die kleinerer Gruppen. Dieser Fall tritt in Szenario 1 jedoch nicht ein, da die meisten Gruppen relativ ungehindert zu den Ausgängen gelangen. Daher waren die Änderungen der Gesamtentfluchtungszeit, der Gehgeschwindigkeit und des Abstands der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt kaum geringer als bei der Untersuchung kleinerer Gruppen.

In Szenario 2 treten die Effekte wie vermutet ein: Viele Gruppen sind an der Engstelle gezwungen, sind in Teilgruppen aufzuteilen. Die Gesamtentfluchtungszeit steigt weiter mit der Gruppengröße an, jedoch nur mit einer geringen Rate von etwa 0.6 s pro Gruppengröße. Ebenso verringert sich die Gehgeschwindigkeit nur noch mit einer Rate von -0.005 m s^{-1} . Die Verläufe der in der Simulation noch vorhandenen Agenten haben gezeigt, dass sich der Ablauf für Gruppen ab einer Größe von 5 kaum noch unterscheidet. Hypothese 4 (siehe Abschnitt 1.1.1) kann also als erwiesen betrachtet werden. Allerdings gilt dies nur für Fälle, in denen Gruppen durch Hindernisse oder Engstellen behindert werden. Können sie sich relativ frei bewegen, so ergibt sich keine Aufteilung in Teilgruppen und die beobachteten Effekte setzen sich auch für große Gruppen weiter fort.

7.3.2. Zusammenspiel globaler Leader und sozialer Gruppen

Es wurde bereits festgestellt, dass soziale Gruppen die Evakuierungseffizienz reduzieren und globale Leader sie erhöhen können. Der Einsatz von globalen Leadern mit einem Anteil von 7.5 % kann in den Simulationsläufen ohne soziale Gruppen die Gesamtentfluchtungszeit um etwa 30 % senken. In Hypothese 5 (siehe Abschnitt 1.1.1) wird die Erwartung formuliert, dass sich dieses Verhalten auch unter Berücksichtigung sozialer Gruppen reproduzieren lässt. Diese Annahme wird in diesem Abschnitt untersucht.

Durchführung

Es wird Szenario 1 mit Gruppengrößen von eins bis vier Mitgliedern simuliert. Für jede Gruppengröße wird der Anteil an globalen Leadern variiert. Dabei werden die selben Kennzahlen, wie in der Sensitivitätsanalyse, erhoben. Alle anderen Rahmenbedingungen sind identisch zu denen aus den bisherigen Experimenten. Es werden 100 Simulationsläufe pro Konfiguration durchgeführt.

Erwartungen

Es ist zu erwarten, dass die Evakuierungseffizienz auch unter Berücksichtigung sozialer Gruppen erhöht werden kann. Soziale Gruppen folgen den globalen Leadern ebenso, wie einzelne Personen. Erwartungsgemäß wird also auch hier die Gesamtentfluchtungszeit bis zu einem bestimmten Leader-Anteil gesenkt werden können und bei höheren Leader-Anteilen wieder ansteigen. Ebenso wird sich ein Optimum für den Leader-Anteil ergeben.

Allerdings kann es sein, dass es sozialen Gruppen schlechter gelingt, globalen Leadern zu folgen, da weitere Einflussfaktoren von Bedeutung sind:

- Lokale Leader verlangsamen ihre Geschwindigkeit, wenn eines der Gruppenmitglieder zurückfällt. In diesem Fall kann es passieren, dass der lokale Leader einen gerade verfolgten globalen Leader aus dem Sichtbereich verliert. Dadurch kommt es häufiger vor, dass eine soziale Gruppe zu dem ursprünglich gewählten Ausgang zurückläuft.
- Bei sozialen Gruppen entscheidet allein der lokale Leader über die Richtung, in die sich die Gruppe bewegt. Die Wahl des lokalen Leaders hat hier also einen entscheidenden Einfluss.

Werden diese Faktoren berücksichtigt, so scheint es wahrscheinlich, dass es nicht gelingt, eine ähnlich gleichmäßige Verteilung der Agenten auf die Ausgänge zu erzielen, wie bei der Simulation von Einzelagenten.

Ergebnisse

In Abbildung 7.14 sind die Simulationsergebnisse des Experiments dargestellt. Die mittleren Gesamtentfluchtungszeiten werden in Abbildung 7.14 (a) gezeigt. Sie entwickeln sich ähnlich wie in den Simulationsläufen ohne Berücksichtigung sozialer Gruppen. Mit steigendem Leader-Anteil fällt die Gesamtentfluchtungszeit bei allen Gruppengrößen deutlich. Das Minimum wird, je nach Gruppengröße, bei 5–7.5 % Leader-Anteil erreicht. Die Verbesserung der Gesamtentfluchtungszeit beträgt etwa 30 % bei Zweiergruppen, 28 % bei Dreiergruppen und 21 % bei Vierergruppen. Scheinbar gelingt es also schwerer, größere Gruppen zu einem Ausgang zu führen.

Die Entfluchtungszeiten steigen bei höheren Leader-Anteilen als 10 % stark an. Die Gründe hierfür sind die selben wie im Experiment in Abschnitt 7.2.1: Zum einen sammeln sich die Agenten zunächst um die globalen Leader, wodurch sie sich mit etwas Verzögerung zu einem Ausgang bewegen, zum anderen passen sie ihre Geschwindigkeiten ihrem jeweiligen globalen Leader an. Da bei hohen Leader-Anteilen nahezu alle lokale Leader einem globalen Leader folgen, fällt dies deutlich ins Gewicht.

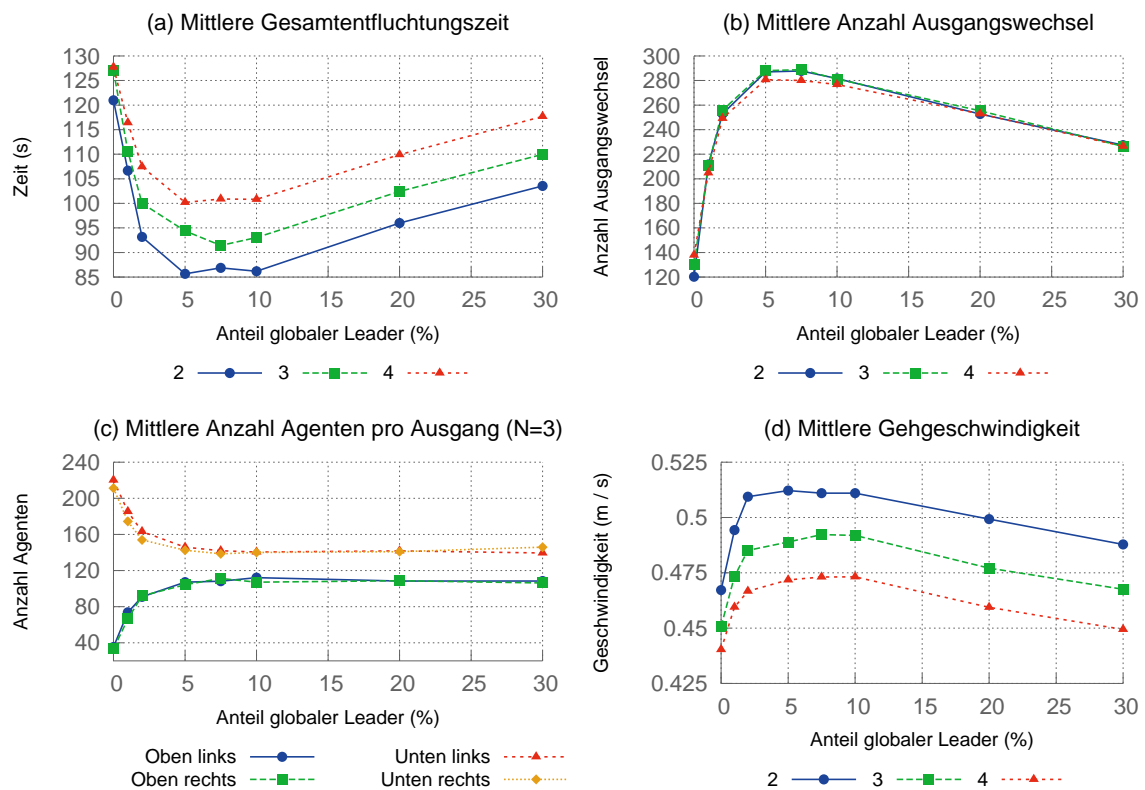


Abbildung 7.14.: Simulationsergebnisse für unterschiedliche Gruppengrößen und Leader-Anteile in Szenario 1

Auffällig ist, dass die Minima der Kurven im Bereich 5–7.5% nicht eindeutig zu erkennen sind bzw. die Verläufe in diesem Bereich schwanken. Dies ist besonders bei der Gruppengröße 2 (blaue Linie) und Gruppengröße 4 (rote Linie) der Fall². Eine genauere Betrachtung der Standardabweichung zeigt, dass diese im Bereich 10–13 s liegt. Die simulierten Gesamtentfluchtungszeiten schwanken stark, es wäre folglich eine weitaus größere Anzahl an Simulationsläufe notwendig, damit die Werte deutlicher erkennbar werden. Dies betrifft besonders die Gesamtentfluchtungszeit, da es sich hierbei um einen Wert handelt, der äußerst stark von statistischen Schwankungen betroffen ist. Werden statt der Mittelwerte die Mediane betrachtet, so lassen sich eindeutige Minima erkennen: Sie liegen bei 5% bei Zweiergruppen und bei jeweils 7.5% bei Dreier- und Vierergruppen. Da die Tendenz deutlich erkennbar ist, soll das erzielte Ergebnis im Rahmen dieser Arbeit genügen. Es reicht aus, um festzustellen, dass die Effekte globaler Leader unter Berücksichtigung sozialer Gruppen genauso auftreten, wie bei der Simulation von Einzelagenten.

²N=2: 5% → 85.6 s, 7.5% → 86.8 s, 10% → 86.2 s

N=4: 5% → 100.2 s, 7.5% → 100.9 s, 10% → 100.8 s

Abbildung 7.14 (b) zeigt die Anzahl der Agenten, die ihre Wahl des Ausgangs im Verlauf der Simulation geändert haben. Die meisten Ausgangswechsel treten bei einem Leader-Anteil von etwa 5–7.5% auf. Die Zahl der Ausgangswechsel ist höher, je kleiner die Gruppengröße ist, wobei sich die Werte für Zweier- und Dreiergruppen kaum unterscheiden. Die Verläufe entsprechen im Wesentlichen auch denen aus Abschnitt 7.2.1.

Die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge ist in Abbildung 7.14 (c) dargestellt. Bei Leader-Anteilen von 7.5–10% wird eine optimale Verteilung erreicht. Hier verwenden jeweils etwa 110 Agenten die oberen und jeweils etwa 140 Agenten die unteren Ausgänge. Die Verteilung ist nahezu identisch zu der, die ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen erzielt wird (siehe 7.2.1).

Dafür, dass die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge hier etwas weniger gleichmäßig erfolgt, als bei Simulationsläufen ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen, existieren vermutlich zwei Gründe:

1. Wie bei Simulationsläufen ohne die Berücksichtigung bekommen die Agenten beim Start der Simulation einen der unteren Ausgänge zugewiesen. Die initiale Bewegungsrichtung weist also in Richtung der unteren Ausgänge, wodurch die Wahrscheinlichkeit, einen globalen Leader in der unteren Hälfte des Raumes zu sehen, leicht erhöht ist.
2. Da stets der Agent lokaler Leader wird, der sich am dichtesten am nächsten Wegpunkt befindet und sich der nächste Wegpunkt beim Start der Simulation in Richtung einem der unteren Ausgänge befindet, wird dieser Effekt verstärkt. Lokaler Leader wird stets das Gruppenmitglied, das sich am dichtesten an einem der unteren Ausgänge befindet. Dadurch wird die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Gruppe nach unten bewegt, zusätzlich erhöht.

Abbildung 7.14 (d) zeigt die mittleren Gehgeschwindigkeiten. Sie steigen zunächst an und erreichen ihr Maximum, je nach Gruppengröße, bei einem Leader-Anteil von etwa 5–10%. Anschließend verringert sich die mittlere Gehgeschwindigkeit deutlich. Dieses Phänomen entsteht dadurch, dass bei extrem hohen Anteilen globaler Leader nahezu alle Gruppenleader einen globalen Leader sehen. Die Gruppen bewegen sich dadurch zunächst auf einen globalen Leader zu, wodurch hier große Ansammlungen von Agenten entstehen. Danach bewegen sich die Mengen von Followern in Richtung der Ausgänge und passen ihre Geschwindigkeiten den globalen Leadern an. Dadurch sinkt die Gehgeschwindigkeit bei hohen Leader-Anteilen stark.

Zusammenfassung

In diesem Experiment wurde das Zusammenspiel sozialer Gruppen mit globalen Leadern in Szenario 1 untersucht. Dabei wurden unterschiedliche Gruppengrößen zusammen mit ver-

schiedenen Leader-Anteilen simuliert und die Ergebnisse analysiert. Es wird deutlich, dass sich das bei Einzelagenten und globalen Leaders beobachtete Verhalten in der Tendenz auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen zeigt.

Die mittlere Gesamtentfluchtungszeit kann auch hier deutlich gesenkt werden. Im besten Fall, bei einem Leader-Anteil von etwa 5–7.5% wird die Gesamtentfluchtungszeit um etwa 20–30% reduziert. Die Verbesserung der Entfluchtungszeit fällt geringer aus, je höher die Gruppengröße ist. Die Größenordnung der Reduzierung entspricht der, die bei Simulationen ohne soziale Gruppen festgestellt wurde (siehe 7.2.1). Die Gehgeschwindigkeiten erreichen ebenfalls bei 5–10% Leader-Anteil ihre Maxima und fallen danach deutlich. Bei höheren Leader-Anteilen wird die Effizienz der Entfluchtung wieder deutlich verringert. Die durch globale Leader hervorgerufenen Effekte treten auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen auf. Damit ist Hypothese 5 (siehe Abschnitt 1.1.1) korrekt.

Die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge wird deutlich verbessert, allerdings wird keine so gleichmäßige Verteilung erreicht, wie bei der Simulation von Einzelagenten. Dies liegt vermutlich an der Auswahl des lokalen Leaders im Modell: Es wird der Agent als Gruppenleader ausgewählt, der sich am dichtesten am nächsten Wegpunkt der Gruppe befindet. Beim Start der Simulation ist dies stets der Agent, der sich am dichtesten an einem der unteren Ausgänge befindet, da alle Agenten zufällig einen der unteren Ausgänge als Zielpunkt zugewiesen bekommen. Die Gruppenleader haben dadurch eine erhöhte Wahrscheinlichkeit, einem globalen Leader zu folgen, der sich ebenfalls zu einem der unteren Ausgänge bewegt.

Eine mögliche Verbesserung des Modells besteht darin, dass Gruppen die Bewegungsrichtung eines globalen Leaders beibehalten, auch wenn sie den globalen Leader aus dem Sichtbereich verloren haben. Es erscheint unrealistisch, dass eine Gruppe unverzüglich die Bewegungsrichtung wechselt, wenn der lokale Leader den globalen Leader nicht mehr sieht. Reale Personen würden vermutlich in der Bewegungsrichtung des globalen Leaders nach vorhandenen Ausgängen suchen.

8. Diskussion & Ausblick

In diesem Kapitel werden die erzielten Ergebnisse zusammengefasst und bewertet. Außerdem werden Probleme und offene Fragen, die während der Erarbeitung der vorgestellten Lösung festgestellt wurden, erläutert. Zuletzt wird ein Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsthemen und Weiterentwicklungen der Simulation gegeben.

Es wurde ein einfaches Modell zur Abbildung globaler Leader und sozialer Gruppen im bestehenden WALK-Simulationssystem vorgestellt und realisiert. Globale Leader sind dabei Individuen, die eine bessere Kenntnis der Umgebung besitzen und andere Agenten zu vorhandenen Ausgängen führen. Sie verwenden im Moment stets den dichtesten Ausgang. Für einen Simulationslauf kann prozentual angegeben werden, wie hoch der Anteil an Leadern an einer Menge ist. Sie werden dann gleichmäßig über die Menge verteilt.

Daneben wurden soziale Gruppen in der Simulation abgebildet. Dabei werden nur bereits bei Simulationsbeginn bestehende Gruppen berücksichtigt. Spontane Gruppenbildung wird nicht modelliert. Das Modell bildet die Tendenz einer Gruppe, sich geschlossen zu einem Ausgang zu bewegen, gut ab. Gruppen besitzen einen lokalen Leader, der die Bewegungsrichtung der Gruppe bestimmt. Zwar bewegen sich Gruppen geschlossen in Richtung eines Ausgangs, sie nehmen jedoch keine besondere spatiale Struktur ein. Es wird davon ausgegangen, dass die Aufrechterhaltung einer spatialen Struktur, welche z.B. die Kommunikation zwischen den Gruppenmitgliedern fördert, im Rahmen einer Entfluchtung nicht sinnvoll ist. Während der Modellierung wurden Freiheitsgrade zur Kalibrierung des Modells vorgesehen. Für sie wurden anhand von empirischen Daten geeignete Werte bestimmt, sodass die Simulation die real beobachteten Werte möglichst genau reproduziert. Diese wurden in den folgenden Experimenten als Standardwerte verwendet.

In Abschnitt 1.1.1 wurden fünf Hypothesen über die Auswirkungen der Berücksichtigung von sozialen Gruppen und Leadern in der Simulation formuliert. Diese wurden im Rahmen einiger Experimenten genau untersucht. Alle Experimente wurden für zwei Szenarien durchgeführt, die an Brunner et al. (2009) angelehnt sind. Szenario 1 zeigt die Evakuierung eines großen Saals mit mehreren Ausgängen, Szenario 2 zeigt die Durchquerung einer Engstelle. Eine genaue Beschreibung der Szenarien ist in Abschnitt 7.1 zu finden. Zunächst wurde eine Sensitivitätsanalyse des Modells gegenüber Änderungen der fachlichen Eingangsparameter Gruppengröße, Kohäsion und Anteil globaler Leader durchgeführt. Danach wurde das Verhalten größerer sozialer Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern und das Zusammenspiel

zwischen globalen Leadern und sozialen Gruppen betrachtet. Die Ergebnisse der Experimente werden hier zusammengefasst, wobei auf die Hypothesen aus Abschnitt 1.1.1 Bezug genommen wird.

8.1. Globale Leader

Für die Umsetzung globaler Leader wurden die bestehenden modularen WALK-Agenten verwendet. Globale Leader besitzen das Ziel, sich zu einem Ausgang zu bewegen und passen dabei ihre Geschwindigkeit in Abhängigkeit der Position des am weitesten zurückliegenden Followers in ihrem Sichtbereich an. Die Stärke der Geschwindigkeitsanpassung wurde anhand eines einfachen Experiments kalibriert. Der Sichtbereich globaler Leader ist etwas größer als der anderer Agenten, da davon ausgegangen wird, dass sie in Stresssituationen besser den Überblick behalten. Optional können globale Leader im Modell vor Ausgängen warten, da diese Option allerdings zu Problemen führte, wurde sie standardmäßig deaktiviert. Es wurden Simulationsläufe mit unterschiedlichen Leader-Anteilen von 0–30 % durchgeführt und die Simulationsergebnisse anhand einiger Kennzahlen ausgewertet.

In Hypothese 1 und 2 aus Abschnitt 1.1.1 wird die Erwartung formuliert, dass der Einsatz von Leadern die Evakuierungseffizienz erhöht. Allerdings wird davon ausgegangen, dass dies nur bis zu einem bestimmten Anteil an Leadern zutrifft, sich die Effizienz also bei einem hohen Anteil an Leadern wieder verringert. Es wird vermutet, dass ein Optimum für den Leader-Anteil bezüglich der Gesamtentfluchtungszeit und der Verteilung der Personen auf die Ausgänge existiert.

8.1.1. Evakuierungseffizienz

In den Experimenten konnte gezeigt werden, dass steigende Anteile globaler Leader die Evakuierungseffizienz deutlich erhöhen. Die Gesamtentfluchtungszeit konnte im besten Fall bei einem Leader-Anteil von etwa 7.5 % um ca. 30 % gesenkt werden. Bei höheren Anteilen steigt die Entfluchtungszeit wieder. Gründe hierfür bestehen darin, dass sich die Agenten zunächst um die Leader sammeln und dadurch leicht verzögert einen Ausgang ansteuern. Außerdem passen sie ihre Gehgeschwindigkeit den globalen Leadern an, wobei sie sich deutlich langsamer bewegen als es ihnen möglich wäre. Da Leader jeweils auf den am weitesten zurückliegenden Follower warten und bei hohen Leader-Anteilen fast jeder Agent einem Leader folgt, ist dieser Effekt sehr deutlich. Die Evakuierungseffizienz sinkt in diesem Fall.

Es wurde außerdem gezeigt, dass der Einsatz von globalen Leadern dazu führt, dass nahezu eine Gleichverteilung der Agenten auf die vorhandenen Ausgänge erzielt wird. Im gezeigten

Szenario wurden ohne globale Leader zwei von vier Ausgängen kaum genutzt. Mit steigendem Leader-Anteil verstärkte sich die Nutzung der bisher unbekannteren Ausgänge. Die gleichmäßigste Verteilung wurde bei 7.5–10 % Leader-Anteil erreicht. Hypothese 1 (siehe Abschnitt 1.1.1) konnte also mithilfe der Simulation belegt werden.

Eine exakte Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge wurde nicht erzielt. Dies könnte möglicherweise eine Eigenheit des Modells sein, da die Agenten beim Start der Simulation einen der unteren Ausgänge als Zielposition zugewiesen bekommen und daher zunächst mit Blickrichtung nach unten beginnen. Die Wahrscheinlichkeit, dass sie einem globalen Leader folgen, der sich in der unteren Hälfte des Raumes befindet, ist dadurch leicht erhöht. Allerdings scheint dies vor dem Hintergrund, dass Personen in der Realität häufig auf ein bestimmtes Ziel fokussiert sind und dabei alternative Wege übersehen, durchaus plausibel. Eine endgültige Bewertung dieses Phänomens liegt jedoch außerhalb des Fachgebiets dieser Arbeit und wird hier nicht abschließend beantwortet.

8.1.2. Optimale Anzahl globaler Leader

Es konnte ein Optimum für den Anteil globaler Leader gefunden werden. Es liegt bei einem Anteil von 7.5–10 % und deckt sich mit den Ergebnissen anderer Arbeiten (vgl. [Pelechano und Badler 2006](#); [Zia und Riener 2011](#)). Bei diesem Anteil an globalen Leadern wurde die Gesamtentfluchtungszeit minimiert, während nahezu eine Gleichverteilung der Agenten auf die vorhandenen Ausgänge erzielt wird. Damit kann Hypothese 2 (siehe Abschnitt 1.1.1) ebenfalls als verifiziert betrachtet werden.

8.2. Soziale Gruppen

Für soziale Gruppen wurde ein neuer Agententyp, der *SocialAgent*, realisiert. Jede soziale Gruppe besitzt einen lokalen Leader, der als Orientierungspunkt für die Gruppe dient und die Intelligenz der Gruppe darstellt. Er bestimmt, in welche Richtung sich die Gruppe bewegt, die anderen Gruppenmitglieder folgen ihm lediglich. Lokale Leader passen ihre Gehgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Position des am weitesten zurückliegenden Gruppenmitglieds in ihrem Sichtbereich an. Die Stärke der Geschwindigkeitsanpassung wurde anhand eines Experiments aus [Köster et al. \(2011\)](#) kalibriert. Außerdem ist sie abhängig vom Grad der Kohäsion.

In Hypothese 3 aus Abschnitt 1.1.1 wird die Erwartung formuliert, dass die Evakuierungseffizienz bei Gruppen von zwei bis vier Mitgliedern mit steigender durchschnittlicher Gruppengröße und Kohäsion verringert wird. Es wird davon ausgegangen, dass große Gruppen schwerer durch Engstellen gelangen, da sie sich gegenseitig mehr behindern. Außerdem

wird erwartet, dass dieser Effekt umso stärker auftritt, je höher die Kohäsion der Gruppen ist. Außerdem wird in Hypothese 4 vermutet, dass sich diese Effekte auch für Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern fortsetzen, die Änderungsraten jedoch geringer ausfallen, je höher die durchschnittliche Gruppengröße ist. Der Grund dafür ist die Annahme, dass große Gruppen in Teilgruppen zerfallen und daher nicht so stark ins Gewicht fallen.

8.2.1. Evakuierungseffizienz

In den Experimenten konnte gezeigt werden, dass sowohl die Gruppengröße als auch die Kohäsion einen deutlichen Einfluss auf die Evakuierungseffizienz haben. Es wurde ein nahezu linearer Anstieg der Gesamtentfluchtungszeiten bei steigenden Gruppengrößen beobachtet. Die Erhöhung lag in den Experimenten bei 4–10 % pro Erhöhung der Gruppengröße. Der Effekt war in Szenario 2 wesentlich deutlicher zu erkennen, da hier alle Agenten eine einzelne Engstelle durchqueren müssen.

Eine erhöhte Kohäsion führte ebenfalls zu einer Erhöhung der Gesamtentfluchtungszeit. Bei geringen Kohäsionswerten unter 50 % fällt die Steigerung der Entfluchtungszeit gering aus, bei hohen Werten ab 75 % ist sie deutlich exponentiell. So erhöhte sich die Gesamtentfluchtungszeit bei einem Kohäsionswert von 100 % je nach Szenario zwischen 18 % und 80 % im Vergleich zu einem Simulationslauf ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen. In Szenario 2 war dieser Effekt besonders extrem. Die Gruppen behindern sich hier bei extrem hohen Kohäsionswerten so stark, dass es ihnen kaum noch gelingt, die Engstelle zu durchqueren.

Die Gehgeschwindigkeiten verringern sich mit steigenden Gruppengrößen und höheren Kohäsionswerten ebenfalls. Durch eine Erhöhung der Gruppengröße verringerte sich die Gehgeschwindigkeit in Szenario 1 nur geringfügig, in Szenario 2 wurde der Effekt deutlicher. Die Entwicklung war dabei nahezu linear. Mit einer mittleren Verringerung von etwa 0.047 m s^{-1} pro Gruppengröße wurde ein Wert festgestellt, der sich mit empirischen Beobachtungen aus [Moussaïd et al. \(2010\)](#) deckt. Hohe Kohäsionswerte reduzieren die Gehgeschwindigkeit ebenfalls, allerdings ist der Zusammenhang hier nicht linear. Die Gehgeschwindigkeit sinkt exponentiell umso stärker, je höher der Kohäsionswert ist. Die maximale Verringerung lag bei 25 % bei einem Kohäsionswert von 100 %. Diese Ergebnisse zeigen, dass Hypothese 3 (siehe Abschnitt 1.1.1) zutrifft.

8.2.2. Größere soziale Gruppen

Ähnliche Experimente wurden nun mit Gruppengrößen von fünf bis zehn Mitgliedern durchgeführt. In Hypothese 4 (siehe Abschnitt 1.1.1) wurde erwartet, dass sich die Änderungen, die bei kleinen Gruppengrößen auftreten, bei großen Gruppen fortsetzen. Allerdings wurde

vermutet, dass die Änderungsrate bei steigenden Gruppengrößen immer geringer wird, da große Gruppe in Teilgruppen zerfallen und damit eine ähnliche Situation entsteht, wie bei der Simulation kleinerer Gruppen.

Es wurde festgestellt, dass sich die Evakuierungseffizienz bei größeren Gruppen weiter reduziert. Allerdings wurde die Vermutung, dass sich die Änderungsrate mit steigender Gruppengröße verringert, in Szenario 1 nicht bestätigt. Eine genaue Analyse einiger Simulationsläufe zeigte, dass die Gruppen hier relativ ungehindert geschlossen zu den Ausgängen gelangen, da sie nicht durch statische Hindernisse aufgehalten oder getrennt werden. Die Änderungen, die bei kleineren Gruppen beobachtet wurden, setzten sich daher auch bei größeren Gruppen in einer ähnlichen Größenordnung von 4 s pro Gruppengröße bei der Entfluchtungszeit fort. Die Gehgeschwindigkeiten reduzierten sich kaum, allerdings war dies auch bei kleineren Gruppen der Fall, da die Agenten einen großen Anteil der Simulationszeit in Stauungen warten und der Effekt daher nicht so deutlich sichtbar wird.

In Szenario 2 wurde das erwartete Verhalten beobachtet: Viele Gruppen werden an der Engstelle getrennt. Dadurch ist die Änderungsrate bei weiter steigenden Gruppengrößen hier nur gering. Die Gesamtentfluchtungszeit stieg hier gerade einmal mit einer Rate von 0.6 s pro Gruppengröße an. Die Änderungsrate der Gehgeschwindigkeiten war mit etwa -0.005 m s^{-1} kaum merklich. Hypothese 4 (siehe Abschnitt 1.1.1) wurde damit teilweise bestätigt. Die Änderungen, die sich bei kleinen Gruppen bei einer Erhöhung der Gruppengröße zeigen, setzten sich auch für große Gruppen fort. Die Änderungsrate ist dabei allerdings stark vom Szenario abhängig. So setzten sich die Änderungen in Szenario 1 mit einer höheren Änderungsrate als in Szenario 2 fort.

8.3. Zusammenspiel globaler Leader und sozialer Gruppen

Im letzten Experiment wurden soziale Gruppen zusammen mit globalen Leadern simuliert. In Hypothese 5 aus Abschnitt 1.1.1 wurde angenommen, dass das Verhalten in der Tendenz ähnlich ist, wie in einem Szenario mit globalen Leadern und ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen. Es wurde weiterhin vermutet, dass die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge möglicherweise nicht so gleichmäßig erfolgt, wie bei Einzelagenten, da die Gruppenmitglieder aufeinander warten und dabei den globalen Leader aus dem Sichtfeld verlieren können.

8.3.1. Evakuierungseffizienz

Es wurde festgestellt, dass die Auswirkungen globaler Leader auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen auftreten. Die Evakuierungseffizienz wurde deutlich erhöht. Sie Gesamtentfluchtungszeit wird bei einem Leader-Anteil von 5–7.5 % je nach Gruppengröße um

20–30 % reduziert. Die Verbesserung ist dabei umso höher, je kleiner die durchschnittliche Gruppengröße ist. Die mittleren Gehgeschwindigkeiten erreichen bei einem Leader-Anteil von 7.5–10 % ihr Maximum und fallen danach stark. Auch dieses Verhalten entspricht der Simulation globaler Leader mit Einzelagenten.

Die Verteilung der Agenten auf die Ausgänge wird durch steigende Leader-Anteile deutlich gleichmäßiger. Bei einem Leader-Anteil von etwa 7.5–10 % wird die optimale Verteilung erreicht, welche sich bei steigenden Leader-Anteilen nicht weiter verbessert. Es verwenden dann jeweils etwa 110 Agenten die oberen und jeweils etwa 140 Agenten die unteren Ausgänge. Die erzielte Verteilung ist nur geringfügig schlechter als bei der Simulation von Einzelagenten. Hypothese 1 (siehe Abschnitt 1.1.1) konnte also auch unter Berücksichtigung sozialer Gruppen gezeigt werden.

Eine exakte Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge konnte nicht erreicht werden. Tatsächlich ist die Verteilung sogar etwas ungleichmäßiger als bei Simulationsläufen ohne die Berücksichtigung sozialer Gruppen. Ein Grund hierfür ist die Auswahl des lokalen Leaders: Es wird stets der Agent lokaler Leader, der sich am dichtesten am nächsten Wegpunkt der Gruppe befindet. Beim Start der Simulation besitzen fast alle Agenten einen nächsten Wegpunkt, der in Richtung einem der unteren Ausgänge liegt, da sie einen von ihnen als Zielpunkt zugewiesen bekommen. Daher werden stets die Agenten lokale Leader, die sich am dichtesten an den unteren Ausgängen befinden. Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Gruppe einem Leader aus der unteren Hälfte des Raumes folgt, ist dadurch leicht erhöht.

8.3.2. Optimale Anzahl globaler Leader

Es konnte ein optimaler Anteil globaler Leader Anteilen von 5–10 % ermittelt werden. Je nach Gruppengröße liegt das Optimum etwas niedriger oder höher. Bei diesen Leader-Anteilen wurden die Gesamtentfluchtungszeiten minimiert und die bestmögliche Verteilung der Agenten auf die Ausgänge erreicht. Folglich wurde Hypothese 2 (siehe Abschnitt 1.1.1) auch unter Berücksichtigung sozialer Gruppen bestätigt

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass sich das beobachtete Verhalten beim Einsatz globaler Leader auch unter Berücksichtigung sozialer Gruppen zeigt. Damit kann Hypothese 5 (siehe Abschnitt 1.1.1) als erwiesen angesehen werden. Alle Hypothesen und die erzielten Ergebnisse werden in Tabelle 8.1 kurz zusammengefasst.

Hypothese	Ergebnis
1. Die Evakuierungseffizienz wird durch den Einsatz globaler Leader erhöht.	Trifft zu. Die Gesamtentfluchtungszeit wird bei einem Leader-Anteil von etwa 7.5 % um bis zu 30 % verringert. Kaum benutzte Ausgänge werden durch den Einsatz der Leader häufiger verwendet.
2. Es existiert ein Optimum für den prozentualen Anteil globaler Leader an der Menge.	Trifft zu. Das Optimum liegt bei 7.5–10 %. Bei diesem Anteil an globalen Leaders wird nahezu eine Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge erzielt. Das Ergebnis deckt sich mit den Resultaten anderer Arbeiten (z.B. Pelechano und Badler 2006).
3. Die Evakuierungseffizienz verringert sich mit steigender Gruppengröße und Kohäsion bei Gruppen von zwei bis vier Mitgliedern.	Trifft zu. In Abhängigkeit der durchschnittlichen Gruppengröße steigt die Entfluchtungszeit nahezu linear um etwa 4–10 % pro Erhöhung der Gruppengröße. Der Anstieg der Entfluchtungszeiten bei niedrigen Kohäsionswerten ist sehr gering, ab einem Wert von etwa 75 % Kohäsion allerdings exponentiell. Im Vergleich zu Simulationsläufen ohne soziale Gruppen erhöht sich die Gesamtentfluchtungszeit bei einem Kohäsionswert von 100 % um 18–80 %.
4. Die Evakuierungseffizienz verringert sich für Gruppen von fünf bis zehn Mitgliedern weiter, allerdings mit einer geringeren Änderungsrate als bei kleineren Gruppen.	Trifft eingeschränkt zu. Die Evakuierungseffizienz wird bei größeren Gruppen weiter reduziert, allerdings ist die Änderungsrate pro Erhöhung der Gruppengröße nicht in jedem Szenario geringer als bei kleinen Gruppen. Entscheidend ist hierbei, ob die Gruppen durch statische Hindernisse getrennt werden und in Teilgruppen zerfallen.
5. Die Auswirkungen globaler Leader werden auch bei der Berücksichtigung sozialer Gruppen sichtbar.	Trifft zu. Die Gesamtentfluchtungszeit verringert sich bei einem Leader-Anteil von 5–10 % um 20–30 %. Es wird, wie bei den Simulationsläufen mit Einzelagenten, nahezu eine Gleichverteilung der Agenten auf die Ausgänge erreicht. Das Optimum liegt bei einem Leader-Anteil von 5–10 %.

Tabelle 8.1.: Zusammenfassung der Hypothesen und Ergebnisse

8.4. Offene Probleme & Einschränkungen

Während der Entwicklung des Modells wurden mehrere offene Probleme identifiziert. Diese sollen hier kurz erläutert werden.

Eine starke Einschränkung im bestehenden Simulationsmodell stellen die einfachen Sichtradien der Agenten dar. So können Agenten in der aktuellen Simulation durch Wände hindurchsehen. Dies führt dazu, dass die Sichtbereiche häufig kleiner gewählt werden müssen, als dies realistisch erscheint. Ansonsten könnten Agenten möglicherweise Ausgänge sehen, die hinter Wänden verborgen sind und die sie in der Realität nicht sehen würden. Lokale Leader sozialer Gruppen können ihre Follower hinter sich nur bis zu einer Distanz wahrnehmen, die der Hälfte des Sichtradius entspricht. Da die Sichtradien teilweise äußerst klein gewählt werden müssen, ist dieser Bereich sehr klein. In der Folge verlieren sich Gruppen

häufiger als es wahrscheinlich in der Realität passieren würde. Das Modellverhalten könnte durch Sichtbereiche, die Hindernisse berücksichtigen, deutlich realistischer werden.

Weiterhin ist das Fehlen direkter Kommunikation zwischen den Agenten eine deutliche Einschränkung. In der Realität würden Personen Informationen austauschen, was im bestehenden System bisher nur begrenzt möglich ist. Teilweise wurde die Kommunikation im entwickelten Modell durch öffentlich sichtbare Eigenschaften der Agenten ersetzt, ohne die das Modell nicht hätte umgesetzt werden können. Es würde natürlicher wirken, wenn Agenten sich gegenseitig direkt Nachrichten senden könnten. Dadurch könnten z.B. globale Leader eine Art "Follow-Me"-Nachricht an bestimmte Follower senden oder ihnen direkt Informationen über die Position eines Ausgangs übermitteln. Auch der Austausch von Informationen innerhalb sozialer Gruppen wäre möglich. Dies könnte die Umsetzung des Modells weiter vereinfachen.

Ein weiterer wesentlicher Aspekt besteht in dem Mangel an ausreichenden empirischen Daten zum Einfluss von Sicherheitskräften und sozialen Gruppen auf die Evakuierungseffizienz. Das verwendete Modell stützt sich auf wenige empirische Daten, die innerhalb von Experimenten bestimmt wurden. Besonders im Rahmen der Kalibrierung des Modells (siehe Kapitel 6) stellt dies ein Problem dar. Ob die dort ermittelten Werte auch für andere Szenarien realistische Werte produzieren, konnte nicht festgestellt werden. Im Rahmen dieser Arbeit soll die Plausibilisierung des Modells anhand weniger Daten genügen, in weitergehenden Arbeiten sollte das Modell jedoch mit weiteren Daten verglichen werden. Es handelt sich hierbei um ein generelles Problem im Gebiet der Entfluchtungssimulation. Es resultiert häufig darin, dass die Validierung von Modellen nur begrenzt möglich ist (vgl. [Zhou et al. 2010](#); [Aguirre et al. 2011](#)).

8.5. Ausblick

Das hier vorgestellte Modell bildet eine gute Basis zur Untersuchung sozialer Interaktion innerhalb der Simulation. Das Modell berücksichtigt die wichtigsten Phänomene, die bei sozialen Gruppen und Leadern beobachtet werden. Die durchgeführten Experimente vermitteln einen Eindruck von den Auswirkungen, die unterschiedliche Gruppenkonfigurationen und Anteile globaler Leader auf das Simulationsergebnis haben. Natürlich ist die Untersuchung nicht erschöpfend, Tendenzen und Größenordnungen der Effekte werden jedoch deutlich. Die vorher aufgestellten Hypothesen ließen sich anhand des Modells fast vollständig beweisen. Es wäre interessant, ähnliche Auswertungen für andere existierende Modelle im Vergleich zu betrachten.

Natürlich existieren im vorgestellten Modell Weiterentwicklungsmöglichkeiten und offene Fragen, die in der Zukunft genauer untersucht werden sollten. Im Modell sozialer Gruppen wird

ein Agent als Gruppenleader und damit als Orientierungspunkt der Gruppe bestimmt. Dies ist stets der Agent, der vorneweg läuft. Dies ist ein artifizielles Konstrukt. In der Realität hätten Gruppen wahrscheinlich einen festen Gruppenleader, der auf Basis seiner Eigenschaften, z.B. dem Alter, dem Geschlecht oder der Kenntnis der Umgebung, ausgewählt würde. Andere Arbeiten modellieren Gruppen komplett ohne Leader. Es wäre möglicherweise interessant, die Auswirkungen unterschiedlicher Leader-Modelle auf das Verhalten der Simulation zu untersuchen.

Zudem wurden keine Wechselwirkungen zwischen sozialen Gruppen modelliert. In [Qiu und Hu \(2010\)](#) wurden z.B. Einflüsse zwischen Gruppen abgebildet, hier folgt der Gruppenleader anderen Gruppen. Einige Arbeiten legen außerdem nahe, dass Personen und Gruppen die Tendenz besitzen, anderen Personen oder Gruppen zu folgen (vgl. [Singh et al. 2009](#)). Auch wird häufig davon ausgegangen, dass Personen der Masse folgen, wenn sie keine genaueren Informationen über einen möglichen Weg zu einem Ausgang besitzen. Diese Phänomene haben vermutlich einen Einfluss auf den Verlauf von Evakuierungen und könnten in einem erweiterten Modell ebenfalls berücksichtigt werden.

Es wurde angenommen, dass die Kommunikation zwischen den Mitgliedern einer sozialen Gruppe während einer Entfluchtung nicht das vorherrschende Motiv ist. Daher bewegen sich Gruppen im vorgestellten Modell nicht in festgelegten spatialen Formationen. Ob diese Entscheidung vor einem soziologischen oder psychologischen Hintergrund sinnvoll ist, kann im Rahmen dieser Arbeit nicht beantwortet werden. Für das Forschungsfeld der Evakuierungssimulation wäre genauere Untersuchung zu diesem Thema jedoch interessant.

A. Agentenparameter

Das Verhalten der modularen WALK-Agenten wird von einigen Konfigurationsparametern beeinflusst. Diese können in der Szenariodefinition festgelegt werden. Sie lassen sich untergliedern in allgemeine Parameter, die für alle Agenten eines Simulationslaufs verwendet werden und individuelle Parameter, die nur für einzelne Agenten gültig sind. Allgemeine Parameter werden in den Tabellen [A.1](#) und [A.2](#), individuelle Parameter in Tabelle [A.3](#) erläutert.

Parameter	Beschreibung	Default-Wert
agentBounds	Der Körperdurchmesser eines Agenten in Metern. Agenten haben im aktuellen Modell eine quadratische Form. Dieser Parameter entspricht daher der Kantenlänge des Quadrats.	0.4 m
reasoningTimerIntervalMinMs	Die untere Grenze für mögliche Werte des Reasoning-Intervalls in Millisekunden.	75 ms
reasoningTimerIntervalMaxMs	Die obere Grenze für mögliche Werte des Reasoning-Intervalls in Millisekunden.	125 ms
decisionMakingInterval	Die Anzahl der Reasoning-Intervalle, nach denen der Agent jeweils die Zielfindung und Planung ausführt. Ist der Wert eins, so führt der Agent sie in jedem Reasoning-Intervall aus.	5
viewRangeRadius	Die Sichtweite des Agenten in Metern. Die Sichtbereiche der Agenten werden in Abschnitt 4.2 genauer erläutert.	5 m
waypointEdgeDistance	Gibt an, wie weit die gesuchten Wegpunkte von den Ecken von Hindernissen entfernt liegen. Liegen sie sehr dicht an einer Ecke, so ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass ein Agent an der Ecke hängen bleibt.	0.75 m
waypointReachedDistance	Gibt an, ab welcher Distanz ein Wegpunkt eines Agenten als erreicht gilt. Diese Distanz sollte stets kleiner sein als <code>waypointEdgeDistance</code> , da die Agenten sonst bereits vor dem Erreichen einer Ecke versuchen, den nächsten Wegpunkt anzusteuern und so häufig mit Hindernissen zusammenstoßen.	0.5 m

Tabelle A.1.: Allgemeine Agentenparameter (Teil 1)

Parameter	Beschreibung	Default-Wert
evadeRightProbability	Bestimmt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Agent nach rechts ausweicht. Der Wert ist als Dezimalzahl zwischen null und eins anzugeben.	0.5
stuckCheckSensitivity	Gibt die Empfindlichkeit an, mit der ein Agent feststellt, dass er festhängt. Der Wert ist prozentual zu verstehen. Er gibt den Anteil an der Distanz an, die der Agent theoretisch in einem Zeitschritt zurücklegen könnte.	0.5
maxNumStuckCycles	Gibt die Anzahl der Reasoning-Zyklen an, die der Agent nacheinander feststellen darf, dass er festhängt, bevor er den Weg erneut plant.	5
doAgentReplanning	Aktiviert die Berücksichtigung anderer Agenten bei der Wegeplanung. Das grundsätzlich vorhandene Ausweichen der Agenten bleibt davon unberührt.	true
desiredGroupMemberDistance	Die angestrebte Gruppendistanz. Gruppenmitglieder versuchen, sich nicht weiter als die angegebene Distanz vom Gruppenleader zu entfernen.	0.75 m
desiredGlobalLeaderDistance	Die angestrebte Folgedistanz für globale Leader. Follower versuchen stets, sich nicht weiter als die angegebene Distanz von ihrem ausgewählten Leader zu entfernen.	1.5 m
changeGlobalLeader	Bestimmt, ob Agenten stets dem dichtesten globalen Leader folgen oder bei ihrem gewählten Leader bleiben.	false
highlightedSocialGroupIds	Bestimmt die eindeutigen Ids der Gruppen, die während der Visualisierung hervorgehoben werden.	-
groupAttractionCoefficient	Kalibrierungsparameter für die Gruppenanziehung. Er bestimmt, wie stark lokale Gruppenleader ihre Geschwindigkeiten anpassen, um auf ihre Gruppenmitglieder zu warten.	0.375
leaderAttractionCoefficient	Kalibrierungsparameter für globale Leader. Er bestimmt, wie stark globale Leader auf ihre Follower warten.	0.625
globalLeadersChangeExit	Gibt an, ob globale Leader ihre Wahl des Ausgangs ändern, wenn sie einen dichteren Ausgang finden. Standardmäßig verwenden globale Leader den dichtesten Ausgang, sodass dieser Parameter zumeist ohne Auswirkung bleibt. Er ist nur von Relevanz, wenn Leader einen konkreten Ausgang zugewiesen bekommen, der nicht der dichteste ist.	true
globalLeadersWaitBeforeExit	Gibt an, ob globale Leader vor Ausgängen warten.	false

Tabelle A.2.: Allgemeine Agentenparameter (Teil 2)

Parameter	Beschreibung	Default-Wert
exitId	Gibt die eindeutige Id des Ausgangs an, den der Agent ansteuern soll. Als Wert kann auch <code>nearest</code> angegeben werden. In diesem Fall verwendet der Agent den am dichtesten gelegenen Ausgang. Sind die Ausgänge in der Umgebung nicht explizit repräsentiert, so kann eine beliebige Zielposition über den Parameter <code>targetPosition</code> angegeben werden.	-
targetPosition	Gibt eine beliebige Zielposition für den Agenten an. Wird zusätzlich mittels <code>exitId</code> die Id eines Ausgangs angegeben, so hat der explizit angegebene Ausgang Vorrang und überschreibt die Zielposition.	-
movingSpeed	Gibt die maximale Bewegungsgeschwindigkeit des Agenten an. Die Angabe erfolgt als Dezimalzahl. Der Wert wird häufig über einen <code>StartParameterGenerator</code> erzeugt.	-
firstMoveDelay	Gibt die Reaktionszeit des Agenten an, also die Zeit nach der ein Agent nach dem Start eines Simulationslaufs mit seiner Ausführung beginnt. Die Angabe erfolgt als natürliche Zahl. Der Wert wird häufig über einen <code>StartParameterGenerator</code> erzeugt.	-
globalLeader	Bestimmt, ob der Agent ein globaler Leader ist.	false
socialGroup	Definiert die Gruppenzugehörigkeit. Dieses Element wird nicht innerhalb eines <code>startParameter</code> -Tags angegeben, sondern als eigenes Element. Es muss zwei Kindelemente enthalten: <code>id</code> und <code>cohesion</code> .	-
debugMode	Dieser Parameter gibt an, ob der Agent zusätzliche Ausgaben zur Fehlerdiagnose generieren soll. Es kann auch die Kurzschreibweise <code><debugMode>true</debugMode></code> verwendet werden.	false

Tabelle A.3.: Individuelle Agentenparameter

B. Realisierte Kennzahlen

Wie in Abschnitt 5.1 beschrieben, können im System während eines Simulationslaufs unterschiedliche Kennzahlen erhoben werden. Alle realisierten `IDataCollector`-Realisierungen sind in Tabelle B.1 erläutert.

Typ	Beschreibung	Zeitbasiert
evacuationTime	Gesamtentfluchtungszeit des Simulationslaufs.	
numExitChanges	Gesamtanzahl der Ausgangswechsel über den gesamten Simulationslauf.	
avgNumWaitingCycles	Durchschnittliche Anzahl an Wartezyklen pro Agent über den gesamten Simulationslauf.	
numActiveAgents	Anzahl der noch in der Simulation aktiven Agenten über die Zeit.	X
socialParameters	Durchschnittliche Gruppengröße und -kohäsion, prozentualer Anteil globaler Leader.	
aggregateAvgWalkingSpeed	Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit aller Agenten über den gesamten Simulationslauf.	
avgGroupMemberDistance	Durchschnittlicher Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt für alle Gruppen über die Zeit.	X
aggregateAvgGroupMemberDistance	Durchschnittlicher Abstand der Gruppenmitglieder zum Gruppenmittelpunkt für alle Gruppen über den gesamten Simulationslauf.	
numAgentsFollowingLeader	Gesamtanzahl an Agenten, die einem globalen Leader folgen, über die Zeit.	X
avgWalkingSpeed	Durchschnittliche Gehgeschwindigkeit in einem Areal über die Zeit.	X
agentCount	Anzahl Agenten in einem Areal über die Zeit.	X
density	Dichte in einem Areal über die Zeit.	X
flow	Flussrate in einem Areal über die Zeit.	X
lastAgent	Zeitpunkt, zu dem der letzte Agent ein Areal betreten hat.	

Tabelle B.1.: Realisierte DataCollectors zur Erhebung von Kennzahlen

C. Inhalt der DVD

Dieser Arbeit liegt ein Datenträger mit allen relevanten Inhalten bei. Folgende Daten befinden sich auf der DVD:

- **Experimente/** Die Messergebnisse der Validierung, Kalibrierung und sämtlicher Experimente. Für jeden Simulationslauf wurde ein eigenes Unterverzeichnis erzeugt, das die erhobenen Messdaten in mehreren Textdateien enthält. Zusätzlich wurden mittels eines Auswertungstools (*MeasTool*, auch auf dieser DVD enthalten) zusammengefasste Daten und Plots erzeugt. Diese befinden sich ebenfalls in den entsprechenden Messungsverzeichnissen.
- **Literatur/** Ein großer Teil der in dieser Arbeit zitierten Literatur als PDF-Dateien. Bücher und nicht frei verfügbare Artikel sind nicht enthalten.
- **Quellcode/** Der vollständige Quellcode des aktuellen WALK-Simulationssystems und des Tools zur Zusammenfassung und Auswertung der Messdaten (*MeasTool*).
- **Videos/** Videos ausgewählter Szenarien. Sie sind so benannt, dass eine Zuordnung zu den vorgestellten Experimenten möglich ist.

Abbildungsverzeichnis

2.1. Aufbau eines Multiagentensystems (angelehnt an Ferber 1998)	11
2.2. Verteilung der Gruppengrößen einer Population (aus Moussaïd et al. 2010)	17
2.3. Formationen bei Kleingruppen (aus Karamouzas und Overmars 2012)	18
2.4. Einordnung der WALK-Agenten in das Gesamtsystem	19
2.5. Grundlegende Architektur der modularen WALK-Agenten	21
2.6. Interpretationsphase: Realisierung von Evaluationsphasen	21
2.7. Abschätzung der Personendichte	24
2.8. Neuplanung des Weges unter Berücksichtigung anderer Agenten	26
2.9. Prüfung auf Hindernisse in Bewegungsrichtung	27
2.10. Klassendiagramm: Aktionen, Pläne und Ziele	28
2.11. Klassendiagramm: Zielhierarchie der bestehenden Agenten	30
2.12. Kinosaal-Szenario (vgl. Klüpfel 2003) und Umsetzung im WALK-Simulationssystem	32
2.13. Entwicklung der Anzahl evakuierter Agenten im Kinosaal-Szenario	34
2.14. Klassenraum-Szenario (vgl. Köster et al. 2011) und Umsetzung im WALK-Simulationssystem	35
2.15. Entwicklung der Anzahl evakuierter Agenten im Klassenraum-Szenario	36
3.1. Experiment zur Untersuchung von Leadern aus Sugiman und Misumi (1988)	43
3.2. Empirische Daten zu Abständen und Winkeln zwischen Gruppenmitgliedern (vgl. Moussaïd et al. 2010)	49
3.3. Formation Attractor Points (vgl. Singh et al. 2009)	50
3.4. Darstellung von Gruppenstrukturen als Matrix (vgl. Qiu und Hu 2010)	54
4.1. Klassendiagramm: Zielhierarchie der Agenten nach der Erweiterung um soziale Gruppen und Leader	64
4.2. Sichtbereiche der unterschiedlichen Agenten im Vergleich	66
4.3. Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktion globaler leader	68
4.4. Potentialfeld in Bewegungsrichtung bei globalen Leadern	71
4.5. Ermittlung des durchschnittlichen Wegpunkts, Beispiel 1.	75
4.6. Ermittlung des durchschnittlichen Wegpunkts, Beispiel 2.	75
4.7. Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktion lokaler Leader	78
4.8. Potentialfeld der Mitglieder sozialer Gruppen	81

5.1. Klassendiagramm: Realisierung der Kennzahlen-Erhebung	83
5.2. Klassendiagramm: GoalForming-Hierarchie des erweiterten Agentenmodells	91
5.3. Visualisierung von globalen Leadern und sozialen Gruppen	94
6.1. Szenario zur Kalibrierung des Modells globaler Leader	96
6.2. Simulationsergebnisse bei unterschiedlichen Werten für C_{leader}	97
6.3. Simulationsergebnisse bei unterschiedlichen Werten für C_{group}	100
6.4. Qualitativer Verlauf der Geschwindigkeitsfunktionen	102
7.1. Szenario 1: Eine Menschenmenge verlässt einen großen öffentlichen Raum (angelehnt an Brunner et al. 2009)	104
7.2. Szenario 2: Auswirkung von Engstellen (angelehnt an Brunner et al. 2009) . .	105
7.3. Simulationsergebnisse für unterschiedliche Leader-Anteile in Szenario 1 . . .	109
7.4. Verlauf eines Simulationslaufes mit 7.5% Leader-Anteil in Szenario 1	110
7.5. Weitere Simulationsergebnisse für unterschiedliche Leader-Anteile in Szenario 1	111
7.6. Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 1–4 in Szenario 1	114
7.7. Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 1–4 in Szenario 2	116
7.8. Simulationsergebnisse für unterschiedliche Kohäsionswerte in Szenario 1 . .	120
7.9. Simulationsergebnisse für unterschiedliche Kohäsionswerte in Szenario 2 . .	121
7.10. Entstehung einer Stauung bei 100% Kohäsion in Szenario 2	122
7.11. Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 5–10 in Szenario 1	125
7.12. Verlauf eines Simulationslaufs mit Gruppengröße 10 in Szenario 1	126
7.13. Simulationsergebnisse für Gruppengrößen 5–10 in Szenario 2	127
7.14. Simulationsergebnisse für unterschiedliche Gruppengrößen und Leader-Anteile in Szenario 1	130

Tabellenverzeichnis

2.1. Verteilung der Agenten auf die Ausgänge im Kinosaal-Szenario	33
2.2. Simulationsergebnisse der WALK-Simulation im Kinosaal-Szenario	33
2.3. Simulationsergebnisse der WALK-Simulation im Klassenraum-Szenario	36
8.1. Zusammenfassung der Hypothesen und Ergebnisse	139
A.1. Allgemeine Agentenparameter (Teil 1)	142
A.2. Allgemeine Agentenparameter (Teil 2)	143
A.3. Individuelle Agentenparameter	144
B.1. Realisierte DataCollectors zur Erhebung von Kennzahlen	145

Quellcodeverzeichnis

2.1. Pseudocode des Zielauswahlmechanismus	30
5.1. Szenariodefinition: Festlegung der Agentenparameter	85
5.2. Szenariodefinition: Konfiguration der Kennzahlen-Erhebung	86
5.3. Szenariodefinition: Festlegung des Anteils globaler Leader	86
5.4. Szenariodefinition: Verteilung der Gruppengrößen und Kohäsionswerte	87
5.5. EvacueeGoalForming: Pseudocode der Erzeugung neuer Zielkandidaten	92
5.6. FollowAgentPlan: Pseudocode der Ermittlung der nächsten Aktion	93

Literaturverzeichnis

- [Aguirre et al. 2011] AGUIRRE, BE ; EL-TAWIL, S ; BEST, Eric: Contributions of social science to agent-based models of building evacuation. In: *Contemporary Social Science* (2011), Nr. December, S. 37–41. – URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/21582041.2011.609380>
- [Aronson et al. 2009] ARONSON, Elliot ; TIMOTHY, Wilson ; AKERT, Robin M.: *Social Psychology*. 7th Edition. Upper Saddle River, NJ : Pearson, 2009. – ISBN 9780138144784
- [Aveni 1977] AVENI, AF: The Not-So-Lonely Crowd: Friendship Groups in Collective Behavior. In: *Sociometry* 40 (1977), Nr. 1, S. 96–99. – URL <http://www.jstor.org/stable/10.2307/3033551>
- [Averill et al. 2005] AVERILL, J. D. ; MILETI, D. S. ; PEACOCK, R. D. ; KULIGOWSKI, E. D. ; GRONER, N. ; PROULX, G. ; RENEKE, P. A. ; NELSON, H. E.: Federal Building and Fire Safety Investigation of the World Trade Center Disaster : Occupant Behavior, Egress, and Emergency Communications. (2005). – URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Occupant+Behavior,+Egress,+and+Emergency+Communications#1>
- [Brunner et al. 2009] BRUNNER, U ; KIRCHBERGER, H ; LEBEDA, C: RiMEA - Richtlinie für Mikroskopische Entfluchtungsanalysen Version 2.2.1. (2009). – URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Richtlinie+für+Mikroskopische+Entfluchtungsanalysen#1>
- [Burstedde und Klauck 2001] BURSTEDDE, C ; KLAUCK, K: Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 295 (2001), Nr. 3-4, S. 507–525. – URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378437101001418><http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437101001418>
- [Chattaraj et al. 2009] CHATTARAJ, Ujjal ; SEYFRIED, Armin ; CHAKROBORTY, Partha: Comparison of pedestrian fundamental diagram across cultures. In: *Advances in Complex Systems* (2009), S. 393–405. – URL <http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0219525909002209>

- [Chu und Law 2012] CHU, Mei L. ; LAW, Kincho: Modeling Social Groups and Roles in Egress Simulation. In: *Human Behaviour in Fire* (2012). – URL http://eil.stanford.edu/publications/zan_chu/HBIF-PosterPaper_ChunLaw.pdf
- [Cocking et al. 2009] COCKING, C. ; DRURY, J. ; REICHER, S: The Psychology of Crowd Behaviour in emergency evacuations: Results from two interview studies and implications for the Fire and Rescue Services. In: *Irish Journal of Psychology* (2009), S. 1–31. – URL <http://sro.sussex.ac.uk/13598/>
- [Couzin et al. 2005] COUZIN, ID ; KRAUSE, Jens ; FRANKS, NR ; LEVIN, SA: Effective leadership and decision-making in animal groups on the move. In: *Nature* 433 (2005), Februar, Nr. 7025, S. 513–6. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15690039><http://www.nature.com/nature/journal/v433/n7025/abs/nature03236.html>
- [Demiroz und Kapucu 2012] DEMIROZ, Fatih ; KAPUCU, Naim: The Role of Leadership in Managing Emergencies and Disasters. In: *European Journal of Economic and Political Studies* 5 (2012), Nr. 1, S. 91–101
- [Duden 2013] DUDEN: *Duden online*. 2013. – URL <http://www.duden.de/>. – Zugriffsdatum: 07.10.2013
- [Fahy et al. 2009] FAHY, RF ; PROULX, G ; AIMAN, L: 'Panic' and human behaviour in fire. URL <http://archive.nrc-cnrc.gc.ca/obj/irc/doc/pubs/nrcc51384.pdf>, 2009. – 387–398 S
- [FEMA 2010] FEMA: Leadership and Influence / Federal Emergency Management Agency. URL <http://training.fema.gov/EMIWeb/IS/IS240A/IS240A.pdf>, 2010. – Forschungsbericht
- [Ferber 1998] FERBER, Jacques: *Multi-Agent Systems: An Introduction to Distributed Artificial Intelligence*. Addison-Wesley, 1998. – URL <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/4/2/reviews/rouchier.html>
- [Forsyth 2009] FORSYTH, DR: *Group Dynamics*. 2nd Edition. Brooks/Cole Pub. Co., 2009. – URL <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=RsmNiobZojIC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Group+Dynamics&ots=FFMkqv9JTS&sig=mM-t7xXrJeK7BzraiJ0bEUnDXc>
- [Fridman und Kaminka 2007] FRIDMAN, Natalie ; KAMINKA, GA: Towards a Cognitive Model of Crowd Behavior Based on Social Comparison Theory. In: *Proceedings of the national conference on artificial intelligence* (2007), S. 731–737. – URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Towards+a+Cognitive+Model+of+Crowd+Behavior+Based+>

- on+Social+Comparison+Theory#0<http://www.aaai.org/Papers/AAAI/2007/AAAI07-116.pdf>
- [Grosshandler et al. 2005] GROSSHANDLER, William L. ; BRYNER, Nelson P. ; MADZYKOWSKI, Daniel ; KUNTZ, Kenneth: *Report of the Technical Investigation of the Station Nightclub Fire*. U.S. Dept. of Commerce, Technology Administration, National Institute of Standards and Technology, 2005. – URL <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Report+of+the+Technical+Investigation+of+The+Station+Nightclub+Fire#0>
- [Guttal und Couzin 2010] GUTTAL, Vishweshha ; COUZIN, Iain D.: Social interactions, information use, and the evolution of collective migration. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences* (2010). – URL <http://www.pnas.org/content/early/2010/08/09/1006874107.abstract>
- [Helbing 1992] HELBING, Dirk: A Fluid-Dynamic Model for the Movement of Pedestrians. In: *Complex Systems* 6 (1992), S. 391–415. – URL <http://arxiv.org/abs/cond-mat/9805213>
- [Helbing und Molnar 1995] HELBING, Dirk ; MOLNAR, P: Social force model for pedestrian dynamics. In: *Physical review E* 51 (1995), Nr. 5. – URL http://pre.aps.org/abstract/PRE/v51/i5/p4282_1
- [Henderson 1974] HENDERSON, LF: On the Fluid Mechanics of Human Crowd Motion. In: *Transportation research* (1974). – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0041164774900276>
- [Heuking 2010] HEUKING: Endbericht der Stadt Duisburg zu den tragischen Ereignissen rund um die Loveparade am 24.07.2010 in Duisburg / Stadt Duisburg. URL https://www.duisburg.de/ratsinformationssystem/bi/vo0050.php?__kvonr=20056110&voselect=20049862, 2010. – Forschungsbericht
- [Hughes 2002] HUGHES, RL: A continuum theory for the flow of pedestrians. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 36 (2002), S. 507–535. – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261501000157>
- [James 1953] JAMES, John: The Distribution of Free-Forming Small Group Size. In: *American Sociological Review* 18 (1953), Nr. 5, S. 569–570. – URL <http://psycnet.apa.org/psycinfo/1954-05814-001>
- [Ji und Gao 2006] JI, Q ; GAO, C: Simulating Crowd Evacuation with a Leader-Follower Model. In: *International Journal of Computer Sciences and Engineering Systems* 1 (2006), Nr. 4, S. 249–252. – URL <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.135.7646&rep=rep1&type=pdf>

- [Karamouzas und Overmars 2012] KARAMOUZAS, Ioannis ; OVERMARS, Mark: Simulating and Evaluating the Local Behavior of Small Pedestrian Groups. In: *IEEE transactions on visualization and computer graphics* 18 (2012), März, Nr. 3, S. 394–406. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22241282>http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5963666
- [Klüpfel 2003] KLÜPFEL, H: *A Cellular Automaton Model for Crowd Movement and Egress Simulation*, Universität Duisburg-Essen, Dissertation, 2003. – URL <http://duepublico.uni-duisburg-essen.de/servlets/DerivateServlet/Derivate-5477/Disskluepfel.pdf>
- [Klüpfel et al. 2005] KLÜPFEL, H ; SCHRECKENBERG, Michael ; MEYER-KÖNIG, T: Models for Crowd Movement and Egress Simulation. In: *Traffic and Granular Flow '03* (2005). – URL http://link.springer.com/chapter/10.1007/3-540-28091-X_35
- [Köster et al. 2011] KÖSTER, Gerta ; SEITZ, Michael ; TREML, Franz: On modelling the influence of group formations in a crowd. In: *Contemporary Social Science* 6 (2011), Nr. 3, S. 397–414. – URL <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/21582041.2011.619867>
- [Kretz et al. 2006] KRETZ, Tobias ; GRÜNEBOHM, Anna ; SCHRECKENBERG, Michael: Experimental study of pedestrian flow through a bottleneck. In: *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* 2006 (2006), Nr. 10. – URL <http://iopscience.iop.org/1742-5468/2006/10/P10014>
- [Kuligowski 2009] KULIGOWSKI, Erica D.: The process of human behavior in fires. In: *NIST Technical Note 1632* (2009). – URL <http://fire.nist.gov/bfrlpubs/fire09/PDF/f09027.pdf>
- [Kuusinen 2007] KUUSINEN, J.M.: *Group Behavior in FDS+Evac Evacuation Simulations*. Online veröffentlicht. 2007
- [Mawson 2005] MAWSON, AR: *Understanding Mass Panic and Other Collective Responses to Threat and Disaster*. National Emergency Training Center, 2005. – URL <http://guilfordjournals.com/doi/pdf/10.1521/psyc.2005.68.2.95>
- [Moussaïd et al. 2010] MOUSSAÏD, M ; PEROZO, Niriasca ; GARNIER, Simon: The Walking Behaviour of Pedestrian Social Groups and Its Impact on Crowd Dynamics. In: *PloS one* 5 (2010), Nr. 4. – URL <http://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0010047>
- [Murakami und Minami 2002] MURAKAMI, Y. ; MINAMI, K.: Multi-Agent Simulation for Crisis Management. In: *IEEE Workshop on Knowledge Media Networking* (2002), S. 135–139. – URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?>

- arnumber=1115175http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1115175
- [Nagel und Schreckenberg 1992] NAGEL, K ; SCHRECKENBERG, M: A cellular automaton model for freeway traffic. In: *Journal de Physique I* 2 (1992), Nr. 12. – URL <http://jpl.journaldephysique.org/articles/jpl/abs/1992/12/jplv2p2221/jplv2p2221.html>
- [Park 2013] PARK, Seung I.: *Modeling Social Group Interactions for Realistic Crowd Behaviors*, Virginia Polytechnic Institute and State University, Dissertation, 2013. – URL http://vtechworks.lib.vt.edu/bitstream/handle/10919/19297/Park_S_D_2013.pdf
- [Pelechano und Badler 2006] PELECHANO, Nuria ; BADLER, NI: Modeling Crowd and Trained Leader Behavior during Building Evacuation. In: *IEEE computer graphics and applications* 26 (2006), Nr. 6. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17120916>http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4012568
- [Qiu und Hu 2010] QIU, Fasheng ; HU, Xiaolin: Modeling group structures in pedestrian crowd simulation. In: *Simulation Modelling Practice and Theory* 18 (2010), Nr. 2, S. 190–205. – URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.simpat.2009.10.005><http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569190X09001555>
- [Quarantelli 1999] QUARANTELLI, EL: *The Sociology of Panic*. Disaster Research Center, University of Delaware, 1999. – URL <http://dspace.udel.edu/handle/19716/308>
- [Reynolds 1999] REYNOLDS, CW: Steering Behaviors for Autonomous Characters. In: *Game Developers Conference* (1999). – URL <http://www.red3d.com/cwr/steer/gdc99/>
- [Rinne et al. 2010] RINNE, Tuomo ; TILLANDER, Kati ; GRÖNBERG, Peter: Data collection and analysis of evacuation situations. In: *VTT Research Notes* 2562 (2010). – URL <http://www.vtt.fi/inf/pdf/tiedotteet/2010/T2562.pdf>
- [Santos und Aguirre 2004] SANTOS, Gabriel ; AGUIRRE, BE: *A Critical Review of Emergency Evacuation Simulation Models*. Disaster Research Center, University of Delaware, 2004. – URL <http://dspace.udel.edu:8080/dspace/handle/19716/299>
- [Singh et al. 2009] SINGH, Harmeet ; ARTER, Robyn ; DODD, Louise ; LANGSTON, Paul ; LESTER, Edward ; DRURY, John: Modelling subgroup behaviour in crowd dynamics

- DEM simulation. In: *Applied Mathematical Modelling* 33 (2009), Nr. 12, S. 4408–4423. – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0307904X09000808>
- [Sugiman und Misumi 1988] SUGIMAN, Toshio ; MISUMI, Jyuji: Development of a New Evacuation Method for Emergencies: Control of Collective Behavior by Emergent Small Groups. In: *Journal of Applied Psychology* 73 (1988), Nr. 1, S. 3–10. – URL <http://psycnet.apa.org/?&fa=main.doiLanding&doi=10.1037/0021-9010.73.1.3>
- [Thiel 2013] THIEL, Christian: *Analyse von Partitionierungen und partieller Synchronisation in stark verteilten multiagentenbasierten Fußgängersimulationen*, Hochschule für angewandte Wissenschaften Hamburg, Master Thesis, 2013
- [Useem et al. 2005] USEEM, M ; COOK, JR ; SUTTON, L: Developing Leaders for Decision Making Under Stress: Wildland Firefighters in the South Canyon Fire and Its Aftermath. In: *Academy of Management Learning and Education* 4 (2005), Nr. 4, S. 461–485. – URL <http://amle.aom.org/content/4/4/461.short>
- [VStättVO 2003] VSTÄTTVO: *Verordnung über den Bau und Betrieb von Versammlungsstätten - Versammlungsstättenverordnung (VStättVO)*. 2003. – URL <http://www.landesrecht.hamburg.de/jportal/portal/page/bshaprod.psml?nid=0&showdoccase=1&doc.id=jlr-VSt%C3%A4ttVHArahmen&st=lr>
- [Weidmann 1992] WEIDMANN, Ulrich: *Transporttechnik der Fußgänger*. (1992), Nr. 90. – URL <http://e-collection.library.ethz.ch/view/eth:5929>
- [Wooldridge 2002] WOOLDRIDGE, Michael J.: *An Introduction to Multiagent Systems*. Chichester, U.K. : John Wiley & Sons, 2002
- [Yang et al. 2005] YANG, LZ ; ZHAO, DL ; LI, J. ; FANG, TY: Simulation of the kin behavior in building occupant evacuation based on Cellular Automaton. In: *Building and Environment* 40 (2005), S. 411–415. – URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132304002082>
- [Zhou et al. 2010] ZHOU, Suiping ; CHEN, Dan ; CAI, Wentong ; LUO, Linbo: Crowd modeling and simulation technologies. In: *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation (TOMACS)* 20 (2010), Nr. 4, S. 1–35. – URL <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1842722.1842725><http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1842725>
- [Zia und Riener 2011] ZIA, Kashif ; RIENER, Andreas: Evacuation Simulation based on Cognitive Decision making model in a Socio-Technical System. In: *Proceedings - IEEE International Symposium on Distributed Simulation and Real-Time Applications* (2011), S. 98–107

Versicherung über Selbstständigkeit

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit im Sinne der Prüfungsordnung nach §24(5) ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.

Hamburg, 11. November 2013

Ort, Datum

Unterschrift