



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterarbeit

Carsten Noetzel

**Agenten-basierte Simulation der Übertragung von
Krankheitserregern in öffentlichen Verkehrsmitteln auf Basis
sozio-demografischer Aspekte**

*Fakultät Technik und Informatik
Studiendepartment Informatik*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Computer Science*

Carsten Noetzel

**Agenten-basierte Simulation der Übertragung von
Krankheitserregern in öffentlichen Verkehrsmitteln auf Basis
sozio-demografischer Aspekte**

Masterarbeit eingereicht im Rahmen der Masterprüfung

im Studiengang Master of Science 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. Ralf Reintjes

Eingereicht am: 28. November 2013

Carsten Noetzel

Thema der Arbeit

Agenten-basierte Simulation der Übertragung von Krankheitserregern in öffentlichen Verkehrsmitteln auf Basis sozio-demografischer Aspekte

Stichworte

Agenten-basierte Simulation, Epidemiologie, Infektionsausbreitung, öffentliche Verkehrsmittel, Akka-Framework, Aktoren, SCA-Modell, Situated-Cellular-Agents, Nebenläufigkeit

Kurzzusammenfassung

Ziel dieser Arbeit ist die Untersuchung der Rolle öffentlicher Verkehrsmittel bei der Übertragung von Krankheitserregern. Hierzu wird ein Simulationsmodell entwickelt, welches die Stadt Hamburg mit dessen öffentlichen Verkehrsnetz sowie die Bevölkerung abbildet. Die Transportmittel werden von Individuen genutzt um Aktivitäten nachzugehen, wobei eine Infektionsübertragung sowohl in den Verkehrsmitteln als auch den Lokalitäten stattfinden kann. Das entwickelte Modell wird genutzt, um die Ausbreitung der H1N1-Influenza-Pandemie zu simulieren, wobei die Simulationsergebnisse mit realen Fallzahlen und den Ergebnissen anderer wissenschaftlicher Arbeiten verglichen werden.

Carsten Noetzel

Title of the paper

Agent-based simulation of the transmission of pathogens in public transport based on socio-demographic aspects

Keywords

Agent-based Simulation, Epidemiology, Spread of Infections, Public Transport, Akka-Framework, Actors, SCA-Model, Situated-Cellular-Agents, Concurrency

Abstract

The aim of this work is to study the role of public transport in the transmission of pathogens. For this purpose a simulation model is developed which reflects Hamburg's public transport network as well as its population. The means of transport are used by individuals to pursue activities, whereat transmission of infection can occur in means of transport as well as locations. The developed model is used to simulate the spread of the H1N1 influenza pandemic. Simulation results are compared both with real data and results of other scientific studies.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Motivation	1
1.2. Relevanz öffentlicher Verkehrsmittel	2
1.3. Wissenschaftliche Fragestellung	3
1.4. Abgrenzung	3
1.5. Inhalt	4
2. Vergleich und Einordnung	5
2.1. Vergleichbare Arbeiten	5
2.2. Einordnung der eigenen Arbeit	6
3. Grundlagen	8
3.1. Fachliche Grundlagen	8
3.1.1. Influenza	8
3.1.2. SIR-Modell	9
3.1.3. Arten epidemiologischer Simulationsmodelle	11
3.2. Technische Grundlagen	13
3.2.1. Agenten und Aktoren	13
3.2.2. Akka-Framework	14
3.2.3. Situated-Cellular-Agent-Model	17
4. Umsetzung	19
4.1. Analyse	19
4.1.1. Fachliche Anforderungen	19
4.1.2. Technische Anforderungen	23
4.2. Spezifikation	24
4.2.1. Ausgliederung der Umsetzung des Transportnetzwerkes	24
4.2.2. Umsetzung des SCA-Modells	25
4.2.3. Aktivitäten der Agenten	32
4.2.4. Überlebensrate von Erregern auf Oberflächen	33
4.2.5. Infektionsübertragung in Transportmitteln	35
4.2.6. Infektionsübertragung in Lokalitäten	36
4.3. Entwurf	39
4.3.1. Technischer Entwurf	39
4.3.2. Entwurf der Komponenten	40

4.4.	Implementierung	45
4.4.1.	Umsetzung der Agenten	45
4.4.2.	Definition der spatialen Struktur von Verkehrsmitteln	48
4.4.3.	Ereignisse beim Betreten eines U-Bahn-Waggons	50
4.4.4.	Besiedelung des Stadtgebietes	52
4.4.5.	Benutzeroberfläche und Visualisierung	55
4.4.6.	Feinabstimmung	56
4.5.	Softwareverifikation	57
4.5.1.	Modultest - IDiseaseModel	58
4.5.2.	Komponententest - IDiseaseAgent	58
4.5.3.	Analyse der Testabdeckung	60
5.	Parametrisierung	62
5.1.	Zeitraum und zeitliche Kompression	62
5.2.	Krankheit	63
5.2.1.	Inkubationszeit und Dauer der Infektion	63
5.2.2.	Infektionswahrscheinlichkeit der Individuen	63
5.2.3.	Kontaminationswahrscheinlichkeit der Umgebung	65
5.2.4.	Übertragungswege	66
5.3.	Maßnahmen	67
5.4.	Population	68
5.4.1.	Anzahl und Eigenschaften der Agenten	68
5.4.2.	Verteilung von Alter und Geschlecht	68
5.4.3.	Sozioökonomischer Status und Aktivitäten	69
5.4.4.	Verhaltensweisen in den Verkehrsmitteln	70
5.5.	Stadtgebiet	71
5.6.	Lokalitäten	71
6.	Ergebnisse und Diskussion	74
6.1.	Auswertung der Simulationsergebnisse	74
6.1.1.	Simulation und Auswertung	74
6.1.2.	Neuerkrankungen im Zeitverlauf	75
6.1.3.	Allgemeine Erkrankungsrate und Anteil an Neuinfektionen	78
6.1.4.	Erkrankungsraten in den verschiedenen Altersklassen	79
6.1.5.	Orte der Infektionsübertragung und Verhaltensweisen	80
6.2.	Diskussion der Simulationsergebnisse	83
6.2.1.	Beschreibung der Vergleichsdaten	83
6.2.2.	Neuerkrankungen im Zeitverlauf	84
6.2.3.	Allgemeine Erkrankungsrate und Anteil an Neuinfektionen	84
6.2.4.	Erkrankungsraten in den verschiedenen Altersklassen	86
6.2.5.	Orte der Infektionsübertragung und Verhaltensweisen	88
6.3.	Sensitivitätsanalyse	89
6.3.1.	Beschreibung der Analyse	89

6.3.2. Ergebnisse der Analyse	89
7. Einschränkungen des Simulationsmodells	93
7.1. Fachliche Einschränkungen	93
7.1.1. Krankheit und Erreger	93
7.1.2. Demografie innerhalb der Stadtteile und Familienverbände	94
7.1.3. Verhalten der Population	95
7.1.4. Transportmittel	96
7.2. Technische Einschränkungen	97
7.2.1. Akka-Performance	97
7.2.2. Anzahl der Individuen und zeitliche Kompression	98
8. Fazit und Ausblick	101
8.1. Fazit	101
8.2. Ausblick	102
A. Anforderungen	104
A.1. Fachliche Anforderungen	104
A.2. Technische Anforderungen	109
B. Abbildung der Stadt Hamburg	111
B.1. Alters- und Geschlechtsverteilung in Hamburg	111
B.2. Berechnung des sozioökonomischen Status einzelner Stadtteile	111
B.3. OpenStreetMap-Mapping	113
C. Benutzeroberfläche und Visualisierung	114
C.1. Benutzeroberfläche zur Parametrisierung und Ausgabe von Ergebnissen	114
C.2. Visualisierung des Transportnetzwerkes	117
D. Nachgelagerte Untersuchungen	120
E. Performance-Untersuchung	121
E.1. Performance-Untersuchung Akka	121
E.2. Berechnung der Laufzeit	123
F. Inhalt der CD	124
Literaturverzeichnis	125
Abkürzungsverzeichnis	131

Tabellenverzeichnis

4.1.	Aktive Elemente der Umgebung mit Feld-Eigenschaften	28
4.2.	Übersicht der Zustandsübergänge mit den jeweiligen Bedingungen	30
4.3.	Übersicht der Zustände von Agenten mit Feldern und Aktionen	31
5.1.	Zeitraum und zeitliche Kompression der Simulation	63
5.2.	Inkubationszeit und Dauer der Infektion	63
5.3.	Infektionswahrscheinlichkeiten p_{inf} nach Alter und Geschlecht	64
5.4.	Kontaminationswahrscheinlichkeiten der Umgebung p_{kont} nach Alter und Geschlecht	65
5.5.	Parametrisierung für die Tröpfcheninfektion	67
5.6.	Parametrisierung für die indirekte Kontaktinfektion	67
5.7.	Wahrscheinlichkeiten der Selbst-Quarantäne bei Symptomen	68
5.8.	Eigenschaften der Population	69
5.9.	Wahrscheinlichkeiten zur Ausführung von Freizeitaktivitäten	69
5.10.	Verhaltens-Spezifikation der Population innerhalb von Verkehrsmitteln	70
5.11.	Konfiguration der Lokalitäten	73
B.1.	Mapping zwischen OpenStreetMap-Amenities und Typen von Lokalitäten	113
E.1.	Parameter zur Berechnung der Laufzeit	123

Abbildungsverzeichnis

3.1. Susceptible-Infectious-Recovered-Modell mit Markov-Ketten (Aleman et al., 2009)	10
3.2. Lebenszyklus eines Aktors in Akka (Typesafe Inc, 2013)[S. 70]	15
4.1. Spatiale Struktur eines DT4 Waggons mit ungerichtetem Graphen aus Punkten	26
4.2. Ausbreitung eines Feldes über die spatiale Struktur eines Waggons	27
4.3. Zustände Σ_t eines Agenten mit Zustandsübergängen	29
4.4. Fachliches Datenmodell für Aktivitäten	32
4.5. Virulenz von Erregern auf Oberflächen	34
4.6. Übertragung der Infektion beim Betreten einer Lokalität	37
4.7. Komponentendiagramm des Simulationsmodells mit Fremdkomponenten . . .	42
4.8. Klassendiagramm der Fabrik zur Erzeugung von Zügen	48
4.9. Arrays zur Definition der spatialen Struktur eines Waggons	49
4.10. Spatiale Struktur eines mittleren Waggons vom Typ DT4	49
4.11. Sequenzdiagramm für das Betreten eines U-Bahn Waggons	51
4.12. Testabdeckung des Simulationsmodells	61
6.1. Neuerkrankungen pro Kalenderwoche für alle Simulationen	76
6.2. Durchschnittliche Anzahl der Neuerkrankungen pro Kalenderwoche	76
6.3. Vereinheitlichte Neuerkrankungen pro Kalenderwoche für alle Simulationen .	77
6.4. Durchschnittliche Anzahl der vereinheitlichten Neuerkrankungen pro Kalenderwoche	77
6.5. Gesundheitszustände der Agenten im Zeitverlauf	78
6.6. Allgemeine Erkrankungsrate, maximaler Anteil gleichzeitig infektiöser Agenten und maximaler Anteil an Neuerkrankungen pro Tag	79
6.7. Gemittelte Erkrankungsraten nach Alter pro 100.000 Einwohner	80
6.8. Orte der Infektionsübertragung gemittelt über alle Simulationen	81
6.9. Erkrankungsfälle nach Verhaltensweisen gemittelt über alle Simulation	82
6.10. Neuerkrankungen der H1N1-Pandemie 2009/2010 pro Woche in Hamburg (n=6044) (Fell und Brandau, 2009)[S. 68]	85
6.11. Erkrankungsraten und Anteil an Neuinfektionen für unterschiedliche Infektionsdauern (Nsoesie et al., 2012)	86
6.12. Erkrankungsraten der H1N1-Pandemie 2009/2010 in Hamburg (n=3427) (Fell und Brandau, 2009)[S. 69]	87
6.13. Neuerkrankungen in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer	90
6.14. Erkrankungsrate in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer	91

6.15.	Anteil an Neuerkrankungen in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer	91
7.1.	Anzahl generierter Nachrichten pro Sekunde in Abhängigkeit von der Anzahl simulierter Individuen und der zeitlichen Kompression	99
B.1.	Alters- und Geschlechterverteilung mit Umrechnung gemäß Statistikamt Nord (2012b)[S. 14]	111
B.2.	Berechnung des sozioökonomischen Status einzelner Stadtteile gemäß Statistikamt Nord (2012a)	112
C.1.	Benutzeroberfläche zur Parametrisierung der Simulation	115
C.2.	Benutzeroberfläche mit Ausgabe der Simulationsergebnisse	116
C.3.	Visualisierung des Transportnetzwerkes mit ausgewählter Station	118
C.4.	Anzeige der Stadtteile mit Anteil an infizierten Individuen pro Stadtteil	119
D.1.	Orte der Infektionsübertragung nach Verhaltensweisen der Individuen	120
E.1.	Akka Nachrichtendurchsatz in Abhängigkeit vom Dispatcher-Throughput (Akka Team Blog, 2012)	121
E.2.	Akka Nachrichtendurchsatz in Abhängigkeit vom Dispatcher-Throughput auf der Simulationshardware	122

Listings

4.1.	Konstruktor für die Zustände von Agenten	46
4.2.	Zustand PASSENGER mit Feldern und Aktionen	46
4.3.	Ablauf innerhalb der Agenten	47
4.4.	Erzeugung von OpenStreetMap Lokalitäten	52
4.5.	Berechnung der Haushalte pro Stadtteil	54
4.6.	Berechnung der Arbeitsplätze in Hamburg	54
4.7.	Test-Methode für den Setter der Inkubationszeit	58
4.8.	Test-Methode für die Kontaminationswahrscheinlichkeit der Umgebung . . .	59

1. Einleitung

1.1. Motivation

Die moderne Verkehrsinfrastruktur erlaubt es uns in nur kurzer Zeit große Distanzen zu überwinden, doch mit der zunehmenden Mobilität können sich auch Infektionskrankheiten schneller verbreiten. Während sich Krankheiten zwischen den früher weitestgehend isoliert voneinander lebenden Populationen nur so schnell ausbreiten konnten, wie Menschen in der Lage waren zu laufen, Pferde zu galoppieren oder Schiffe zu segeln, so sind wir heutzutage aufgrund der zunehmenden Vernetzung und den kürzeren Reisezeiten der Gefahr sich schnell ausbreitender Pandemien ausgesetzt (Tatem et al., 2006).

Ein Beispiel hierfür ist die SARS¹-Pandemie aus dem Jahr 2002/2003, welche sich durch den Luftverkehr innerhalb von nur drei Tagen über vier Kontinente ausbreiten konnte und 8098 Infektionen sowie 774 Todesfälle zur Folge hatte (Centers for Disease Control and Prevention, 2004).

Es gibt eine Vielzahl unterschiedlicher Simulationsmodelle, die es erlauben verschiedene Ausbreitungsszenarien darzustellen. Damit helfen sie Entscheidungsträgern den möglichen Verlauf einer Pandemie aufzuzeigen und unterstützen auf diese Weise bei der Planung von Gegenmaßnahmen. Ein Großteil der Simulationsmodelle berücksichtigt hierbei lediglich die Übertragung von Krankheitserregern in Lokalitäten, da in ihnen die meiste Zeit verbracht wird und die Wahrscheinlichkeit des physischen oder nicht-physischen Kontaktes – durch den Krankheitserreger übertragen werden können – am größten ist (Mossong et al., 2008). Daraus folgt jedoch, dass Orte wie öffentliche Verkehrsmittel, in denen eine Infektionsübertragung ebenfalls stattfinden kann, häufig vernachlässigt werden.

Ziel dieser Thesis ist es, die Rahmenbedingungen für ein solches – auf öffentliche Transportmittel spezialisiertes – Simulationsmodell aufzustellen und dieses beispielhaft für eine Großstadt zu entwickeln. Das Modell soll im Anschluss zur Untersuchung von Hypothesen in Bezug auf Infektionsübertragungen in öffentlichen Verkehrsmitteln dienen.

¹SARS - Das schwere akute respiratorische Syndrom (engl. severe acute respiratory syndrome) ist eine Infektionskrankheit, die durch das Coronavirus übertragen wird und vom klinischen Bild her einer atypischen Lungenentzündung entspricht.

1.2. Relevanz öffentlicher Verkehrsmittel

Öffentliche Verkehrsmittel spielen bei der Infektionsausbreitung von Krankheiten gerade in Metropolregionen, durch die hier gut ausgebauten Verkehrsnetze, eine besondere Rolle. Die Menschen in diesen Transportmitteln stehen häufig dicht gedrängt beieinander, was eine Tröpfcheninfektion ermöglicht. Die Vielzahl an gemeinsam genutzten Oberflächen birgt die Gefahr einer indirekten Kontaktinfektion. Der nationale Pandemieplan stellt hierzu fest:

„Besonders größere Menschenansammlungen und öffentliche Verkehrsmittel bieten optimale Übertragungsbedingungen für Influenza-Viren.“ (Robert-Koch-Institut, 2007)

Auch die Studie von [Mossong et al. \(2008\)](#) belegt, dass es in öffentlichen Verkehrsmitteln zu Kontakten kommt, die eine Infektionsübertragung zur Folge haben können. Allerdings unterscheidet die Studie lediglich zwischen physischem Kontakt (z.B. Händeschütteln) und nicht physischem Kontakt (Konversation). Eine mögliche Infektionsübertragung durch die Berührung mit Erregern kontaminierter Oberflächen bleibt unberücksichtigt.

In der Studie von [Troko et al. \(2011\)](#) wird untersucht, ob ein Zusammenhang zwischen der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel und dem Ausbruch einer schweren Atemwegserkrankung hergestellt werden kann. Die Studie kommt zu dem Schluss, dass durch die Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel ein bis zu sechsfach erhöhtes Risiko besteht, sich zu infizieren. Es kann jedoch nicht ausgeschlossen werden, dass die Infektion auch an einem anderen Ort stattgefunden haben könnte.

Im Gegensatz zum Flugverkehr, bei dem es bereits Richtlinien zur Verfolgung der Kontakte zwischen infektiösen und empfänglichen Individuen gibt, fehlen diese für öffentliche Verkehrsmittel auf dem Boden. [Mohr et al. \(2012\)](#) befassen sich in ihrer Literaturübersicht mit dieser Thematik und kommen zu dem Schluss, dass es aufgrund der Anonymität in öffentlichen Verkehrsmitteln nur wenige dokumentierte Fälle von Infektionsübertragungen gibt und angesichts der Vielzahl an Passagieren und den komplexen Umgebungsfaktoren nur wenige Arbeiten zu diesem Thema veröffentlicht werden. Durch diese logistischen Hürden ist es kaum möglich die Kontakte zwischen einzelnen Personen zu verfolgen, wodurch das Risiko der Infektionsübertragung in öffentlichen Verkehrsmitteln weitestgehend unbekannt bleibt.

1.3. Wissenschaftliche Fragestellung

Aufgrund der unzureichenden Berücksichtigung öffentlicher Verkehrsmittel in vorhandenen Simulationsmodellen, der potentiell wichtigen Rolle bei der Infektionsübertragung und den wenigen Veröffentlichungen die es zu diesem Thema gibt, soll diese Masterthesis die folgenden wissenschaftlichen Fragestellungen untersuchen.

Eignung des SCA-Modells zur Nachahmung des Verhaltens von Individuen

Zunächst soll die Eignung des Situated-Cellular-Agent-Model, zur Simulation des Verhaltens von Individuen innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel, untersucht werden. Hierzu wird auf Basis wissenschaftlicher Erkenntnisse ein Prototyp entwickelt, mit dem die Infektionsübertragung innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel simuliert werden kann. Die Thesis soll systematisch aufzeigen, welche fachlichen Anforderungen ein solches Modell besitzt und wie eine Agenten-basierte Modellierung – auf Basis des SCA-Modells – aussehen kann. Ferner soll dargelegt werden, welche Technologien eingesetzt werden können und welche Einschränkungen gegebenenfalls in Kauf genommen werden müssen. Die Thesis soll als Hilfestellung für weiterführende Forschungsvorhaben, die Entwicklung neuer Simulationsmodelle und die Übertragung auf andere regionale Strukturen dienen.

Angepasste Verhaltensweisen schützen vor einer Infektion

Auf Basis des erstellten Simulationsmodells soll untersucht werden, ob angepasste Verhaltensweisen der Individuen in öffentlichen Verkehrsmitteln helfen können, das Infektionsrisiko zu senken. Die Verhaltensweisen betreffen hierbei insbesondere die Interaktion mit Objekten, über die eine indirekte Kontaktinfektion stattfinden kann. Als Grundlage für diese Untersuchung seien die Erkenntnisse von [Troko et al. \(2011\)](#) zu nennen, die sich mit öffentlichen Transportmitteln als Risikofaktor für die Infektion mit einer schweren Atemwegserkrankung befasst haben. Indizien deuten darauf hin, dass Pendler angepasste Verhaltensweisen oder Immunitäten an den Tag legen, die das Infektionsrisiko vermindern können.

Sollten sich diese Indizien bewahrheiten, kann die Bevölkerung im Krisenfall gezielt sensibilisiert und einer flächendeckenden Infektionsausbreitung entgegengewirkt werden.

1.4. Abgrenzung

Im Vergleich zu vorhandenen Simulationsmodellen, die öffentliche Verkehrsmittel – wenn überhaupt – nur sehr eingeschränkt berücksichtigen, soll ein Agenten-basiertes Modell entwickelt werden, welches speziell die Rolle öffentlicher Verkehrsmittel bei der Übertragung

von Infektionskrankheiten berücksichtigt. Hierfür wird ein Teil des Transportnetzwerkes der Stadt Hamburg abgebildet, welches von einer parametrisierbaren Population genutzt wird. Die Population besteht aus intelligenten Agenten, die die zur Verfügung stehenden Transportmittel nutzen, um täglichen Aktivitäten nachzugehen. Innerhalb der Transportmittel suchen sich die Agenten eigenständig Sitzplätze und benutzen Objekte mit vorher festgelegten Wahrscheinlichkeiten. Als Wege für eine mögliche Infektionsübertragung werden hierbei Tröpfchen und kontaminierte Oberflächen berücksichtigt. Diese Übertragungswege gelten als am wahrscheinlichsten für die zu untersuchende Influenza-Infektion (Van-Tam und Sellwood, 2009). Die Infektionsübertragung in Lokalitäten wird nur sehr grob berücksichtigt, da der Fokus dieser Arbeit auf den öffentlichen Transportmitteln liegt. Je nach Typ der Lokalität können bestimmte Wahrscheinlichkeiten angegeben werden, mit denen sich Individuen in diesen Örtlichkeiten gegenseitig anstecken können.

1.5. Inhalt

Der Aufbau dieser Thesis stellt sich wie folgt dar. Zunächst werden in Kapitel 2 vergleichbare Arbeiten vorgestellt und die eigene Arbeit in das Themengebiet eingeordnet. Im Anschluss erfolgt die Aufarbeitung aller benötigten Grundlagen in Kapitel 3, während in Abschnitt 4 die Umsetzung des Simulationsmodells im Rahmen eines Softwareentwicklungsprozesses vorgestellt wird. Die Datengrundlage zur Parametrisierung des Simulationsmodells, auf dessen Basis Simulationen durchgeführt werden, wird in Kapitel 5 beschrieben. Die Ergebnisse werden in Abschnitt 6 vorgestellt. Ein Vergleich der Ergebnisse mit realen Fallzahlen und den Ergebnissen anderer Simulationen ist ebenfalls Teil des Kapitels 6. Einschränkungen des Simulationsmodells finden sich in Kapitel 7. Diese werden unterteilt nach fachlichen und technischen Aspekten vorgestellt. Den Schluss dieser Thesis bildet das Kapitel 8, in dem Bezug auf die wissenschaftlichen Fragestellungen dieser Arbeit genommen wird und Anregungen für weitere Forschungsvorhaben gegeben werden.

2. Vergleich und Einordnung

2.1. Vergleichbare Arbeiten

Im Folgenden werden drei Arbeiten vorgestellt, die sich ebenfalls mit der Simulation von Infektionsausbreitungen in urbanen Regionen beschäftigen. Die Arbeiten werden im Hinblick auf ihren Fokus und ihre Umsetzung betrachtet, um im Anschluss das eigene Vorhaben mit diesen zu vergleichen und die Arbeit in das Themengebiet einzuordnen.

In der Arbeit von [Liccardo und Fierro \(2013\)](#) repräsentiert ein mehrdimensionales Gitter das Kontaktnetzwerk von Individuen. Über dieses Gitter treten die Individuen miteinander in Kontakt und können die Infektion übertragen. Anders als bei zellulären Automaten (siehe Abschnitt 3.1.3) sind in dem von [Liccardo und Fierro \(2013\)](#) verwendeten Gitter nicht alle Zellen besetzt, sodass sich Individuen in diesem bewegen können. Dadurch können Individuen auch mit anderen Individuen als ihren direkten Zellennachbarn in Kontakt treten, wodurch die Dynamik der täglichen Kontakte innerhalb der Population berücksichtigt wird. Ziel der Arbeit ist aufzuzeigen, dass nur eine begrenzte Anzahl an Parametern notwendig ist, um konkrete Vorhersagen über den Verlauf einer Pandemie machen zu können. Als Schlüsselfaktoren für die Infektionsausbreitung werden in dem Modell die Altersverteilung innerhalb einer Population und die durchschnittliche Anzahl an täglichen Kontakten verwendet.

Die Arbeit von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) verwendet ein Individuen-basiertes Simulationsmodell, um verschiedene Maßnahmen zur Eindämmung von Influenza-Pandemien in Italien zu untersuchen. Die Maßnahmen „Impfung“, „medikamentöse Behandlung“ sowie „soziale Distanzierung“ werden in unterschiedlichen Kombinationen getestet und auf ihre Wirksamkeit bei verschiedenen Basisreproduktionsraten R_0 der Influenza betrachtet.

Im Modell besuchen Individuen ihrem Alter entsprechend unterschiedliche Lokalitäten, wobei immer nur zwischen dem Wohnort und einer festgelegten Lokalität gependelt wird. Zur Nachbildung des Reiseverhaltens zwischen den Gemeinden Italiens dient ein Gravitationsmodell. Damit hängt die Wahrscheinlichkeit des Pendelns von Größe und Distanz der Gemeinden ab,

ähnlich wie es bei dem newtonschen Gravitationsgesetz¹ der Fall ist. Innerhalb einer Lokalität haben Individuen eine von der entsprechenden Lokalität abhängige Anzahl an Kontakten, die die Infektion übertragen können. Die Infektionsübertragung durch zufällige Kontakte wird durch eine zufällige Auswahl von Individuen aus der Gesamtpopulation simuliert.

In der Arbeit von [Yang et al. \(2008\)](#) wird die Infektionsausbreitung innerhalb einer Stadt simuliert. Hierbei liegt der Fokus auf einer realitätsnahen Abbildung der Individuen und ihrer täglichen Aktivitäten.

Eine zentrale Rolle in dem – auf Individuen basierenden – Modell stellen die „Activity Bundle“ dar. Diese repräsentieren einen logischen Raum, in dem die Infektionswahrscheinlichkeit von den Interaktionen der einzelnen Individuen und ihren Rollen abhängt. Individuen bekommen in den Lokalitäten verschiedene Rollen zugewiesen, die die Anzahl der Kontakte und die Intimität des Kontaktes mit anderen Individuen festlegen. Die Infektionswahrscheinlichkeit ist abhängig von der Wahrscheinlichkeit des Kontaktes zweier Individuen und der Distanz, mit der diese in Kontakt treten. Damit lässt sich beispielsweise der Kontakt eines Verkäufers zu mehreren Kunden simulieren, der andere epidemiologische Eigenschaften aufweist, als der Kontakt zwischen den Kunden untereinander.

Individuen in diesem Modell gehen ihrem Alter und sozioökonomischen Status entsprechend unterschiedlichen Aktivitäten nach, wobei Lokalitäten innerhalb eines Simulationsschritts gewechselt werden können. Die Infektionsübertragung in öffentlichen Verkehrsmitteln wird nicht berücksichtigt.

2.2. Einordnung der eigenen Arbeit

Die eigene Arbeit befasst sich mit der Entwicklung eines Simulationsmodells zur Untersuchung der Rolle öffentlicher Verkehrsmittel bei der Übertragung von Infektionskrankheiten. Hierbei liegt der Fokus – anders als bei den vorgestellten Arbeiten – auf der Modellierung der Übertragungswege innerhalb von Verkehrsmitteln und den zufälligen Kontakten von Individuen innerhalb dieser. Individuen werden – ähnlich der Arbeit von [Yang et al. \(2008\)](#) – Aktivitäten nachgehen und hierfür den öffentlichen Nahverkehr nutzen. Eine detaillierte Modellierung der Rollen-basierten Infektionsübertragung innerhalb von Lokalitäten ist nicht Bestandteil der Betrachtung. Im Gegensatz zur Arbeit von [Liccardo und Fierro \(2013\)](#) wird ein Agenten-basierter Ansatz angewandt, da mit diesem die täglichen Aktivitäten und die

¹Newtonsches Gravitationsgesetz - Das Gesetz besagt, dass jeder Massenpunkt jeden anderen Massenpunkt anzieht, wobei die Anziehungskraft proportional zum Produkt beider Massen ist.

2. Vergleich und Einordnung

Verhaltensweisen von Individuen in öffentlichen Verkehrsmitteln genauer modelliert werden können (siehe Abschnitt 3.1.3). Anders als die Arbeit von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) liegt der Fokus des Modells auf dem innerstädtischen Bereich und lässt aufgrund seiner speziellen Ausrichtung nur eine beschränkte Untersuchung möglicher Maßnahmen zur Eindämmung der Infektionsausbreitung zu.

Da die Individuen nicht – wie in den vorgestellten Arbeiten – direkt von einer Lokalität zur anderen wechseln, sondern ein realitätsnahes Transportnetzwerk nutzen und das Verhalten innerhalb der Transportmittel nachgebildet wird, kann hieraus ein stark erhöhter Rechenaufwand für die Simulation resultieren. Dieser Aspekt soll bei der Entwicklung des Simulationsmodells berücksichtigt werden.

3. Grundlagen

3.1. Fachliche Grundlagen

3.1.1. Influenza

Influenza ist eine durch Viren ausgelöste Infektionskrankheit bei Menschen, welche saisonal wiederkehrend ist und damit regelmäßig Einfluss auf den Gesundheitszustand einer Population hat. Die saisonale Influenza tritt vermehrt während der kalten Wintermonate auf, wobei eine Saison in der Regel zwischen acht und zehn Wochen andauert. Krankheitserreger werden über Tröpfchen- oder Kontaktinfektion übertragen und können über längere Zeit auf Oberflächen aktiv bleiben. Nach der Inkubationszeit¹ die wenige Tage dauert, treten Symptome wie Fieber, Unwohlsein, Schüttelfrost und Husten auf, die ungefähr fünf Tage anhalten (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 3 ff.]. Die saisonale Influenza zeichnet sich durch hohe Erkrankungsraten bei jüngeren Individuen aus, allerdings sind die größten gesundheitlichen Auswirkungen bei älteren Individuen zu beobachten. Dies liegt daran, dass das Alter als einer der größten Risikofaktoren für den fatalen Ausgang einer Influenza-Infektion gilt (Van-Tam und Sellwood, 2009)[vgl. S. 5 ff.].

Der Influenza-Virus wird in die Gattungen A, B und C unterteilt, wobei die Stämme A und B als die wichtigsten Erreger für die saisonale Influenza betrachtet werden (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 3]. Im Vergleich der Stämme A und B zeigt sich, dass der Influenza-B-Stamm eine höhere anti-genetische Stabilität aufweist. Individuen welche sich im Kindesalter mit diesem Virus infizieren, profitieren von einer längeren Immunität gegen diesen. Der Influenza-A-Stamm hingegen hat eine hohe Mutationsfrequenz, weshalb dieser eher Auslöser pandemischer Ausbrüche ist (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 14].

Damit es zu einer Pandemie kommt, müssen folgende vier Kriterien erfüllt sein (Van-Tam und Sellwood, 2009)[vgl. S. 41]:

¹Inkubationszeit - Zeit die zwischen der Infektion mit einem Krankheitserreger und dem Auftreten erster Symptome vergeht.

3. Grundlagen

1. Ein neuer Influenza-A-Virus muss sich entwickeln, dieser ist nicht mit bereits im Umlauf befindlichen Viren verwandt.
2. Die globale Population darf keine oder nur eine geringe Immunität gegen diesen neuen Virus aufweisen.
3. Der neue Virus muss zu einer signifikanten klinischen Erkrankung führen.
4. Der Virus muss in der Lage sein, sich effizient von Mensch zu Mensch zu übertragen.

Diese vier Kriterien wurden im 20sten Jahrhundert mehrfach erfüllt. Die „Spanische Grippe“ von 1918 hatte weltweit mindestens 40 Millionen Todesopfer zur Folge und wurde durch einen besonders ersten Abkömmling des Influenza-Subtyps A/H1N1 hervorgerufen. Weitere pandemische Ausbrüche gab es 1957 („Asiatische Grippe“ Subtyp A/H2N2 ~ 1 Million Todesopfer) und 1968 („Hongkong Grippe“ Subtyp A/H3N2 ~ 1-3 Millionen Todesopfer) (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 44 ff.].

Indizien deuten darauf hin, dass Varianten der Subtypen A/H1, A/H2 und A/H3 auch eine Rolle bei zukünftigen Pandemien spielen werden, da diese Subtypen auch für die Pandemien des 19ten Jahrhunderts verantwortlich waren (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 53]. Die Influenza-Pandemie von 2009/2010 mit über 18 Tausend Todesopfern (World Health Organisation, 2010a) war vom Subtyp A-H1N1 und bekräftigt diese Vermutung.

Zur Vorbereitung auf solche ersten Verläufe gibt es diverse Arten von Simulationsmodellen, mit denen sich mögliche Strategien zur Vermeidung oder Eindämmung der Infektionsausbreitung untersuchen lassen. Die verschiedenen Arten der Modelle werden in Abschnitt 3.1.3 vorgestellt. Aufgrund der möglichen Übertragungswege von Influenza kann der Erreger auch in öffentlichen Verkehrsmitteln effizient übertragen werden, weshalb sich gerade diese Infektionskrankheit für das eigene Simulationsmodell eignet. Hierbei soll insbesondere der A/H1N1 Subtyp untersucht werden, da dieser für die pandemischen Ausbrüche von 1918 und 2009 verantwortlich war. Aufgrund der Aktualität des letzten Ausbruchs ist eine große Anzahl wissenschaftlicher Arbeiten vorhanden, auf die zurückgegriffen werden kann.

3.1.2. SIR-Modell

Ein Großteil der epidemiologischen Arbeiten nutzt das mathematische SIR-Modell, welches 1927 von Kermack und McKendrick eingeführt wurde. Hierbei wird die Bevölkerung in drei Gruppen unterteilt, die verschiedene Gesundheitszustände repräsentieren. Die für einen Krankheitserreger empfänglichen Individuen gehören zur Gruppe „Susceptible“. Erkrankte

3. Grundlagen

Individuen, die selbst in der Lage sind andere Individuen zu infizieren, gehören zur Gruppe „Infectious“, wobei Individuen die bereits genesen oder aufgrund der Krankheit gestorben sind, in der Gruppe „Recovered“ zusammengefasst werden.

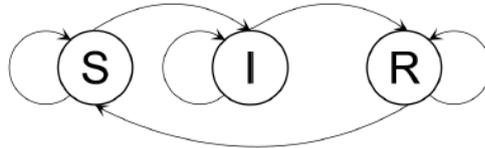


Abbildung 3.1.: Susceptible-Infectious-Recovered-Modell mit Markov-Ketten (Aleman et al., 2009)

Abbildung 3.1 zeigt das SIR-Modell mit den möglichen Zustandsübergängen. Das Modell stellt eine diskrete, endliche Markow-Kette dar, bei der Zustandsübergänge mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit eintreten können und der Folgezustand lediglich vom aktuellen Zustand abhängt. Das System besitzt demnach kein Gedächtnis. Für Individuen bedeutet dies, dass wenn ein empfängliches Individuum mit einem infizierten in Kontakt kommt, eine prozentuale Chance besteht, die Infektion auf das empfängliche Individuum zu übertragen. Dieses wechselt daraufhin ebenfalls in den Zustand „Infectious“. Nach einer gewissen Zeit erholen sich Individuen wieder und wechseln in der Zustand „Recovered“. Im Falle eines schnell mutierenden Virus, bei dem nach der Infektion keine Immunisierung eintritt, können Individuen auch wieder empfänglich für diesen Virus werden (Aleman et al., 2009).

Zu diesem Modell existieren diverse Abwandlungen wie das SEIR-Modell, welches in der Arbeit von Perez und Dragicevic (2009) eingesetzt wird. Mit diesem Modell lässt sich der Verlauf einer Krankheit genauer darstellen. Das SEIR-Modell führt die Gruppe der, dem Virus ausgesetzten Individuen ein, die sich zwar infiziert haben, bei denen die Krankheit mit ihren Symptomen aber noch nicht ausgebrochen ist. Diese Gruppe wird als „Exposed“ bezeichnet und dient dazu, eine mögliche Inkubationszeit der Krankheit zu berücksichtigen. Diese kann je nach Krankheit zwischen wenigen Tagen (Influenza) und vielen Jahren (HIV) liegen. Weitere Abwandlungen sind das SEITR-Modell, das eine Behandlung der Infektion berücksichtigt (Wang et al., 2010) oder das SEIDR-Modell in dem explizit zwischen fatalen Krankheitsverläufen mit Todesfolge und genesenen Individuen unterschieden wird (Peng et al., 2010).

3.1.3. Arten epidemiologischer Simulationsmodelle

Es gibt verschiedene Arten von epidemiologischen Simulationsmodellen, die helfen den potenziellen Verlauf einer Infektionskrankheit vorherzusagen. Diese Modelle verfolgen unterschiedliche Ansätze und werden im Folgenden mit ihren jeweiligen Vor- und Nachteilen vorgestellt.

Mathematische Ansätze - Homogenus mixing model

Die mathematischen Ansätze nutzen gewöhnliche Differentialgleichungen, um den Verlauf der Infektionsausbreitung innerhalb einer Population vorherzusagen. Hierfür wird die Population in Untergruppen gemäß des SIR-Modells unterteilt (siehe Abschnitt 3.1.2) und häufig werden folgende drei Grundannahmen getroffen (Aleman et al., 2009; Wang et al., 2010):

1. Die Population ist vollständig durchmischt, wodurch die Individuen mit denen ein empfängliches Individuum Kontakt hat, zufällig aus der gesamten Population ausgewählt werden.
2. Alle Individuen haben innerhalb des gleichen Zeitraumes ungefähr die gleiche Anzahl an Kontakten.
3. Alle Kontakte übertragen die Krankheit mit der gleichen Wahrscheinlichkeit.

Die Vorhersagen, die von solchen Modellen getroffen werden, sind aufgrund der stark einschränkenden Annahmen häufig ungenau. Dies liegt vor allem daran, dass spatiale Effekte wie die Vernetzung der Bevölkerung und die Art der Interaktion zwischen den Individuen komplett unberücksichtigt bleiben (Aleman et al., 2009; Perez und Dragicevic, 2009; Wang et al., 2010).

Zelluläre Automaten - Non-homogenus mixing model

Der zweite Ansatz nutzt zelluläre Automaten, um die Beziehungen der Individuen innerhalb der Population abzubilden. Die einzelnen Individuen werden als Zellen dargestellt, die gemäß dem SIR-Modell unterschiedliche Zustände annehmen können. Der Zustand einer Zelle berechnet sich aus den Zuständen der umliegenden Zellen, wobei zwischen Moore²- und Von-Neumann-Nachbarschaft³ unterschieden wird. Daraus folgt, dass ein infiziertes Individuum

²Moore-Nachbarschaft - Bei dieser Nachbarschaftsbeziehung gelten innerhalb eines quadratischen Rasters alle Flächen als Nachbarn, welche mindestens eine Ecke mit der Basisfläche gemeinsam haben (8er-Nachbarschaft).

³Von-Neumann-Nachbarschaft - Bei dieser Nachbarschaftsbeziehung gelten innerhalb eines quadratischen Rasters alle Flächen als Nachbarn, welche mindestens eine Kante mit der Basisfläche gemeinsam haben (4er-Nachbarschaft).

immer nur eine bestimmte Anzahl anderer Individuen auf Basis des Grades der Nachbarschaft anstecken kann (Aleman et al., 2009; Wang et al., 2010).

Diese Art der Modelle ist realistischer als die zuvor vorgestellten mathematischen Ansätze, da Beziehungsverhältnisse zwischen den einzelnen Individuen berücksichtigt werden. Dennoch benötigen sie häufig zusätzlich aufwändige mathematische Verfahren, um nützliche Informationen zu gewinnen. Weiterhin bleiben individuelle Bewegungen und Interaktionen zwischen den Individuen unberücksichtigt, diese stellen jedoch einen wichtigen Faktor bei der Übertragung und Verbreitung von Krankheitserregern dar (Aleman et al., 2009; Wang et al., 2010).

Agenten-/Individuen-basierte Modellierung

Die Agenten-basierte Modellierung ist – wie auch die zellulären Automaten – ein Bottom-up-Approach. Während mathematische Modelle Formeln über die gesamte Population aufstellen, um die Ausbreitung einer Krankheit vorherzusagen, fokussiert sich diese Art der mikroskopischen Simulation auf die Individuen und deren Handlungen. Anders als bei den zellulären Automaten sind die Individuen hier nicht an ein festes soziales Netzwerk gebunden.

Agenten-basierte Modelle bestehen aus einer Umgebung, den Agenten die die Population repräsentieren und einer Reihe von Regeln, die bestimmen wie die Agenten untereinander und mit ihrer Umgebung interagieren können. Agenten können sich in der Umgebung bewegen und kommen mit anderen Individuen in Kontakt, wobei es zu einer Übertragung der Infektion kommen kann. Weiterhin lassen sich die Agenten um unterschiedliche Attribute und Verhaltensweisen erweitern, sodass eine durchmischte Population entsteht, in der einzelne Individuen unterschiedliche Rollen wahrnehmen. Ein Beispiel für eine solche Rollen-basierte Simulation ist die Arbeit von Yang et al. (2008).

Mit dem Agenten-basierten Ansatz lassen sich Populationen realitätsnah abbilden und individuelle Verhaltensweisen detailliert simulieren. Damit adressiert diese Art der Modellierung die wahrscheinlichkeitstheoretischen Eigenschaften bei der Übertragung von Krankheitserregern. Dies erlaubt die Entwicklung zuverlässiger Simulationsmodelle, mit denen Maßnahmen zur Eindämmung der Infektionsausbreitung untersucht werden können (Aleman et al., 2009; Perez und Dragicvic, 2009; Wang et al., 2010).

Für diese Arbeit wird der Agenten-basierte Ansatz gewählt, da sich mit diesem individuelle Verhaltensweisen innerhalb der Bevölkerung nachbilden lassen und die Infektionsübertragung in öffentlichen Verkehrsmitteln simuliert werden kann. Im Vergleich zu den anderen beiden Ansätzen ist eine sehr detaillierte Simulation möglich, wie sie diese Arbeit erfordert.

3.2. Technische Grundlagen

3.2.1. Agenten und Aktoren

Agenten

Hinsichtlich der Beschreibung von Agenten gibt es keine universell akzeptierte Definition. Während es für einige Anwendungen beispielsweise zwingend erforderlich ist, dass Agenten in der Lage sind zu lernen, ist dies für andere Anwendungen unwichtig oder gar unerwünscht. Allgemeiner Konsens herrscht darüber, dass Autonomie eine zentrale Rolle bei Agenten spielt. [Wooldridge \(2009\)](#) definiert einen Agenten wie folgt:

„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 delegated objectives.“ ([Wooldridge, 2009](#))[S. 21]

Intelligente Agenten haben nach [Wooldridge \(2009\)](#) noch die zusätzlichen Eigenschaften Reaktivität, Proaktivität und soziale Fähigkeiten. Diese erlauben es ihnen ihre Umgebung wahrzunehmen, auf diese zu reagieren, die Initiative zu ergreifen, ihr Verhalten anzupassen und mit anderen Agenten zu interagieren, um die ihnen auferlegten Ziele zu erreichen. Die Individuen innerhalb des eigenen Simulationsmodells, sollen innerhalb der öffentlichen Verkehrsmittel ein intelligentes Verhalten an den Tag legen, um eine möglichst realitätsnahe Infektionsübertragung simulieren zu können.

Aktoren

Aktoren sind die nebenläufigen Einheiten des Aktorenmodells, welches in der Informatik insbesondere bei der Entwicklung von nebenläufigen, verteilten Computerprogrammen Anwendung findet ([Typesafe Inc, 2013](#)).

Aktoren verfügen über keinen gemeinsamen Speicherbereich, sondern kommunizieren ausschließlich über Nachrichten miteinander, wodurch das Prinzip der Kapselung der objektorientierten Programmierung aufgegriffen wird. Jeder Aktor verfügt über einen Posteingang, eine Adresse und ein Verhalten. Über die Adresse des Aktors können diesem Nachrichten geschickt werden, die daraufhin in seinem Posteingang gespeichert werden. Der Aktor arbeitet seinen Posteingang nach dem FIFO-Prinzip ab, wobei das Verhalten des Aktors die Reaktion auf eine Nachricht darstellt. Die Reaktionen können hierbei das Senden einer Nachricht an sich selbst oder einen anderen Aktor, das Erzeugen eines neuen Aktors oder die Änderung des eigenen Verhaltens sein. Der Nachrichtenaustausch erfolgt vollständig asynchron, wodurch

der Sender einer Nachricht nicht auf den Empfänger warten muss, sondern direkt mit seinem Programmablauf fortfahren kann.

Das Aktorenmodell findet hauptsächlich in funktionalen Programmiersprachen wie Erlang oder Scala Verwendung und ermöglicht aufgrund seiner Eigenschaften die Entwicklung nebenläufiger, verteilter Systeme (Typesafe Inc, 2013).

3.2.2. Akka-Framework

Akka ist ein – in der Programmiersprache Scala geschriebenes – Framework zur Erstellung nebenläufiger, verteilter Anwendungen. Das Framework setzt das Aktorenmodell um und stellt eine High-Level-API⁴ bereit, mit der sich leichtgewichtige, eventbasierte Prozesse umsetzen lassen. Nach Typesafe Inc (2013) können 50 Millionen Nachrichten pro Sekunde und ungefähr 2,5 Millionen Aktoren, pro Gigabyte Heap mit Akka realisiert werden.

Aktoren

Das Aktorenmodell von Akka bietet eine hohe Abstraktionsstufe zur Entwicklung von nebenläufigen, verteilten Systemen, sodass der Entwickler sich nicht explizit mit Sperren und Threadmanagement auseinandersetzen muss. Dies erleichtert das Schreiben von korrektem Code für nebenläufige Systeme (Typesafe Inc, 2013).

Abbildung 3.2 zeigt den Lebenszyklus eines Aktors in Akka. Durch den hierarchischen Aufbau der Aktoren im *ActorSystem*, bei dem jeder Aktor wiederum andere Aktoren erzeugen kann, stellt der Pfad einen Platz in der hierarchischen Struktur eines verteilten Systems dar (Typesafe Inc, 2013)[S. 20 f]. Initial ist ein solcher Pfad leer, bis diesem durch den Aufruf von *actorOf(...)* die Verkörperung eines Aktors mit bestimmten Eigenschaften zugewiesen wird. Die Eigenschaften des Aktors werden über eine *Props*-Instanz spezifiziert, die dem Aufruf zur Erzeugung eines Aktors mitgegeben wird. Die Verkörperung des erzeugten Aktors wird durch den Pfad und einen Unique Identifier (UID) identifiziert. Bei einem Neustart des Aktors wird lediglich die Instanz des Aktors ausgetauscht, wodurch die Verkörperung des Aktors und die damit verbundene UID gleich bleiben. Dies hat den Vorteil, dass im Fehlerfall Aktoren neu gestartet werden können, ohne dass die – auf diesen Aktor angewiesenen – Komponenten dessen neue UID mitgeteilt bekommen müssen. Zusätzlich bleiben in der Mailbox vorhandene Ereignisse bestehen und gehen nicht verloren.

Der Lebenszyklus der Verkörperung endet, wenn der Aktor gestoppt wird. Alle beobachtenden Aktoren werden benachrichtigt und der Pfad kann für einen neuen Aktor verwendet werden.

⁴API - Eine Programmierschnittstelle (engl. application programming interface) wird von Softwaresystemen bereitgestellt, um diese an eigenen Systeme anbinden zu können.

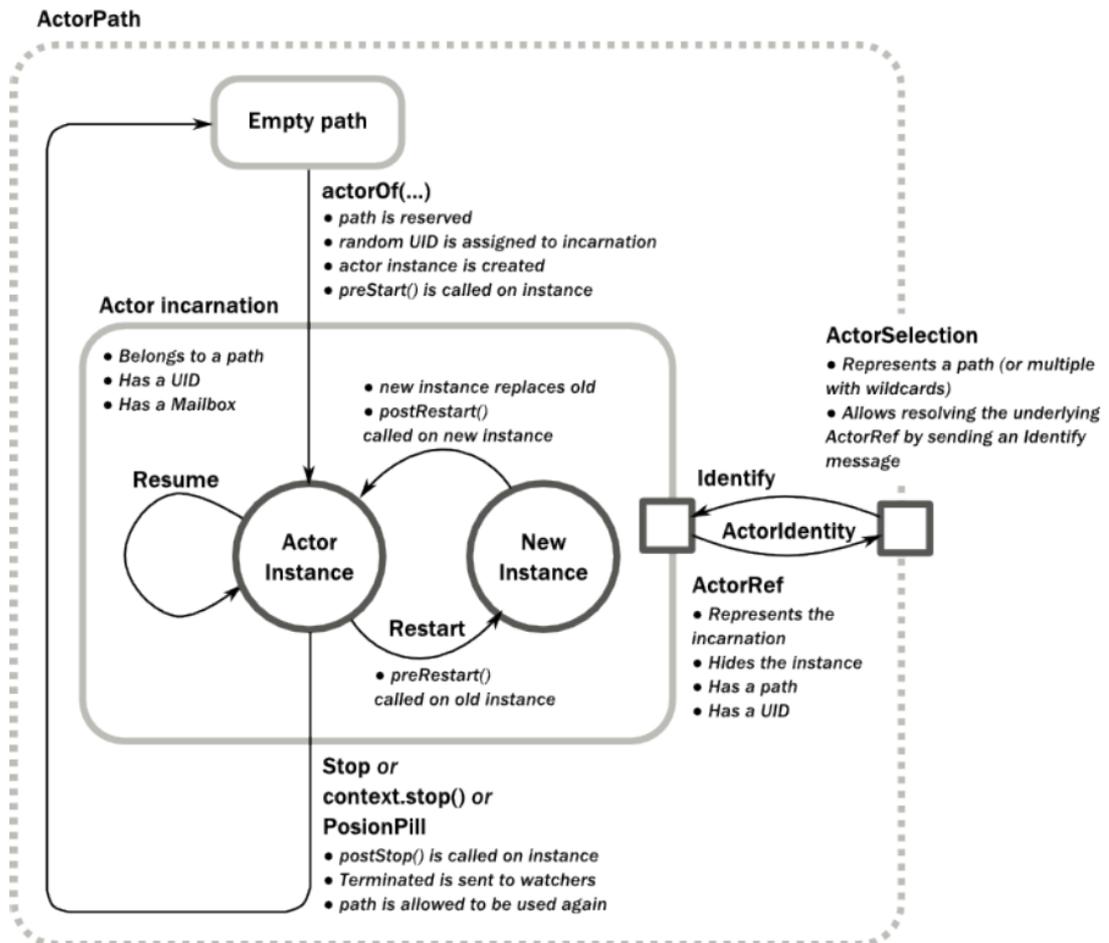


Abbildung 3.2.: Lebenszyklus eines Aktors in Akka (Typesafe Inc, 2013)[S. 70]

In diesem Fall ist der Name der neuen Verkörperung der gleiche aber die UUIDs unterscheiden sich.

ActorRef ist eine Referenz auf die Verkörperung eines Aktors (Pfad und UUID), sodass diese beim Stoppen eines Aktors und der Zuweisung einer neuen Actor-Instanz zu dem Pfad, ungültig wird. Die *ActorRef* wird genutzt um beispielsweise Nachrichten an den Actor zu senden (Typesafe Inc, 2013)[S. 20].

Im Gegenzug zur *ActorRef* zeigt die *ActorSelection* nur auf den Pfad, wodurch diese nicht weiß welche Verkörperung diesen Pfad gerade belegt. Über eine Identity-Nachricht an *ActorRef* kann diese herausfinden, welche Verkörperung sich hinter dem Pfad verbirgt. Die *ActorSelection* wird genutzt, um Aktoren über physische oder logische Pfade zu suchen (Typesafe Inc, 2013)[S. 72 f].

Das Aktorenmodell eignet sich besonders zur Umsetzung von Divide and Conquer Strategien, bei denen ein großes Problem rekursiv in kleinere Probleme zerlegt wird, um anschließend aus den Teillösungen die Gesamtlösung zu rekonstruieren. Ein Actor kann neue Aktoren erzeugen und diese mit der Berechnung der Teillösungen beauftragen, sodass die Lösungen parallel berechnet werden.

Dispatcher

Eine weitere wichtige Komponente im Framework sind die Dispatcher (Lastverteiler), von denen das Framework mehrere anbietet. Die Dispatcher fertigen die einzelnen Aktoren ab und definieren den Grad an Parallelität und den Durchsatz des Systems. Damit haben sie einen starken Einfluss auf die Performance und sind damit sozusagen der Motor des Frameworks (Typesafe Inc, 2013)[S. 103].

Der Standard-Dispatcher von Akka nutzt als *ExecutorService* den *fork-join-executor*, der auf dem in Java 7 eingeführten Fork/Join-Framework aufsetzt. Eine wichtige Rolle spielt hierbei der *ForkJoinPool*, dessen Worker-Threads die anfallenden Tasks – die dem Thread als *Runnable* oder *Callable* übergeben werden – abarbeiten. Im Vergleich zum älteren *ThreadPoolExecutor* – den es seit Java 5 gibt – besitzen die einzelnen Worker-Threads neben der zentralen Eingang-Queue für Tasks auch eine separate eigene Task-Queue für Sub-Tasks. Solange die eigene Queue Sub-Tasks enthält, werden diese abgearbeitet. Im Falle einer leeren Queue wird auf Basis eines Work-Stealing-Algorithmus in den Queues anderer Worker-Threads nach abzuarbeitenden Tasks gesucht. Dies hat die Vorteile, dass jeder Thread so lange es geht auf seiner eigenen Queue arbeitet, ohne mit den anderen Threads in Kontakt zu kommen, und dass die Möglichkeit besteht sich gegenseitig Arbeit abzunehmen. Diese Art des *ThreadPools*

eignet sich besonders für Divide and Conquer Strategien bei denen Sub-Tasks erzeugt werden, um ein Problem in kleinere Teil-Probleme zu zerlegen (Ponge, 2011).

Für den Fall, dass die Aktoren eigene Sub-Aktoren für kleinere Aufgaben erzeugen, sollte daher der *fork-join-executor* als *ExecutorService* eingesetzt werden. Erzeugen die Aktoren keine Sub-Aktoren, sollte der *thread-pool-executor* eingesetzt werden, um unnötigen Overhead zu vermeiden.

3.2.3. Situated-Cellular-Agent-Model

Das von Bandini et al. (2005) eingeführte SCA-Modell ist ein Framework zur formalen Definition komplexer Simulationssysteme, welche sich mit der Simulation großer Menschenansammlungen beschäftigen. Die Systeme – für die das SCA-Modell eingesetzt werden kann – zeichnen sich durch eine Menge autonomer Entitäten aus, die in einer Umgebung interagieren, wobei die spatiale Struktur der Umgebung maßgeblichen Einfluss auf die Handlungen der Entitäten hat.

Die Umgebung stellt einen ungerichteten Graphen bereit, über den sich die Agenten bewegen können und über den sich die von Objekten ausgestrahlten Felder verbreiten. Die Agenten nehmen diese Felder wahr und reagieren aufgrund definierter Attraction- und Repulsion-Fields auf diese. Dieser Mechanismus wird „Field-Diffusion-Perception-Action-Mechanism“ genannt.

Formale Definition

Nach Bandini et al. (2005) besteht das SCA-Modell aus dem Tripel $\langle Space, F, A \rangle$, wobei der *Space* die Umgebung darstellt, in der eine Menge von Agenten A beeinflusst durch die Felder F interagiert. Die Umgebung *Space* besteht aus einem ungerichteten Graphen aus Punkten $p \in P$, über die sich die Agenten bewegen können.

Jeder Punkt p wird durch das Tripel $\langle a_p, F_p, P_p \rangle$ beschrieben, wobei gemäß Bandini et al. (2002, 2005) gilt:

- $a_p \in A \cup \{\perp\}$, wobei $a_p = \perp$, wenn sich kein Agent $a \in A$ auf dem Punkt p befindet
- $F_p \subset F$ sind die aktiven Felder auf p , wobei $F_p = \emptyset$, wenn kein Feld auf p aktiv ist
- $P_p \subset P$ sind die Nachbarpunkte, die von p aus direkt erreichbar sind

Ein Agent wird im SCA-Modell über das Tripel $\langle s, p, \tau \rangle$ beschrieben, wobei τ den Typ des Agenten spezifiziert, $s \in \Sigma_\tau$ den aktuellen Zustand des Agenten mit Σ_τ als Grundmenge der möglichen Zustände und p als aktuelle Position des Agenten in der Umgebung *Space*.

3. Grundlagen

Die Typ-Spezifikation des Agenten-Typs τ wird über das Tripel $\langle \Sigma_\tau, \text{Perception}_\tau, \text{Action}_\tau \rangle$ definiert. Perception_τ ist eine Funktion, die jedem Zustand s des Agenten einen Vektor von Werten zuweist, die die Empfänglichkeit, den Faktor und den Schwellwert für ein bestimmtes Feld bestimmen. Action_τ hingegen spezifiziert das Verhalten des Agenten vom Typ τ . Zur Spezifikation der Aktionen kann eine Sprache verwendet werden, die folgende Grundformen enthält (Bandini et al., 2005):

- $\text{emit}(s, f, p)$ erlaubt es dem Agenten im Zustand s das Feld f von Punkt p aus zu emittieren
- $\text{react}(s, a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pn}, s')$ erlaubt den koordinierten Wechsel des Zustandes angrenzender Agenten von s nach s' , um zum Beispiel den Ausbruch von Panik zu simulieren
- $\text{transport}(p, q)$ erlaubt es dem Agenten sich von Punkt p nach q zu bewegen
- $\text{trigger}(s, s')$ erlaubt es dem Agenten seinen Zustand von s zu s' zu ändern

Zur Beschreibung der sich ausbreitenden Felder vom Typ t wird das 4-Tupel $\langle W_t, \text{Diffusion}_t, \text{Compare}_t, \text{Compose}_t \rangle$ verwendet. W_t definiert hierbei die Werte, die das Feld annehmen kann, wobei Diffusion_t die Funktion angibt, mit der sich das Feld während der Ausbreitung abschwächt. Compose_t ist eine Funktion die bestimmt, wie Felder gleichen Typs kombiniert werden können, während Compare_t mit $W_t \times W_t \rightarrow \{\text{wahr, falsch}\}$ Felder gleichen Typs vergleicht. Diese Funktion wird beispielsweise genutzt um zu überprüfen, ob der Agent ein bestimmtes Feld auf Basis des in Perception_τ definierten Schwellwertes wahrnehmen kann, nachdem es mit dem Faktor für die Empfänglichkeit multipliziert wurde.

Das SCA-Modell findet in unterschiedlichen Simulationen und Szenarien Verwendung, zu denen unter anderem auch die Nachbildung des Verhaltens in einer U-Bahn-Station gehört (Bandini et al., 2005). Die Arbeit zeigt auf anschauliche Weise, wie die Modellierung der Umgebung und der Agenten aussehen kann und wird in Kapitel 4.2.2 aufgegriffen, in dem die Modellierung der eigenen Struktur behandelt wird.

4. Umsetzung

4.1. Analyse

4.1.1. Fachliche Anforderungen

Die reale Welt muss möglichst genau abgebildet werden, um plausible Ergebnisse produzieren zu können. Hierfür ist eine Vielzahl an fachlichen Anforderungen zu berücksichtigen, die im Folgenden – gruppiert nach Aspekten – vorgestellt werden.

Population und Aktivitäten

Die Hamburger Population soll hinsichtlich ihrer demografischen Struktur abgebildet werden und aus differenzierbaren Individuen bestehen. Deren Aufgabe ist es, möglichst realitätsnahen Tagesabläufen nachzugehen und ihrem Alter entsprechende Verhaltensweisen an den Tag zu legen. Als grundlegendes Unterscheidungsmerkmal von Individuen kann das Alter und Geschlecht angesehen werden. Aus diesen Merkmalen lassen sich wiederum weitere – für das Simulationsmodell notwendige – Aspekte, wie individuelle Verhaltensweisen in den Verkehrsmitteln, Infektionsrisiken oder mögliche Aktivitäten ableiten.

Da mit der Arbeit die Infektionsübertragung in öffentlichen Verkehrsmitteln untersucht werden soll, ist es notwendig, dass die Individuen diese nutzen und in ihnen mit Objekten und anderen Individuen interagieren. Zur Nachbildung eines möglichst realistischen Reiseverhaltens, soll ein auf Aktivitäten basierender Ansatz genutzt werden, der sowohl im Simulationsmodell von [Yang et al. \(2008\)](#) zum Einsatz kommt, als auch bei der Analyse und Planung von Transportnetzwerken Verwendung findet ([Algers et al., 2005](#); [McNally und Rindt, 2000](#)).

Aktivitäten haben eine bestimmte Dauer und werden in Lokalitäten ausgeführt. Hierbei wird zwischen festen Aktivitäten unterschieden, die täglich ausgeführt werden und Freizeitaktivitäten, die gelegentlich ausgeführt werden können. Befindet sich die – für eine Aktivität notwendige – Lokalität zu weit vom Wohnort des Individuums entfernt, sodass diese nicht fußläufig erreichbar ist, soll das Individuum das Transportnetzwerk nutzen, um zu der Lokalität zu fahren. Hierfür soll es selbstständig einen geeigneten Fahrplan ermitteln und jene

U-Bahn-Linien nutzen, die es zur Ziellokalität bringen.

Für die Simulation muss die Anzahl der zu simulierenden und initial erkrankten Individuen einstellbar sein. Ferner muss es Konfigurationsmöglichkeiten zur Definition des Verhaltens von Individuen geben.

Eine Liste der wichtigsten fachlichen Anforderungen bezüglich der Population und ihrer Aktivitäten ist im Anhang [A.1.1](#) zu finden.

Stadtgebiet

Hamburg ist in insgesamt sieben Bezirke unterteilt, die sich wiederum in 104 Stadtteile untergliedern. Für eine möglichst realitätsnahe Verteilung der Population ist es erforderlich diese Stadtteile auch im Simulationsmodell zu berücksichtigen. Auf Basis der Stadtteile soll das Hamburger Stadtgebiet bevölkert und zusätzliche Eigenschaften der Einwohner eines Stadtteils spezifiziert werden. Die Stadtteile sollen den Anteil der Einwohner, die in diesen leben und deren soziodemografischen Status bestimmen. Hierdurch wird eine wesentlich genauere Auflösung als bei alleiniger Betrachtung der Bezirke erreicht.

Eine Liste der wichtigsten fachlichen Anforderungen bezüglich der Abbildung des Stadtgebietes ist im Anhang [A.1.2](#) zu finden.

Lokalitäten

Lokalitäten werden von Individuen genutzt um Aktivitäten ausführen. Die Positionierung der einzelnen Lokalitäten innerhalb des Stadtgebietes ist dabei von besonderer Bedeutung, da diese Einfluss auf das Reiseverhalten der Bevölkerung hat. Das Modell soll deshalb die Positionierung realer Lokalitäten möglichst genau nachbilden.

Zur einfacheren Verwaltung der Lokalitäten sollen diese zu Typen gruppiert werden, die gleichgeartete Lokalitäten zusammenfassen. Bestimmte Typen von Lokalitäten – wie Arbeitsplätze oder Bildungseinrichtungen – werden täglich besucht, wohingegen andere Typen lediglich zur Ausübung von Freizeit-Aktivitäten genutzt werden. Diese Unterscheidung soll auch im Modell berücksichtigt werden.

In der Realität werden unterschiedliche Typen von Lokalitäten vornehmlich von Individuen der gleichen Altersklasse genutzt, so sind in Schulen häufig Kinder und Teenager zu finden, während in Universitäten hauptsächlich Erwachsene anzutreffen sind. Daraus ergeben sich unterschiedliche Übertragungsrisiken für die unterschiedlichen Typen von Lokalitäten, die auch im Simulationsmodell berücksichtigt werden sollen. Für die verschiedenen Typen soll definierbar sein, mit welcher Wahrscheinlichkeit es zu einer Infektionsübertragung kommen

kann und wie viele enge Kontakte es in diesem Typ von Lokalität durchschnittlich gibt. Dadurch können beispielsweise Klassenverbände in Schulen abgebildet werden. Zudem soll definierbar sein, welche Altersklassen zu welchen Anteilen eine Lokalität besuchen und wie lange die Individuen in diesen bleiben.

Zur Berücksichtigung der Infektionsübertragung innerhalb der Lokalitäten ist ein Mechanismus zu implementieren, der es ermöglicht, dass infizierte Individuen innerhalb der Lokalität empfängliche Individuen anstecken können. Hierbei soll die durchschnittliche Anzahl an engen Kontakten und die Übertragungswahrscheinlichkeit von Krankheitserregern innerhalb der Lokalität berücksichtigt werden. Da der Fokus auf der Infektionsübertragung innerhalb von öffentlichen Verkehrsmitteln liegt, wird auf eine Rollen-basierte Nachbildung der Interaktion zwischen den Individuen – wie in der Arbeit von [Yang et al. \(2008\)](#) – verzichtet.

Eine Liste der wichtigsten fachlichen Anforderungen für Lokalitäten ist im Anhang [A.1.3](#) zu finden.

Transportnetzwerk

Ein weiterer wichtiger Aspekt um ein möglichst genaues Simulationsmodell zu erstellen, ist die Nachbildung des von den Individuen zu nutzenden Transportnetzwerkes. Für eine möglichst reale Abbildung des Verkehrsnetzes sollen reale Fahrpläne der Verkehrsmittel berücksichtigt werden. Dies betrifft sowohl die Bereitstellung zusätzlicher Verkehrsmittel zu den Stoßzeiten, als auch nächtliche Ruhepausen in denen keine Verkehrsmittel im Transportnetzwerk unterwegs sind.

Weiterhin muss die Positionierung der einzelnen Stationen, sowie eine grundlegende Nachbildung der spatialen Struktur dieser berücksichtigt werden. Die Stationen dienen den Individuen als Eintritts- oder Austrittspunkte zum Transportnetzwerk und müssen es den Individuen ermöglichen auf ihre Transportmittel zu warten.

Zur Untersuchung der Infektionsübertragung in Transportmitteln ist es erforderlich die spatiale Struktur innerhalb dieser abzubilden. Der Aufbau der Verkehrsmittel muss nachgestellt und Objekte mit denen Individuen interagieren können, bereitgestellt werden. Die Individuen müssen in der Lage sein, sich eigenständig in den Verkehrsmitteln zurechtzufinden und Objekte zur Nutzung zu identifizieren.

Damit die Individuen das Transportnetzwerk eigenständig nutzen können, sollen sie persönliche Fahrpläne besitzen, die sie auf dem Weg zur ihrer Zielstation abarbeiten. Die Ermittlung eines solchen persönlichen Fahrplans von einer Start- zu einer Ziellokalität, soll hierbei ebenfalls Aufgabe des Transportnetzwerkes sein.

Da die Infektionsübertragung innerhalb von öffentlichen Verkehrsmitteln untersucht werden

soll, müssen entsprechende Übertragungswege im Modell berücksichtigt werden. Als wichtigste Übertragungswege für die Influenza haben sich hierbei die Tröpfchen- und Kontaktinfektion herausgestellt (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 60]. Für die Kontaktinfektion sollen Objekte innerhalb der Verkehrsmittel in der Lage sein Krankheitserreger zu übertragen, wenn diese zuvor kontaminiert wurden. Zudem müssen sich von Individuen ausgestoßene Krankheitserreger im Verkehrsmittel ausbreiten können.

Damit das Simulationsmodell handhabbar ist, werden in diesem lediglich die Hamburger U-Bahn-Linien U1, U2 und U3 abgebildet. Diese decken das Stadtgebiet zu einem großen Teil ab und werden somit von einer Vielzahl an Individuen genutzt.

Eine Liste mit den wichtigsten fachlichen Anforderungen bezüglich der Abbildung des Transportnetzwerkes, ist im Anhang A.1.4 zu finden.

Krankheit

Als zu untersuchender Krankheitserreger wird der Influenza-Virus gewählt, da er in regelmäßigen Abständen für pandemische Ausbrüche sorgt. Die Viren können sich über verschiedene Übertragungswege verbreiten, wobei die Kontakt- und Tröpfcheninfektion als am wahrscheinlichsten für die Übertragung gelten (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 60].

Zur Abbildung des Krankheitsverlaufes soll das unter Abschnitt 3.1.2 vorgestellte SEIR-Modell genutzt werden. Hierbei müssen im Modell Latenz- und Inkubationszeiten berücksichtigt werden, da diese einen starken Einfluss auf die Ergebnisse des Simulationsmodells haben (Nsoesie et al., 2012). Des Weiteren ist bekannt, dass das Alter eines Individuums Einfluss auf dessen Erkrankungsrisiko hat (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 5], weshalb das Modell in der Lage sein sollte, Individuen unterschiedlichen Alters mit differenzierten Infektionsrisiken abzubilden. Eine weitere wichtige Rolle spielt das Alter der Individuen bei der Verbreitung von Krankheitserregern in der Umgebung. Besonders Kinder stellen hierbei ein spezielles Phänomen dar, da diese hinsichtlich ihrer respiratorischen Ausflüsse noch nicht so stark sensibilisiert sind und damit Krankheitserreger in höherem Maße verbreiten als beispielsweise Erwachsene (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 5]. Eine vom Alter des Individuums abhängende Kontaminationswahrscheinlichkeit ist daher ebenfalls erforderlich.

Für eine korrekte Berücksichtigung der verschiedenen Übertragungswege in öffentlichen Verkehrsmitteln müssen diese auch medizinisch, korrekt modelliert werden. Für die Tröpfcheninfektion ist demnach die Häufigkeit mit der Tröpfchen ausgestoßen werden zu beachten, die Distanz über die sich diese ausbreiten, als auch die Zeit die sie in der Luft bleiben. Für eine indirekte Kontaktinfektion über Oberflächen muss die Möglichkeit bestehen, dass infizierte Individuen diese Oberflächen kontaminieren. Erreger bleiben auf diesen Oberflächen nicht

unendlich lange aktiv, sodass die Abnahme der Virulenz über die Zeit hinweg ebenfalls berücksichtigt werden muss (Greatorex et al., 2011).

Eine Liste mit den wichtigsten fachlichen Anforderungen hinsichtlich der Modellierung der Krankheit, ist im Anhang A.1.5 zu finden.

4.1.2. Technische Anforderungen

Zu den fachlichen Anforderungen, die nötig sind um ein möglichst genaues Abbild der Realität zu schaffen, gibt es noch eine Reihe technischer Anforderungen, die bei der Umsetzung beachtet werden sollen.

Allgemein

Die technische Realisierung des Modells soll dahingehen ausgerichtet werden, dass es sich ohne großen Aufwand auf unterschiedlichen Systemen ausführen lässt. Demnach soll eine plattformunabhängige Programmiersprache zur Umsetzung genutzt und auf eine Datenbankinstallation zur Speicherung der Simulationsparameter und der Ergebnisse verzichtet werden. Die über eine Oberfläche konfigurierten Simulationsparameter, sowie die generierten Simulationsergebnisse sollen persistent auf dem Computer abgespeichert werden können. Die Simulationsparameter sollen im XML-Format und die Simulationsergebnisse im CSV-Format gespeichert werden. Dies ermöglicht eine weitergehende Auswertung der Simulationsergebnisse in anderen Anwendungen.

Ein weiterer Aspekt ist die Performance des Simulationsmodells. Die technische Grundlage zur Realisierung des Simulationssystems sollte so gewählt werden, dass eine möglichst große Anzahl an Individuen simuliert werden kann und sich die Rechenleistung möglichst gleichmäßig auf alle zur Verfügung stehenden Prozessoren verteilt. Da das System möglichst portabel sein soll, wird im ersten Schritt auf eine physikalische Verteilung des Simulationsmodells verzichtet und der Fokus auf die Ausführung auf einem einzelnen Computer gelegt. Dennoch sollte ein Framework zur Umsetzung gewählt werden, mit dem eine nachträgliche verteilte Simulation technisch möglich ist.

Als weitere technische Anforderungen seien Benutzerfreundlichkeit, Fehlertoleranz, Wartbarkeit und Erweiterbarkeit zu nennen, auf die nicht weiter eingegangen wird. Eine Liste mit den wichtigsten technischen Anforderungen ist im Anhang A.2.1 zu finden.

Visualisierung

Das Simulationsmodell soll zur Bedienung und Konfiguration der Simulationsparameter eine grafische Benutzeroberfläche besitzen, die der Norm EN ISO 9241-110 ¹ genügt. Ferner soll die Oberfläche in der Lage sein Simulationsergebnisse während der Simulation grafisch darzustellen, um bereits während der Simulation einen ersten Eindruck von der Infektionsausbreitung erhalten zu können.

Zur Beobachtung des Verhaltens der Agenten in den Verkehrsmitteln soll das Simulationsmodell über eine Ausgabe verfügen, die sowohl das Transportnetzwerk, als auch die Transportmittel mit den Agenten zeigt. Das Transportnetzwerk soll auf einer Karte Hamburgs angezeigt werden, in welcher bei Bedarf zusätzliche Informationen zu den Lokalitäten und den abgebildeten Stadtteilen angezeigt werden können.

Eine Liste mit den wichtigsten technischen Anforderungen im Hinblick auf die Visualisierung ist im Anhang [A.2.2](#) zu finden.

4.2. Spezifikation

4.2.1. Ausgliederung der Umsetzung des Transportnetzwerkes

Die Abbildung des – für das Simulationsmodell erforderlichen – Transportnetzwerkes wurde in eine eigenständige Arbeit ausgegliedert. Auf Basis der definierten Anforderungen hat [Seeger \(2012\)](#) in seiner Bachelorarbeit mit dem Titel „Simulation des Hamburger U-Bahn-Verkehrs als Basis für Infektionsmodelle“ ein Transportnetzwerk implementiert, welches von den Individuen des Simulationsmodells genutzt werden kann.

Als Abgrenzung zur eigenen Arbeit sei zu erwähnen, dass [Seeger \(2012\)](#) mit seiner Arbeit die Anforderungen [FA-T1](#), [FA-T2](#), [FA-T3](#) und [FA-T5](#) umgesetzt hat. Die von ihm bereitgestellte Komponente ist verantwortlich für die Verwaltung der im Transportnetzwerk befindlichen U-Bahnen und Stationen und ermöglicht es den Individuen, Fahrpläne von einem Start- zu einem Zielort zu ermitteln. Die Transportmittel werden in seiner Arbeit nur abstrakt vorgehalten und auftretende Events, wie zum Beispiel das Eintreffen einer U-Bahn in einer Station, an das eigene Simulationsmodell weitergereicht. Events gemäß den Anforderungen [FA-T6](#) bis [FA-T10](#) werden durch das von [Seeger \(2012\)](#) implementierte Transportnetzwerk erzeugt und im eigenen Simulationsmodell verarbeitet. Die Nachbildung der spatialen Struktur innerhalb der Verkehrsmittel und die Simulation des Verhaltens von Individuen in diesen ist nicht Teil

¹EN ISO 9241-110 - Teil 110 der Richtlinie für Mensch-Computer-Interaktion beschreibt die Grundsätze der Dialoggestaltung. Dies sind Aufgabenangemessenheit, Selbstbeschreibungsfähigkeit, Lernförderlichkeit, Steuerbarkeit, Erwartungskonformität, Individualisierbarkeit und Fehlertoleranz.

der Arbeit von Seeger (2012), sondern wird im eigenen Simulationsmodell umgesetzt. Des Weiteren hat er in seiner Arbeit das Transportnetzwerk – gemäß den Anforderungen TA-V4 und TA-V5 – auf einer Karte visualisiert und stellt über eine Schnittstelle Methoden bereit, die das Einzeichnen von Flächen und Lokalitäten auf der Karte ermöglichen. Mit Hilfe dieser bereitgestellten generischen Methoden werden die Anforderungen TA-V6 bis TA-V10 umgesetzt, wobei die Inhalte die angezeigt werden sollen, in der eigenen Arbeit definiert werden.

4.2.2. Umsetzung des SCA-Modells

Zur Nachbildung des Verhaltens in den öffentlichen Verkehrsmitteln – gemäß den Anforderungen FA-T4, FA-T11, FA-T12, FA-T13, FA-PA8, FA-PA9, FA-PA16 und FA-PA17 – wird das von Bandini et al. (2005) entwickelte Situated-Cellular-Agent Modell verwendet, welches in Abschnitt 3.2.3 vorgestellt wird.

Die Entscheidung für die Verwendung dieses formalen Frameworks basiert auf dessen Flexibilität und den dadurch möglichen Erweiterungen hinsichtlich der eigenen Anforderungen. Die Umgebung, in der die Agenten agieren und die Agenten selbst lassen sich formal spezifizieren. Dadurch gibt es bei der Modellierung keine Einschränkungen und Sachverhalte können mathematisch dargestellt werden.

Das Vorgehen nach Bandini et al. (2005) sieht für die Erstellung des Modells drei Schritte vor, auf die im Folgenden eingegangen wird.

Schritt 1: Nachbildung der spatialen Struktur

Die Umgebung, die in dieser Thesis modelliert werden soll, entspricht einer U-Bahn, die aus mehreren Waggons bestehen kann. Im Hamburger U-Bahn Netz gibt es unterschiedliche Typen von U-Bahnen mit unterschiedlichen spatialen Strukturen, die ein anderes Verhalten der Agenten zur Folge haben. Es ist daher notwendig die Erstellung der spatialen Struktur möglichst flexibel zu gestalten, um möglichst einfach neue Typen von U-Bahn-Waggons erzeugen zu können.

Nach Bandini et al. (2005) besteht das SCA-Modell aus dem Tripel $\langle Space, F, A \rangle$, wobei der *Space* die Umgebung darstellt, in der eine Menge von Agenten *A* beeinflusst durch die Felder *F* interagiert.

Abbildung 4.1 zeigt die spatiale Struktur eines modellierten DT4² Waggons mit dem ungerichteten Graphen *Space* aus Punkten $p \in P$, über den sich die Agenten bewegen können.

²DT4 - Doppeltriebwagen 4 sind Schienenfahrzeuge, die auf den U-Bahn-Linien U1, U2, U3 und U4 fahren.

Objekte welche in der spatialen Struktur platziert werden, besitzen ebenfalls einen Punkt von dem die ausgestrahlten Felder ausgehen. Da diese Punkte nicht unbedingt begehbar sind und nicht für die Bewegung der Agenten im Simulationsmodell genutzt werden sollen, wird das von [Bandini et al. \(2005\)](#) vorgeschlagene Tripel $\langle a_p, F_p, P_p \rangle$ um einen Parameter erweitert. Der Wert $b_p \in \{\text{wahr, falsch}\}$ definiert, ob ein Punkt von einem Agenten betretbar ist oder nicht, wodurch sich für das eigene Simulationsmodell die Beschreibung $\langle a_p, F_p, P_p, b_p \rangle$ ergibt.

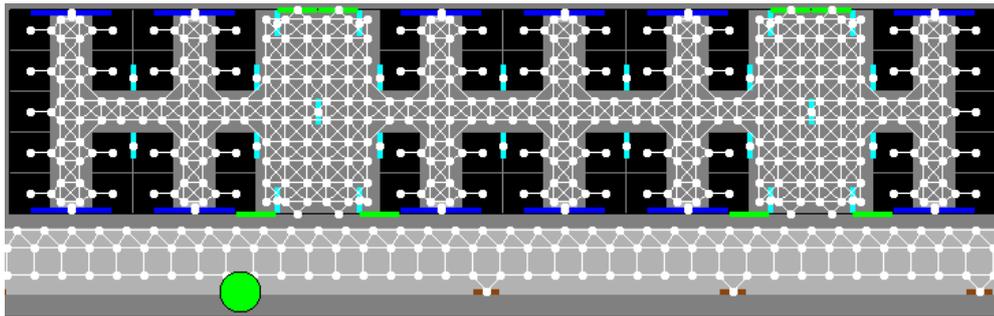


Abbildung 4.1.: Spatiale Struktur eines DT4 Waggons mit ungerichtetem Graphen aus Punkten

Schritt 2: Definition der aktiven Elemente in der Umgebung

Die zweite Phase der Modellierung befasst sich nach [Bandini et al. \(2005\)](#) mit der Identifizierung der aktiven Elemente der Umgebung. Diese strahlen Felder aus und haben damit Einfluss auf das Verhalten der Agenten. Ziel dieser Phase ist es, abhängig vom zu untersuchenden Szenario, geeignete Objekte zu identifizieren und deren Felder hinsichtlich ihrer Reichweite, Diffusion und Komposition sinnvoll zu modellieren.

Im Vergleich zu dem von [Bandini et al. \(2005\)](#) vorgeschlagenen 4-Tupel

$\langle W_t, \text{Diffusion}_t, \text{Compare}_t, \text{Compose}_t \rangle$ zur Beschreibung eines Feldes vom Typ t , wird im eigenen Modell eine vereinfachte Beschreibung verwendet. Im Simulationsmodell wird ein Feld vom Typ t durch das Tupel $\langle W_t, \text{Diffusion}_t \rangle$ definiert, wobei sich die Werte für W_t aus der Intensität des Feldes i_t im Ursprung und der Veränderung des Wertes d_t mit jedem Schritt vom Ursprung aus ergeben. Die Funktion Diffusion_t , die für einen Punkt mit Abstand x vom Ursprung den Wert des Feldes bestimmt ist $W_t(x) = d_t * x + i_t$. Dadurch ergeben sich für W_t die Werte $W_t = \bigcup_{x=0}^{r_t} (d_t * x + i_t)$. Die Reichweite eines Feldes lässt sich über die Formel $r_t = \frac{-i_t}{d_t}$ errechnen.

Abbildung 4.2 zeigt das von einem Sitz ausgestrahlte Feld. Die Färbung der Punkte gibt hierbei die Intensität des Feldes auf den einzelnen Punkten an.

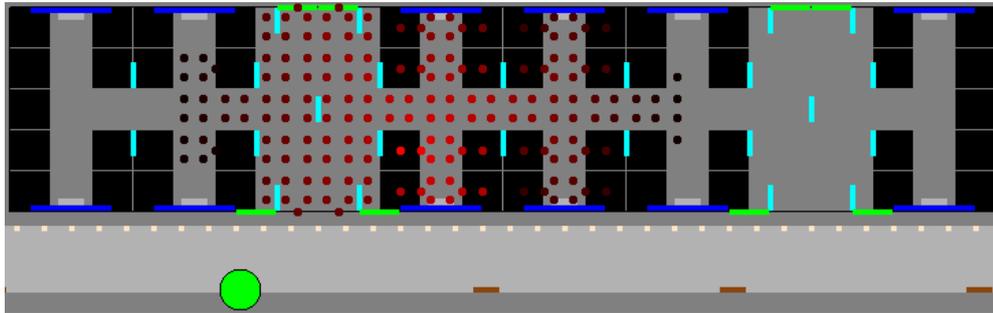


Abbildung 4.2.: Ausbreitung eines Feldes über die spatiale Struktur eines Waggons

Da die Agenten in den U-Bahn-Waggons mit unterschiedlichen Objekten interagieren sollen, müssen diese Felder ausstrahlen, um von den Agenten wahrgenommen zu werden. Die identifizierten Elemente innerhalb eines U-Bahn-Waggons sind Sitze (schwarz), Griffe (türkis), Müllimer (grau), Fenster (blau) und Türen (grün). Zudem gibt es noch Felder, die von den Agenten selbst ausgestrahlt werden und einen Feld-Typ für Krankheitserreger, der durch husten oder niesen im Waggon platziert werden kann (siehe Abschnitt 4.2.5). Auf dem Bahnsteig gibt es Tür-Konnektoren (hellbraun) und Ausgänge (braun), die ebenfalls Felder ausstrahlen und von den Agenten genutzt werden können, um einen U-Bahn-Waggon zu betreten oder die U-Bahn-Stationen zu verlassen.

Damit unterschiedliche Präferenzen der Agenten bei der Wahl ihres Sitzplatzes berücksichtigt werden, gibt es für Sitze mehrere Felder, die je nach Eigenschaft des Sitzes von diesem ausgestrahlt werden. Sitzplätze können Fensterplätze (NW), in Fahrrichtung ausgerichtet (TD) und zudem belegt (O) oder frei (F) sein.

Tabelle 4.1 gibt einen Überblick über die identifizierten aktiven Objekte in der Umgebung, ihre Felder und deren Intensität sowie Diffusion. Die Werte für die einzelnen Objekte sind so gewählt, dass eine möglichst gute Abdeckung der spatialen Struktur erreicht wird.

Schritt 3: Definition der mobilen Agenten

Der dritte Schritt befasst sich mit der Definition des Verhaltens von Agenten. Hierfür ist es erforderlich die Zustände der Agenten mit den Reaktionen auf bestimmte Feldtypen zu spezifizieren, sowie die Bedingungen für Zustandsübergänge festzulegen (Bandini et al., 2005). Ein Agent wird im SCA-Modell über das Tripel $\langle s, p, \tau \rangle$ beschrieben, wobei τ den Typ des Agenten spezifiziert, $s \in \Sigma_\tau$ den aktuellen Zustand des Agenten mit Σ_τ als Grundmenge der möglichen Zustände und p als aktuelle Position des Agenten in der Umgebung *Space*.

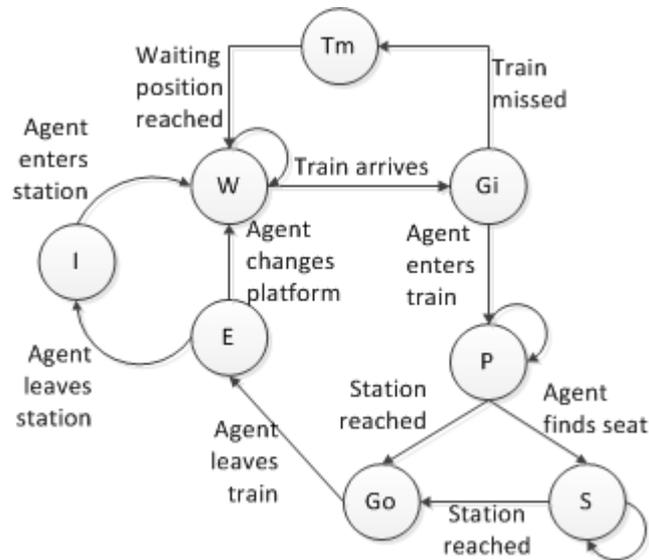
Im Simulationsmodell wird es nur einen Typ von Agenten geben, mit dem das grundlegende

Quelle	Feld-Typ t	Feld-Eigenschaften	
		Intensität i_t	Diffusion d_t
Sitz	SEAT_TD_NW_F	15	-1
	SEAT_TD_NW_O	15	-1
	SEAT_TD_F	15	-1
	SEAT_TD_O	15	-1
	SEAT_NW_F	15	-1
	SEAT_NW_O	15	-1
	SEAT_F	15	-1
	SEAT_O	15	-1
Fenster	WINDOW_CLOSED	5	-1
	WINDOW_OPENED	5	-1
Mülleimer	DUSTBIN	5	-1
Griff	GRIP	3	-1
Tür	DOOR	20	-1
Passagier	PASSENGER	2	-1
Ausgang	EXIT	45	-1
Erreger	PATHOGENS	3	-1

Tabelle 4.1.: Aktive Elemente der Umgebung mit Feld-Eigenschaften

Verhalten hinsichtlich der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel simuliert wird. Jeder Zustand s eines Agenten wird im Simulationsmodell durch eine Menge von anziehenden Feldern $aF_s \cup F$ (Attraction-Fields), abstoßenden Feldern $rF_s \cup F$ (Repulsion-Fields) und möglichen Aktionen $action_s \in \{transport(p, q), use(f), emit(f, p), trigger(s, s')\}$ beschrieben. Die Aktionen spezifizieren die möglichen Handlungen des Agenten im jeweiligen Zustand.

Abbildung 4.3 stellt das eigens modellierte Zustandsdiagramm der Agenten mit den möglichen Zustandsübergängen dar. Tabelle 4.2 geht auf die erforderlichen Bedingungen für Zustandsübergänge ein, während Tabelle 4.3 die für jeden Zustand möglichen Aktionen, Attraction- und Repulsion-Fields aufzeigt.

Abbildung 4.3.: Zustände Σ_t eines Agenten mit Zustandsübergängen

Im Simulationsmodell besitzen Agenten Aktivitäten-Pläne, die vorgeben zu welchen Zeitpunkten Aktivitäten auszuführen sind. Soll eine Aktivität ausgeführt werden, die nicht in der unmittelbaren Umgebung des Agenten liegt, betritt der Agent die nächstgelegene U-Bahn-Station und wechselt vom Zustand I in den Zustand W . Der Agent erhält beim Eintreffen von Zügen an seinem Bahnsteig eine Nachricht und prüft ob der Zug für seine Reise geeignet ist oder nicht. Ist der Zug geeignet, wechselt der Agent in den Zustand Gi , andernfalls verbleibt der Agent im Zustand W , bis ein geeigneter Zug eintrifft.

Im Zustand Gi kann der Agent die Aktion $transport(p, q)$ ausführen und bewegt sich aufgrund des Attraction-Fields DOOR auf die Türen des Waggons zu. Erreicht er eine Tür, nimmt er das maximale Feld der Tür wahr und wechselt in den Zustand P . Für den Fall, dass der Agent in den Zug einsteigen möchte, dieser sich aber schon abfahrbereit macht und die Türen schließt, erhält der Agent vom Bahnsteig eine entsprechende Nachricht und wechselt in den Zustand Tm . In diesem Zustand bewegt sich der Agent auf die Ausgänge des Bahnsteigs zu, um auf den nächsten Zug zu warten.

Im Zustand P sucht der Agent durch die Aktion $transport(p, q)$ auf Basis seiner persönlichen Sitzplatz-Prioritäten-Liste die Nähe von Sitzplätzen und Griffen auf, um während der Fahrt möglichst sicher zu sitzen oder zu stehen. Hierbei versucht er durch die Repulsion-Fields DOOR und PASSENGER einen möglichst großen Abstand zu den Türen des Waggons und anderen Passagieren zu halten. Findet der Agent einen geeigneten Sitzplatz, kann er in den Zustand S wechseln.

4. Umsetzung

Im Zustand S kann der Agent durch die Aktionen $use(DUSTBIN)$ und $use(WINDOW)$ Müll-eimer und Fenster benutzen. Im Zustand P hingegen steht der Agent und nutzt lediglich Griffe um sich festzuhalten.

Agenten im Zustand P und S werden per Nachricht vom Zug über die nächste Station informiert. Handelt es sich bei der nächsten Station um die Zielstation an der die Agenten aussteigen müssen, wechseln sie in den Zustand Go um den Zug zu verlassen. Andernfalls verbleiben sie im Zustand P beziehungsweise S .

Durch das Attraction-Field $DOOR$ im Zustand Go bewegt sich der Agent auf die Türen des Waggons zu, wobei das Erreichen der Tür durch das maximale Feld welches Türen ausstrahlen, signalisiert wird. Nach Erreichen der Tür wechselt der Agent in den Zustand E , in dem er die Ausgänge des Bahnsteigs aufsucht. Hat der Agent seine Zielstation erreicht, betritt er die Lokalität und wechselt in den Zustand I . Für den Fall, dass der Agent an der Station umsteigen muss, wechselt er den Bahnsteig und damit wieder in den Zustand W . In diesem Zustand wartet er auf seinen Anschlusszug.

In fast allen Zuständen sendet der Agent das Feld $PASSENGER$ aus, um andere Agenten auf sich aufmerksam zu machen. Zusätzlich kann ein infizierter Agent innerhalb der U-Bahn Krankheitserreger ausstoßen, was durch die Aktion $emit(PATHOGENS, p)$ ermöglicht wird.

Zustandsübergang $trigger(s, s')$	Bedingung	Typ
$I \rightarrow W$	Agent betritt Station um zu Lokalität zu reisen	Timer
$W \rightarrow Gi$	Geeigneter Zug kommt am Bahnsteig an	Nachricht
$W \rightarrow W$	Ungeeigneter Zug kommt am Bahnsteig an	Nachricht
$Gi \rightarrow P$	Maximales Feld $DOOR$	Feld
$Gi \rightarrow Tm$	Zug bereitet sich vor abzufahren	Nachricht
$Tm \rightarrow W$	Maximales Feld $EXIT$	Feld
$P \rightarrow S$	Maximales Feld $SEAT$	Feld
$P \rightarrow Go$	Zug trifft in Zielstation ein	Nachricht
$P \rightarrow P$	Zug hält an Zwischenstation	Nachricht
$S \rightarrow Go$	Zug trifft in Zielstation ein	Nachricht
$S \rightarrow S$	Zug hält an Zwischenstation	Nachricht
$Go \rightarrow E$	Maximales Feld $DOOR$ wird wahrgenommen	Feld
$E \rightarrow I$	Maximales Feld $EXIT$ & Zielstation erreicht	Feld
$E \rightarrow W$	Maximales Feld $EXIT$ & Umsteigen erforderlich	Feld

Tabelle 4.2.: Übersicht der Zustandsübergänge mit den jeweiligen Bedingungen

4. Umsetzung

Zustand s	Kürzel	Attraction-Fields aF_s	Repulsion-Fields rF_s	Aktionen $action_s$
InLocation	I	-	-	trigger(I,W)
Waiting	W	-	-	trigger(W,Gi), trigger(W,W)
GetIn	Gi	DOOR	PASSENGER	transport(p,q), emit(PASSENGER,p), trigger(Gi,P), trigger(Gi,Tm)
TrainMissed	Tm	EXIT	-	transport(p,q), emit(PASSENGER,p), trigger(Tm,W)
Passenger	P	SEAT, GRIP	DOOR, PASSENGER	transport(p,q), use(GRIP), emit(PASSENGER,p), emit(PATHOGENS,p), trigger(P,S), trigger(P,P), trigger(P,Go)
Seated	S	-	-	use(DUSTBIN), use(WINDOW), emit(PASSENGER,p), emit(PATHOGENS,p), trigger(S,S), trigger(S,Go)
GetOff	Go	DOOR	PASSENGER	transport(p,q), use(GRIP), emit(PASSENGER,p), emit(PATHOGENS,p), trigger(Go,E)
Exiting	E	EXIT	-	transport(p,q), emit(PASSENGER,p), trigger(E,W), trigger(E,I)

Tabelle 4.3.: Übersicht der Zustände von Agenten mit Feldern und Aktionen

4.2.3. Aktivitäten der Agenten

Wie in Abschnitt 4.1.1 erwähnt, wird zur Nachbildung eines möglichst realistischen Reiseverhaltens ein auf Aktivitäten basierender Ansatz genutzt. Gemäß den Anforderungen FA-PA18 bis FA-PA23 kann ein Individuum auf Basis seines Alters, sozio-ökonomischen Status und des Wochentages unterschiedlichen Aktivitäten nachgehen.

Jedes Individuum besitzt hierzu einen auf dessen Eigenschaften zugeschnittenen Aktivitäten-Plan, der für jeden zu simulierenden Tag Aktivitäten vorhält. Wie dem fachlichen Datenmodell in Abbildung 4.4 zu entnehmen ist, zeichnet sich eine Aktivität durch ein Datum und eine Uhrzeit aus, an der diese ausgeführt werden soll. Jede Aktivität verweist auf eine Lokalität, die zur Ausübung besucht wird und legt eine Dauer fest, die das Individuum in der Lokalität verbleibt, bevor es zu dessen Wohnort zurückkehrt. Ferner wird jede Aktivität durch einen Typ spezifiziert, auf den der Agent unterschiedlich reagiert.

Tägliche Aktivitäten wie Kindergarten, Schule, Universität oder Arbeit werden zwingend ausgeführt. Aktivitäten vom Typ Freizeit wird nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit, die vom sozio-ökonomischen Status des Individuums abhängt, nachgegangen.

Entscheidet sich ein Individuum eine Aktivität auszuüben, prüft es die Entfernung zur Lokalität und ermittelt einen persönlichen Fahrplan für die öffentlichen Verkehrsmittel, wenn diese nicht fußläufig erreichbar ist. Das Individuum führt die Aktivität aus und kehrt danach zu dessen Heimat-Lokalität zurück, um die nächste Aktivität zu planen und diese zum vorgegebenen Zeitpunkt auszuführen.

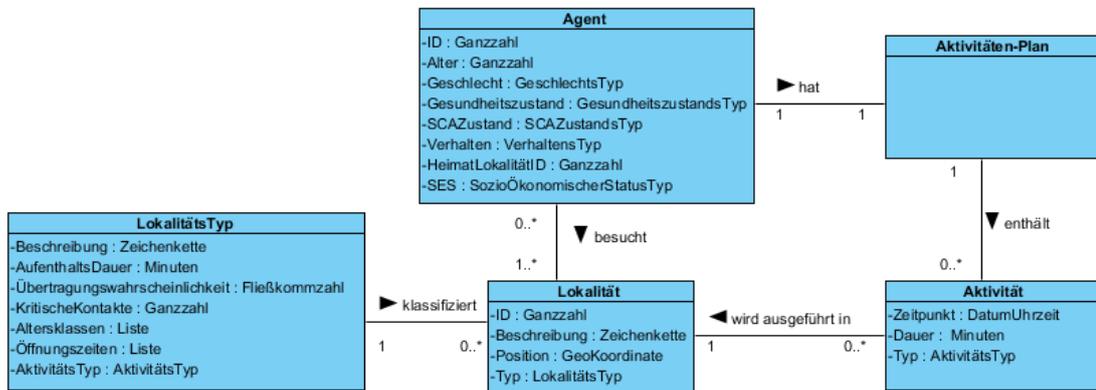


Abbildung 4.4.: Fachliches Datenmodell für Aktivitäten

Die Erstellung der Aktivitäten-Pläne erfolgt im Vorfeld bei der Initialisierung der Agenten. Der Typ einer Lokalität bestimmt die Öffnungszeiten dieser und die Altersklassen die diese besuchen können. Auf Basis dieser Informationen wird für jedes Individuum eine geeignete

feste Lokalität ausgewählt, die täglich besucht werden soll und entsprechende Aktivitäten für den Simulationszeitraum erstellt. Die Agenten starten zwischen 06:00 Uhr und 09:00 Uhr zu deren Arbeitsplatz oder Bildungseinrichtung. Zusätzlich wird für jeden Tag eine passende Freizeit-Lokalität ermittelt, wobei auch hier auf die Öffnungszeiten und Altersklassen des Lokaltäts-Typs Rücksicht genommen wird. Für jedes Individuum mit einer festen Aktivität ergibt sich eine alternierende Abfolge von festen und optionalen Aktivitäten, die gemäß den Anforderungen [FA-PA22](#) und [FA-PA23](#) zusammengestellt werden.

Die zentrale Planung der Aktivitäten hat den Vorteil, dass die Agenten zur Laufzeit der Simulation keine selbstständige Planung durchführen müssen, sondern für jeden simulierten Tag ein gewisses Repertoire an verfügbaren Aktivitäten besitzen. Zusätzlich lässt sich durch eine zentrale Erstellung der Pläne die Population auf gewisse Typen von Lokalitäten aufteilen. Das ist insbesondere bei erwachsenen Individuen, die entweder eine Universität, einen Arbeitsplatz oder nichts dergleichen besuchen von Bedeutung. Der Anteil an arbeitenden und studierenden Individuen lässt sich damit vorab definieren und wird bei der Erzeugung von Aktivitäten für die Population berücksichtigt (siehe Abschnitt [5.6](#)).

4.2.4. Überlebensrate von Erregern auf Oberflächen

Krankheitserreger bleiben auf Oberflächen nur eine begrenzte Zeit virulent, wobei die Abnahme der Virulenz unter anderem abhängig von der Beschaffenheit der Oberfläche ist. Um diesen Sachverhalt für Objekte im Simulationsmodell – gemäß Anforderung [FA-K7](#) – zu berücksichtigen, wird die Infektiosität in Abhängigkeit von der Zeit und der Oberfläche des kontaminierten Objektes modelliert.

Im Simulationsmodell gibt es zwei Arten von Oberflächen. Griffe, Mülleimer, Fenster und Knöpfe sind harte, nicht-poröse Oberflächen, wobei Sitze als weiche, poröse Oberflächen modelliert werden. Diese Unterteilung basiert auf den Untersuchungen von [Bean et al. \(1982\)](#) und [Creatorex et al. \(2011\)](#), die sich mit der Überlebensrate von Krankheitserregern auf verschiedenen Oberflächen befasst haben. Nach [Bean et al. \(1982\)](#) bleiben Influenza-Viren auf harten, nicht porösen Oberflächen bis zu 24 Stunden und auf weichen, porösen Oberflächen bis zu 12 Stunden nachweisbar. Neuere Untersuchungen von [Creatorex et al. \(2011\)](#) zeigen, dass die Virulenz von Influenza-Viren mit einer Halbwertszeit von ungefähr 90 Minuten abnimmt, wobei die Abnahme bei weichen, porösen Oberflächen größer ist. Während das Genom des Virus noch über längere Zeit nachweisbar ist, lassen sich in den Versuchen von [Creatorex et al. \(2011\)](#) virulente Viren auf harten, nicht porösen Oberflächen bis zu neun Stunden und auf weichen, porösen Oberflächen bis zu vier Stunden nach der initialen Kontamination nachweisen.

4. Umsetzung

Für das eigene Simulationsmodell wird angenommen, dass das Infektionsrisiko $p_{infObjekt}$ von der Oberfläche o_{typ} eines Objektes obj_{typ} und von der Zeit Δt abhängig ist. Der Typ der Oberfläche $o_{typ} \in \{\text{Hart und nicht-porös, Weich und porös}\}$ bestimmt wie schnell die Virulenz abnimmt. Auf Basis der Erkenntnisse von [Greator et al. \(2011\)](#) zur Überlebensrate von Influenza-Viren auf Oberflächen, werden für die Infektionsrisiken zwei Funktionen verwendet, die in Gleichung 4.1 und in Abbildung 4.5 dargestellt werden.

$$p_{infObjekt}(\Delta t, o_{typ}) = \begin{cases} e^{-\frac{\Delta t}{2}} & \text{für } o_{typ} = \text{Hart und nicht-porös} \\ e^{-2*\Delta t} & \text{für } o_{typ} = \text{Weich und porös} \end{cases} \quad (4.1)$$

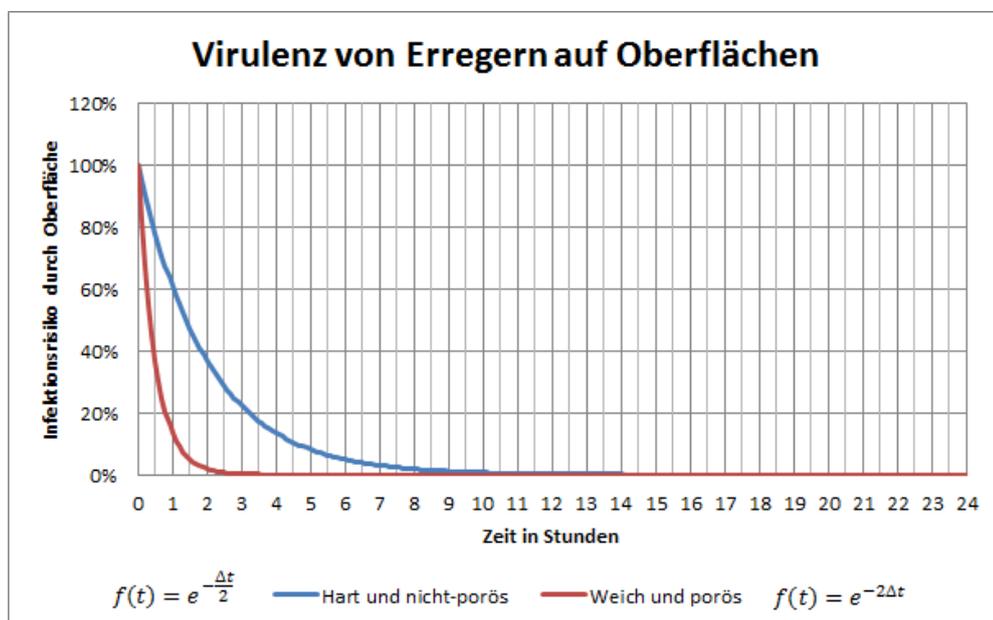


Abbildung 4.5.: Virulenz von Erregern auf Oberflächen

Das Infektionsrisiko bei Berührung einer kontaminierten Oberfläche ist im eigenen Simulationsmodell direkt abhängig von der Überlebensrate der Krankheitserregern auf dieser Oberfläche und dem individuellen Risiko $p_{inf}(i)$ des Individuums i . Die Exponentialfunktionen in 4.1 bilden die Abnahme der Virulenz über die Zeit hinweg ab. Im eigenen Modell liegt die Halbwertszeit auf harten, nicht-porösen Oberflächen bei 83 Minuten und auf weichen, porösen Oberflächen bei 20 Minuten. Nach dieser Zeit liegt besteht ein 50 %-iges Risiko, sich über diese Oberflächen zu infizieren. Bei harten, nicht-porösen Oberflächen sind nach 9,2 Stunden nur noch 1% der Erreger in der Lage Individuen zu infizieren, während auf weichen, porösen Oberflächen dieser Wert bereits nach 2,3 Stunden erreicht wird.

4.2.5. Infektionsübertragung in Transportmitteln

Indirekte Kontaktinfektion

Individuen nutzen in öffentlichen Verkehrsmitteln Objekte wie Sitze, Griffe, Türen und Mülleimer. Sind die Oberflächen dieser Objekte mit Krankheitserregern kontaminiert, kann es – gemäß den Anforderungen **FA-PA8** und **FA-T12** – zu einer indirekten Kontaktinfektion kommen, wenn nach dem Berühren dieser Oberflächen Körperöffnungen wie Nase oder Mund berührt werden.

Das potentielle Risiko der indirekten Kontaktinfektion wird auch im Simulationsmodell berücksichtigt. Die Individuen werden mit einer definierbaren Wahrscheinlichkeit Objekte berühren und so Krankheitserreger aufnehmen, wenn deren Oberflächen kontaminiert sind. Die Wahrscheinlichkeit ein Objekt vom Typ $obj_{typ} \in \{\text{Mülleimer, Fenster, Griff}\}$ zu nutzen, wird in Abhängigkeit von der Zeit t modelliert, wodurch die Wahrscheinlichkeit beispielsweise Müll zu entsorgen, mit der Fahrzeit steigt. Sitze und Tür-Knöpfe stellen spezielle Objekte dar, die keiner Nutzungswahrscheinlichkeit unterliegen und bei Bedarf immer benutzt werden. Wie in Abschnitt 4.2.4 beschrieben, sinkt die Virulenz der Erreger mit der Zeit Δt und ist abhängig von der Beschaffenheit der Oberfläche o_{typ} , wodurch auch diese Faktoren Einfluss auf das Risiko der indirekten Kontaktinfektion haben. Zuletzt sind als Einflussfaktoren noch das alters- und geschlechtsspezifische Risiko $p_{inf}(i)$ des Individuums i zu nennen.

Gleichung 4.2 zeigt die Formel zur Berechnung des Infektionsrisikos, wenn Individuum i ein Objekt obj_{typ} mit einer Oberfläche vom Typ o_{typ} zum Zeitpunkt Δt nach der Kontamination berührt. Damit sich das Individuum infizieren kann, muss es für den Virus empfänglich sein und sich – gemäß dem SEIR-Modell (siehe Abschnitt 3.1.2) – im Zustand „Susceptible“ befinden. Dadurch gilt die in 4.2 dargestellte Gleichung lediglich für Individuen, die sich in dem Gesundheitszustand $g(i) = S$ befinden.

$$p_{gesamt}(\Delta t, o_{typ}, i) = p_{infObjekt}(\Delta t, o_{typ}) * p_{inf}(i) \quad \forall i : g(i) = S \quad (4.2)$$

Tröpfcheninfektion

Infizierte Individuen $g(i) = I$ husten und niesen, wodurch sie Tröpfchenwolken ausstoßen und so eine Infektionsübertragung – gemäß der Anforderungen **FA-PA9** und **FA-T13** – ermöglichen. Bewegen sich empfängliche Individuen durch diese Wolken, können sie Erreger beispielsweise durch ihre Atmung aufnehmen und sich dadurch infizieren.

Die Ausbreitung der Tröpfchenwolke wird im Simulationsmodell kreisförmig, mit abnehmendem Infektionsrisiko p_{infTr} vom Zentrum aus modelliert. Die Abnahme erfolgt hierbei linear

in Abhängigkeit vom Abstand zum Ursprung und lässt sich durch Gleichung 4.3 beschreiben. Hierbei stellt s den Abstand zum Ursprung und d die maximale Ausbreitungsdistanz der Wolke dar. Die Ausbreitung erfolgt über den ungerichteten Graphen, den die Individuen gemäß dem SCA-Modell nutzen um sich fortzubewegen. Ein Agent mit Abstand s vom Ursprung der Wolke, nimmt das Feld $W_t(s)$ wahr und ist einem Risiko von $p_{infTr}(d, s)$ ausgesetzt Erreger aufzunehmen.

Diese Entscheidung hinsichtlich der Modellierung basiert auf der Tatsache, dass größere Tröpfchen mehr Krankheitserreger beherbergen aber im Gegensatz zu kleineren Tröpfchen nicht so weit fliegen und sich relativ schnell absetzen (Stilianakis und Drossinos, 2010).

$$W_t(s) = (-1 * s + d) \quad (4.3)$$

$$p_{infTr}(d, s) = \frac{W_t(s)}{d} \quad (4.4)$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass sich ein empfängliches Individuum i durch Tröpfcheninfektion ansteckt $p_{gesamt}(d, s, i)$ ist abhängig von der Entfernung s des Individuums zum Ursprung der Tröpfchenwolke sowie dessen alters- und geschlechtsspezifischem Infektionsrisiko $p_{inf}(i)$. Gleichung 4.5 zeigt die Formel zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit, mit der sich ein empfängliches Individuum $g(i) = S$ durch Tröpfcheninfektion anstecken kann.

$$p_{gesamt}(d, s, i) = p_{infTr}(d, s) * p_{inf}(i) \quad \forall i : g(i) = S \quad (4.5)$$

4.2.6. Infektionsübertragung in Lokalitäten

Individuen nutzen in dem Simulationsmodell das Transportnetzwerk, um Lokalitäten zu erreichen. Dadurch treffen sie zu unterschiedlichen Zeitpunkten in diesen ein und es gibt keinen definierten Zeitpunkt t_x , zu dem sich mit Sicherheit alle Individuen in einer Lokalität befinden. Die Infektionsübertragung in Lokalitäten – gemäß der Anforderung FA-L10 – wird daher nicht zu einem bestimmten Zeitpunkt, sondern immer beim Betreten einer Lokalität berechnet.

Die Ansteckung in Lokalitäten ist abhängig vom Typ der Lokalität und der damit verbundenen Übertragungswahrscheinlichkeit p_{trans} sowie der Anzahl an Kontakten n_k , die eine Übertragung zur Folge haben können. Des Weiteren spielt die Gesamtzahl der Individuen in der Lokalität n_{ges} , deren Gesundheitszustand $g(i) \in \{S, E, I, R\}$ und deren alters- und geschlechtsspezifisches Infektionsrisiko $p_{inf}(i)$ eine Rolle.

Die Entscheidung für diese Art der Modellierung basiert auf der Arbeit von Ciofi degli Atti et al. (2008), die ebenfalls nur eine begrenzte Anzahl an Kontakten pro Lokalität annehmen, der

4. Umsetzung

Untersuchung von [Mossong et al. \(2008\)](#), die bestätigt, dass es je nach Aktivität unterschiedlich viele und unterschiedliche Arten von Kontakten gibt und den Simulationsergebnissen von [Yang et al. \(2008\)](#), die für unterschiedliche Typen von Lokalitäten verschiedene Infektionswahrscheinlichkeiten ermittelt haben.

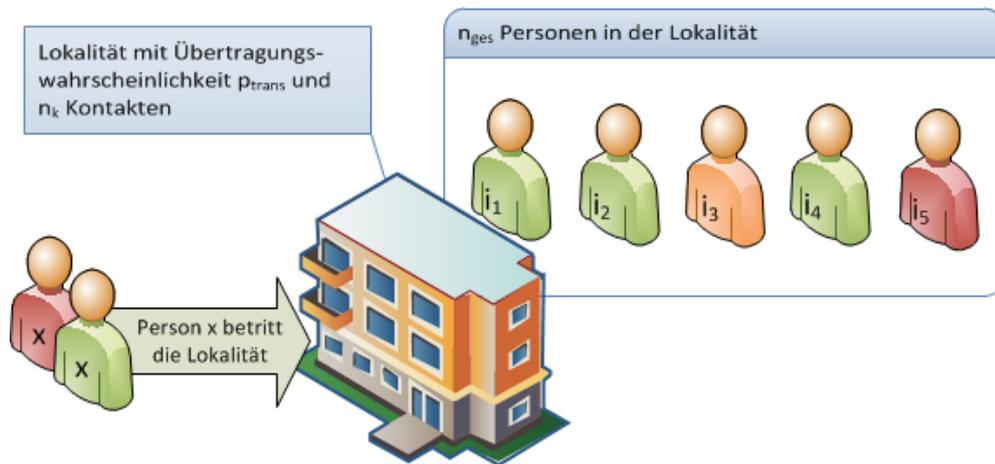


Abbildung 4.6.: Übertragung der Infektion beim Betreten einer Lokalität

In [Abbildung 4.6](#) betritt ein Individuum x mit Gesundheitszustand $g(x)$ eine Lokalität, in der sich n_{ges} weitere Individuen mit unterschiedlichen Gesundheitszuständen $g(i)$ befinden. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich hierbei die Individuen gegenseitig anstecken, lässt sich wie folgt berechnen.

Fall 1: $g(x) = I \wedge g(i) = S$

Der erste Fall beschreibt das Betreten der Lokalität von einem infizierten Individuum, für das $g(x) = I$ gilt. Die in der Lokalität befindlichen empfänglichen Individuen können sich anstecken, wenn sie mit dem infizierten Individuum in Kontakt kommen. Die Wahrscheinlichkeit, dass das infizierte Individuum mit einem empfänglichen Individuum in Kontakt kommt, beträgt hierbei $\min(\frac{n_k}{n_{ges}}, 1)$ und ist abhängig von der Anzahl der Kontakte in der Lokalität und der Gesamtzahl an Individuen in dieser. Sind weniger Individuen in der Lokalität vorhanden als es Kontakte geben soll, beträgt die Wahrscheinlichkeit des Kontaktes 100 %. Die Infektion wird dabei mit der – vom Typ der Lokalität abhängigen – Wahrscheinlichkeit p_{trans} übertragen

4. Umsetzung

und ein empfängliches Individuum steckt sich mit dessen individueller Wahrscheinlichkeit $p_{inf}(i)$ an. Die Gleichung 4.6 beschreibt diesen Sachverhalt.

$$p_{gesamt}(i) = \min\left(\frac{n_k}{n_{ges}}, 1\right) * p_{trans} * p_{inf}(i) \quad \text{wenn } g(i) = S \wedge g(x) = I \quad (4.6)$$

Fall 2: $g(x) = S \wedge g(i) = I$

Im zweiten Fall betritt ein empfängliches Individuum $g(x) = S$ eine Lokalität, in der es infizierte Individuen gibt. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich das eintretende Individuum ansteckt $p_{gesamt}(x)$, ist abhängig von der Anzahl an Kontakten, die für die Lokalität vorgesehen sind und der Anzahl an bereits infizierten Individuen in der Lokalität. Dies entspricht einer hypergeometrischen Verteilung, bei der die Wahrscheinlichkeit des Kontaktes mit einem infizierten Individuum mit der Anzahl an Kontakten n_k und der Gesamtmenge an infizierten Individuen in der Lokalität n_{inf} steigt. Die Infektion wird dabei mit der Wahrscheinlichkeit p_{trans} übertragen und das empfängliche Individuum steckt sich mit der Wahrscheinlichkeit $p_{inf}(x)$ an. Die Gleichung 4.7 beschreibt diesen Sachverhalt.

$$p_{gesamt}(x) = \left(\sum_{\mu=1}^{n_k} \frac{\binom{n_{inf}}{\mu} \binom{n_{ges}-n_{inf}}{n_k-\mu}}{\binom{n_{ges}}{n_k}} \right) * p_{trans} * p_{inf}(x) \quad \text{wenn } g(x) = S \wedge n_{inf} > 0 \quad (4.7)$$

Fall 3: $g(i) = E \rightarrow I \wedge g(i) = S$

Der dritte Fall beschreibt den Übergang des Gesundheitszustandes eines, sich in der Lokalität befindenden Individuums von „Exposed“ nach „Infectious“. Dadurch kann es andere empfängliche Individuen in der Lokalität anstecken. Damit dieser Fall auch ohne das erneute Betreten der Lokalität berücksichtigt wird, tritt das Individuum erneut mit n_k anderen Individuen in Kontakt und kann dadurch die Infektion übertragen. Gleichung 4.8 beschreibt diesen Sachverhalt, wobei sich im Vergleich zu Gleichung 4.6 nur die Gesamtmenge der auswählbaren Individuen verändert.

$$p_{gesamt}(i) = \min\left(\frac{n_k}{n_{ges} - 1}, 1\right) * p_{trans} * p_{inf}(i) \quad \text{wenn } g(i) = S \quad (4.8)$$

4.3. Entwurf

4.3.1. Technischer Entwurf

Bei Betrachtung der beiden vorgestellten Programmierparadigmen in Abschnitt 3.2.1 fällt auf, dass es Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen diesen gibt. Sowohl bei der Agenten-orientierten Programmierung als auch bei dem Aktorenmodell spielt die Nebenläufigkeit zwischen den Agenten beziehungsweise den Aktoren eine zentrale Rolle.

Während bei der Agenten-orientierten Programmierung mehrere Agenten parallel eine Umwelt beobachten, hierbei kontinuierlich Informationen aufnehmen und ihr Verhalten ändern, werden Aktoren nur bei der Verarbeitung einer eingetroffenen Nachricht aktiv und reagieren auf diese. Die Kommunikation zwischen den Agenten im Agenten-orientierten Modell erfolgt über die Manipulation der Umwelt, wobei sie im Aktorenmodell über asynchronen Nachrichtenaustausch erfolgt.

Das für die eigene Arbeit – zur Modellierung der Agenten und der Umwelt – ausgewählte Situated-Cellular-Agent-Model (siehe Abschnitt 3.2.3) schreibt kein technisches Framework zur Implementierung vor, sodass die technische Umsetzung frei wählbar ist. Da eine möglichst große Menge Agenten parallel in der Umgebung interagieren und eine skalierbare Lösung entwickelt werden soll, müssen entsprechende Grundlagen geschaffen werden, die eine derartige Nebenläufigkeit unterstützen.

Für die technische Umsetzung der eigenen Arbeit werden daher beide Paradigmen kombiniert und eine Hybridlösung geschaffen. Diese beinhaltet zum einen die Autonomie der Agenten-orientierten Programmierung, als auch die Nebenläufigkeit und den Nachrichtenaustausch des Aktorenmodells. Das Aktorenmodell dient damit als technische Grundlage, um möglichst viele Agenten parallel simulieren zu können und bietet zudem den Vorteil, dass gleichzeitig ein Mechanismus existiert, mit dem Agenten über Ereignisse in der Umwelt informiert werden können.

Die Umwelt und die Agenten werden auf Basis des SCA-Modells spezifiziert und in Java implementiert. Damit die Agenten nebenläufig interagieren können, ohne für jeden Agenten einen eigenen schwergewichtigen Thread zu starten, werden die Agenten als leichtgewichtige Aktoren erstellt. Die technische Grundlage bildet hierbei, das auf der Programmiersprache Scala basierende Akka-Framework (siehe Abschnitt 3.2.2). Das Framework verwaltet die Aktoren und ist verantwortlich für die Lastverteilung sowie den Nachrichtenaustausch.

Die folgenden Vorteile ergeben sich durch diese Art der Umsetzung:

- + Es werden keine schwergewichtigen Java-Threads für die einzelnen Agenten verwendet, stattdessen gibt es eine definierte Anzahl an Worker-Threads, die die Arbeit übernehmen.
- + Für die Aktoren lassen sich Eigenschaften definieren, wie zum Beispiel der verwendete Dispatcher, der Nachrichtendurchsatz oder der Typ des Postfachs.
- + Über das Framework können Nachrichten asynchron an die Agenten geschickt werden.
- + Agenten müssen nicht die gesamte Zeit aktiv sein, sondern können unter bestimmten Bedingungen (z.B. Antritt der Reise) aktiviert werden.
- + Weitere Aktoren lassen sich einführen. Diese können für das Monitoring oder die Verwaltung von Agenten auf Bahnsteigen und in Zügen eingesetzt werden. Durch die Asynchronität des Nachrichtenaustausches entfallen blockierende Methodenaufrufe und die korrespondierenden Aktoren können sich direkt adressieren.

Die Nachteile die sich durch diese Arte der Umsetzung ergeben sind folgende:

- Erhöhte Komplexität bei der Implementierung, da das Aktorenmodell nicht für diese Art der Verwendung gedacht ist.
- Kapselung der Aktoren kann nicht vollständig eingehalten werden, da die Agenten in einer gemeinsamen Umgebung interagieren müssen.
- Es kann unvorhersehbare Komplikationen durch die Asynchronität des Nachrichtenaustauschs geben. Dadurch ist es beispielsweise möglich, dass Nachrichten von den Aktoren zu spät abgearbeitet werden, wodurch Individuen in die falschen Züge einsteigen oder an den falschen U-Bahn-Stationen aussteigen.

4.3.2. Entwurf der Komponenten

Nachdem die fachlichen Anforderungen an das Simulationsmodell und die zu berücksichtigenden Aspekte umfassend spezifiziert sind, folgt der eigentliche Entwurf der Anwendung. Hierbei soll das Simulationsmodell – gemäß Anforderung **TA-A8** – in überschaubare Einheiten gegliedert werden, um eine wart- und erweiterbare Anwendung zu erhalten, bei der einzelne Komponenten leicht austauschbar sind.

Das Komponentendiagramm des Modells wird auf einem hohen Abstraktionsniveau vorgestellt und im weiteren Verlauf dieses Kapitels auf die einzelnen Komponenten eingegangen. Der

Entwurf der Anwendung orientiert sich hierbei an den Ideen und Konzepten der Qualitätssoftwarearchitektur (kurz Quasar³).

Abbildung 4.7 zeigt das Komponentendiagramm der Anwendung. Die Komponenten sind auf Basis fachlicher Funktionen geschnitten und kommunizieren über bereitgestellte Interfaces miteinander. Im Komponentendiagramm sind sowohl die eigenen Komponenten des Simulationssystems dargestellt, als auch die von Seeger (2012) entwickelten Komponenten, welche als Fremdsysteme mit dem eigenen System verbunden sind. Beim Design der Komponenten und der darunterliegenden Klassen werden die gängigen Prinzipien des objektorientierten Designs angewandt, um ein wartbares und erweiterbares Simulationsmodell zu erstellen.

GUI

Die GUI-Komponente stellt dem Anwender eine Oberfläche zur Konfiguration der Simulationsparameter und zur Ausgabe der Simulationsergebnisse zur Verfügung. Anwendungsfälle wie beispielsweise das Speichern der Simulationsparameter, das Laden von Simulationsergebnissen oder das Starten der Simulation werden über das Interface „ISimulationManager“ an den Anwendungskern weitergereicht. Daten zur Visualisierung einzelner U-Bahn-Stationen, Stadtteile oder Lokalitäten – gemäß den Anforderungen TA-V4, TA-V7 und TA-V10 – werden über das Interface „IDataRequest“ abgefragt. Diese Aufteilung folgt dem Interface-Segregation-Prinzip, nach dem mehrere spezifische Interfaces im Gegensatz zu einem großen die Wartbarkeit der Anwendung erhöhen.

Die GUI-Komponente nutzt die Klasse „MasterGUI“ der GUIPlugin-Komponente zur Visualisierung des Transportnetzwerkes und der U-Bahn-Stationen gemäß der Anforderung TA-V4. Das Interface „ILayerManager“ wird zur Erzeugung und Steuerung der verschiedenen Layer für Stadtteile und Lokalitäten gemäß den Anforderungen TA-V6 und TA-V9 genutzt. Die GUIPlugin-Komponente wurde von Seeger (2012) im Rahmen seiner Bachelorarbeit implementiert (siehe Abschnitt 4.2.1).

Die GUI-Komponente selbst stellt das Interface „IUpdateable“ bereit, welches von der Monitoring-Komponente verwendet wird. Diese nutzt das Interface, um während der Simulation Monitoring-Daten zu aktualisieren oder die Stadtteile in der Karte – gemäß Anforderung TA-V8 – einzufärben.

³Quasar - Quasar berücksichtigt bei der Architektur verschiedene Entwurfsprinzipien wie Datenabstraktion, Trennung von Zuständigkeiten und Geheimnisprinzip und bietet ferner weitere Architekturideen an, um qualitativ hochwertige Informationssysteme zu entwerfen (Siedersleben, 2004).

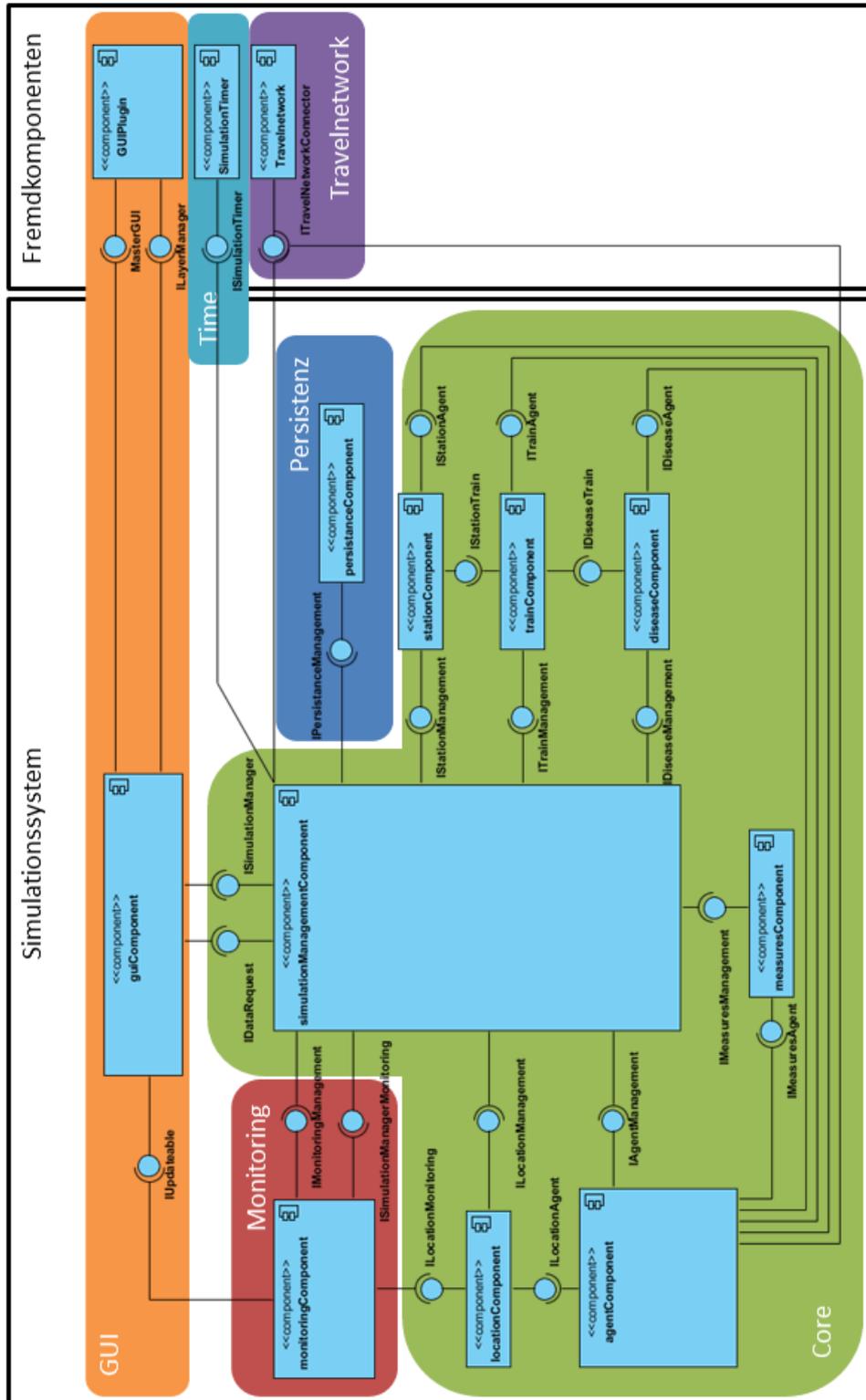


Abbildung 4.7.: Komponentendiagramm des Simulationsmodells mit Fremdkomponenten

Monitoring

Die Monitoring-Komponente ist für die Überwachung der Agenten und ihrer Gesundheitszustände verantwortlich. Nach Anforderung TA-A5 soll die Simulation in der Lage sein, während Ruhephasen, an denen keine Agenten im Transportnetzwerk unterwegs sind, beschleunigt abzulaufen. Dadurch wird die Laufzeit der Simulation verringert und der zeitliche Aufwand für eine Simulation minimiert. Da lediglich die Monitoring-Komponente einen Gesamtüberblick über die Agenten und deren Aufenthaltsort hat, stößt sie über das Interface „ISimulationManagerMonitoring“ eine Beschleunigung der Simulation an und bremst sie wieder ab, sobald Agenten anfangen zu reisen. Dies wird über die Manipulation des zeitlichen Kompressionsfaktors in der SimulationTimer-Komponente erreicht. Des Weiteren wird über das Interface die Speicherung der Simulationsergebnisse – gemäß Anforderung TA-A10 – veranlasst.

Die Monitoring-Komponente nutzt das Interface „ILocationMonitoring“ zur Abfrage Stadtteil-spezifischer Daten, wie dem prozentualen Anteil an Einwohnern in diesen. Die Daten dienen zur Berechnung des prozentualen Anteils an erkrankten Individuen in einem Stadtteil. Das Interface „IMonitoringManagement“ hingegen wird von der Komponente selbst bereitgestellt und von der SimulationManagement-Komponente genutzt, um diese zu initialisieren und zu konfigurieren.

Die Agent-Komponente aus dem Anwendungskern hat keinen direkten Zugriff auf die Monitoring-Komponente. Innerhalb der Monitoring-Komponente gibt es einen Akteur, der eingehende Nachrichten von den Agenten entgegennimmt. Dies hat den Vorteil, dass die Agenten bei Zustandswechseln diese nicht über blockierende Methodenaufrufe der Monitoring-Komponente mitteilen müssen, sondern asynchrone Nachrichten an den Monitoring-Akteur senden können. Dieser arbeitet die Nachrichten nacheinander ab und es kommt zu keinem konkurrierenden Zugriff auf die Strukturen zur Speicherung der Informationen.

Anwendungskern

Der Anwendungskern – in Abbildung 4.7 grün dargestellt – enthält alle fachlichen Komponenten, die zur Umsetzung der fachlichen Anforderungen notwendig sind. Die fachlichen Komponenten bündeln fachliche Aufgaben, wodurch eine hohe Kohäsion erreicht wird. Ferner besitzen alle Komponenten Fassaden zur Reduzierung der Kopplung untereinander. Diese implementieren die von den Komponenten bereitgestellten Interfaces und verstecken damit die Komplexität innerhalb der Komponente, indem sie Aufrufe gezielt delegieren.

Eine zentrale Rolle im Anwendungskern spielt die SimulationManagement-Komponente, die alle anderen Komponenten über die jeweiligen Management-Interfaces initialisiert und konfi-

guriert. Als einzige Komponente hat diese Zugriff auf die Persistenz zum Speichern und Laden von Simulationskonfigurationen oder den Simulationsergebnissen.

Die Disease-Komponente bündelt alle fachlichen Aspekte bezüglich der Krankheit und stellt sowohl der Agent-Komponente, als auch der Train-Komponente spezifische Interfaces bereit, über die diese Informationen abfragen können. Im Fall der Agent-Komponente ist dies beispielsweise die Infektionswahrscheinlichkeit eines Individuums für ein bestimmtes Alter und Geschlecht. Im Fall der Train-Komponente ist dies die Virulenz von Erregern auf einer Oberfläche, auf welche unter Abschnitt 4.2.4 eingegangen wird.

Die Station-Komponente enthält die fachlichen Klassen zur Abbildung von U-Bahn-Stationen. Die Komponente ermöglicht es Zügen, über das Interface „IStationTrain“ in Stationen einzufahren und diese wieder zu verlassen.

Die Train-Komponente ist verantwortlich für die Erzeugung und Verwaltung der Züge. In ihr wird die spatiale Struktur der Waggons aus Abschnitt 4.2.2 festgelegt und die einzelnen Waggons zu Zügen verbunden. Die Komponente nutzt die Interfaces „IDiseaseTrain“ und „IStationTrain“ der entsprechenden Komponenten und stellt selbst das Interface „ITrainAgent“ bereit, über das Agenten Züge betreten und verlassen können.

Die Measures-Komponente dient zur Kapselung der Gegenmaßnahmen zwecks Eindämmung der Infektionsausbreitung. Über das Interface „IMeasuresAgent“ können Agenten auf Basis ihres Alters und Geschlechts erfragen, wie groß die Wahrscheinlichkeit ist, dass sie bei Erkrankung zu Hause bleiben.

Die Location-Komponente bildet Lokalitäten und die spatiale Struktur Hamburgs mit Stadtteilen und Bezirken ab. Über das Interface „ILocationManagement“ lässt sich Hamburg besiedeln, wobei Wohnhäuser auf Basis der Anforderungen FA-S4 und FA-S5 generiert werden. Über das Interface „ILocationAgent“ haben Agenten die Möglichkeit Lokalitäten zu betreten und zu verlassen.

Die Agent-Komponente nutzt die bereitgestellten Interfaces der umliegenden Komponenten zur Interaktionen mit diesen und stellt selbst das Interface „IAgentManagement“ bereit, mit dem die Population generiert werden kann. Das Interface „ITravelnetworkConnector“ wird von den Agenten genutzt, um Fahrpläne zu erfragen und zu prüfen an welcher Station Agenten die U-Bahn verlassen müssen.

Da als technische Grundlage das Akka-Framework aus Abschnitt 3.2.2 gewählt wird und die Agenten somit als Aktoren angesehen werden können, widerspricht diese Art der Modellierung zunächst dem Aktorenmodell, welches eine Kommunikation ausschließlich über asynchronen Nachrichtenaustausch vorsieht. Diese Entwurfsentscheidung liegt darin begründet, dass nicht jedem Agenten der gesamte Umgebungskontext mitgeteilt werden kann, da

sich dieser durch die Interaktion der anderen Agenten mit der Umgebung ständig ändert und damit zu einem großen Overhead führen würde. Aus diesem Grund operieren die Agenten entgegen dem Aktorenmodell auf einem gemeinsamen Speicherbereich, wodurch mit einem erhöhten Synchronisierungsaufwand zu rechnen ist. Um diesen zusätzlichen Aufwand zu vermeiden, werden auch in anderen Komponenten Aktoren platziert, die gezielt an Stellen eingesetzt werden, bei denen es zu schreibenden Operationen auf die internen Strukturen kommt. So besitzen die Lokalitäten, Stationen und Züge ebenfalls Aktoren zur Verwaltung der in ihnen befindlichen Agenten. Als Beispiel sei das Sequenzdiagramm 4.11 aus Abschnitt 4.4.3 zu nennen, welches auf den Ablauf beim Betreten eines Waggons näher eingeht.

Travelnetwork

Die Travelnetwork-Komponente wurde von Seeger (2012) während seiner Bachelorarbeit implementiert und stellt das Interface „ITravelnetworkConnector“ bereit. Dieses Interface dient dazu die SimulationManager-Komponente als Observer zu registrieren, um über Events im Transportnetzwerk informiert zu werden. Ferner nutzen Agenten das Interface zur Ermittlung von persönlichen Fahrplänen.

Time

Als zentraler Zeitgeber des Simulationssystems dient die SimulationTimer-Komponente. Über das Interface „ISimulationTimer“ lassen sich die zu informierenden Observer registrieren und der zeitliche Kompressionsfaktor bestimmen, mit dem die Simulation – gemäß Anforderung TA-A5 – beschleunigt oder verlangsamt werden kann.

4.4. Implementierung

4.4.1. Umsetzung der Agenten

Zustände der Agenten

Wie in Abschnitt 4.3.1 erwähnt, werden die Agenten auf Basis des SCA-Modells spezifiziert und in Java implementiert. Die Zustände der Agenten mit den dazugehörigen Attraction- und Repulsion-Fields, sowie den möglichen Aktionen aus Tabelle 4.3 sind als Aufzählungstyp umgesetzt, da sie selbst keinen Lebenszyklus besitzen und im Simulationsmodell lediglich Werte darstellen, die von den Agenten benutzt werden.

Listing 4.1 zeigt den Konstruktor für einen Zustand und Listing 4.2 den Zustand Passenger

mit seinen Feldern und Aktionen. Die Felder sind ebenfalls Aufzählungstypen, wohingegen die Aktionen als Objekte implementiert sind, die das Interface `IAction` umsetzen.

```
1 /**
2  * Constructor for an AgentStateType
3  * @param attractionFields    Attraction fields in this state
4  * @param repulsionFields    Repulsion fields in this state
5  * @param actions            Actions an agent could execute in this state
6  * @param desc                Print-friendly description
7  */
8 private AgentStateType(FieldType[] attractionFields,
9                         FieldType[] repulsionFields,
10                        IAction[] actions, String desc){
11     this.attractionFields = attractionFields;
12     this.repulsionFields = repulsionFields;
13     this.actions = actions;
14     this.description = desc;
15 }
```

Listing 4.1: Konstruktor für die Zustände von Agenten

```
1 PASSENGER( new FieldType[] {FieldType.SEAT, FieldType.GRIP},
2            new FieldType[] {FieldType.DOOR, FieldType.PASSENGER},
3            new IAction[] {new MoveAction(),
4                           new UseObjectAction(FieldType.GRIP),
5                           new EmitFieldAction(FieldType.PASSENGER),
6                           new EmitFieldAction(FieldType.PATHOGENS)},
7            "Passenger")
```

Listing 4.2: Zustand PASSENGER mit Feldern und Aktionen

Diese Art der Implementierung erlaubt es, das Verhalten der Agenten zu verändern, ohne die Agenten selbst anpassen zu müssen. Sollen die Agenten auf zusätzliche Felder reagieren, werden diese dem entsprechenden Zustand hinzugefügt und die Agenten berücksichtigen diese bei ihrer Bewegung innerhalb der Waggons. Ähnlich erweiterbar sind, die dem Agenten zur Verfügung stehenden Aktionen. Werden weitere Objekte identifiziert, die der Agent nutzen soll, reicht es ein entsprechendes `UseObjectAction`-Objekt im Zustand zu hinterlegen. Dieses wird mit dem Feld initialisiert, welches das zu nutzende Objekt aussendet.

Ablauf innerhalb der Agenten

Listing 4.3 zeigt die Methode `nextStep()`, die jeder aktive Agent innerhalb eines Zyklus durchläuft. Die Agenten halten sich hierbei selbst über Nachrichten vom Typ `NEXT_STEP_MESSAGE` aktiv. In jedem Zyklus werden in der Methode `doActionAccordingToState()` jene Aktionen durchgeführt, die im aktuellen Zustand des Agenten erlaubt sind. Darf der Agent sich beispielsweise bewegen, wird überprüft ob eine bessere Position verfügbar ist, die der Agent dann einnimmt. Anschließend prüft die Methode `checkAgentStateTransition()`, ob ein Zustandswechsel stattzufinden hat. Zu Zustandswechseln kann es entweder durch die Wahrnehmung eines bestimmten Feld mit einer definierten Intensität kommen oder durch äußere Einflüsse, wie das Eintreffen einer U-Bahn in einer Station (siehe Tabelle 4.2).

```

1  /**
2  * This method runs the next step of the agent, therefore actions
3  * according to the agents state are executed and state transition
4  * is checked. If the agent should stay active a new
5  * NEXT_STEP_MESSAGE is scheduled.
6  */
7  private void nextStep(){
8      doActionAccordingToState();    //Let the agent do something
9      checkAgentStateTransition();   //Check for state transitions
10     //Schedule a new next step message
11     if (agentState == AgentStateType.GETIN ||
12         agentState == AgentStateType.PASSENGER ||
13         agentState == AgentStateType.SEATED ||
14         agentState == AgentStateType.GETOFF ||
15         agentState == AgentStateType.TRAIN_MISSED ||
16         agentState == AgentStateType.EXITING) {
17         scheduleMessageAccordingToSimulationSpeed
18         (STEP_TIME_IN_MILLIS, NEXT_STEP_MESSAGE);
19     }
20 }

```

Listing 4.3: Ablauf innerhalb der Agenten

Befindet sich der Agent in einem Zustand, in dem er weiterhin aktiv bleiben soll, wird eine neue `NEXT_STEP_MESSAGE` vorbereitet. Diese wird mit einer Verzögerung von `STEP_TIME_IN_MILLIS` Millisekunden an den Agenten gesendet, um den nächsten Zyklus zu durchlaufen. Dadurch sind nicht alle Agenten ständig aktiv und die Worker-Threads werden nicht zusätzlich belastet. In den Zuständen `INLOCATION` und `WAITING` werden keine neuen Nachrichten erzeugt, da der

Agent in diesen Zuständen solange inaktiv bleibt, bis er seinen Zustand durch Nachrichten von außen wechselt.

STEP_TIME_IN_MILLIS berechnet sich aus der maximalen Bewegungsgeschwindigkeit von Agenten. Bei einem Bewegungstempo von $4 \frac{\text{Punkte}}{\text{s}}$ ($\sim 1,2 \frac{\text{m}}{\text{s}}$) muss alle 250 Millisekunden eine Nachricht verarbeitet werden. Da die Simulation nicht in Realzeit – sondern beschleunigt – abläuft, wird in der Methode `scheduleMessageAccordingToSimulationSpeed()` zusätzlich der zeitliche Kompressionsfaktor berücksichtigt. Bei einem zeitlichen Kompressionsfaktor von 20 vergehen innerhalb einer Sekunde in der Realität, 20 Sekunden im Simulationsmodell. Ein Agent muss sich dementsprechend 20-mal schneller bewegen, wodurch er alle 12,5 Millisekunden ($= \frac{250\text{ms}}{20}$) einen Schritt machen muss. Dadurch hat jeder Agent in der Realität 80 Nachrichten pro Sekunde zu verarbeiten ($= \frac{1000\text{ms}}{12,5\text{ms}}$).

4.4.2. Definition der spatialen Struktur von Verkehrsmitteln

Für eine möglichst einfache Erstellung unterschiedlicher Arten von Zügen existiert eine Fabrik-Methode, der verschiedene Zug-Vorlagen übergeben werden können.

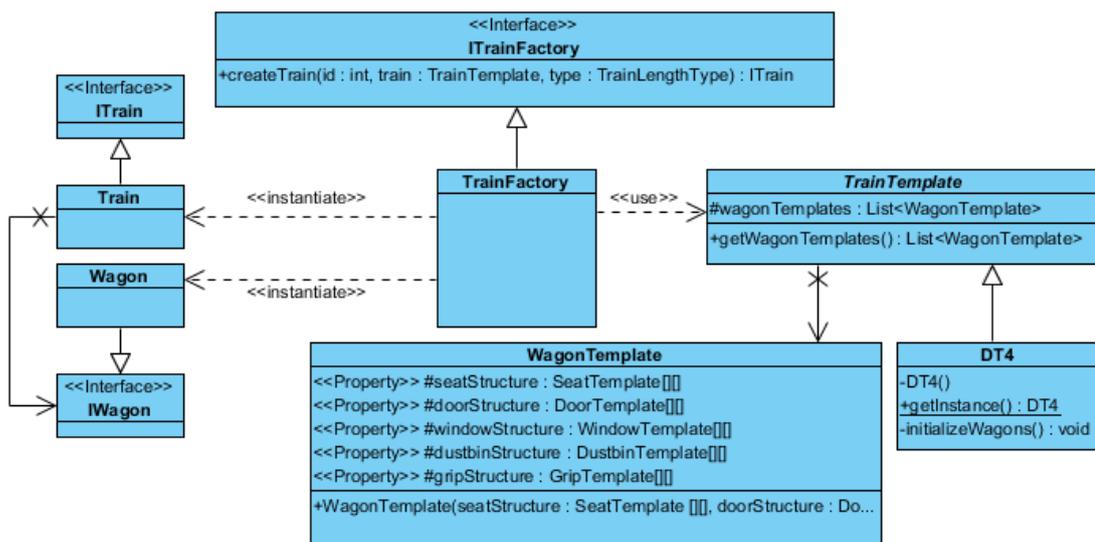


Abbildung 4.8.: Klassendiagramm der Fabrik zur Erzeugung von Zügen

Abbildung 4.8 zeigt das vereinfachte Klassendiagramm der Fabrik. Über die Fabrik-Methode `createTrain()` lassen sich unterschiedliche Typen von Zügen erzeugen, die im Vorfeld definiert werden. Hierzu wird der Methode eine Vorlage übergeben, in der die spatialen Strukturen der unterschiedlichen Waggon eines Zuges spezifiziert sind. Im Simulationsmodell werden

4. Umsetzung

derzeit nur Züge des Typs „Doppeltriebwagen 4“ (kurz DT4) genutzt.

Die Klasse DT4 leitet von der abstrakten Klasse `TrainTemplate` ab und ist eine solche Vorlage. Innerhalb der Klasse DT4 wird die spatiale Struktur der einzelnen Waggons über zweidimensionale Arrays definiert, in denen einzelne Objekte wie Sitze, Mülleimer oder Türen platziert werden. Abbildung 4.9 zeigt zwei solcher Arrays für einen mittleren Waggon, wobei im oberen Array die Sitzplätze und im unteren die Türen platziert werden. Die Platzhalter in den Arrays bestimmen die grundlegenden Eigenschaften der Objekte, wie deren Größe oder Oberflächenbeschaffenheit. Die Platzhalter für Sitze `nwRI`, `nwLE`, `seRI` und `seLE` legen die Eigenschaften der einzelnen Sitze fest. So liegen die Sitze neben einem Fenster (`nw`) oder auch nicht (`se`) und haben eine spezifische Blickrichtung (`LE/RI`).

Auf Basis dieser Arrays erzeugt die Fabrik Waggons und fügt diese zu einem Zug zusammen, der das Interface `ITrain` implementiert. Der erzeugte Waggon ist in Abbildung 4.10 dargestellt. Zwischenräume im Waggon, die von keinem Objekt besetzt sind, werden mit Punkten versehen, über die sich die Agenten bewegen können. Diese Punkte werden untereinander verbunden und bilden den ungerichteten Graphen des SCA-Modells aus Abschnitt 4.2.2.

```
//Mittlerer Waggon
SeatTemplate[][] seatStructureCenter = new SeatTemplate[][] {
    { nwRI, null, nwLE, nwRI, null, nwLE, null, null, null, nwRI, null, nwLE, nwRI, null, nwLE, nwRI, null, null, null, nwRI, null, nwLE },
    { seRI, null, seLE, seRI, null, seLE, null, null, null, seRI, null, seLE, seRI, null, seLE, seRI, null, null, null, seRI, null, seLE },
    { seRI, null, seLE },
    { seRI, null, seLE, seRI, null, seLE, null, null, null, seRI, null, seLE, seRI, null, seLE, seRI, null, seLE, null, null, null, seRI, null, seLE },
    { nwRI, null, nwLE, nwRI, null, nwLE, null, null, null, nwRI, null, nwLE, nwRI, null, nwLE, nwRI, null, null, null, nwRI, null, nwLE }
};

DoorTemplate[][] doorStructureCenter = new DoorTemplate[][] {
    { null, null, null, null, null, null, null, null, ddUP, null, null },
    { null, null },
    { null, null },
    { null, null },
    { null, null, null, null, null, null, null, null, ddDW, null, null }
};
```

Abbildung 4.9.: Arrays zur Definition der spatialen Struktur eines Waggons

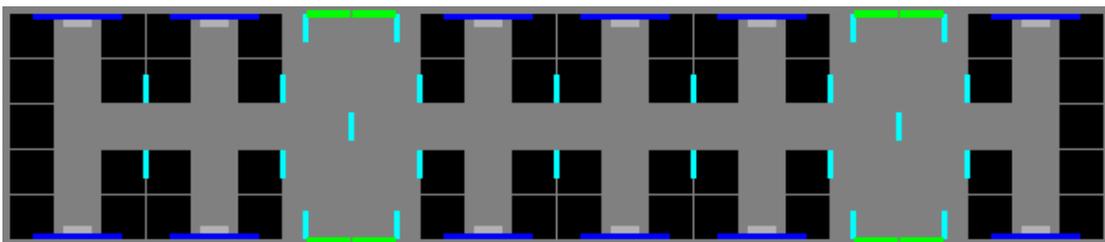


Abbildung 4.10.: Spatiale Struktur eines mittleren Waggons vom Typ DT4

4.4.3. Ereignisse beim Betreten eines U-Bahn-Waggons

Das Sequenzdiagramm aus Abbildung 4.11 zeigt den zeitlichen Ablauf von Ereignissen, die beim Einsteigen in einen U-Bahn-Waggon auftreten. Der Agent befindet sich beim Einsteigen im Zustand `GetIn`, in welchem er sich – gemäß Tabelle 4.3 – durch die Aktion `transport(p, q)` auf die Türen der U-Bahn zubewegt und dabei das Feld `PASSENGER` ausstrahlt. Hat der Agent eine Tür erreicht, wird in der Methode `checkAgentStateTransition()` das maximale Tür-Feld wahrgenommen und das Einsteigen veranlasst.

Der Agent erfragt über seine Fassade die ID des Waggons, welcher zu der Position gehört an der sich der Agent befindet. Nachdem er die ID erhalten hat, wird über die gleichen Schnittstellen der Wegpunkt `transferSite` ermittelt. Dieses ist der Punkt, den der Agent nach dem Verlassen des Bahnsteigs im Waggon einnimmt. Nach Erhalt der `transferSite` verlässt der Agent den Bahnsteig und meldet sich mit `leavePlatform()` über die Fassade vom Bahnsteig ab, um nicht mehr über eintreffende Züge informiert zu werden. Die Abmeldung vom Bahnsteig erfolgt asynchron. Er überprüft mit der Methode `tryToOpenDoor()`, ob die Tür des Waggons geschlossen ist und öffnet diese bei Bedarf. Anschließend betritt der Agent mit `enterTrain()` den Waggon. Diese Methode wird über die Agenten-Fassade an die `Train`-Komponente weitergereicht und der entsprechende Waggon sendet eine asynchrone Nachricht vom Typ `AddAgentMessage` an den `PassengerManager`-Aktor, welcher die Fahrgäste für den Waggon verwaltet. Zuletzt wechselt der Agent in den Zustand `Passenger`.

Die Verwendung eines Aktors zur Verwaltung der Passagiere hat den Vorteil, dass Konflikte beim Schreiben auf den gemeinsamen Speicherbereich ausgeschlossen werden, wenn viele Agenten gleichzeitig einen Waggon betreten oder verlassen. Alle Agenten hinterlassen eine Nachricht beim `PassengerManager` und können ohne zu blockieren mit ihrem Programmablauf fortfahren. In der Nachricht wird zusätzlich eine Referenz auf den Agenten-Aktor übergeben, sodass der Waggon in der Lage ist, Nachrichten direkt an die einzelnen Agenten zu senden. Damit können die Agenten zur Ankündigung der nächsten Station direkt informiert werden und eine entsprechende Schnittstelle zur Agenten-Komponente entfällt.

Diese Art der Aktoren wird auch bei der Verwaltung der Agenten auf den Bahnsteigen und in den Lokalitäten verwendet.

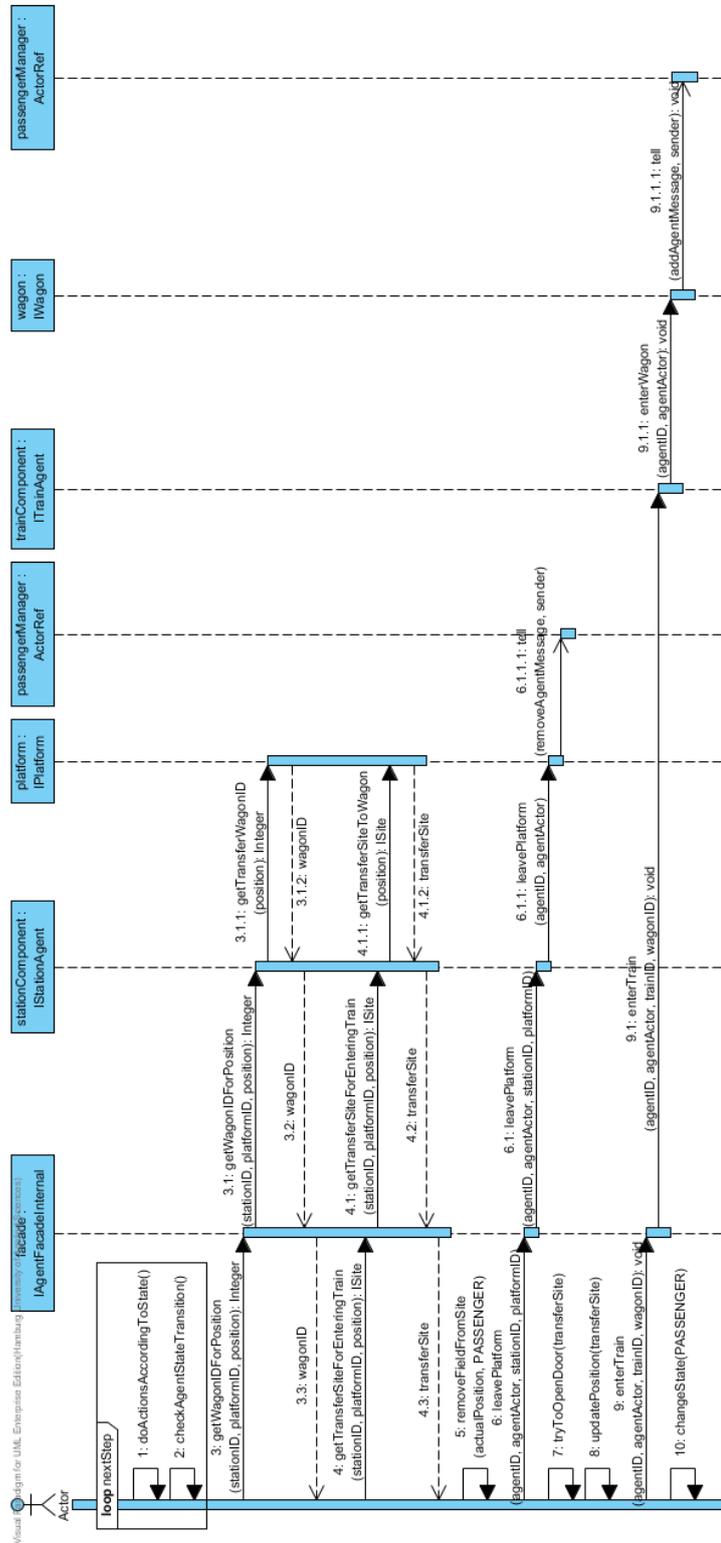


Abbildung 4.11.: Sequenzdiagramm für das Betreten eines U-Bahn Waggons

4.4.4. Besiedelung des Stadtgebietes

Die Besiedelung des Stadtgebietes erfolgt auf unterschiedliche Arten. Lokalitäten zu denen Informationen über OpenStreetMap verfügbar sind, werden auf Basis dieser Daten im Stadtgebiet platziert. Dies sind Lokalitäten vom Typ Universität, Schule, Kindergarten, Kino, Restaurant und Theater. Die restlichen abzubildenden Lokalitäten – gemäß Anforderung [FA-L3](#) – werden dynamisch generiert und zufällig in den Stadtteilen positioniert.

OpenStreetMap-Lokalitäten

Listing 4.4 zeigt die Methode `initializeOSMLocations` der `LocationAdministrator`-Klasse. Der Methode wird eine Menge von Bezirken übergeben, die – gemäß Anforderung [FA-S7](#) – bei der Simulation berücksichtigt werden sollen und eine Liste von Lokalitäten, die im Stadtgebiet zu platzieren sind. Objekte vom Typ `ILocationModel` werden durch den `LocationReader` erzeugt, indem eine `osm.pbf`-Datei im PBF-Format⁴ von Hamburg eingelesen wird und die gewünschten Lokalitäten extrahiert werden. Das Mapping zwischen OpenStreetMap-Amenities und eigenen Typen von Lokalitäten ist im Anhang [B.3](#) zu finden.

Auf Basis der Koordinaten einer Lokalität wird der dazugehörige Stadtteil bestimmt (Zeile 11-13). Gehört der Stadtteil zu einem der Bezirke, die in der Simulation berücksichtigt werden sollen (Zeile 19), werden ein Akteur – der die in der Lokalität befindlichen Agenten verwaltet – (Zeile 20-21) und ein `ILocation`-Objekt erzeugt. Diesem Objekt wird das Modell der Lokalität übergeben, welches die relevanten Daten für die Lokalität beinhaltet, der Stadtteil zu dem die Lokalität gehört und der zuvor erzeugte Akteur. Anschließend werden zum schnelleren Auffinden der Lokalität Referenzen auf diese, in unterschiedlichen Strukturen gespeichert (Zeile 24-25).

```
1 /**
2  * This method initializes the locations read from OpenStreetMap
3  * @param sectors      List with sectors which should be considered
4  *                    for this simulation
5  * @param locations   List with location models
6  */
7 public void initializeOSMLocations(Set<SectorType> sectors,
8     List<ILocationModel> locations){
9     for (ILocationModel loc : locations) {
10         //Get district from district administrator
```

⁴PBF - Das Protocolbuffer Binary Format ist ein alternatives, binäres Format zum ursprünglichen XML-Format der OpenStreetMap Daten und wurde entwickelt um zukünftige Erweiterungen zu unterstützen und die Flexibilität zu erhöhen.

```
11     IDistrict district = districtAdministrator
12         .getDistrictByCoordinates(loc.getLongitude(),
13                                 loc.getLatitude());
14     if (district==null){
15         logger.warn("No district for location " +
16                     loc.getDescription() + " with coordinates " +
17                     loc.getLongitude() + "/" + loc.getLatitude() +
18                     " has been found. Location will not be created!");
19     } else if(sectors.contains(district.getSector())) {
20         ActorRef agentManager = actorSystem.
21             actorOf(new Props(AgentManagerActor.class));
22         ILocation location = new Location(loc, district,
23                                         agentManager);
24         locationMap.put(loc.getID(), location);
25         addLocationToTypeMap(location);
26     }
27 }
28 }
```

Listing 4.4: Erzeugung von OpenStreetMap Lokalitäten

Die Verwendung frei verfügbarer Geoinformationsdaten von OpenStreetMap erlaubt es, auf Basis realer Daten unterschiedliche Typen von Lokalitäten zu erzeugen und diese im Stadtgebiet zu platzieren. Ferner können durch diese Art der Umsetzung neue Typen von Lokalitäten hinzugefügt werden, indem weitere Amenities von OpenStreetMap im Simulationsmodell abgebildet werden. Die vorhandenen Lokalitäten können aktualisiert werden, indem eine aktuellere Version der osm.pbf-Datei von Hamburg eingelesen wird. Die Daten werden regelmäßig von [Geofabrik \(2013\)](#) aktualisiert und können von dort bezogen werden. Soll das Simulationsmodell auf eine andere Stadt übertragen werden, können die OpenStreetMap-Daten jener Stadt genutzt werden, um deren spezifische Verteilung und Zusammensetzung der Lokalitäten nachzubilden.

Wohnhäuser

Wohnhäuser werden im Simulationsmodell auf Basis der prozentualen Bevölkerungsanteile eines Stadtteils sowie dessen durchschnittlicher Haushaltsgröße generiert und zufällig im Stadtteil platziert. Listing 4.5 zeigt einen Ausschnitt aus der Methode `initializeHomeLocations()` der `LocationAdministrator`-Klasse. Die Anzahl der Haushalte pro Stadtteil `numberOfHomes` berechnet sich aus dem prozentualen Anteil an Einwohner in dem Stadtteil, der zu simulieren-

den Anzahl an Individuen und der durchschnittlichen Haushaltsgröße in dem Stadtteil. Bei einer zu simulierenden Population von 200.000 Individuen, einem Stadtteil der 2,137 % an der Gesamtbevölkerung ausmacht und dabei eine durchschnittliche Haushaltsgröße von 1,5 Individuen pro Haushalt aufweist (Stadtteil Hamm), ergeben sich 2.849 Haushalte für diesen Stadtteil.

```
1 int numberOfHomes = (int)(dis.getPercentageOfPopulation() *
2                       populationCount100 /
3                       dis.getAveragePersonsPerHousehold());
```

Listing 4.5: Berechnung der Haushalte pro Stadtteil

Da nicht zwingend alle Bezirke von Hamburg zur Simulation ausgewählt werden, die prozentualen Angaben der einzelnen Stadtteile sich aber auf Hamburgs Gesamteinwohnerzahl beziehen, muss bei einer partiellen Simulation berücksichtigt werden, dass nur ein Teil des Stadtgebietes mit der gewünschten Anzahl an Individuen besiedelt wird. Hierzu wird die Anzahl der zu simulierenden Individuen auf das gesamte Hamburger Stadtgebiet hochgerechnet und der Methode in der Variablen `populationCount100` übergeben. Damit wird sichergestellt, dass die gewünschte Anzahl an zu simulierenden Individuen auch dann erreicht wird, wenn nur ein Teil der sieben Bezirke zur Simulation ausgewählt werden.

Arbeitsplätze

Die Anzahl an generierten Arbeitsplätzen hängt von der Anzahl an arbeitenden Individuen und der durchschnittlichen Anzahl von Individuen pro Arbeitsplatz ab. Während sich der Wert `numberOfWorkingIndividuals` aus der Anzahl an simulierten Individuen im Altersbereich von 18 bis 64 Jahren – die keine Universität besuchen – berechnet, wird der Wert `averageNumberOfWorkersPerWorkplace` direkt über die Benutzeroberfläche definiert.

Die generierten Lokalitäten werden – wie auch die OSM-Lokalitäten – mit einem Aktor zur Verwaltung der Agenten erzeugt, im Gegenzug zu diesen aber zufällig in den zu simulierenden Bezirken von Hamburg platziert.

```
1 int numberOfWorkplaces = (int)(numberOfWorkingIndividuals /
2                             averageNumberOfWorkersPerWorkplace);
```

Listing 4.6: Berechnung der Arbeitsplätze in Hamburg

4.4.5. Benutzeroberfläche und Visualisierung

Oberfläche für die Parametrisierung und die Simulationsergebnisse

Gemäß den Anforderungen **TA-V1** und **TA-V2** gibt es eine Benutzeroberfläche zur Parametrisierung der Simulation und zur Ausgabe von Simulationsergebnissen. Die Oberfläche ist in Abbildung **C.1** sowie **C.2** dargestellt und untergliedert sich in vier Bereiche.

Über die Menüleiste können Konfigurationen geladen oder gespeichert und vorhandene Ergebnisse alter Simulationen visualisiert werden. Der Menüpunkt „View“ erlaubt den Wechsel zwischen den Masken zur Parametrisierung und Ergebnisansicht.

Der zweite Bereich variiert in Abhängigkeit der ausgewählten Maske und dient zur Parametrisierung der einzelnen Aspekte der Simulation oder zur Betrachtung der Simulationsergebnisse. In beiden Masken gibt es Reiter zwischen denen gewechselt werden kann, wodurch die Oberfläche eine klare Strukturierung erhält. Abbildung **C.1** zeigt den Reiter zur Konfiguration der Lokalitäten gemäß Tabelle **5.11**.

Der dritte Bereich „Visual output“ ist nur während der Simulation aktiv und erlaubt es Lokalitäten, Stadtteile und Bezirke auf der Karte von Hamburg ein- und auszublenden. Im vierten Bereich wird der Simulationsfortschritt angezeigt und Rückmeldungen an den Benutzer gegeben.

Die Benutzeroberfläche orientiert sich gemäß Anforderung **TA-V3** an der Richtlinie der EN ISO 9241-110 und ist auf Basis von Java Swing⁵ und AWT⁶ implementiert. Zur Erzeugung der Diagramme für die Simulationsergebnisse wird die JFreeChart-Library verwendet.

Visualisierung des Transportnetzwerkes und der Stationen

Zur Darstellung des Transportnetzwerkes und zur Veranschaulichung des Verhaltens von Agenten innerhalb der Transportmittel gibt es eine Visualisierung, die in Abbildung **C.3** und **C.4** dargestellt wird.

Der rechte Teil der Oberfläche wurde von **Seeger (2012)** in seiner Bachelorarbeit umgesetzt (siehe Abschnitt **4.2.1**), wobei der linke Teil Ergebnis der eigenen Arbeit ist. Die Karte stellt das abgebildete Transportnetzwerk mit den U-Bahn-Linien dar, die von Individuen genutzt werden, um zu den Lokalitäten zu gelangen. In der Karte lassen sich die U-Bahn-Stationen auswählen, die daraufhin im linken Teil der Oberfläche angezeigt werden. Ziel dieser Visualisierung ist

⁵Swing - Swing ist eine Programmierschnittstelle und Grafikbibliothek zur Programmierung grafischer Benutzeroberflächen.

⁶AWT - Das Abstract Window Toolkit stellt eine Standard-Programmierschnittstelle zur Erzeugung und Darstellung plattformunabhängiger grafischer Benutzerschnittstellen dar.

es, das Verhalten der Individuen innerhalb der Transportmittel zu überwachen. Ferner kann die Oberfläche dazu genutzt werden, die Thematik der Arbeit zu transportieren, da mit dieser auch Personen erreicht werden, welche in diesem Themengebiet unerfahren sind. Innerhalb der Karte können Lokalitäten und Stadtteile eingblendet werden, die sich daraufhin anklicken lassen und weitere Informationen gemäß den Anforderungen [TA-V7](#) und [TA-V10](#) bereitstellen. Die Stadtteile werden gemäß der Anforderung [TA-V8](#) auf Basis des Anteils an infizierten Einwohnern eingefärbt, wie [Abbildung C.4](#) zu entnehmen ist.

Die Visualisierung des Transportnetzwerkes und der Stationen – mit den darin befindlichen Transportmitteln – wird mit der Game-Library Slick2D umgesetzt. Diese basiert auf der LWJGL⁷-Library und ermöglicht eine leichtgewichtige visuelle Ausgabe, die den Ansprüchen der eigenen Arbeit genügt.

4.4.6. Feinabstimmung

Akka

Zur Konfiguration der Dispatcher in Akka (siehe [Abschnitt 3.2.2](#)) werden in der `application.conf` Datei alle Einstellungen bezüglich der im Simulationsmodell verwendeten Dispatcher hinterlegt.

Der Nachrichten-Durchsatz gibt an, wie viele Nachrichten ein Aktor verarbeiten darf, bevor sich der Worker-Thread dem nächsten Aktor widmet. Ein geringer Wert sorgt dabei für mehr Fairness, da in der gleichen Zeit mehrere Aktoren ihre Nachrichten verarbeiten können. Eine Erhöhung des Durchsatzes hingegen führt zu einer Verbesserung der Performance, im Hinblick auf die Gesamtzahl der verarbeiteten Nachrichten ([Typesafe Inc, 2013](#); [Akka Team Blog, 2012](#)). Der Standard-Wert wird von 5 auf 25 erhöht, da allein durch die internen Nachrichten der Agenten, bei einem zeitlichen Kompressionsfaktor von 20, jede Sekunde 80 Nachrichten pro Agent erzeugt werden (siehe [Abschnitt 4.4.1](#)). Der Wert ist so gewählt, dass es jedem Agenten möglich sein sollte, innerhalb einer Zeitscheibe die U-Bahn zu betreten und zu verlassen, ohne dabei durch eine zu starke Unfairness andere Agenten zu behindern.

Als Mailbox wird abweichend vom Standard die `SingleConsumerOnlyUnboundedMailbox` verwendet, da im Simulationsmodell jeder Aktor seine eigene Mailbox besitzt und lediglich Nachrichten aus dieser verarbeitet. Im Gegensatz zur Standard `UnboundedMailbox` besitzt die verwendete Mailbox eine besonders effiziente Multiple Producer Single Consumer Warteschlange ([Typesafe Inc, 2013](#)).

⁷LWJGL - Die Lightweight Java Game Library ist eine Programm-Bibliothek zur Spieleentwicklung, die den Zugriff auf OpenGL-Funktionen ermöglicht.

Java

Zum Aufruf der Benutzeroberfläche existiert eine `run.bat` bzw. `run.sh`, die alle nötigen Parameter zum Starten des Simulationsmodells enthält.

Der Parameter `-Dorg.lwjgl.opengl.Display.allowSoftwareOpenGL=true` gehört zur verwendeten LWJGL-Bibliothek und erlaubt die Erzeugung eines, lediglich auf Software basierenden OpenGL⁸-Kontextes. Dies ist erforderlich, wenn OpenGL bzw. die Hardwarebeschleunigung zum Beispiel durch das RDP⁹-Protokoll deaktiviert ist.

Die Parameter `-Xms` und `-Xmx` geben die Menge an Arbeitsspeicher an, die die JVM¹⁰ initial annimmt (`-Xms`) und während der Simulation maximal annehmen darf (`-Xmx`). Die Werte hängen von der Anzahl an zu simulierenden Individuen ab und können frei konfiguriert werden. Eine Simulation von 25.000 Individuen benötigt ungefähr 5 GB Arbeitsspeicher.

Der Parameter `-XX:+UseG1GC` aktiviert den offiziell in Java 7 eingeführten *GarbageFirst-Collector* (G1GC), welcher als Langzeiterersatz für den *Concurrent Mark-Sweep-Collector* (CMS) geplant ist. Der G1GC ist speziell für Multiprozessor-Maschinen mit großen Arbeitsspeichern entwickelt worden und erlaubt die Definition benutzerdefinierter Pausenzeiten für die Entsorgung nicht mehr benötigter Objekte (Williams, 2012). Im Simulationsmodell wird er eingesetzt, um die Latenz für die Garbage-Collection möglichst gering zu halten.

4.5. Softwareverifikation

Nach Umsetzung des Simulationsmodells folgt die systematische Erstellung von Tests, um mögliche Fehler im Code aufzudecken und die Qualität des entwickelten Produktes zu sichern. Zu diesem Zweck werden für die Komponenten des Anwendungskerns, des Monitoring und der Persistenz Modul-, Komponenten- und Integrationstests definiert. Zur Erstellung der Tests wird das JUnit-Framework verwendet und zur Überprüfung der Testabdeckung kommt Cobertura als Maven-Plugin zum Einsatz. Das Maven-Projekt ist so konfiguriert, dass während des Build-Prozesses die definierten JUnit-Tests automatisch durchgeführt werden und ein entsprechender Report zur Testabdeckung generiert wird.

⁸OpenGL - Die Open Graphics Library ist eine Spezifikation zur plattform- und programmiersprachenunabhängigen Entwicklung von 2D- und 3D-Computergrafiken.

⁹RDP - Das Remote Desktop Protocol ist ein Netzwerkprotokoll zum entfernten Zugriff auf Computer.

¹⁰JVM - Die Java Virtual Machine dient als Laufzeitumgebung für Java-Programme und ist für die Ausführung von Java-Bytecode verantwortlich.

4.5.1. Modultest - IDiseaseModel

Eine beispielhafte Test-Methode eines Modultests ist in Listing 4.7 zu sehen. Diese Methode überprüft den Setter für die Inkubationszeit der Krankheit, mit dem dieser Wert geändert werden kann. Nach Aufruf des Setters in Zeile 4 wird in Zeile 5 mittels assert-Anweisung überprüft, ob der Wert erfolgreich gesetzt wurde. Der gesetzte Wert darf dabei maximal um 10^{-8} vom zurückgegebenen Wert abweichen.

```
1 @Test
2 public void testSetLatencyPeriod(){
3     float newValue = 10;
4     DISEASE_MODEL.setLatencyPeriodInDays(newValue);
5     assertEquals("Latency period must be " + newValue, newValue,
6                 DISEASE_MODEL.getLatencyPeriodInDays(), 1e-8);
7 }
```

Listing 4.7: Test-Methode für den Setter der Inkubationszeit

4.5.2. Komponententest - IDiseaseAgent

Zur Überprüfung der Komponenten-Schnittstellen werden Komponenten-Tests definiert. Als Beispiel hierfür zeigt Listing 4.8 jene Test-Methode, die zur Überprüfung der im Interface IDiseaseAgent angebotenen Methode getContaminationProbability() dient. Über diese Methode erfragen Individuen von der Disease-Komponente ihr vom Alter, Geschlecht und Gesundheitszustand abhängiges Kontaminationsrisiko. Dieses gibt die Wahrscheinlichkeit an, mit der die Umgebung kontaminiert wird, wenn die Individuen erkrankt sind und husten, niesen oder Objekte berühren.

Die Zeilen 8-15 prüfen, ob für jedes Alter und Geschlecht der Altersgruppe TODDLER, die im Vorfeld definierten Wahrscheinlichkeiten zurückgegeben werden. Diese Schleife wird für jede weitere Altersgruppe wiederholt.

Zur Überprüfung von Fehlerfällen wird in den Zeilen 19-25 getestet, wie die Methode auf die Überschreitung des Altersbereiches reagiert. Die Methode soll für nicht definierte Alter eine Wahrscheinlichkeit von 0 zurückgeben. In den Zeilen 27-40 werden die übrigen Gesundheitszustände für jedes Alter und Geschlecht überprüft. Da die Individuen nur im Zustand INFECTIOUS in der Lage sein sollen die Umgebung zu kontaminieren, muss die zurückgegebene Wahrscheinlichkeit unabhängig von Alter und Geschlecht für alle anderen Zustände immer 0 betragen.

```
1 @Test
2 public void testGetContaminationPropabilityAgent(){
3     IDiseaseAgent agentInf = (IDiseaseAgent)DISEASE_COMPONENT;
4     DiseaseStateType state = DiseaseStateType.INFECTIOUS;
5     SexType m = SexType.MALE;
6     SexType f = SexType.FEMALE;
7
8     for (int age = AgeGroupType.TODDLER.getMinAge();
9         age <= AgeGroupType.TODDLER.getMaxAge(); age++){
10        assertEquals("Probability should be " + 0.2, 0.2,
11            agentInf.getContaminationProbability(state, age, m),1e-3);
12
13        assertEquals("Probability should be " + 0.3, 0.3,
14            agentInf.getContaminationProbability(state, age, f),1e-3);
15    }
16
17    ... //Schleife wird für jede Altersgruppe wiederholt
18
19    //Out of range check
20    int age = AgeGroupType.ELDERLY.getMaxAge()+1 ;
21    assertEquals("Probability should be " + 0, 0,
22        agentInf.getContaminationProbability(state, age, m),1e-3);
23
24    assertEquals("Probability should be " + 0, 0,
25        agentInf.getContaminationProbability(state, age, f),1e-3);
26
27    //Test other disease states (probability should be 0)
28    int minAge = AgeGroupType.TODDLER.getMinAge();
29    int maxAge = AgeGroupType.ELDERLY.getMaxAge();
30
31    for(int tempAge = minAge; tempAge <= maxAge; tempAge++){
32        for (DiseaseStateType tempState : DiseaseStateType.values()){
33            if(tempState!=DiseaseStateType.INFECTIOUS){
34                assertEquals("Probability should be " + 0, 0,
35                    agentInf.getContaminationProbability(tempState,
36                        tempAge, m),1e-3);
37
38                assertEquals("Probability for age should be " + 0, 0,
39                    agentInf.getContaminationProbability(tempState,
40                        tempAge, f),1e-3);
```

```
41         }  
42     }  
43 }  
44 }
```

Listing 4.8: Test-Methode für die Kontaminationswahrscheinlichkeit der Umgebung

4.5.3. Analyse der Testabdeckung

Durch insgesamt 306 Test-Methoden für die 174 Klassen und Interfaces des Simulationsmodells wird eine Testabdeckung von insgesamt 97 % der Codezeilen und 89 % der Entscheidungswege erreicht (siehe Abbildung 4.12). Die zyklomatische Komplexität¹¹ des gesamten Projektes liegt bei 1,47. Der hohe Wert von 4,5 für die TrainFactory liegt darin begründet, dass in dieser Klasse die Züge auf Basis der in Arrays definierten spatialen Strukturen erzeugt werden (siehe Abschnitt 4.4.2).

Es ist zu erwähnen, dass ausschließlich der gesamte Anwendungskern (siehe Abbildung 4.7), das Monitoring und die Persistenz getestet werden. Auf eine dedizierte Überprüfung der Benutzeroberfläche durch spezielle Oberflächentests wird verzichtet, da der Fokus dieser Arbeit auf der fachlichen und technischen Umsetzung der Problemstellung liegt. Die Oberfläche stellt lediglich ein Goodie zur bequemeren Konfiguration des Simulationsmodells dar.

¹¹McCabe-Metrik (auch zyklomatische Komplexität) - Die McCabe-Metrik ist eine Software-Metrik, die angibt wie schwer eine Methode, Klasse, Komponente zu verstehen ist, indem die Anzahl an linear unabhängigen Pfaden auf dem Kontrollflussgraphen betrachtet wird.

4. Umsetzung

Coverage Report - All Packages

Package ¹	# Classes	Line Coverage	Branch Coverage	Complexity
All Packages	174	97% 4078/4201	89% 1061/1184	1,47
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.agentComponent	7	100% 376/376	97% 74/76	1,242
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.agentComponent.actions	7	94% 52/55	90% 40/44	3
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.agentComponent.activities	2	100% 12/12	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.agentComponent.agent	4	93% 401/431	81% 185/228	2,543
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.datatypes	14	100% 296/296	96% 77/80	1,613
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.datatypes.ageSexEntry	3	100% 29/29	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.diseaseComponent	4	100% 26/26	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.diseaseComponent.disease	4	98% 106/108	92% 46/50	1,786
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.locationComponent	6	98% 127/129	83% 30/36	1,328
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.locationComponent.districts	3	95% 91/95	89% 25/28	1,765
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.locationComponent.locations	7	96% 191/197	95% 46/48	1,38
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.measuresComponent	5	100% 24/24	87% 7/8	1,385
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages	4	100% 25/25	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.agent	14	80% 77/96	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.location	3	100% 16/16	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.monitoring	1	100% 6/6	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.platform	2	100% 8/8	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.test	2	89% 44/49	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.messages.train	2	100% 12/12	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.monitoringComponent	6	96% 247/255	86% 75/87	2,071
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.monitoringComponent.data	7	97% 136/140	86% 33/38	1,408
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.persistenceComponent	6	98% 337/341	95% 69/72	1,33
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.persistenceComponent.converter	2	100% 74/74	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.simulationManagementComponent	7	94% 198/209	83% 26/31	1,257
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.stationComponent	4	95% 40/42	80% 8/10	1,161
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.stationComponent.station	9	97% 179/183	100% 40/40	1,255
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.trainComponent	4	98% 62/63	70% 17/24	1,341
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.trainComponent.train	11	96% 484/499	89% 168/188	1,883
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.trainComponent.train.interfaces	7	N/A N/A	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.trainComponent.trainFactory	6	99% 215/216	100% 70/70	4,5
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.trainComponent.trainFactory.templates	7	100% 105/105	N/A N/A	1
de.haw_hamburg.UBahnSimulation.utility	4	98% 82/83	96% 25/26	1,727

Report generated by [Cobertura](#) 1.9.4.1 on 04.10.13 10:16.

Abbildung 4.12.: Testabdeckung des Simulationsmodells

5. Parametrisierung

5.1. Zeitraum und zeitliche Kompression

Als Szenario soll die Ausbreitung der H1N1-Influenza-Pandemie im Hamburger Stadtgebiet aus den Jahren 2009/2010 untersucht werden. Zur Definition des Start- und Enddatums der Simulation, wird der epidemiologische Bericht „Meldepflichtige Infektionskrankheiten in Hamburg 2009“ des Instituts für Hygiene und Umwelt verwendet. Dieser enthält Daten zum Verlauf der H1N1-Influenza-Pandemie in Hamburg.

Dem Bericht zufolge gab es zunächst eine kleinere Erkrankungswelle im Sommer 2009 (KW 30 - KW 37), die aber zu keiner flächendeckenden Krankheitsausbreitung innerhalb Hamburgs führte. Der eigentliche Ausbruch der Pandemie begann ab KW 43, erreichte seinen Höhepunkt im November 2009 (KW 46) und nahm bis zum Januar 2010 (KW 1) wieder ab (Fell und Brandau, 2009)[S. 67 ff.]. Auf Basis dieser Daten wird der Zeitraum vom 19.10.2009 (KW 43) bis 10.01.2010 (KW 1) als Simulationszeitfenster gewählt. Der Simulationszeitraum umfasst zwölf Wochen und liegt damit leicht über der Dauer einer saisonalen Influenza-Welle, die in der Regel zwischen acht und zehn Wochen andauert (siehe Abschnitt 3.1.1).

Die zeitliche Kompression der Simulation wird wie folgt festgelegt. Während die Agenten öffentliche Transportmittel nutzen und Aktivitäten nachgehen, wird mit 20-facher Geschwindigkeit simuliert. Befinden sich alle Agenten in Lokalitäten, wird dieser Faktor auf 600 erhöht. Dadurch vergehen in einer Sekunde Realzeit zehn Minuten im Simulationsmodell. Dies hat den Vorteil, dass zu Zeiten in denen das Transportnetzwerk nicht genutzt und damit die Menge an generierten Events gering ist, die Simulation beschleunigt und die Laufzeit der Simulation verringert wird. Die Faktoren wurden experimentell auf Basis der Leistung des zur Verfügung stehenden Simulationsrechners bestimmt (siehe Abschnitt 7.2).

Tabelle 5.1 fasst die in diesem Abschnitt behandelten Parameter zusammen.

Parameter	Einheit	Wert
Startdatum	Datum	19.10.2009
Enddatum	Datum	10.01.2010
Kompressionsfaktor normal	Faktor	20
Kompressionsfaktor beschleunigt	Faktor	600

Tabelle 5.1.: Zeitraum und zeitliche Kompression der Simulation

5.2. Krankheit

5.2.1. Inkubationszeit und Dauer der Infektion

Inkubationszeit und Dauer der Infektion hängen vom infizierten Individuum und dem Influenza-Virus ab. Nach Angaben vom [Robert-Koch-Institut \(2011\)](#) ist die Inkubationszeit des H1N1-Virus mit der einer saisonalen Influenza vergleichbar und liegt bei ein bis zwei Tagen. Gleiches gilt auch für die Dauer der Infektiosität, die im Mittel vier bis fünf Tage beträgt. Das [Centers for Disease Control and Prevention \(2010\)](#) berichtet für den zu untersuchenden H1N1-Influenza-Subtyp von einer Inkubationszeit von ein bis vier Tagen – mit einem Mittelwert von zwei Tagen – und einem Zeitraum von fünf bis sieben Tagen, in denen das erkrankte Individuum in der Lage ist andere Individuen zu infizieren. Damit ist die vom CDC angegebene Dauer der H1N1-Infektion leicht höher als die einer gewöhnlichen Influenza-Infektion, die nach [Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#) und der [World Health Organisation \(2010b\)](#) bis zu fünf Tage andauert. Auf Basis dieser Werte werden für die Inkubationszeit und die Dauer der Infektion, die in Tabelle 5.2 dargestellten Werte angenommen.

Parameter	Einheit	Wert
Inkubationszeit	Tage	2
maximale \pm Abweichung	Tage	1
Dauer der Infektion	Tage	5
maximale \pm Abweichung	Tage	1

Tabelle 5.2.: Inkubationszeit und Dauer der Infektion

5.2.2. Infektionswahrscheinlichkeit der Individuen

Das Simulationsmodell erlaubt die Festlegung der Infektionswahrscheinlichkeiten für die Risikofaktoren Alter und Geschlecht, die nach Angaben der [World Health Organisation \(2010b\)](#) und [Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#) Einfluss auf die Infektion mit einem Influenza-Erreger haben.

In der Untersuchung von [Van Kerkhove et al. \(2011\)](#) werden über 70.000 Patientendaten aus 19 Ländern zu verschiedenen starken Verläufen der Erkrankung mit dem H1N1-Stamm verglichen. Dabei wird zwischen in Krankenhäusern eingewiesenen, für Intensive Care Units (ICUs) zugelassenen und fatalen Fällen mit Todesfolge unterschieden. Die Untersuchung kommt zu dem Schluss, dass die Wahrscheinlichkeit einer akuten Infektion mit dem H1N1-Erreger, ähnlich der einer gewöhnlichen Influenza ist. Das größte Risiko einer Infektion mit Behandlung im Krankenhaus haben dabei Kindern unter 15 Jahren, wobei die höchste Sterberate bei Erwachsenen über 64 Jahren liegt. Der Vergleich zwischen in Krankenhäusern behandelten und fatalen Fällen deutet an, dass Senioren ein geringeres Infektionsrisiko aufweisen. Das Verhältnis zwischen männlichen und weiblichen Patienten ist in allen Fällen ausgeglichen, wobei schwangere Frauen im dritten Trimester eine höhere Wahrscheinlichkeit der Krankenhauseinweisung besitzen, als die allgemeine Population.

[Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#)[S. 4-7] kommen für die saisonale Influenza zu ähnlichen Erkenntnissen und beschreiben, dass die größten Infektionsraten bei jungen Individuen auftreten, die größten Auswirkungen jedoch bei Senioren zu erkennen sind. Aus einer Studie, die 1970 in den USA durchgeführt wurde, ergeben sich Infektionsraten von 20-30 % für Kleinkinder unter 1 Jahr, 15-45 % für Kinder von 1-9 Jahren und 12-20 % für Erwachsene über 40 Jahren.

Die [World Health Organisation \(2010b\)](#)[S. 37] beschreibt das Alter als größten Risikofaktor für den fatalen Ausgang einer Infektion, wobei das Risiko für Männer größer zu sein scheint als das für Frauen. Bezüglich des individuellen Risikos auf Basis des Alters und Geschlechts kann die WHO jedoch nur schwer konkrete Aussagen treffen, da in den meisten Studien die Daten nicht sowohl nach Alter als auch nach Geschlecht aufgespalten werden.

Auf Basis dieser Erkenntnisse werden die Infektionswahrscheinlichkeiten p_{inf} für männliche und weibliche Individuen gleich bewertet, wobei das Infektionsrisiko von Kindern höher eingestellt wird als das für Erwachsene. Die Parameter für die Simulation sind Tabelle 5.3 zu entnehmen.

Altersklasse	Einheit	Wert männlich	Wert weiblich
0 - 5 Jahre	Prozent	30	30
6 - 12 Jahre	Prozent	25	25
13 - 18 Jahre	Prozent	20	20
19 - 64 Jahre	Prozent	15	15
65 - 90 Jahre	Prozent	15	15

Tabelle 5.3.: Infektionswahrscheinlichkeiten p_{inf} nach Alter und Geschlecht

5.2.3. Kontaminationswahrscheinlichkeit der Umgebung

Aufgrund der noch nicht so stark entwickelten Etikette, was den Ausstoß respiratorischer Flüssigkeiten beim Husten oder Niesen betrifft, nehmen gerade Kinder eine besondere Rolle bei der Verbreitung von Krankheitserregern ein (Van-Tam und Sellwood, 2009)[S. 5]. Häufig sind Kinder auch in der Lage den Virus länger und in höheren Titer¹ auszustoßen als Erwachsene, was die Kontamination der Umgebung damit fördert (Van-Tam und Sellwood, 2009; World Health Organisation, 2010b).

Die Studie von Simmerman et al. (2010) befasst sich mit der Kontamination von Haushaltsgegenständen während der H1N1-Pandemie und kommt zu dem Schluss, dass Haushalte mit jüngeren Kindern eine höhere Wahrscheinlichkeit kontaminierter Oberflächen aufweisen als Haushalte mit älteren Kindern. In der Studie wurden pro Haushalt die Oberflächen von Badezimmertürgriffen, Küchenschrankgriffen, Fernbedienungen, Lichtschaltern, Telefonen und einem häufig genutzten Kinderspielzeug mit nicht poröser Oberfläche untersucht. Insgesamt wiesen 16 der 90 untersuchten Haushalte (17,8 %) kontaminierte Oberflächen auf, wobei es zwischen den Geschlechtern der Indexpatienten keine großen Unterschiede gab (φ 8/41 = 19,5 %; σ 8/49 = 16,3 %). In 25 % der Haushalte mit Indexpatienten unter acht Jahren konnte mindestens eine kontaminierte Oberfläche nachgewiesen werden. Bei Haushalte mit älteren Patienten war ein Nachweis in 5,9 % der Fälle möglich.

Da sich aus der Studie keine konkreten Zahlen ableiten lassen, werden auch in diesem Fall männliche und weibliche Individuen gleich bewertet, wie Tabelle 5.4 zu entnehmen ist. Die Wahrscheinlichkeit die Umgebung zu kontaminieren p_{kont} sinkt mit zunehmenden Alter, da sich die Individuen des Verhaltens beim Niesen oder Husten bewusst sind.

Altersklasse	Einheit	Wert männlich	Wert weiblich
0 - 5 Jahre	Prozent	25	25
6 - 12 Jahre	Prozent	15	15
13 - 18 Jahre	Prozent	10	10
19 - 64 Jahre	Prozent	5	5
65 - 90 Jahre	Prozent	5	5

Tabelle 5.4.: Kontaminationswahrscheinlichkeiten der Umgebung p_{kont} nach Alter und Geschlecht

¹Titer - Titer ist ein relatives Maß für die Konzentration eines Virus, Antikörpers oder Antigens.

5.2.4. Übertragungswege

Tröpfcheninfektion

Für die Tröpfcheninfektion lassen sich Parameter für die Wahrscheinlichkeit des Ausstoßes, die spatiale Verbreitung und die Dauer angeben, die die Tröpfchen in der Luft bleiben.

Tröpfchen unterscheiden sich von Aerosolen in ihrer Größe. Während Aerosole nach [Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#) einen Durchmesser kleiner als 5 µm und Tröpfchen damit einen Durchmesser größer als 5 µm haben, ziehen [Stilianakis und Drossinos \(2010\)](#) die Grenze bei einem Durchmesser von 10 µm. Die Größe der Tröpfchen bestimmt die physikalischen Eigenschaften und die Fähigkeit eine Krankheit zu übertragen, da sich in größeren Tröpfchen mehr Erreger befinden können. Aerosole können sich nach [Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#) über eine Distanz von 1-2 m verbreiten und aufgrund ihrer geringen Größe lange in der Luft bleiben, während sich größere Tröpfchen über eine Distanz von ungefähr 1 m ausbreiten und nach [Stilianakis und Drossinos \(2010\)](#) relativ schnell sinken. Diese Daten decken sich mit den Ergebnissen von [Bischoff et al. \(2013\)](#), bei denen im Abstand von 0,3 m bis 1,829 m von den Köpfen der jeweiligen Patienten infektiöse Dosierungen von Erregern nachgewiesen werden konnten. Die Dosierung nimmt dabei mit zunehmender Distanz vom Patienten ab und besteht hauptsächlich aus Aerosolen.

Zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeit des Niesens oder des Hustens werden die absoluten Werte 11 und 360 täglicher Ausstöße von [Atkinson und Wein \(2008\)](#) angenommen. Diese werden auch in der Untersuchung von [Stilianakis und Drossinos \(2010\)](#) verwendet.

Auf Basis dieser Daten werden für die Tröpfcheninfektion, die in Tabelle 5.5 dargestellten Werte angenommen. Dabei wird nicht explizit zwischen Tröpfchen und Aerosolen unterschieden. Die Wahrscheinlichkeit mit der ein infiziertes Individuum Tröpfchen ausstößt, berechnet sich aus den 371 Ausstößen pro Tag, bei denen ein Agent innerhalb einer Stunde ungefähr 15 mal ($= \frac{360+11}{24}$) niesen oder husten muss. Daraus ergibt sich eine Wahrscheinlichkeit von 25 % ($= \frac{15}{60} * 100\%$) innerhalb einer Minute zu niesen oder zu husten. Aufgrund der starken Luftverwirbelungen in der U-Bahn durch ein- und aussteigende Fahrgäste, wird eine Zeit von zwei Minuten angenommen, die die Tröpfchen infektiös bleiben, bevor sie sich setzen. Es wird eine Ausbreitungsdistanz d von 1,2 m angenommen, was bei einem Abstand der Punkte im SCA-Modell von 30 cm genau vier Punkten entspricht.

Indirekte Kontaktinfektion

Die Modellierung der indirekten Kontaktinfektion ist in Abschnitt 4.2.4 beschrieben. Die Parameter die hier definiert werden, bestimmen die maximale Überlebensdauer von Erregern

5. Parametrisierung

Parameter	Einheit	Wert
Wahrscheinlichkeit des Ausstoßes	Prozent / Minute	25
Zeit die Tröpfchen in der Luft verbleiben	Minuten	2
Reichweite der Tröpfchen d	Punkte	4

Tabelle 5.5.: Parametrisierung für die Tröpfcheninfektion

auf Oberflächen, wobei zwischen weichen, porösen und harten, nicht porösen Oberflächen unterschieden wird.

Die in Tabelle 5.6 dargestellten Zeiträume sind der Untersuchung von [Creatorex et al. \(2011\)](#) entnommen, in der die Überlebensrate von H1N1-Viren auf unterschiedlichen Oberflächen untersucht wird. Der Zeitraum für den lebensfähige Viren auf weichen, porösen Oberflächen nachgewiesen werden können, liegt bei vier Stunden. Für harte, nicht poröse Oberflächen liegt der Wert bei neun Stunden. Die Konzentration lebensfähiger Viren sinkt auf harten Oberflächen mit einer Halbwertszeit von 83 Minuten, wobei die Halbwertszeit für poröse Oberflächen bei 20 Minuten liegt (siehe Abschnitt 4.2.4).

Parameter	Einheit	Wert
Maximale Überlebensdauer harte, nicht poröse Oberflächen	Minuten	540
Maximale Überlebensdauer weiche, poröse Oberflächen	Minuten	240

Tabelle 5.6.: Parametrisierung für die indirekte Kontaktinfektion

5.3. Maßnahmen

Nach der Inkubationszeit treten in den Individuen die ersten Symptome auf und die Individuen werden sich der Infektion bewusst. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Individuum aufgrund der Symptome zu Hause bleibt, ist abhängig vom Alter und wird dementsprechend konfiguriert. Tabelle 5.7 zeigt die Wahrscheinlichkeiten der Individuen zu Hause bleiben, wenn die ersten Symptome auftreten. Die Daten sind der Untersuchung von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) entnommen, die für Kinder unter 6 Jahren eine Wahrscheinlichkeit von 90 % und für Erwachsene von 50 % annehmen, dass diese bei Erkrankung zu Hause bleiben. In der Arbeit von [Milne et al. \(2008\)](#) werden ähnliche Werte verwendet. Kinder im Alter von 6 bis 17 Jahren bleiben mit einer 90 %-igen Wahrscheinlichkeit zu Hause, wobei die Rate für Erwachsene bei 50 % liegt. Für die eigene Simulation werden, die in Tabelle 5.7 dargestellten Werte angenommen.

Altersklasse	Einheit	Wert männlich	Wert weiblich
0 - 5 Jahre	Prozent	90	90
6 - 12 Jahre	Prozent	80	80
13 - 18 Jahre	Prozent	75	75
19 - 64 Jahre	Prozent	50	50
65 - 90 Jahre	Prozent	50	50

Tabelle 5.7.: Wahrscheinlichkeiten der Selbst-Quarantäne bei Symptomen

5.4. Population

5.4.1. Anzahl und Eigenschaften der Agenten

Für die Population lässt sich die zu simulierende Menge an Individuen und die Anzahl initial infizierter Personen festlegen. Aufgrund der unter Abschnitt 7.2 genannten Einschränkungen im Hinblick auf die Menge simulierbarer Agenten, wird nur ein Teil der Hamburger Bevölkerung simuliert. Die Anzahl der Individuen bezieht sich auf das zur Simulation ausgewählte Stadtgebiet von Hamburg.

Tabelle 5.8 zeigt die Parametrisierung zur Population. Für die Simulation werden 25.000 Individuen eingesetzt, was ungefähr 2 % der Gesamtbevölkerung in den betrachteten Bezirken Eimsbüttel, Hamburg-Mitte, Hamburg-Nord und Wandsbek entspricht, die selbst rund 70 % der Hamburger Gesamtbevölkerung ausmachen ($= \frac{25.000}{1.786.448 * 70\%}$).

Initial wird es zwei infizierte Individuen geben, die zufällig aus der Gesamtbevölkerung ausgewählt werden, um ähnliche Voraussetzungen zu schaffen wie bei der H1N1-Pandemie 2009/2010 in Hamburg (Fell und Brandau, 2009)[S. 67 f.].

Es wird von einer mittleren Gehgeschwindigkeit der Agenten von $1,31 \frac{m}{s}$ ausgegangen, die sich aus dem Mittelwert der durchschnittlichen Gehgeschwindigkeit von Männern $1,41 \frac{m}{s}$ und Frauen $1,27 \frac{m}{s}$ in der Ebene berechnet (RiMEA, 2009)[S. 5]. Da innerhalb der U-Bahn nicht die volle Geschwindigkeit genutzt werden kann, wird eine Geschwindigkeit von $4 \frac{Punkte}{s}$ ($= \frac{1,2 \frac{m}{s}}{0,3m}$) verwendet. Die Punkte $p \in P$ entsprechen hierbei den Punkten im SCA-Modell und haben einen Abstand von ungefähr 30 cm zueinander.

5.4.2. Verteilung von Alter und Geschlecht

Die Alters- und Geschlechterverteilung wird dem, vom Statistikamt Nord (2012b)[S. 14] bereitgestellten, „Statistischen Jahrbuch Hamburg 2011/2012“ entnommen. Die prozentualen Angaben für die Geschlechter im Jahrbuch beziehen sich auf die Gesamtzahl an männlichen beziehungsweise weiblichen Individuen. Im Simulationsmodell werden jedoch prozentuale

Angaben bezogen auf die Gesamtbevölkerung benötigt, was eine Umrechnung der Daten erforderlich macht. Die Daten aus dem Jahrbuch, inklusive der Umrechnung für das Simulationsmodell, sind im Anhang B.1 zu finden.

Parameter	Einheit	Wert
Anzahl der Agenten	absoluter Wert	25.000
Infizierte Agenten	absoluter Wert	2
Gehgeschwindigkeit	Punkte / Sekunde	4
Altersverteilung	Prozent	gemäß (Statistikamt Nord, 2012b)[S. 14]
Geschlechterverteilung	Prozent	gemäß (Statistikamt Nord, 2012b)[S. 14]

Tabelle 5.8.: Eigenschaften der Population

5.4.3. Sozioökonomischer Status und Aktivitäten

Der soziodemografische- und sozioökonomische Status² haben Einfluss auf der Verhalten von Individuen, insbesondere bei der Auswahl der Aktivitäten und der Häufigkeit mit der diese ausgeführt werden (Yang et al., 2008).

Während der soziodemografische Status im Simulationsmodell bestimmt, welche Lokalitäten ein Individuum aufsuchen kann (siehe Abschnitt 5.6), gibt der sozioökonomische Status des Agenten an, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Individuum tägliche Freizeitaktivitäten durchführt. Der sozioökonomische Status eines Individuums wird dabei durch den Stadtteil bestimmt, in dem dieses lebt. Tabelle 5.9 zeigt die frei gewählten Wahrscheinlichkeiten für die Simulation, während Abschnitt 5.5 auf die Berechnung der sozioökonomischen Status für die einzelnen Stadtteile eingeht.

Sozioökonomischen Status	Einheit	Wert
A	Prozent	30
B	Prozent	20
C	Prozent	10

Tabelle 5.9.: Wahrscheinlichkeiten zur Ausführung von Freizeitaktivitäten

²Der sozioökonomische Status beschreibt die Lebensumstände eines Individuums wozu die Bildung, das Einkommen, Wohnort und Eigentumsverhältnisse zählen und dient dazu die Population in soziale Schichten einzuteilen.

5.4.4. Verhaltensweisen in den Verkehrsmitteln

Die Masterthesis soll untersuchen, ob die Verhaltensweisen der Individuen Einfluss auf die Erkrankungswahrscheinlichkeit haben. Deshalb werden für die einzelnen Altersklassen des Simulationsmodells Verhaltensspezifikationen erstellt. Hierbei gibt es für jede Altersklasse zwei Spezifikationen, die zu gleichen Teilen innerhalb der Altersgruppe verteilt werden. Diese unterscheiden sich voneinander dahingehend, dass die „cautious“-Vorlage ein vorsichtiges Individuum darstellt, das im Vergleich zum normalen Individuum nur halb so häufig Gegenstände in der U-Bahn nutzt.

Die Spezifikationen für die Individuen der unterschiedlichen Altersklassen sind in Tabelle 5.10 dargestellt. Es wird davon ausgegangen, dass Kleinkinder mit großer Wahrscheinlichkeit alles berühren, was sich in ihrer Reichweite befindet. Die Wahrscheinlichkeit Mülleimer zu nutzen sinkt mit zunehmenden Alter, da diese mit Krankheitserregern assoziiert und daher nur noch bei Bedarf genutzt werden. Die Wahrscheinlichkeit Griffe zu nutzen nimmt hingegen mit zunehmendem Alter wieder zu, da gerade Senioren diese als Stütze während der Fortbewegung innerhalb des Transportmittels nutzen. Türen sind von der Spezifikation ausgenommen, da immer das erste Individuum, welches auf eine verschlossene Tür trifft, diese öffnen muss. Alle Wahrscheinlichkeiten sind in „Wahrscheinlichkeit pro Minute“ angegeben, was für eine Wahrscheinlichkeit von 5 % bedeutet, dass bei 10 Minuten Fahrzeit eine 50 %-ige Chance besteht den Gegenstand zu benutzen.

		Nutzungswahrscheinlichkeit pro Minute			Anteil an Altersklasse
		Mülleimer	Fenster	Griff	
Toddler Alter 0-5	normal	8,00 %	2,00 %	6,00 %	50 %
	cautious	4,00 %	1,00 %	3,00 %	50 %
Child Alter 6-12	normal	4,00 %	1,00 %	4,00 %	50 %
	cautious	2,00 %	0,50 %	2,00 %	50 %
Teenager Alter 13-18	normal	2,00 %	1,00 %	2,00 %	50 %
	cautious	1,00 %	0,50 %	1,00 %	50 %
Adult Alter 19-64	normal	1,00 %	1,00 %	4,00 %	50 %
	cautious	0,50 %	0,50 %	2,00 %	50 %
Elderly Alter 65-90	normal	1,00 %	0,50 %	8,00 %	50 %
	cautious	0,50 %	0,25 %	4,00 %	50 %

Tabelle 5.10.: Verhaltens-Spezifikation der Population innerhalb von Verkehrsmitteln

5.5. Stadtgebiet

Die Konfiguration des Stadtgebietes erfolgt über die Parametrisierung der einzelnen Stadtteile Hamburgs auf Basis der Stadtteilprofil-Daten des [Statistikamt Nord \(2012a\)](#).

Für jeden Stadtteil lassen sich der prozentuale Anteil an der Gesamtbevölkerung und die durchschnittliche Anzahl an Personen pro Haushalt definieren, die den Profilen entnommen werden können.

Zur Festlegung des sozioökonomischen Status der Einwohner eines Stadtteils sind im Modell die Klassen A, B und C vorgesehen. Für die Berechnung des Status eines Stadtteils werden der Arbeitslosenanteil, das durchschnittliche Einkommen, der Anteil an Sozialwohnungen, der Anteil der Schüler/innen in Gymnasien und die Anzahl an Straftaten im Stadtteil verwendet. Diese Aspekte erscheinen als am geeignetsten, das soziale Umfeld im Stadtteil zu repräsentieren. Über alle Aspekte wird der Mittelwert gebildet und eine Einzelbewertung durchgeführt. Hierbei werden Aspekte mit der Klasse A bewertet, wenn deren Wert um 35 % besser als der Mittelwert ist und mit C, wenn er 35 % unter dem durchschnittlichen Wert liegt. Werte dazwischen werden mit B bewertet. Die Gesamtbewertung eines Stadtteils ergibt sich aus den Einzelbewertungen der Aspekte, wobei die häufigsten Einzelergebnisse die Klasse des Stadtteils bestimmen. Die Tabelle mit der Berechnung ist im Anhang [B.2](#) zu finden.

Das nachgebildete Verkehrsnetz mit den Hamburger U-Bahn-Linien erstreckt sich nur über einen Teil der Hamburger Bezirke. Konkret verläuft das Streckennetz durch die Bezirke Hamburg-Mitte, Hamburg-Nord, Eimsbüttel und Wandsbek. Die Bezirke Altona, Harburg und Bergedorf werden von der Simulation ausgeschlossen, um zu vermeiden, dass Einwohner dieser Bezirke die Simulationsergebnisse durch die Auswahl unrealistische Einstiegspunkte in das Transportnetzwerk verfälschen. Die verbleibenden Bezirke machen rund 70 % der Hamburger Gesamtbevölkerung aus und werden mit der unter Abschnitt [5.4](#) definierten Anzahl an Individuen besiedelt.

5.6. Lokalitäten

Lokalitäten werden – wie in der Implementierung unter Abschnitt [4.4.4](#) beschrieben – aus OpenStreetMap ausgelesen und auf die internen Typen von Lokalitäten abgebildet.

Für die Typen lässt sich festlegen, von welchen Altersgruppen sie besucht werden, wann sie besucht werden können, wie viel Zeit in ihnen verbracht wird und wie hoch die Wahrscheinlichkeit der Infektionsübertragung ist, wenn sich zeitgleich infizierte und empfängliche Individuen in einer solchen Lokalität aufhalten.

Tabelle 5.11 zeigt die Parametrisierung der verschiedenen Typen von Lokalitäten. Stehen hinter den Altersklassen keine prozentualen Angaben, ist davon auszugehen, dass alle Individuen dieser Altersklasse die Lokalität besuchen. In den Orten die täglich aufgesucht werden, verbringen die Individuen von Montag bis Freitag jeweils acht Stunden, hierbei besuchen Kleinkinder Kindergärten und Kinder sowie Teenager Schulen. Ein Großteil der Erwachsenen geht arbeiten, wohingegen ein geringerer Prozentsatz studiert. Die prozentualen Angaben berechnen sich aus dem Zahlenspiegel des [Deutsches Studentenwerk \(2011\)](#)[S. 19], nachdem Hamburg zum Zeitpunkt des Wintersemesters 2009/2010 58.233 Studenten besitzt. Daraus ergibt sich für die Simulation ein prozentualer Anteil von 3,25 % ($= \frac{58.233}{1.786.448} * 100\%$) der Erwachsenen, die eine Universität besuchen.

Als Freizeitaktivitäten, die gelegentlich aufgesucht werden können, stehen den Individuen Restaurants, Kinos und Theater zur Verfügung. Hierbei werden Theaterbesuche auf Erwachsene und Senioren beschränkt und Kinobesuche auf Kinder, Teenager und Erwachsene. Diese Einschränkung reflektiert die Umfrageergebnisse der Gesellschaft für Konsumforschung, die von der [Filmförderungsanstalt \(2011\)](#)[S. 16 ff.] veröffentlicht wird.

Zu den Wahrscheinlichkeiten der Infektionsübertragung innerhalb der Lokalitäten p_{trans} gibt es verschiedene Erkenntnisse. Die Studie von [Cowling et al. \(2009\)](#)[S. 6] befasst sich mit Maßnahmen zum Schutz vor der Übertragung von Influenza-Viren in Haushalten und hat in 19 % der untersuchten Haushalte Sekundärinfektionen feststellen können. Zu ähnlichen Ergebnissen kommt die Untersuchung von [Simmerman et al. \(2010\)](#)[S. 7], in der die Rate bei 29 % liegt. Das Simulationsmodell von [Yang et al. \(2008\)](#)[S. 13], das das Verhalten der Bevölkerung simuliert und so die Risiken für unterschiedliche Lokalitäten ermittelt, kommt bei Haushalten auf ein Infektionsrisiko von 50 %. Für das Übertragungsrisiko in den Haushalten der eigenen Simulation wird der Mittelwert aus diesen drei Studien gebildet, was ein Risiko von 32,7 % ($= \frac{19+29+50}{3}$) ergibt.

Die Werte für die übrigen Lokalitäten werden den Erkenntnissen von [Yang et al. \(2008\)](#) entnommen, wobei für Universitäten und Arbeitsplätze der Wert für das Activity-bundle „office“ und für Restaurants und Kinos der Wert von „social place“ angenommen wird. Da es für Kindergärten keinen direkten Wert gibt, erhalten diese das gleiche Risiko wie Schulen.

Individuen haben in den Lokalitäten immer nur mit einer begrenzten Anzahl anderer Individuen Kontakt n_k , der eine Infektionsübertragung zu Folge haben kann. Wie auch in der Arbeit von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) werden zur Parametrisierung der Kontakte in den Bildungseinrichtungen die durchschnittlichen Klassengrößen verwendet, die der Hamburger Schulstatistik entnommen werden ([Behörde für Schule und Berufsbildung, 2012](#))[S. 13 Tabelle 8]. Über alle Schulformen gemittelt, ergibt sich eine Klassengröße von 23 Schülern und entspricht damit

5. Parametrisierung

in etwa dem von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) ermittelten Wert. In deren Untersuchung lag die Anzahl der Kontakte in Schulen bei 21. Die Werte für Kindergärten, Arbeitsplätze und Universitäten sind der Studie von [Ciofi degli Atti et al. \(2008\)](#) entnommen, wobei die Werte für Freizeitaktivitäten geschätzt werden.

Typ der Lokalität	Typ der Aktivität	p_{trans}	Aufenthalt in Minuten	n_k	Altersklassen	Wochentage
Home	Home	32,7 %	-	10	alle	Mo.-So.
Work	Daily	8,7 %	480	5	Adult (96,740 %)	Mo.-Fr.
University	Daily	8,7 %	480	34	Adult (3,259 %)	Mo.-Fr.
School	Daily	19,3 %	480	23	Child, Teenager	Mo.-Fr.
Kindergarten	Daily	19,3 %	480	30	Toddler	Mo.-Fr.
Restaurant	Occasional	5,1 %	120	5	alle	Mo.-So.
Cinema	Occasional	5,1 %	180	5	Child, Teenager, Adult	Mo.-So.
Theatre	Occasional	1,3 %	180	5	Adult, Elderly	Mo.-So.
Healthcare	Healthcare	0,4 %	60	5	alle	Mo.-So.

Tabelle 5.11.: Konfiguration der Lokalitäten

6. Ergebnisse und Diskussion

6.1. Auswertung der Simulationsergebnisse

6.1.1. Simulation und Auswertung

Auf Basis der unter Kapitel 5 vorgestellten Parametrisierung wurden mehrere Simulationen durchgeführt. Von insgesamt 14 Simulationsläufen mussten drei aufgrund von Zwischenfällen mit dem Simulationsrechner abgebrochen werden und bei wiederum drei Simulationen, kam es zu keiner flächendeckenden Pandemie. Innerhalb jeder Simulation waren zwei der 25.000 Individuen initial erkrankt und haben in acht der elf Simulationen (72,7 %) für einen flächendeckenden Ausbruch der Pandemie gesorgt. Die Ergebnisse dieser Simulationen werden nachfolgend betrachtet und grafisch dargestellt.

Die Simulationsergebnisse liegen auf Tages-Basis vor und werden auf Wochen-Basis zusammengefasst, um sie mit anderen Arbeiten und insbesondere den Meldedaten der H1N1-Pandemie vergleichen zu können. Die Konfidenzintervalle 6.2 berechnen sich auf Basis der korrigierten Stichprobenvarianz s^2 aus Gleichung 6.1 und einer t-Verteilung als Wahrscheinlichkeitsverteilung.

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (6.1)$$

$$\left[\bar{x} - t_{(1-\frac{\alpha}{s}; n-1)} \frac{s}{\sqrt{n}}; \bar{x} + t_{(1-\frac{\alpha}{s}; n-1)} \frac{s}{\sqrt{n}} \right] \quad (6.2)$$

6.1.2. Neuerkrankungen im Zeitverlauf

Abbildung 6.1 zeigt die für die einzelnen Simulationen festgestellten Neuerkrankungen im Zeitverlauf, während in Abbildung 6.2 der durchschnittliche Verlauf über alle Simulationen mit einem 95%-Konfidenzintervall dargestellt wird. Eine Neuerkrankung wird im Simulationsmodell beim Übergang eines Individuums von Zustand „Susceptible“ in den Zustand „Exposed“ protokolliert.

Bei Betrachtung der Kurven fällt auf, dass die einzelnen Simulationen zwar einen sehr ähnlichen Verlauf aufweisen, was die Anzahl der Erkrankungen betrifft, der Start des flächendeckenden Ausbruchs jedoch stark schwankt. Dies zeigt sich auch in den relativ großen Vertrauensbereichen der gemittelten Werte. Während der früheste Höchststand der Neuerkrankungen in KW 48 erreicht wird, liegt der späteste Höchststand in KW 51. Diese Varianz im zeitlichen Verlauf ist durchaus realistisch, da der tatsächliche Zeitpunkt des Ausbruchs einer Pandemie stark von den Verhaltensweisen und Aktivitäten der initial erkrankten Individuen abhängig ist. Innerhalb der Simulation werden die Indexfälle zufällig aus der Gesamtheit der Erwachsenen Individuen ausgewählt. Damit sind Indexfälle, die in einem Haushalt mit mehreren Individuen leben und das Transportnetzwerk über eine große Distanz nutzen, in der Lage die Infektion schneller zu verbreiten, als allein lebende Individuen, die das Verkehrsnetz nicht nutzen.

Auf Basis dieser Ergebnisse haben die Verantwortlichen vom Zeitpunkt des Ausbruchs der Pandemie in KW 43 bestenfalls acht Wochen und im schlechtesten Fall nur fünf Wochen Zeit, um geeignete Gegenmaßnahmen zu ergreifen.

Als Mittelwert über alle Simulationen hat sich KW 49 als jene Woche erwiesen, in der die höchste Anzahl an Neuerkrankungen festzustellen ist. Die einzelnen Simulationsergebnisse sind in Abbildung 6.3 auf der x-Achse zum Mittelwert verschoben, um die Varianz der Ergebnisse unabhängig vom zeitlichen Verlauf zu untersuchen. Hierbei verändert sich lediglich der zeitliche Verlauf der Pandemie, nicht jedoch die Ausprägung der Neuerkrankungen.

Es ist ersichtlich, dass die Anzahl der Neuerkrankungen über alle Simulationen hinweg keine großen Abweichungen aufweist, wodurch sich die Vertrauensintervalle der gemittelten Werte in Abbildung 6.4 verkleinern. Das Simulationsmodell ist demnach in der Lage, den mengenmäßigen Verlauf der Neuerkrankungen relativ stabil vorherzusagen, während im zeitlichen Verlauf mit größeren Abweichungen zu rechnen ist.

6. Ergebnisse und Diskussion

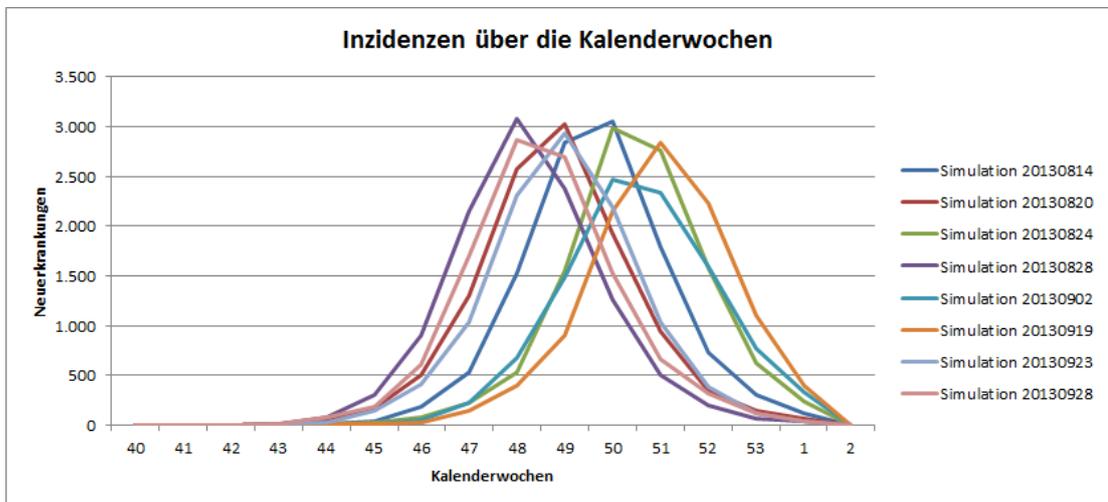


Abbildung 6.1.: Neuerkrankungen pro Kalenderwoche für alle Simulationen

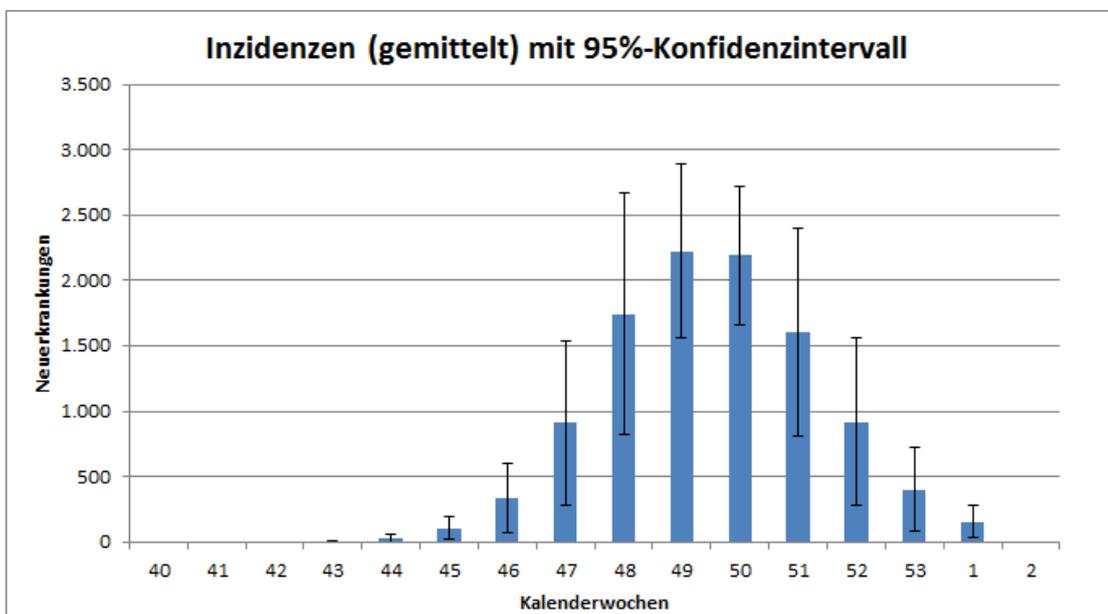


Abbildung 6.2.: Durchschnittliche Anzahl der Neuerkrankungen pro Kalenderwoche

6. Ergebnisse und Diskussion

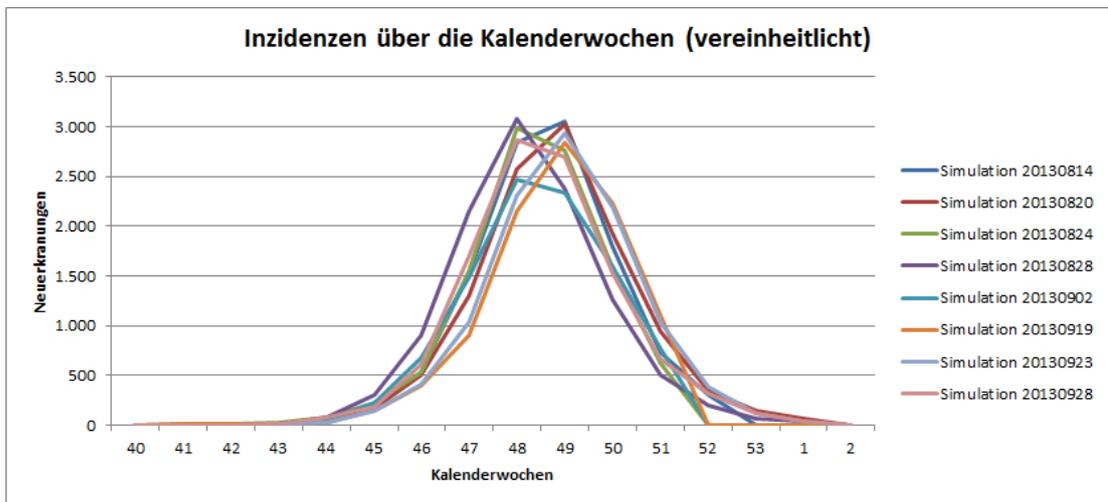


Abbildung 6.3.: Vereinheitlichte Neuerkrankungen pro Kalenderwoche für alle Simulationen

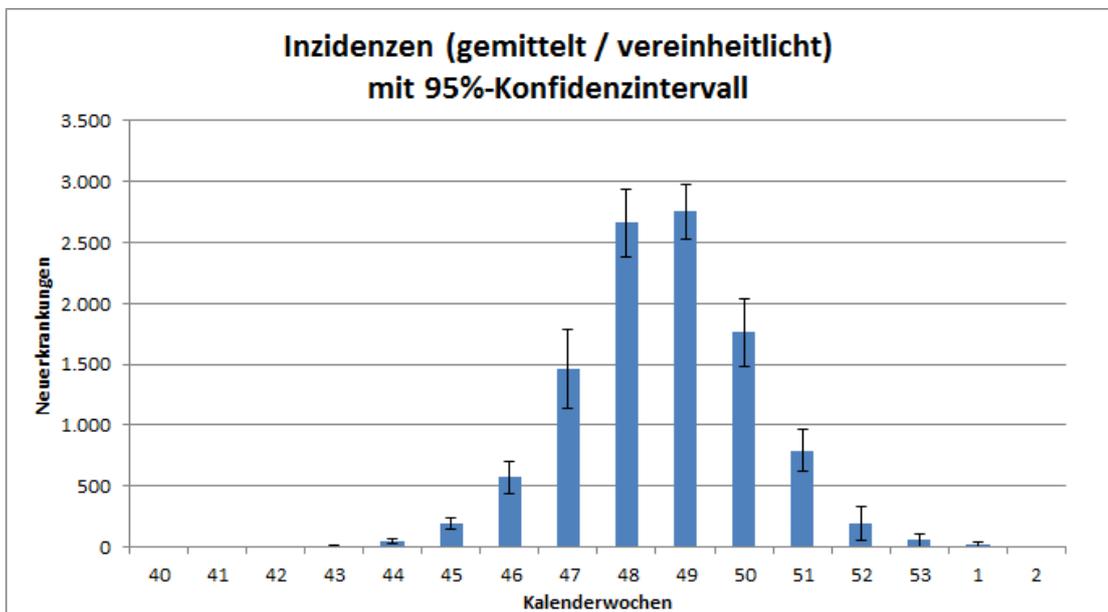


Abbildung 6.4.: Durchschnittliche Anzahl der vereinheitlichten Neuerkrankungen pro Kalenderwoche

6.1.3. Allgemeine Erkrankungsrate und Anteil an Neuinfektionen

Abbildung 6.5 zeigt die gemittelten Gesundheitszustände der Individuen im Zeitverlauf. Die mittlere Erkrankungsrate der Bevölkerung liegt über alle Simulation bei 42,6 %, zu erkennen daran, dass sich am Ende der Simulation ungefähr 14.500 der 25.000 Individuen weiterhin im Zustand „Susceptible“ befinden. Der maximale Anteil gleichzeitig im Zustand „Infectious“ befindlicher Individuen beträgt über alle Simulationen gemittelt 9,4 %, während der maximale Anteil an täglichen Neuerkrankungen bei 3 % liegt.

Die sehr kleinen Konfidenzintervalle aus Abbildung 6.6 zeigen, dass diese Werte über alle Simulationen hinweg sehr konstant sind und bekräftigen damit die Stabilität des Simulationsmodells.

Diese Daten können als Indiz für die Menge an bereitzustellenden Medikamenten und die allgemeinen Auswirkungen auf das Gesundheitswesen der Stadt betrachtet werden. Je nach Schwere der Infektion müsste im Zweifelsfall zu Spitzenzeiten, für 9,4 % der Bevölkerung eine geeignete medizinische Versorgung sichergestellt werden.

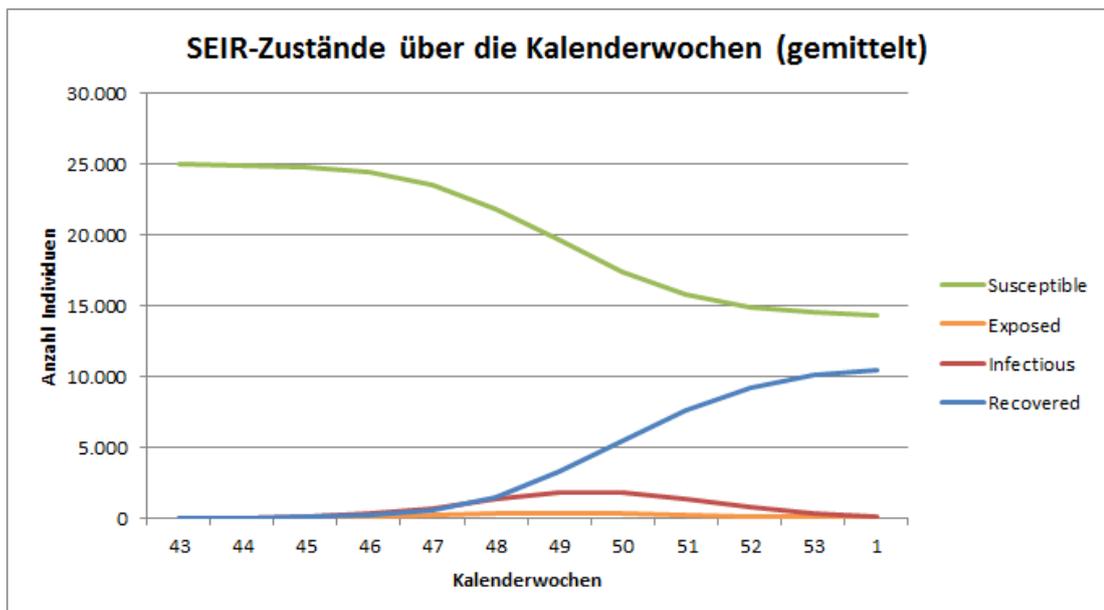


Abbildung 6.5.: Gesundheitszustände der Agenten im Zeitverlauf

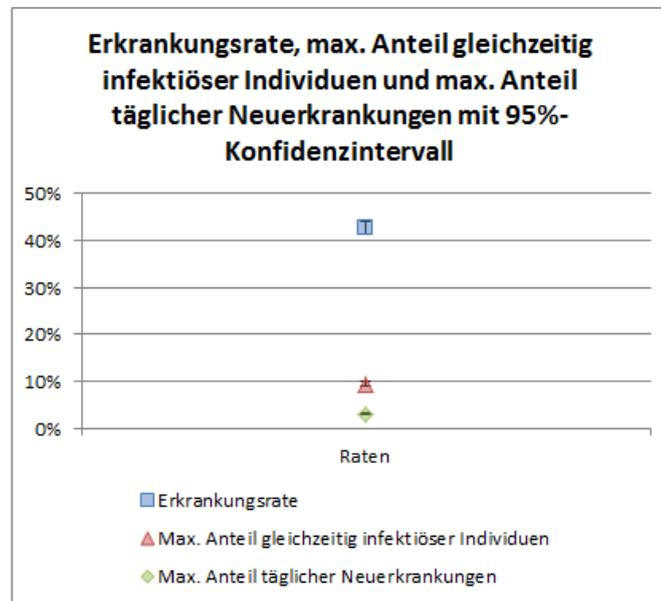


Abbildung 6.6.: Allgemeine Erkrankungsrate, maximaler Anteil gleichzeitig infektiöser Agenten und maximaler Anteil an Neuerkrankungen pro Tag

6.1.4. Erkrankungsraten in den verschiedenen Altersklassen

Abbildung 6.7 zeigt die in den Simulationen festgestellten Erkrankungsraten für verschiedene Altersklassen mit einem 95%-Konfidenzintervall. Die Erkrankungsraten schwanken über alle Simulationen hinweg nur sehr leicht, wodurch der Vertrauensbereich relativ klein ist.

In der Simulation weisen Kinder und Jugendliche im Alter von 5-19 Jahren das höchste Erkrankungsrisiko auf, gefolgt von der Altersgruppe der 0-4 jährigen. Relativ konstante Werte ergeben sich für Individuen im Alter zwischen 20 und 59 Jahren, da diese im Simulationsmodell in der gleiche Altersklasse liegen, damit die gleichen epidemiologischen Eigenschaften aufweisen (siehe Abschnitt 5.2) und den gleichen Aktivitäten nachgehen.

Anhand der Ergebnisse ist ebenfalls zu erkennen, dass die Geschlechter keine Unterschiede in der Parametrisierung des Infektionsrisikos aufweisen, da diese über alle Altersklassen hinweg ähnlich häufig erkranken.

Aus Basis dieser Ergebnisse stellen gerade junge Individuen eine Risikogruppe dar, die durch ein hohes Erkrankungsrisiko den Erreger effizient verbreiten können. Maßnahmen zur Eindämmung einer Influenza-Pandemie sollten demnach dahingehend ausgerichtet werden, das Erkrankungsrisiko in dieser Altersklasse zu senken. Dies kann beispielsweise durch gezielte

Impfungen oder das Schließen von Bildungseinrichtungen erreicht werden, wie auch die Ergebnisse von [Mniszewski et al. \(2008\)](#) belegen.

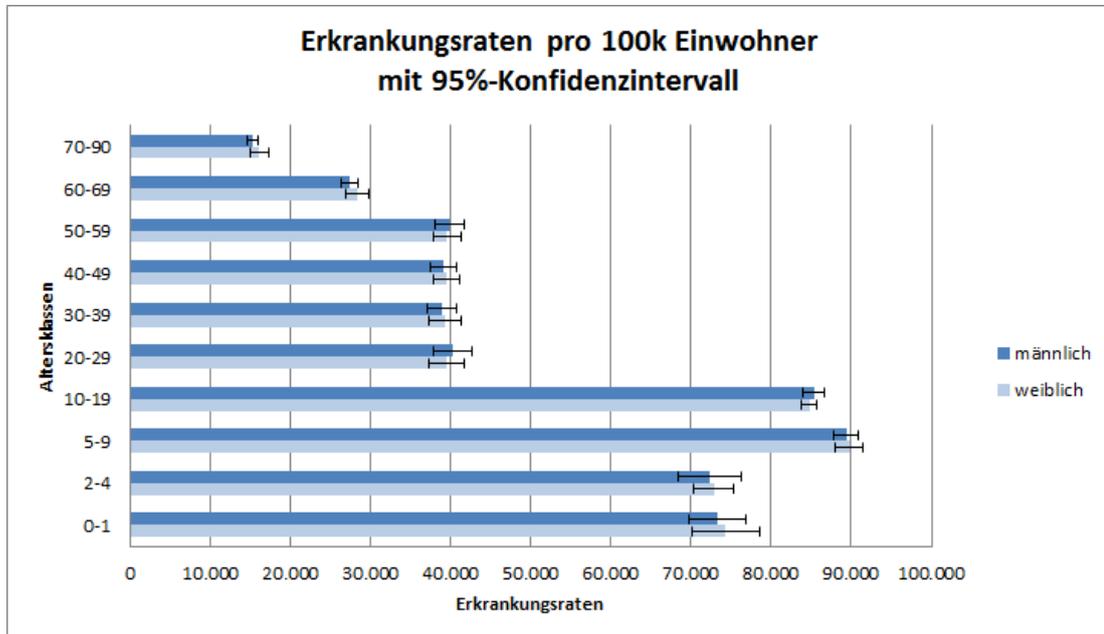


Abbildung 6.7.: Gemittelte Erkrankungsrate nach Alter pro 100.000 Einwohner

6.1.5. Orte der Infektionsübertragung und Verhaltensweisen

Die wissenschaftliche Fragestellung dieser Arbeit ist es, die Rolle öffentlicher Verkehrsmittel bei der Infektionsübertragung zu untersuchen, um so deren Relevanz bei der innerstädtischen Infektionsausbreitung analysieren zu können. [Abbildung 6.8](#) zeigt hierzu eine Übersicht jener Orte, an denen eine Übertragung von Krankheitserregern stattgefunden hat, infolge dessen die Individuen erkrankt sind. Die Verhältnisse zwischen den Lokalitäten blieben hierbei über alle Simulationen hinweg relativ konstant.

Es ist zu erkennen, dass ein Großteil der Infektionen innerhalb der häuslichen Umgebung (28,0 %) und in Bildungseinrichtungen (23,8 %) stattgefunden hat. Dies liegt vor allem daran, dass innerhalb von Familien häufigere und engere Kontakte stattfinden, als beispielsweise auf der Arbeit oder während der Freizeit ([Mossong et al., 2008](#)). Der hohe Wert für die Bildungseinrichtungen resultiert aus der Tatsache, dass diese von jüngeren Individuen besucht werden, deren hygienische Etikette noch nicht so ausgeprägt ist wie bei Erwachsenen. Damit besteht ein höheres Infektionsrisiko in diesen Lokalitäten. Der geringe Anteil an Infektionen

6. Ergebnisse und Diskussion

bei Freizeitaktivitäten (1,35 %) lässt sich darauf zurückführen, dass über 1.000 Lokalitäten (20 Kinos, 940 Restaurants, 45 Theater) abgebildet werden, die immer nur von einem Teil der Bevölkerung zeitgleich besucht werden. Hinzu kommt, dass infizierte Individuen mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit keinen Aktivitäten mehr nachgehen, bis sie genesen sind. Dadurch treffen immer nur geringe Mengen von hauptsächlich gesunden oder bereits genesenen Individuen in der gleichen Lokalität aufeinander, wodurch das Infektionsrisiko sinkt.

Das Verhältnis zwischen Infektionen in öffentlichen Transportmitteln und bei stationären Aktivitäten ist 38,10 % zu 61,90 %. Damit haben ein Drittel der Infektionsübertragungen innerhalb von öffentlichen Verkehrsmitteln stattgefunden, wobei die Übertragung über kontaminierte Oberflächen häufiger geschehen ist (21,2 %), als die Ansteckung über Tröpfchen in der Luft (16,9 %). Das Konfidenzintervall ist bei der Tröpfcheninfektion etwas größer als bei der Infektion über Oberflächen, da die Verhaltensweisen zum Berühren von Oberflächen über alle Simulationen konstant bleiben, während der Kontakt mit Tröpfchen in der Luft einem größeren Zufall unterliegt.

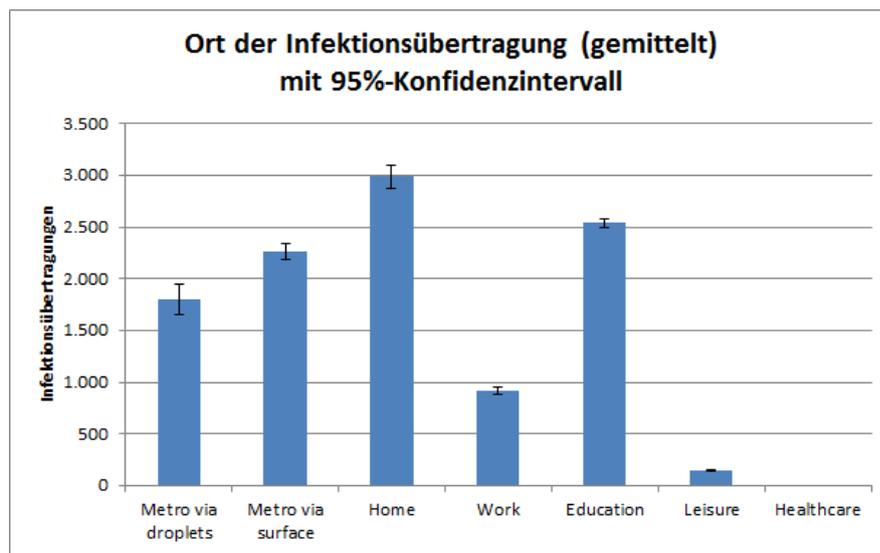


Abbildung 6.8.: Orte der Infektionsübertragung gemittelt über alle Simulationen

Abbildung 6.9 zeigt die Erkrankungsfälle unterteilt nach den Verhaltensweisen und Altersklassen der Individuen innerhalb der Simulationen. Die Simulationsergebnisse zeigen, dass – zumindest in der Simulation – angepasste Verhaltensweisen innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel keine Auswirkungen auf das allgemeine Infektionsrisiko der Individuen haben. Vorsichtige Individuen berühren Objekte innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel – gemäß der

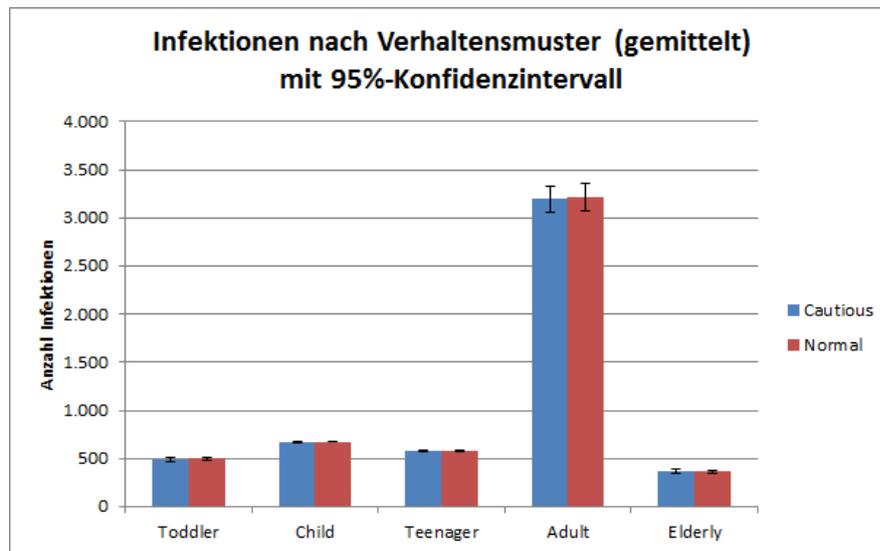


Abbildung 6.9.: Erkrankungsfälle nach Verhaltensweisen gemittelt über alle Simulation

Parametrisierung in Abschnitt 5.4.4 – nur halb so häufig wie normale Individuen, erkranken aber im gleichen Maße.

Die Infektionsorte der Individuen, unterteilt nach den verschiedenen Verhaltensweisen geben Aufschluss darüber, ob das Infektionsrisiko innerhalb der Verkehrsmittel durch angepasste Verhaltensweisen vermindert werden kann. Auf eine solche Auswertung muss an dieser Stelle verzichtet werden, da die zum Zeitpunkt der Simulationen ermittelten Daten eine solche Auswertung nicht zulassen. Eine entsprechende Funktionalität zur Protokollierung dieser Werte wurde erst im Nachhinein implementiert und ist daher nicht Teil der allgemeinen Ergebnisanalyse.

Die Ergebnisse einer nachgelagerten Simulation auf Basis der Standardparameter sind in Anhang D zu sehen. Angepasste Verhaltensweisen scheinen keinen Einfluss auf das Infektionsrisiko über kontaminierte Oberflächen zu haben. Wie den Ergebnissen zu entnehmen ist, infizieren sich Individuen mit angepassten Verhaltensweisen ebenso häufig über Oberflächen wie jene Individuen, die sich normal verhalten. Die Ergebnisse lassen sich damit begründen, dass die Verhaltensweisen nur für einen Teil der Objekte innerhalb der Verkehrsmittel gelten. Nach Abschnitt 4.2.5 werden Nutzungshäufigkeiten lediglich für Mülleimer, Fenster und Griffe festgelegt. Sitze und Tür-Knöpfe werden – unabhängig von den definierten Verhaltensweisen – immer genutzt und sind ebenso in der Lage, Krankheitserreger zu übertragen. Dadurch erkranken Individuen, trotz unterschiedlicher Verhaltensweisen, durch diese Objekte im gleichen Maße.

Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dass die Nutzungshäufigkeit der Objekte überschätzt wird. Durch eine solche Überschätzung kann selbst eine nur halb so häufige Nutzung von Objekten, immer noch zu zahlreich sein, sodass sich hieraus kein Vorteil für die vorsichtigen Individuen ergibt.

Der Grafik lässt sich ebenfalls entnehmen, dass sich gerade junge Individuen häufig in Bildungseinrichtungen anstecken, während die Infektionsübertragung an Arbeitsplätzen nur in der Gruppe der Erwachsenen auftritt. Eine geringe Anzahl an Infektionen findet – über alle Altersgruppen hinweg – in Freizeitlokalitäten statt.

6.2. Diskussion der Simulationsergebnisse

6.2.1. Beschreibung der Vergleichsdaten

Zur Diskussion und Validierung der eigenen Simulationsergebnisse wird auf unterschiedliche Datenquellen zurückgegriffen. Die Fallzahlen der H1N1-Pandemie aus Hamburg werden verwendet, um einen Bezug zur Realität herzustellen. Die Ergebnisse von [Nsoesie et al. \(2012\)](#) hingegen werden genutzt, um das eigene Modell mit den Beobachtungen anderer Individuen-basierter Modelle zu vergleichen. Aufgrund des sehr speziellen Fokus des eigenen Modells und dem Mangel an belastbaren Daten zur Validierung der Simulationsergebnisse, können nur gewisse Aspekte des Modells auf dessen Plausibilität hin untersucht werden.

Die Daten zur H1N1-Pandemie stammen aus dem epidemiologischen Bericht des Jahres 2009/2010 vom Institut für Hygiene und Umwelt. In Hamburg gab es über 6.000 gemeldete Erkrankungsfälle, bei denen für einen Teil differenzierte Informationen zu Alter und Geschlecht zur Verfügung standen, um die Erkrankungsraten in den verschiedenen Altersklassen zu bestimmen. Insgesamt muss jedoch von einer nicht unerheblichen Dunkelziffer ausgegangen werden, da nicht jeder Erkrankungsfall einem Arzt vorgestellt, labordiagnostisch gesichert und gemeldet wurde. Dies führt dazu, dass die tatsächlichen Erkrankungszahlen erheblich über den offiziell festgestellten Fallzahlen liegen dürften ([Fell und Brandau, 2009](#))[S. 67 f.].

Als zweite Datenquelle zur Diskussion und Validierung der Simulationsergebnisse werden die Erkenntnisse von [Nsoesie et al. \(2012\)](#) verwendet. In ihrer Arbeit wird die Sensitivität Individuen-basierter Simulationsmodelle untersucht und die Auswirkungen bei Veränderung der Parameter Inkubationszeit, Infektionsdauer und Übertragungswahrscheinlichkeit analysiert. Die Untersuchung wird auf Basis zweier unterschiedlicher sozialer Netzwerke mit differenzierten demografischen und spatialen Aspekten für Montgomery County und New York durchgeführt und kommt zu dem Schluss, dass die Sensitivität der Modelle trotz der unterschiedlichen sozialen Strukturen konsistent ist ([Nsoesie et al., 2012](#))[S. 10]. Da es sich

bei der Untersuchung ebenfalls um ein Individuen-basiertes Simulationsmodell handelt, die Ausbreitung des H1N1-Influenza-Virus simuliert wird und die Sensitivität für unterschiedliche soziale Strukturen dieselbe sein soll, dürften sich die Ergebnisse zumindest teilweise auf die eigene Arbeit übertragen lassen.

6.2.2. Neuerkrankungen im Zeitverlauf

Vergleicht man die durch die Simulation ermittelten Fallzahlen aus Abbildung 6.2, mit denen der H1N1-Influenza-Pandemie in Hamburg aus Abbildung 6.10, fällt auf, dass die Simulationsergebnisse einen späteren Höhepunkt vorhersagen, als es in der Realität mit KW 46 der Fall ist. Dies liegt vermutlich daran, dass zum Startzeitpunkt der Simulation in KW 43 bereits mehr Individuen tatsächlich erkrankt waren, als im Simulationsmodell angenommen wird und sich die Infektion somit schneller ausbreiten konnte. In KW 43 gab es ungefähr 52 gemeldete Neuerkrankungen, was 0,00306 % der Hamburger Bevölkerung und damit einem der 25.000 simulierten Individuen entspricht. Da aber von einer hohen Dunkelziffer nicht gemeldeter Erkrankungen ausgegangen werden muss (Fell und Brandau, 2009)[S. 67], wird vermutlich die Menge an Indexfällen zum Startzeitpunkt der Simulation unterschätzt, was den verspäteten Ausbruch im Vergleich zu den Meldedaten erklärt.

In Hamburg gab es 6.044 gemeldete Erkrankungsfälle, wobei die Simulation – auf die Gesamtbevölkerung hochgerechnet – von 724.413 Fällen ausgeht. Dies entspricht einer Erkrankungsrate von 42,61 % (Basispopulation 1.700.000). Damit sind die durch die Simulation erzielten Werte deutlich höher als die in der Realität beobachteten. Auch diese Tatsache ist vermutlich zum Teil der Dunkelziffer an Krankheitsfällen geschuldet und zum anderen den Einschränkungen des Simulationsmodells auf die in Abschnitt 7.1 eingegangen wird. Es wird nur ein relativ kleiner und spezieller Teil der Hamburger Bevölkerung simuliert, von denen alle die öffentlichen Verkehrsmittel nutzen und Aktivitäten nachgehen. Damit sind die Individuen einem hohen Erkrankungsrisiko ausgesetzt, was sich in den ermittelten Fallzahlen bemerkbar macht.

6.2.3. Allgemeine Erkrankungsrate und Anteil an Neuinfektionen

Die von Nsoesie et al. (2012) ermittelten Werte in Abbildung 6.11 zeigen die Erkrankungsraten und den Anteil an Neuerkrankungen für unterschiedliche Infektionsdauern unter Beibehaltung einer mittleren Inkubationszeit von zwei Tagen und einer Übertragungswahrscheinlichkeit von $6 * 10^{-5}$ pro Sekunde Kontaktzeit. Als Erkrankungsrate für eine im eigenen Simulationsmodell angenommene mittlere Infektionsdauer von fünf Tagen, erhalten Nsoesie et al. (2012) 52,5 %, während der maximale Anteil an täglichen Neuinfektionen 2 % beträgt (siehe Abbildung 6.11).

6. Ergebnisse und Diskussion

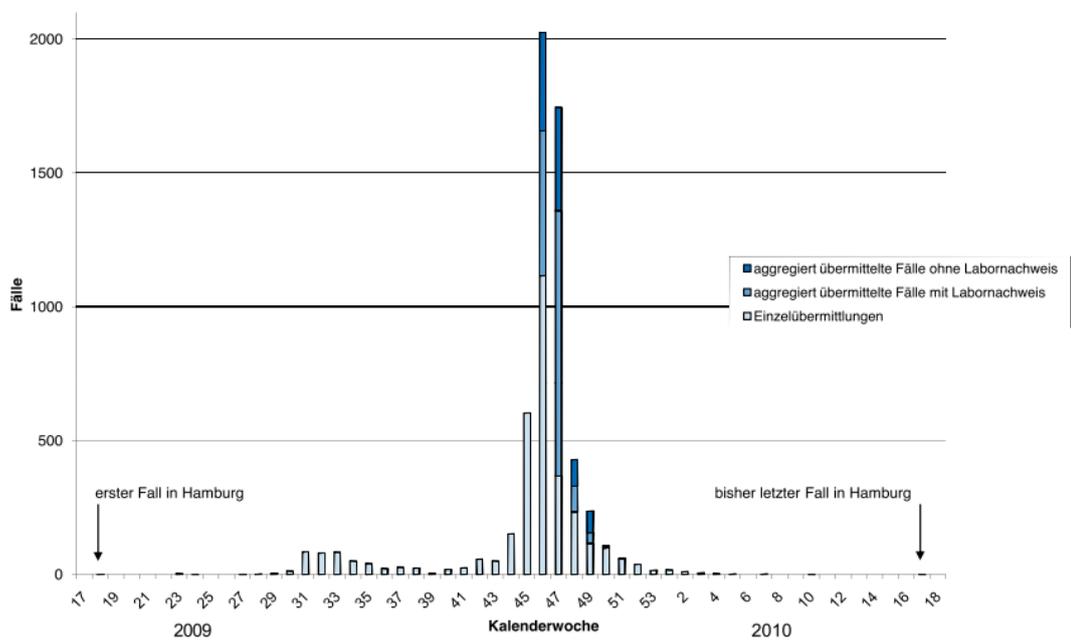


Abbildung 6.10.: Neuerkrankungen der H1N1-Pandemie 2009/2010 pro Woche in Hamburg (n=6044) (Fell und Brandau, 2009)[S. 68]

Vergleicht man diese Werte mit dem eigenen Modell zeigt sich, dass die eigene Erkrankungsrate mit 42,6 % ungefähr 10 % unter der von [Nsoesie et al. \(2012\)](#) ermittelten liegt und der Anteil an Neuerkrankungen ungefähr 1 % darüber.

Diese Differenzen liegen vermutlich an den unterschiedlichen Zeiträumen der Simulation. Während die von [Nsoesie et al. \(2012\)](#) durchgeführten Simulationen über einen Zeitraum von 356 Tagen liefen, wurden im eigenen Modell lediglich 84 Tage simuliert. In der Simulation von [Nsoesie et al. \(2012\)](#) breitet sich die Infektion langsamer aus und erreicht nach ungefähr 90 Tagen ihren Höhepunkt (siehe Abbildung 6.11). Dadurch ist der Anteil an täglichen Neuerkrankungen geringer, was die Differenz zu den Daten des eigenen Simulationsmodells erklärt und die Infektion hat mehr Zeit sich in der Bevölkerung auszubreiten, was eine höhere Erkrankungsrate zur Folge haben könnte. Die Daten beider Modelle sind nur begrenzt vergleichbar, geben aber einen Hinweis darauf, dass die vom eigenen Simulationsmodell ermittelten Werte eine richtige Tendenz aufweisen und zumindest plausibel sind.

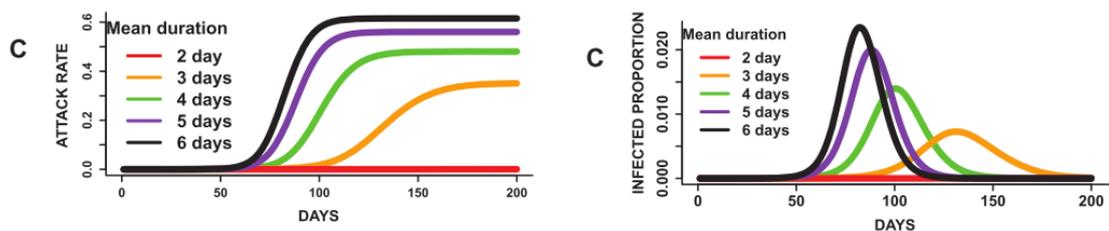


Abbildung 6.11.: Erkrankungsraten und Anteil an Neuinfektionen für unterschiedliche Infektionsdauern ([Nsoesie et al., 2012](#))

6.2.4. Erkrankungsraten in den verschiedenen Altersklassen

Vergleicht man die vom Simulationsmodell ermittelten Werte in Abbildung 6.7 mit denen der H1N1-Pandemie aus Abbildung 6.12, zeigt sich, dass das Verhältnis der verschiedenen Erkrankungsraten in den unterschiedlichen Altersklassen tendenziell korrekt abgebildet wird. Kinder im schulfähigen Alter weisen auch hier die höchsten Erkrankungsraten auf, während die Erkrankungsraten mit zunehmendem Alter nachlassen. Die Überschätzung in der Altersklasse der 0-1 jährigen im Simulationsmodell ist darauf zurückzuführen, dass im Modell auch diese Individuen Einrichtungen wie Kindergärten besuchen und damit einem höheren Infektionsrisiko ausgesetzt sind. Die Unterschiede in den Altersklassen der 5-9 und 10-19 jährigen ergeben sich dadurch, dass den jüngeren Individuen im Simulationsmodell ein höheres Infektionsrisiko zugewiesen wird als den älteren, wodurch sie während der Simulation leichter erkranken, wenn sie Erregern ausgesetzt werden. Relativ konstante Werte ergeben sich im Altersbereich

6. Ergebnisse und Diskussion

von 20-59 Jahren, da diese Individuen im Simulationsmodell die gleichen epidemiologischen Eigenschaften aufweisen. Individuen dieses Alters gehören zur Altersklasse der Erwachsenen und gehen den gleichen Aktivitäten nach. Innerhalb der Simulation werden männliche und weibliche Individuen mit den gleichen Risiken parametrisiert, wodurch es – im Gegensatz zu den realen Fallzahlen – keine Unterschiede zwischen den Geschlechtern gibt.

Bei Betrachtung der Fallzahlen fällt auf, dass die aus der Simulation ermittelten Werte deutlich höher sind als die in der Realität gemessenen. So erkrankten im Simulationsmodell ungefähr 39.877 von 100.000 Individuen (39,8 %) im Alter von 20-29 Jahren, während in der Realität 177 von 100.000 Individuen (0,177 %) erkrankt sind. Dieser prägnante Unterschied lässt sich zum einen auf die Dunkelziffer der gemeldeten Erkrankungsfälle zurückführen, aber auch auf die Einschränkungen des Simulationsmodells, das einen sehr speziellen Teil der Hamburger Bevölkerung simuliert.

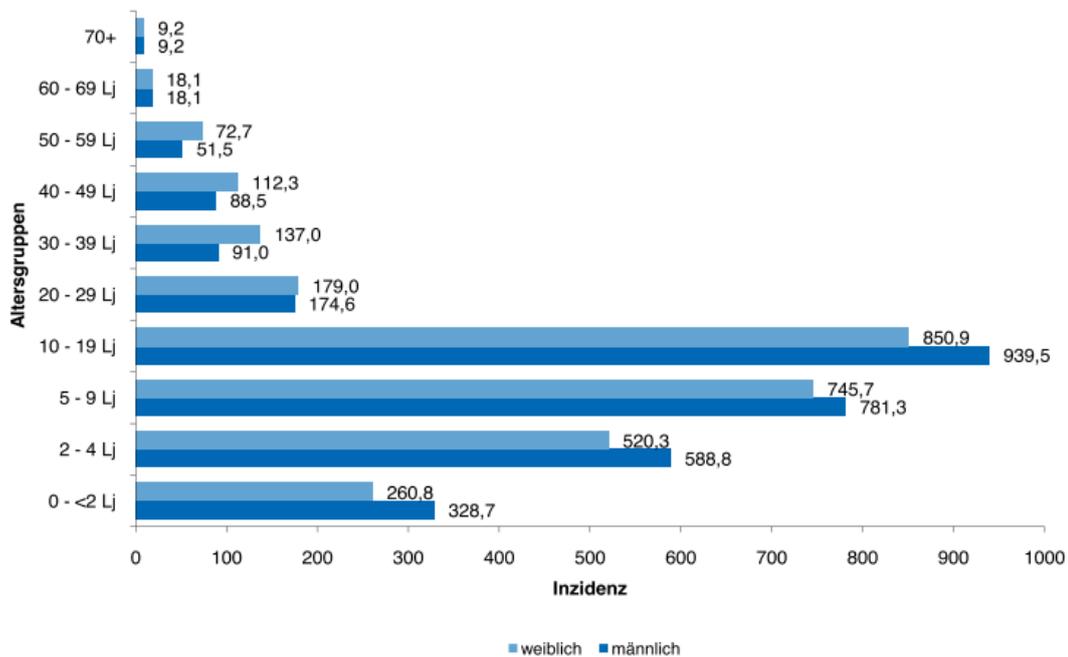


Abbildung 6.12.: Erkrankungsdaten der H1N1-Pandemie 2009/2010 in Hamburg (n=3427) (Fell und Brandau, 2009)[S. 69]

Bei einem Vergleich der Simulationsergebnisse mit der Arbeit von Nsoesie et al. (2012) zeigt sich, dass die Erkrankungsdaten der verschiedenen Altersklassen gut getroffen werden. Aus der Untersuchung von Nsoesie et al. (2012) ergibt sich über verschiedene Szenarien, dass schulpflichtige Kinder mit 90 % die höchsten Erkrankungsdaten aufweisen, gefolgt von

Vorschulkindern mit 65 %, Erwachsenen mit 47 % und Rentnern mit 35 %. Das eigene Simulationsmodell erzielt hierbei Werte von 87,3 % (5-19 Jahre), 73,2 % (0-4 Jahre), 39,5 % (20-59 Jahre), 21,8 % (60-90 Jahre). Die Differenzen lassen sich dadurch erklären, dass Individuen zwischen null und vier Jahren ebenfalls Aktivitäten nachgehen und damit einem erhöhten Infektionsrisiko ausgesetzt sind. Rentner über 64 Jahren gehen keinen täglichen Aktivitäten mehr nach, wodurch das Infektionsrisiko sinkt.

Auch in diesem Aspekt weisen die ermittelten Werte trotz grundlegender Differenz der Modelle eine korrekte Tendenz auf und wirken ansatzweise plausibel.

6.2.5. Orte der Infektionsübertragung und Verhaltensweisen

Aufgrund der speziellen Ausrichtung des Simulationsmodells liegen keine Daten zur Validierung dieser Ergebnisse vor und sind daher kritisch zu betrachten. Einfluss auf die Übertragung innerhalb der öffentlichen Verkehrsmittel haben die Verhaltensweisen der Agenten, zu deren Parametrisierung keine geeignete Datenquelle gefunden werden konnten. Eine zu optimistische Einschätzung der Objektnutzung innerhalb der Verkehrsmittel führt dazu, dass diese tendenziell zu häufig berührt werden, was ein erhöhtes Infektionsrisiko zur Folge hat. Auch die Kontaminationswahrscheinlichkeit der Umgebung kann durch eine falsche Parametrisierung die Simulationsergebnisse beeinflussen, da eventuell zu viele Erreger in den Verkehrsmitteln hinterlassen werden. Die Überlebensrate der Erreger auf den Oberflächen und die Zeit die Tröpfchen benötigen um zu Boden zu sinken, sind ebenfalls Parameter die bei einer zu optimistischen Schätzung die Ergebnisse verzerren.

Abbildung 6.9 zeigt, dass das Verhalten der Individuen innerhalb der Transportmittel keinen Einfluss auf deren allgemeines Infektionsrisiko hat. Diese Beobachtung ist schlüssig, da die Infektionsübertragung durch Tröpfchen unabhängig von den Verhaltensweisen stattfindet und es innerhalb der Verkehrsmittel Oberflächen gibt, die zwingend berührt werden müssen. Zudem existiert die Gefahr der Ansteckung innerhalb von Lokalitäten, wodurch ein vorsichtiges Verhalten innerhalb der Verkehrsmittel nichtig ist. Um den Aspekt der angepassten Verhaltensweisen kritisch zu betrachten, sollten weitere Untersuchungen im Hinblick auf eine noch eingeschränktere Nutzung von Objekten unternommen werden. Möglich ist die Hinzunahme eines weiteren Verhaltensmusters mit einer restriktiveren Objektnutzung, um zu überprüfen wie weit die Objektnutzung eingeschränkt werden muss, damit eine Verringerung des Infektionsrisikos über Oberflächen festzustellen ist.

Trotz der genannten Einschränkungen und Einflüsse ist anzunehmen, dass ein nicht unerheblicher Anteil der Infektionen in öffentlichen Verkehrsmitteln stattfindet und damit auch Einfluss auf die Infektionsausbreitung innerhalb einer Großstadt wie Hamburg hat.

6.3. Sensitivitätsanalyse

6.3.1. Beschreibung der Analyse

Die Ergebnisse des vorliegenden Simulationsmodells sind abhängig von den Eingabeparametern. Aus diesem Grund wird eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt, die den Einfluss der Eingabeparameter auf die Simulationsergebnisse zeigen soll. Hierbei unterscheidet man grundlegend zwischen zwei Arten der Analyse. Bei einer lokalen Sensitivitätsanalyse wird die Auswirkung eines einzelnen Parameters auf das Gesamtergebnis hin untersucht, während bei einer globalen Analyse mehrere Parameter verändert werden, um die Abhängigkeiten zwischen diesen Parametern zu bewerten.

Nachfolgend wird eine lokale Sensitivitätsanalyse durchgeführt und der Einfluss der mittleren Infektionsdauer auf die Simulation untersucht. Geringe Änderungen dieses Wertes haben nach (Nsoesie et al., 2012) großen Einfluss auf Individuen-basierte Simulationen und sind auch durch unterschiedliche soziale Netzwerke hinweg konsistent. Damit sollten deutliche Änderungen im Verlauf der Pandemie zu erkennen sein, die sich im Anschluss mit den Ergebnissen von Nsoesie et al. (2012) vergleichen lassen.

Die Standardparametrisierung aus Abschnitt 5.2.1 sieht eine mittlere Infektionsdauer von fünf Tagen vor. In dieser Zeit sind die Individuen des Modells in der Lage andere Individuen anzustecken und die Infektion damit zu verbreiten. Zur Analyse der Sensitivität dieses Parameters, wird die mittlere Infektionszeit für jeweils eine Simulation um einen Tag erhöht und um einen Tag verringert, wodurch ein Bereich von insgesamt drei Tagen abgedeckt wird. Es ist zu erwarten, dass sich die Infektion durch eine erhöhte Infektionsdauer schneller und stärker verbreitet, während bei einer geringeren Infektionsdauer von einer schwächer ausgeprägten Influenza-Welle auszugehen ist.

6.3.2. Ergebnisse der Analyse

Abbildung 6.13 zeigt die Anzahl der Neuerkrankungen in den einzelnen Kalenderwochen für die unterschiedlichen Infektionsdauern.

Es ist zu erkennen, dass die Erhöhung der Infektionsdauer um einen Tag, zu einer höheren Anzahl an Neuerkrankungen pro Tag führt und mehr Individuen infiziert werden. Die Senkung der mittleren Infektionsdauer um einen Tag hingegen, sorgt für eine zeitlich stark verzögerte und weit weniger weitreichende Infektionsausbreitung innerhalb der Bevölkerung. Die ermittelten Daten für beide Simulationen liegen außerhalb des Vertrauensintervalls der Simulation mit Standardparametrisierung, weshalb davon auszugehen ist, dass der Simulationsverlauf durch die Änderung der Infektionsdauer hervorgerufen wird.

6. Ergebnisse und Diskussion

Sind die Verantwortlichen in der Lage, die Dauer der Infektion durch geeignete Maßnahmen wie beispielsweise eine medikamentöse Behandlung zu reduzieren, hat dies einen positiven Einfluss auf die allgemeine Infektionsausbreitung.

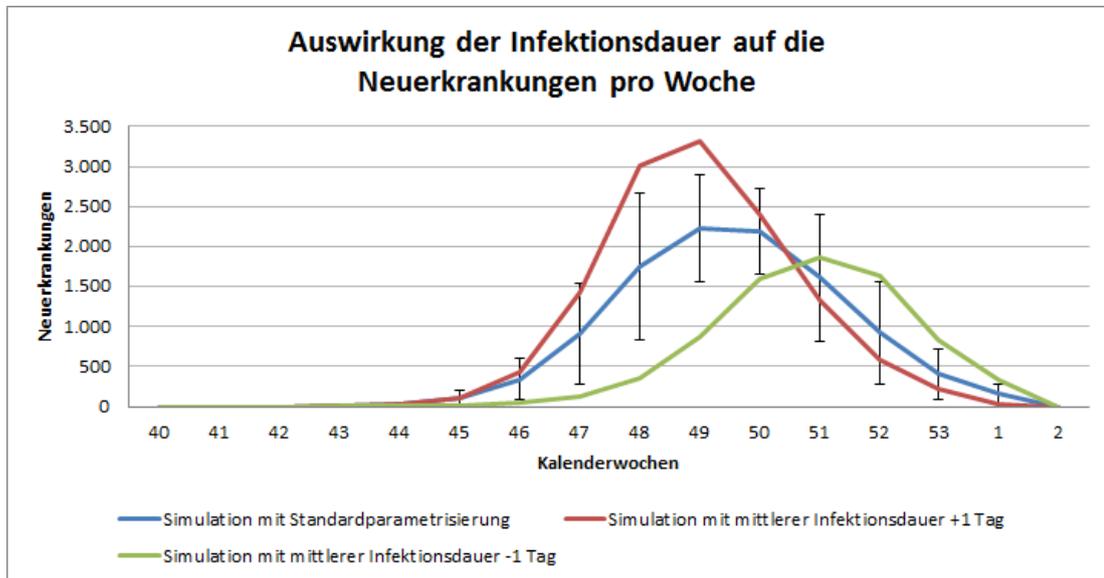


Abbildung 6.13.: Neuerkrankungen in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer

Die Erkrankungsraten liegen bei 30,7 % (-1 Tag), 42,6 % (± 0 Tage) und 52,2 % (+1 Tag), dargestellt in Abbildung 6.14. Die Ergebnisse aus der Untersuchung von Nsoesie et al. (2012) betragen für diese Infektionsdauern 48,0 %, 52,5 % und 60,0 % (siehe Abbildung 6.11). Die Differenz zwischen den eigenen Messwerten und den von Nsoesie et al. (2012) ermittelten, sinkt mit 17,3 %, 9,9 % und 7,5 % mit zunehmender Infektionsdauer. Dies liegt daran, dass eine Veränderung der Infektionsdauer im Modell von Nsoesie et al. (2012) unterschiedlich starke Auswirkungen auf die Erkrankungsrate hat, während die Erkrankungsrate im eigenen Modell für jeden Tag, den die Infektion länger dauert, um ungefähr 10 % steigt.

Abbildung 6.15 zeigt den maximalen Anteil an täglichen Neuerkrankungen, für die die Sensitivitätsanalyse des eigenen Modells die Werte 1,9 % (-1 Tag), 3,0 % (± 0 Tage) und 3,3 % (+1 Tag) liefert. Die von Nsoesie et al. (2012) beobachteten Werte sind 1,4 %, 2,0 % und 2,4 %. Damit ist der maximale Anteil an Neuerkrankungen in beiden Modellen ähnlich stark abhängig von der Infektionsdauer und stützt damit die Plausibilität des eigenen Modells.

Auf Basis der durchgeführten Untersuchung lässt sich feststellen, dass das eigene Simulationsmodell bei einer Manipulation der mittleren Infektionsdauer ähnliche Veränderungen in den Simulationsergebnissen aufweist, wie vergleichbare Modelle. Das eigene Modell reagiert

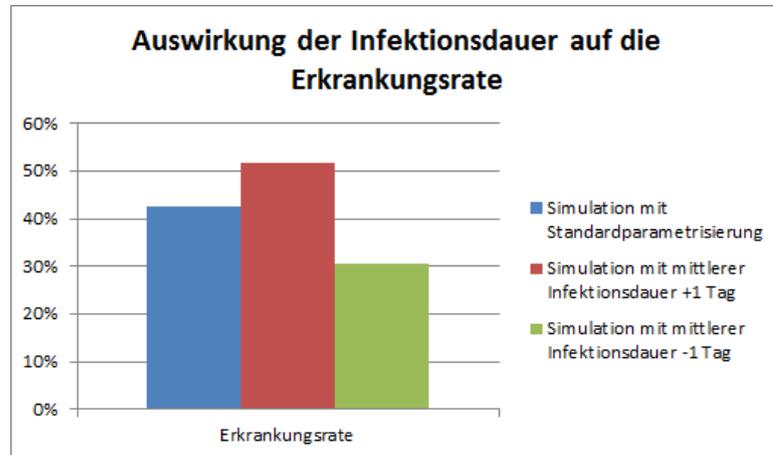


Abbildung 6.14.: Erkrankungsrate in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer

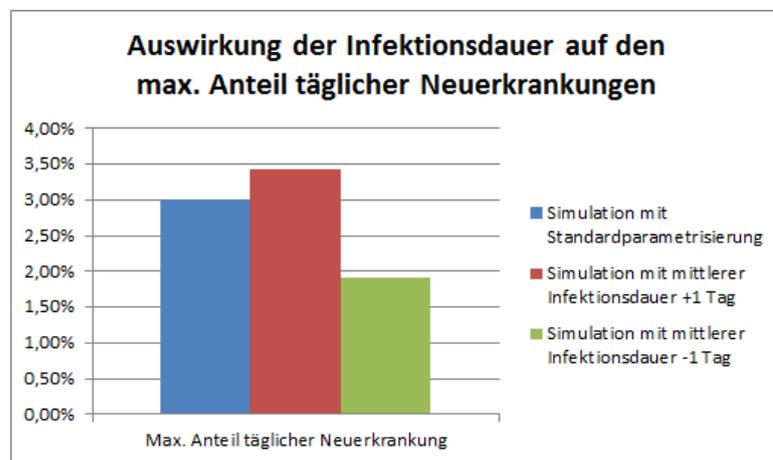


Abbildung 6.15.: Anteil an Neuerkrankungen in Abhängigkeit von der mittleren Infektionsdauer

6. Ergebnisse und Diskussion

damit in einem angemessenen Rahmen auf die Veränderung. Die Beobachtung von [Nsoesie et al. \(2012\)](#), dass eine Änderung der Infektionsdauer Ergebnisse zur Folge hat, die durch unterschiedliche soziale Strukturen hinweg konsistent sind, kann zumindest für den Parameter der Infektionsdauer bestätigt werden.

7. Einschränkungen des Simulationsmodells

7.1. Fachliche Einschränkungen

Der folgende Abschnitt beschreibt die fachlichen Einschränkungen des Simulationsmodells. Die Einschränkungen werden akzeptiert, da ihnen entweder – im Gegensatz zu den umgesetzten Aspekten – eine geringere epidemiologische Relevanz zugeschrieben wird, keine Datengrundlage vorhanden ist, die eine Modellierung ermöglicht oder der Aufwand für die Umsetzung den Rahmen dieser Thesis sprengen würde.

7.1.1. Krankheit und Erreger

Nach [Van-Tam und Sellwood \(2009\)](#)[S. 5] stellen Kinder ein besonderes epidemiologisches Phänomen dar, da sie Erreger häufig über einen längeren Zeitraum und in höheren Titer ausstoßen als Erwachsene. Dieser Sachverhalt bleibt im Simulationsmodell unberücksichtigt. Kindern wird ebenso wie erwachsenen Individuen, bei Erkrankung eine zufällige Infektionsdauer zugewiesen, die im Rahmen der definierten Simulationsparameter liegt. Alle Individuen stoßen mit der gleichen Häufigkeit die gleiche Menge Erreger aus, wobei sich definieren lässt, wie groß die Wahrscheinlichkeit einer Altersgruppe ist, ihre Umgebung mit diesen zu kontaminieren. Hieraus resultiert, dass im Simulationsmodell die Rolle, die gerade Kinder bei der Ausbreitung einer Infektionskrankheit spielen, unterschätzt werden könnte.

Die Daten zur Virulenz der Erreger auf Oberflächen (siehe Abschnitt [4.2.4](#)) sind ebenfalls kritisch zu betrachten, da diese unter Laborbedingungen ermittelt wurden und es damit zu Abweichungen in der natürlichen Umgebung kommen kann. Ferner wird im Simulationsmodell nur grob zwischen zwei Typen von Oberflächen unterschieden, wobei unklar ist, ob die in den U-Bahnen eingesetzten Oberflächen spezielle Beschichtungen aufweisen, die die Überlebensrate von Erregern zusätzlich verringern. Als Folge hieraus resultiert, dass für alle Objekte eines Oberflächentyps die gleichen Eigenschaften gelten, was die Überlebensrate von

Erregern diesen betrifft.

Individuen die während der Simulation erkranken, zeigen Symptome und hinterlassen mit den definierten Wahrscheinlichkeiten Erreger in der Umgebung. Asymptomatische Krankheitsverläufe bildet das Simulationsmodell nicht ab.

Ebenfalls unberücksichtigt bleibt eine bereits existierende Immunisierung von Teilen der Bevölkerung. Damit ist das Simulationsmodell lediglich in der Lage, Pandemiefälle zu simulieren, bei denen die Bevölkerung keine Immunisierung gegen den Erreger aufweist und die Erkrankungsraten damit deutlich höher sind als bei einer saisonalen Influenza. Erweiterungen dieser Art lassen sich im Nachhinein implementieren, da das Simulationsmodell bereits Konstrukte anbietet, die dafür verwendet werden können. Damit wäre es möglich, analog zu den Infektionswahrscheinlichkeiten der verschiedenen Altersgruppen, den prozentualen Anteil der bereits immunisierten Individuen in diesen Gruppen festzulegen.

7.1.2. Demografie innerhalb der Stadtteile und Familienverbände

Während die demografische und räumliche Verteilung der Hamburger Bevölkerung oberflächlich sehr gut abgebildet wird, bleiben jedoch Einschränkungen bei der Zusammenstellung der Haushalte. Individuen werden den Haushalten zufällig zugewiesen. Dadurch wird erreicht, dass die einzelnen Stadtteile Hamburgs, gemäß ihrer prozentualen Anteile an der Gesamtbevölkerung besiedelt werden. Bei Zuweisung wird jedoch weder das Alter der Individuen berücksichtigt, noch werden gezielt Familienverbände aus Eltern und Kindern erstellt.

Es kann innerhalb der Stadtteile Abweichungen zu der realen Altersverteilung geben, was dazu führt, dass Stadtteile die in der Realität vorwiegend von älteren Individuen bewohnt werden, in der Simulation auch mit jüngeren Individuen besiedelt werden. Aufgrund der unterschiedlichen Infektionsrisiken in den Altersklassen können sich dadurch Fehlinterpretationen bei einer Auswertung auf Stadtteileebene ergeben.

Durch die zufällige Zuweisung der Individuen zu Haushalten bleiben die realen Haushaltstrukturen der Stadtteile unberücksichtigt. Es kann vorkommen, dass Haushalte erstellt werden, deren Existenz in der Realität eher unwahrscheinlich ist. Dies sind beispielsweise Haushalte, die nur aus Kindern oder Teenagern bestehen. In diesen Haushalten werden sich die Individuen – aufgrund ihrer epidemiologischen Eigenschaften – gegenseitig häufiger anstecken, wodurch der Anteil an Infektionsübertragungen im häuslichen Umfeld überschätzt werden könnte.

Es werden detailliertere Daten zu den einzelnen Stadtteilen benötigt, um die demografischen

Strukturen in diesen genauer abbilden zu können. Hierfür können die Daten des [Statistikamt Nord \(2012b\)](#) verwendet werden, in denen der prozentuale Anteil an unter 18-jährigen und über 65-jährigen für jeden Stadtteil angegeben wird.

Zur gezielten Generierung von Haushalten sei auf die Stadtteilprofile verwiesen, in denen prozentuale Angaben zu Ein-Personen-Haushalten, Haushalten mit Alleinerziehenden und Haushalten mit Kindern zu finden sind ([Statistikamt Nord, 2012a](#)).

Da keine gravierenden Unterschiede bei der Altersstruktur innerhalb der Stadtteile festzustellen sind ([Statistikamt Nord, 2012b](#))[S. 18], können die Auswirkungen einer zufälligen Ansiedlung der Individuen als gering betrachtet werden.

7.1.3. Verhalten der Population

Innerhalb des Simulationsmodells wird von Vollbeschäftigung ausgegangen, wodurch alle Individuen täglichen Aktivitäten nachgehen. Angesichts einer durchschnittlichen Arbeitslosenquote von 8,2 % im Jahr 2010 ([Statistikamt Nord, 2012b](#))[S. 99] entspricht die angenommene Vollbeschäftigung jedoch nicht der Realität. Damit sind bei 25.000 simulierten Individuen – wovon sich ungefähr 65 % im arbeitsfähigem Alter zwischen 18 und 64 Jahren befinden (vgl. Abbildung [B.1](#)) – zusätzlich 1.300 Individuen unterwegs, die die Infektionsausbreitung begünstigen.

Individuen im Alter von 0-64 Jahren gehen täglich einer fixen Aktivität und in Abhängigkeit ihres sozioökonomischen Status auch einer Freizeitaktivität nach. Alle Aktivitäten sind innerhalb des Simulationsmodells an Lokalitäten gebunden, wobei nur eine definierte Menge an Lokalitäten aus den OpenStreetMap-Daten ausgelesen wird (siehe Abschnitt [4.4.4](#)). Dies hat zur Folge, dass Aktivitäten, denen Individuen in der Realität ebenfalls nachgehen können, unberücksichtigt bleiben. Hierzu gehören Aktivitäten wie das Einkaufen, das Besuchen von Bekannten oder Aktivitäten, die nicht an eine Lokalität gebunden sind. Je nachdem welche epidemiologische Relevanz die fehlenden Aktivitäten besitzen, kann es auch hier zu Einflüssen auf die Simulationsergebnisse kommen.

Weiterhin folgen alle Individuen den gleichen Tagesabläufen, wodurch Aspekte wie Schichtarbeit, Teilzeitarbeit und die Arbeit an unterschiedlichen Tagen innerhalb der Woche nicht berücksichtigt werden.

Im Simulationsmodell wird davon ausgegangen, dass alle Individuen öffentliche Verkehrsmittel nutzen, was nicht der Realität entspricht. Bei 591.441 gemeldeten privaten PKWs ([Statistikamt Nord, 2012b](#))[S. 159] ist rechnerisch jeder dritte Einwohner Hamburgs in Besitz eines Kraftfahr-

zeugs und damit nicht auf öffentliche Verkehrsmittel angewiesen. Durch die vereinfachende Annahme sind tendenziell mehr Individuen in öffentlichen Verkehrsmitteln unterwegs, was Infektionsübertragung innerhalb dieser begünstigt.

Da der Fokus dieser Arbeit auf der Infektionsübertragung innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel liegt, wird auf ein Rollen-basiertes Verhalten der Individuen innerhalb der Lokalitäten verzichtet. Anders als in der Arbeit von [Yang et al. \(2008\)](#) – die in ihrem Modell Rollen abbilden – weisen die eigenen Lokalitäten in Abhängigkeit ihres Typs feste Infektionswahrscheinlichkeiten auf. Mit diesen können sich die Individuen in den Lokalitäten gegenseitig anstecken. Die Kontakte innerhalb der Lokalität werden zufällig ausgewählt, wodurch Muster wie „ein Verkäufer hat Kontakt zu mehreren Kunden“ und die Intimität des Kontaktes vernachlässigt werden.

7.1.4. Transportmittel

Während das öffentliche Verkehrsnetz Hamburgs aus über 600 Buslinien, sechs S-Bahn-Linien, vier U-Bahn-Linien und sechs Fährlinien besteht, werden im Simulationsmodell lediglich die U-Bahn-Linien U1, U2 und U3 abgebildet. Diese Einschränkung hat zur Folge, dass die Individuen im Gegensatz zur Realität ausschließlich die U-Bahnen nutzen, um zu den gewünschten Lokalitäten zu gelangen und nicht auf andere öffentliche Verkehrsmittel ausweichen. Als Einstiegspunkt in das Transportnetzwerk dient jeweils die nächst gelegene Station, wodurch gerade in den Randgebieten viele Individuen die gleichen Stationen nutzen.

Auf den modellierten Linien sind hauptsächlich U-Bahnen des Typs DT3¹ und DT4² unterwegs, die sich in ihrem internen Aufbau stark unterscheiden. Zudem fahren sie entweder als Kurzzug mit vier Waggons oder als Vollzug mit insgesamt acht Waggons. Aufgrund fehlender Informationen, welche U-Bahn-Typen zu welcher Uhrzeit auf den Linien unterwegs sind, werden im Modell alle Linien von Zügen des Typs DT4 befahren. Zudem sind alle Züge als Kurzzüge in Betrieb, da nur ein geringer Prozentsatz der Hamburger Bevölkerung simuliert wird. Die Abbildung anderer Zug-Typen und Längen lässt sich über die Train-Factory realisieren, wodurch das Modell an diesem Punkt offen für detailliertere Simulationen ist (siehe Abschnitt [4.4.2](#)).

¹DT3 - Doppeltriebwagen 3 sind Schienenfahrzeuge, die hauptsächlich auf der U-Bahn-Linie U3 fahren.

²DT4 - Doppeltriebwagen 4 sind Schienenfahrzeuge, die auf den U-Bahn-Linien U1, U2, U3 und U4 fahren

7.2. Technische Einschränkungen

Neben den fachlichen existieren auch technische Einschränkungen, die hauptsächlich auf das verwendete Framework und die technische Modellierung zurückzuführen sind. Während in vergleichbaren Arbeiten auf Simulationsplattformen wie Repast³ zurückgegriffen wird (Yang et al., 2008; Wang et al., 2010), nutzt der eigene Ansatz eine Hybridlösung aus Agenten und Aktoren. Dieser wird der eigenständig umgesetzt und bietet damit mehr Freiheiten bei der Gestaltung als eine vorgefertigte Multi-Agenten-Plattform.

In diesem Abschnitt werden zunächst die allgemeinen Grenzen des Akka-Frameworks auf dem Simulationsrechner untersucht und im Anschluss auf die technischen Grenzen des Simulationsmodells eingegangen.

7.2.1. Akka-Performance

Aufgrund der gewählten Hybridlösung aus Agenten und Aktoren erfolgt die Kommunikation zwischen den Individuen und der Umwelt hauptsächlich über asynchronen Nachrichtenaustausch. Das verwendete Akka-Framework besitzt jedoch Grenzen, was die maximale Anzahl an verarbeitbaren Nachrichten betrifft.

Nach Angaben des Akka Team Blog (2012) kann das Framework bis zu 50 Millionen Nachrichten pro Sekunde verarbeiten. Zur Ermittlung dieses Wertes werden in einem Versuch 96 Aktoren erzeugt, die sich gegenseitig insgesamt 960 Million Nachrichten zusenden. Dieser Ablauf wird für verschiedene Dispatcher-Durchsätze wiederholt, um den Einfluss des Dispatcher-Durchsatzes auf den allgemeinen Nachrichtendurchsatz zu untersuchen. Die Untersuchung zeigt, dass mit zunehmendem Dispatcher-Durchsatz auch der allgemeine Nachrichtendurchsatz steigt, wobei ab einem Wert von 20 die Steigung abnimmt. Das Ergebnis ist insofern nachvollziehbar, als dass die Aktoren mehr Nachrichten verarbeiten können, bevor der Dispatcher einem anderen Aktor Rechenzeit zuweist. Die zugrundeliegende Untersuchung wurde auf einem Computer mit 48 Kernen (4 Dual-Socket mit 6 Kernen AMD[®] Opteron[™] 6172 2.1 GHz Prozessoren) sowie 128 GB Arbeitsspeicher mit OpenJDK⁴ 7 und Akka in der Version 2.0 durchgeführt (Akka Team Blog, 2012).

Die gleiche Untersuchung erfolgt mit 48 Aktoren auf dem Simulationsrechner, um die Grenzen der zur Verfügung stehenden Hardware zu bestimmen. Dieser besitzt 24 logische Kerne (2 Sockets mit je 12 logischen Kernen Intel[®] Xeon[®] X5660 2.8 GHz Prozessoren) sowie 48 GB

³Repast - Die Repast Suite ist ein quelloffenes Werkzeug zur Modellierung und Durchführung von Multi-Agenten-Simulationen.

⁴OpenJDK - OpenJDK ist eine freie Implementierung der Java Platform und stellt einen freien Nachfolger des Java Development Kits dar.

Arbeitsspeicher mit Java 8 und Akka in der Version 2.0. Der Simulationsrechner ist in der Lage bis zu 22 Millionen Nachrichten pro Sekunde zu verarbeiten, was angesichts der geringeren Anzahl an zur Verfügung stehenden Rechenkernen nachvollziehbar ist.

Die Grafiken zum Nachrichtendurchsatz in Abhängigkeit vom gewählten Dispatcher-Durchsatz für die vom Akka Team durchgeführte Untersuchung als auch für die eigene Simulationshardware sind im Anhang E.1 zu finden.

7.2.2. Anzahl der Individuen und zeitliche Kompression

Die Anzahl der pro Sekunde versendeten Nachrichten während der Simulation ist primär abhängig von der Anzahl simulierter Individuen und der zeitlichen Kompression mit der die Simulation läuft. Zur groben Abschätzung kann die Gehgeschwindigkeit der Agenten betrachtet werden. In Abschnitt 5.4 wird eine Geschwindigkeit von $4 \frac{\text{Punkte}}{\text{s}}$ festgelegt, wodurch ein Agent ohne zeitliche Kompression vier NEXT_STEP_MESSAGE pro Sekunde verarbeiten muss (siehe Abschnitt 4.4.1). Wird die zeitliche Kompression erhöht, so müssen sich auch die Agenten schneller bewegen, was bei 10.000 Agenten und einem zeitlichen Kompressionsfaktor von 20, in 800.000 Nachrichten pro Sekunde resultiert. Dies sind jedoch nicht die einzigen Nachrichten, die im Simulationssystem versandt werden. Es kommen weitere Nachrichten für Agenten, Zügen und Stationen hinzu, woraus sich die in Abbildung 7.1 dargestellten Graphen ergeben. Die Werte stellen eine grobe Abschätzung dar, bei der angenommen wird, dass 90 % der Individuen im Transportnetzwerk unterwegs sind, wobei sich jeweils 45 % der Individuen in U-Bahnen und Stationen aufhalten.

Für die Simulation werden 25.000 Agenten, bei einem zeitlichen Kompressionsfaktor von 20 gewählt, wodurch sich ca. 2 Millionen Nachrichten pro Sekunde ergeben. Dieser Wert liegt deutlich unter den ermittelten 20 Millionen Nachrichten für einen Dispatcher-Durchsatz von 25 (vgl. Abbildung E.2). Diese Einschränkung ist jedoch aus folgenden Gründen legitim:

- Die 20 Millionen Nachrichten pro Sekunde stellen einen theoretischen Wert dar, der nur dadurch erreicht wird, dass die Aktoren außer dem Versand der Nachrichten keine weiteren Aktionen durchführen, die Rechenzeit erfordern. Die Agenten hingegen implementieren Algorithmen, auf dessen Basis Entscheidungen unter Berücksichtigung des aktuellen Zustands eines Agenten und seiner persönlichen Präferenzen getroffen werden. Diese Strukturen werden bei jeder Nachricht, die ein Agent erhält durchlaufen, sodass ein Teil der Rechenzeit hierfür genutzt wird und sich der Nachrichtendurchsatz damit verringert.

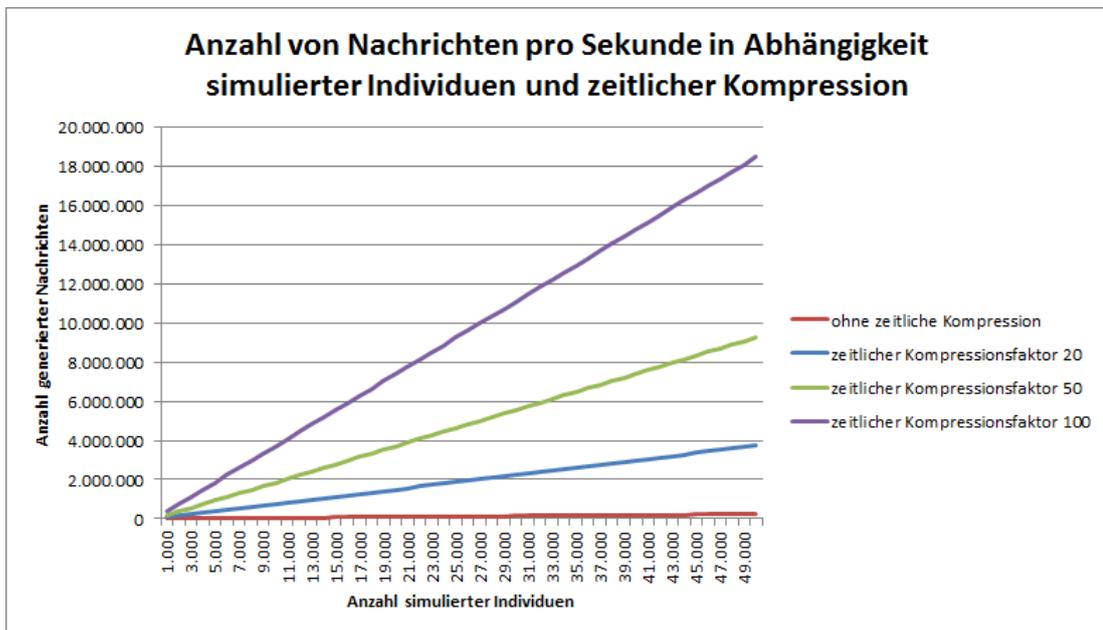


Abbildung 7.1.: Anzahl generierter Nachrichten pro Sekunde in Abhängigkeit von der Anzahl simulierter Individuen und der zeitlichen Kompression

- Nach Abschnitt 3.2.1 kommunizieren Aktoren ausschließlich über den Austausch von Nachrichten und verfügen über keinen gemeinsamen Speicherbereich. Diese Kapselung muss zum Teil aufgehoben werden, um es den Agenten zu ermöglichen in einer gemeinsamen Umgebung zu interagieren, ohne dabei jedem Agenten jede Änderung der Umwelt mitzuteilen. Dieser Einschnitt betrifft ausschließlich den ungerichteten Graphen aus Punkten, über den sich Agenten bewegen und Felder sich ausbreiten können (siehe Abschnitt 4.2.2). Die internen Strukturen der Punkte müssen vor konkurrierenden Schreibzugriffen geschützt werden, was zusätzlich zu geringen Verzögerungen und damit zur Verringerung des Nachrichtendurchsatzes führt. Zum Schutz der Strukturen wird auf die Concurrent Collections des Java Package `java.util.concurrent` zurückgegriffen.

Damit sind dem Simulationsmodell Grenzen gesetzt, was die maximale Anzahl an Individuen und die zeitliche Kompression betrifft. Die gewählten Parameter stellen einen Kompromiss aus Umfang und Laufzeit dar. Für die Simulation der 12 Wochen benötigt das Simulationsmodell eine rechnerische Laufzeit von 3 Tage und 8,5 Stunden, unter Einbeziehung der beschleunigten Simulation – gemäß Anforderung TA-A5 – in den Zeiten zwischen 01:00 Uhr und 06:00 Uhr. Die Berechnung der Laufzeit ist im Anhang E.2 zu finden.

Damit eine größere Anzahl an Individuen simuliert werden kann, muss entweder ein erhöhter

7. Einschränkungen des Simulationsmodells

zeitlicher Aufwand in Kauf genommen oder die Anzahl an Prozessoren erhöht werden. Zusätzlich kann weiterer Implementierungsaufwand getrieben werden, um die Simulation auf mehrere Rechner zu verteilen.

8. Fazit und Ausblick

8.1. Fazit

Die hier vorliegende Thesis zeigt auf anschauliche Weise, dass die Berücksichtigung von öffentlichen Verkehrsmitteln in epidemiologischen Simulationsmodellen durchaus sinnvoll ist und Relevanz besitzt.

Die Anforderungen an ein solches Simulationsmodell wurden systematisch erfasst und umgesetzt. Das entwickelte Modell bildet gemäß der in Abschnitt 4.1.1 vorgestellten fachlichen Anforderungen die Stadt Hamburg, deren Einwohner und das Verkehrsnetz ab. Die Individuen besitzen ihrem Alter entsprechende epidemiologische Eigenschaften, weisen differenzierte Verhaltensweisen auf und besuchen entsprechende Lokalitäten. Dabei sind sie in der Lage, ihre Aktivitäten eigenständig auszuführen, das Verkehrsnetz zu nutzen und sich dabei gegenseitig zu infizieren. Das Modell lässt sich über eine Konfigurationsoberfläche beliebig parametrisieren und erlaubt somit die Durchführung verschiedener Was-wäre-wenn-Analysen. Eine visuelle Ausgabe sorgt zusätzlich dafür, dass auch unerfahrene Nutzer an das Themengebiet herangeführt werden können.

Zur Untersuchung der Infektionsausbreitung innerhalb Hamburgs, wurde das Modell auf Basis wissenschaftlicher Erkenntnisse parametrisiert und mehrere Simulationen durchgeführt. Die Simulationsergebnisse zeigen, dass trotz der genannten Einschränkungen in Abschnitt 7.1 plausible Resultate erzielt werden und das Modell damit die grundlegenden fachlichen Aspekte realitätsnah abbildet.

Das SCA-Modell ist zur grundlegenden Nachahmung des Verhaltens von Individuen geeignet. Mit diesem lassen sich die unterschiedlichen Zustände, bei der Nutzung öffentlicher Verkehrsmittel sowie individuelle Verhaltensweisen innerhalb der Bevölkerung abbilden. Damit kann das erstellte Modell als Grundlage und Hilfestellung für weitere Forschungsvorhaben verwendet werden, womit das primäre Ziel dieser Arbeit erreicht wird.

Angesichts der 1,7 Millionen Einwohner, die Hamburg besitzt, mögen die simulierten 25.000 Individuen als verschwindend gering erscheinen. Hierbei ist jedoch zu berücksichtigen, dass für jedes dieser 25.000 Individuen ein detailliertes Verhalten innerhalb der Verkehrsmittel

simuliert wird. Damit wird eine sehr viel differenziertere Simulation durchgeführt, als es bei den in Abschnitt 2.1 vorgestellten Arbeiten der Fall ist.

Die Eingangs aufgestellte Fragestellung, ob angepasste Verhaltensweisen in öffentlichen Verkehrsmitteln das persönliche Infektionsrisiko senken können, kann auf Basis der ermittelten Simulationsergebnisse verneint werden. Der Grund hierfür ist, dass selbst bei angepassten Verhaltensweisen die Berührung einer einzigen kontaminierten Oberfläche zu einer Infektion führen kann und es Übertragungswege gibt, auf die das Individuum weniger Einfluss hat, über die eine Infektion aber ebenso möglich ist.

Aufgrund fehlender belastbarer Daten zur vollständigen Validierung des eigenen Simulationsmodells müssen die Ergebnisse jedoch kritisch betrachtet werden, da die Parametrisierung Einfluss auf das Verhalten der Individuen und damit deren Infektionsrisiko hat.

Diese Arbeit stellt einen ersten Ansatz bei der Simulation der Infektionsübertragung innerhalb öffentlicher Verkehrsmittel dar. Trotz des in anderen Simulationsmodellen zurückhaltend betrachteten Themengebietes wurde dieser Vorstoß gewagt und zeigt, dass es durchaus sinnvoll ist auch öffentliche Transportmittel in die Simulationen mit einzubeziehen. Dies ist notwendig, um einen gesamtheitlichen Blick auf die Dynamiken einer sich ausbreitenden Krankheit zu erhalten.

8.2. Ausblick

Das vorliegende Modell weist derzeit noch einige Einschränkungen auf und bildet die Realität nur grob ab. Als Ansatzpunkt für weitere Verbesserungen des Modells können die fachlichen Einschränkungen aus Abschnitt 7.1 betrachtet werden.

Ein wichtiger Punkt ist hierbei die Implementierung weiterer Maßnahmen, um die Auswirkungen dieser auf die Infektionsausbreitung zu untersuchen. Hierzu gehören beispielsweise Impfungen für Teile der Bevölkerung, Quarantänen, die Schließung von Bildungseinrichtungen oder der Ausschluss von Teilen der Bevölkerung vom Transportnetzwerk. Auf Basis dieser Maßnahmen könnten Untersuchungen durchgeführt werden, die Aufschluss darüber geben welche Maßnahmen am geeignetsten sind die Ausbreitung der Infektion einzuschränken, beziehungsweise welche Maßnahmen-Kombinationen den größten Einfluss hat. Hierzu sei auf die Arbeit von [Mniszewski et al. \(2008\)](#) verwiesen, in der solche kombinierten Strategien zur Eindämmung einer Influenza-Pandemie untersucht werden.

Ein weiterer Forschungsaspekt ist die Übertragung des vorliegenden Simulationsmodells auf

eine andere Stadt, um den vom Modell ermittelten Verlauf der Pandemie, für unterschiedliche soziale Strukturen und Transportnetzwerke zu simulieren. Für ein solches Vorhaben muss das neue Transportnetzwerk abgebildet werden, welches der von David Seeger in seiner Bachelorarbeit implementierten Lösung entspricht und somit die grundlegende Struktur des Verkehrsnetzes vorgibt (siehe Abschnitt 4.2.1). Zur Abbildung von Lokalitäten genügt es, die entsprechenden Lokalitäten der abzubildenden Stadt aus OpenStreetMap auszulesen (siehe Abschnitt 4.4.4), während sich neue spatiale Strukturen für die Transportmittel über die TrainFactory erstellen lassen (siehe Abschnitt 4.4.2). Weitere Implementierungsarbeiten zur Übertragung des Modells sollten jedoch nicht ausgeschlossen werden, da das Modell speziell für Hamburg entwickelt wurde.

Als letzter Punkt für Erweiterungen ist die technische Umsetzung des vorliegenden Modells zu nennen. Die umgesetzte Struktur erfüllt ihren Zweck und es ist möglich mit dieser Simulationen durchzuführen, dennoch gibt es sicherlich bessere Lösungen, die die Simulation größerer Bevölkerungen zulassen. Hierzu kann die vorhandene Lösung entweder physikalisch verteilt oder auf die von Thiel (2013) entwickelte WALK-Plattform portiert werden.

Letztlich lässt sich feststellen, dass das entwickelte Modell als Grundlage für weitere Forschungsvorhaben herangezogen werden kann und in der Lage ist, als Orientierung für ähnliche Projekte zu dienen.

A. Anforderungen

A.1. Fachliche Anforderungen

A.1.1. Population und Aktivitäten

- FA-PA1 Die Population Hamburgs soll aus unterscheidbaren Individuen bestehen.
- FA-PA2 Individuen sollen ein Alter und Geschlecht haben.
- FA-PA3 Die Alters- und Geschlechtsverteilung der abgebildeten Population soll der realen Verteilung in Hamburg entsprechen.
- FA-PA4 Die medizinischen Eigenschaften eines Individuums sollen von dessen Alter und Geschlecht abhängen.
- FA-PA5 Die Anzahl an zu simulierenden und initial erkrankten Individuen soll konfigurierbar sein.
- FA-PA6 Die Differenz aus zu simulierenden und initial erkrankten Individuen soll sich zu Beginn der Simulation, in einem für Krankheitserreger empfänglichen Zustand befinden.
- FA-PA7 Die initial erkrankten Individuen sollen in der Lage sein andere Individuen anzustecken.
- FA-PA8 Innerhalb von Verkehrsmitteln sollen erkrankte Individuen in der Lage sein Objekte zu kontaminieren, wenn sie diese nutzen.
- FA-PA9 Innerhalb von Verkehrsmitteln sollen erkrankte Individuen in der Lage sein zu Husten oder zu Niesen, wobei Tröpfchenwolken mit Krankheitserregern ausgestoßen werden.
- FA-PA10 Die Population soll hinsichtlich ihrer spatialen Verteilung über das Hamburger Stadtgebiet korrekt abgebildet werden.
- FA-PA11 Individuen sollen einen festen Wohnort haben.
- FA-PA12 Der Wohnort des Individuums soll als Ausgangspunkt für Aktivitäten dienen und soll vom Individuum zwischen diesen aufgesucht werden.

A. Anforderungen

- FA-PA13 Individuen können auf Basis ihres Alters Verhaltensweisen für die öffentlichen Verkehrsmittel zugewiesen werden.
- FA-PA14 Die Verhaltensweisen sollen bestimmen, mit welchen Wahrscheinlichkeiten Objekte innerhalb der U-Bahn genutzt werden.
- FA-PA15 Die Verhaltensweisen sollen konfigurierbar sein und es muss möglich sein für Individuen gleichen Alters unterschiedliche Konfigurationen anzulegen.
- FA-PA16 Individuen sollen sich eigenständig in der U-Bahn zurechtfinden und hierbei ein intelligentes Verhalten aufweisen.
- FA-PA17 Individuen sollen Sitzplatzpräferenzen haben, nach denen sie ihre Sitzplätze in der U-Bahn auswählen.
- FA-PA18 Individuen sollen auf Basis ihres Alters einer festen Aktivität nachgehen, die täglich besucht wird.
- FA-PA19 Individuen sollen Freizeitaktivitäten nachgehen können.
- FA-PA20 Aktivitäten sollen eine bestimmte Dauer und eine Startzeit haben.
- FA-PA21 Die Wahrscheinlichkeit mit der ein Individuum Freizeitaktivitäten nachgeht, soll von dessen sozio-ökonomischen Status abhängen.
- FA-PA22 Individuen sollen nur Aktivitäten nachgehen können, die für ihr Alter bestimmt sind.
- FA-PA23 Individuen sollen Aktivitäten nur ausführen können, wenn die zur Ausführung der Aktivität erforderliche Lokalität geöffnet ist.
- FA-PA24 Individuen sollen in der Lage sein sich Fahrpläne zu ihrem Ziel zu beschaffen und das Verkehrsnetz eigenständig zu nutzen.

A.1.2. Stadtgebiet

- FA-S1 Die 104 Stadtteile Hamburgs sollen im Simulationsmodell abgebildet werden.
- FA-S2 Die sieben Bezirke Hamburgs sollen im Simulationsmodell abgebildet werden.
- FA-S3 Jeder Stadtteil ist seinem Bezirk zuzuordnen.
- FA-S4 Auf Basis der Stadtteile soll bestimmt werden, wie viele der simulierten Individuen in jedem einzelnen Stadtteil wohnen.

A. Anforderungen

FA-S5 Jeder Stadtteil soll eine durchschnittliche Haushaltsgröße vorgeben, nach der der Stadtteil besiedelt wird.

FA-S6 Jeder Stadtteil soll den sozio-ökonomischen Status seiner Einwohner bestimmen.

FA-S7 Es soll eine Möglichkeit geben, die Bezirke, welche für die Simulation genutzt werden sollen, auszuwählen. Nur die ausgewählten Bezirke sollen in der Simulation berücksichtigt werden.

A.1.3. Lokalitäten

FA-L1 Lokalitäten sollen im Stadtgebiet auf Basis von Koordinaten realer Lokalitäten positioniert werden.

FA-L2 Jede Lokalität soll einem bestimmten Typ zugeordnet sein, der gleichartige Lokalitäten zusammenfasst.

FA-L3 Im Simulationsmodell sollen die Typen Haushalt, Arbeitsplatz, Universität, Schule, Kindergarten, Kino, Restaurant und Theater abgebildet werden.

FA-L4 Für jeden Typ von Lokalität ist zu definieren, ob es sich um einen Typ für tägliche Aktivitäten handelt oder es ein Typ für Freizeitaktivitäten ist.

FA-L5 Für einen Typ von Lokalität soll definierbar sein, von welchen Altersgruppen dieser zu welchen prozentualen Anteilen besucht wird.

FA-L6 Für einen Typ von Lokalität soll definierbar sein, an welchen Tagen dieser geöffnet ist und zur Ausübung von Aktivitäten genutzt werden kann.

FA-L7 Für einen Typ von Lokalität soll definierbar sein, welche Übertragungswahrscheinlichkeit von Krankheitserregern existiert, wenn sich zeitgleich infizierte und gesunde Individuen in diesem befinden.

FA-L8 Für einen Typ von Lokalität soll definierbar sein, mit wie vielen anderen Individuen durchschnittlich enge Kontakte zustande kommen, die eine Infektionsübertragung ermöglichen.

FA-L9 Für einen Typ von Lokalität soll definierbar sein, wie lange sich Individuen in diesem aufhalten.

FA-L10 Es ist ein Mechanismus zu implementieren, der die Infektionsübertragung von infizierten zu empfänglichen Individuen ermöglicht und dabei die von der Lokalität abhängige Übertragungswahrscheinlichkeit sowie die Anzahl an engen Kontakten berücksichtigt.

A.1.4. Transportnetzwerk

FA-T1 Die U-Bahn-Linien U1, U2 und U3 sind im Simulationsmodell zu berücksichtigen.

FA-T2 Die U-Bahn-Linien sollen realen Fahrplänen folgen.

FA-T3 Alle Stationen die von den U-Bahn-Linien angefahren werden, sind im Simulationsmodell mit ihrer Position abzubilden.

FA-T4 Die spatialen Strukturen von U-Bahn-Stationen sollen grundlegend modelliert werden, sodass die Individuen in diesen auf ankommende Züge warten können.

FA-T5 Das Transportnetzwerk soll einen Mechanismus bereitstellen, mit dem Individuen persönliche Fahrpläne ermitteln können, um von einem Startort zu einem Zielort zu gelangen.

FA-T6 Bei Erzeugung eines Zuges im Transportnetzwerk, muss eine neue spatiale Repräsentation geschaffen werden, die diesen Zug repräsentiert.

FA-T7 Bei Entfernung eines Zuges aus dem Transportnetzwerk, muss die entsprechende spatiale Repräsentation entfernt werden.

FA-T8 In einer Station wartende Individuen müssen über einfahrende Züge informiert werden, um diese auf ihre Eignung zur Weiterfahrt prüfen können.

FA-T9 Im Zug befindliche Individuen müssen über Stationen informiert werden an denen der Zug hält. Die Individuen sollen so die Möglichkeit haben zu prüfen, ob sie den Zug verlassen müssen.

FA-T10 Individuen am Bahnsteig müssen informiert werden, wenn der Zug sich bereit macht die Station wieder zu verlassen.

FA-T11 Die spatiale Struktur der Waggons soll so modelliert werden, dass die Individuen in der Lage sind sich eigenständig in diesen zurechtzufinden und mit der Umgebung sowie anderen Individuen zu interagieren.

FA-T12 Objekte und Gegenstände in den U-Bahn-Waggons müssen in der Lage sein Krankheitserreger zu übertragen, wenn sie kontaminiert wurden.

FA-T13 Innerhalb der U-Bahn-Waggons muss die Möglichkeit bestehen, dass Individuen sich über Tröpfcheninfektion gegenseitig anstecken.

A.1.5. Krankheit

FA-K1 Individuen sollen einen Gesundheitszustand gemäß dem SEIR-Modell haben.

FA-K2 Infektiöse Individuen sind in der Lage empfängliche Individuen anzustecken.

FA-K3 Die Übertragung von Krankheitserregern soll in öffentlichen Verkehrsmitteln über Tröpfchen oder Kontakt mit kontaminierten Oberflächen möglich sein.

FA-K4 Tröpfchen sollen von infizierten Individuen mit einer definierbaren Wahrscheinlichkeit ausgestoßen werden.

FA-K5 Tröpfchen sollen sich über eine definierbare Distanz ausbreiten und eine definierbare Zeit in der Luft bleiben, bevor sie sich absetzen.

FA-K6 Infizierte Individuen sollen Objekte bei Benutzung mit Krankheitserregern kontaminieren können.

FA-K7 Die Virulenz von Krankheitserregern soll in Abhängigkeit von der Zeit und der Beschaffenheit der Oberfläche, über die Zeit hinweg abnehmen.

FA-K8 Individuen sollen auf Basis ihres Alters eine definierbare Wahrscheinlichkeit haben, mit der sie sich infizieren, wenn sie Krankheitserregern ausgesetzt sind.

FA-K9 Individuen sollen auf Basis ihres Alters eine definierbare Wahrscheinlichkeit haben, mit der sie Objekte oder die Umgebung kontaminieren, wenn sie diese nutzen oder Tröpfchen ausstoßen.

FA-K10 Die Latenzzeit die den Zeitpunkt des Übergangs eines Individuums vom Zustand *Exposed* in den Zustand *Infectious* bestimmt, soll definierbar sein.

FA-K11 Die Dauer der Infektion die den Zeitpunkt des Übergangs eines Individuums vom Zustand *Infectious* in den Zustand *Recovered* bestimmt, soll definierbar sein.

A.2. Technische Anforderungen

A.2.1. Allgemein

- TA-A1 Als plattformunabhängige Programmiersprache soll Java in der Version 7 verwendet werden.
- TA-A2 Das Simulationsmodell soll sich mit wenig Aufwand auf unterschiedlichen Systemen ausführen lassen. Als alleinige Voraussetzung zur Ausführung des Simulationsmodells soll eine Java 7 Laufzeitumgebung gelten.
- TA-A3 Die während der Simulation anfallende Rechenleistung, soll sich gleichmäßig auf alle zur Verfügung stehenden Prozessoren verteilen.
- TA-A4 Zur Umsetzung ist ein Framework zu wählen, mit der eine Nutzung des Simulationsmodells in einem verteilten System möglich ist.
- TA-A5 Zu Zeitpunkten an denen keine Agenten im Transportnetzwerk unterwegs sind, soll die Simulation in der Lage sein beschleunigt abzulaufen, um die Laufzeit der Simulation zu minimieren.
- TA-A6 Das Simulationsmodell soll über eine hohe Benutzerfreundlichkeit verfügen.
- TA-A7 Das Simulationsmodell soll über eine hohe Fehlertoleranz aufweisen.
- TA-A8 Das Simulationsmodell soll durch eine gute Dokumentation und einen modularisierten Aufbau eine entsprechende Wartbarkeit und Erweiterbarkeit besitzen.
- TA-A9 Die Speicherung der Simulationsparameter soll im XML-Format auf dem ausführenden Computer stattfinden.
- TA-A10 Die Speicherung der Simulationsergebnisse soll im CSV-Format auf dem ausführenden Computer stattfinden.

A.2.2. Visualisierung

- TA-V1 Die Anwendung soll über eine grafische Oberfläche zur Konfiguration der Simulationsparameter verfügen.
- TA-V2 Die Anwendung soll über eine grafische Oberfläche zur Ausgabe der Simulationsergebnisse verfügen.

A. Anforderungen

- TA-V3 Die Oberfläche soll sich an den Richtlinien der EN ISO 9241-110 orientieren.
- TA-V4 Es soll eine Oberfläche geben, mit der die Individuen im Transportnetzwerk beobachtet werden können. In dieser Oberfläche soll zu einem das Transportnetzwerk sichtbar sein und zum anderen die Transportmittel mit den Individuen.
- TA-V5 Das Transportnetzwerk soll auf einer Karte von Hamburg abgebildet werden.
- TA-V6 Stadtteile sollen in der Karte von Hamburg angezeigt werden können.
- TA-V7 Bei Auswahl eines Stadtteils aus der Karte, sollen die konfigurierbaren Informationen zu diesem Stadtteil angezeigt werden. Dies sind der Name des Stadtteils, der Anteil an der Gesamtpopulation, der sozio-ökonomische Status der Einwohner und die durchschnittliche Haushaltgröße.
- TA-V8 Die Farbe eines eingezeichneten Stadtteil soll sich von grün nach rot verfärben, je nachdem wie viele infizierte Individuen es in diesem Stadtteil gibt.
- TA-V9 In der Karte sollen Lokalitäten unterschiedlichen Typs bei Bedarf eingeblendet werden können.
- TA-V10 Bei Auswahl einer Lokalität aus der Karte, sollen die konfigurierbaren Informationen zu dieser angezeigt werden. Dies sind der Name, der Typ, die Übertragungswahrscheinlichkeit und die Anzahl an engen Kontakten die eine Infektionsübertragung ermöglichen. Ferner sollen Informationen zu den Gesundheitszuständen, der in der Lokalität befindlichen Individuen angezeigt werden.

B. Abbildung der Stadt Hamburg

B.1. Alters- und Geschlechtsverteilung in Hamburg

Bevölkerung in Hamburg am 31.12.2010

Gruppierung	Alter	Bevölkerung		Männer			Frauen		
		Anzahl	%-Anteil	Anzahl	%-Anteil Männer	%-Anteil Gesamt	Anzahl	%-Anteil Frauen	%-Anteil Gesamt
1	unter 1	17086	0,96%	8769	1,00%	0,491%	8317	0,91%	0,466%
2	1-2	32480	1,82%	16705	1,91%	0,935%	15775	1,73%	0,883%
2	3-4	31517	1,76%	16284	1,86%	0,912%	15233	1,67%	0,853%
5	5-9	73879	4,14%	37705	4,32%	2,111%	36174	3,96%	2,025%
5	10-14	74162	4,15%	38096	4,36%	2,132%	36066	3,95%	2,019%
3	15-17	44701	2,50%	23014	2,63%	1,288%	21687	2,38%	1,214%
3	18-20	53555	3,00%	26635	3,05%	1,491%	26920	2,95%	1,507%
4	21-24	94024	5,26%	45363	5,19%	2,539%	48661	5,33%	2,724%
5	25-29	140575	7,87%	67560	7,73%	3,782%	73015	8,00%	4,087%
5	30-34	144321	8,08%	72865	8,34%	4,079%	71456	7,83%	4,000%
5	35-39	133275	7,46%	69467	7,95%	3,889%	63808	6,99%	3,572%
5	40-44	155136	8,68%	81968	9,38%	4,588%	73168	8,02%	4,096%
10	45-54	265818	14,88%	136254	15,59%	7,627%	129564	14,20%	7,253%
5	55-59	96906	5,42%	47227	5,41%	2,644%	49679	5,44%	2,781%
5	60-64	92896	5,20%	44818	5,13%	2,509%	48078	5,27%	2,691%
10	65-74	186957	10,47%	87433	10,01%	4,894%	99524	10,90%	5,571%
16	75+	149160	8,35%	53549	6,13%	2,998%	95611	10,48%	5,352%
	Insgesamt	1786448	100%	873712	100,00%	48,91%	912736	100%	51,09%

Abbildung B.1.: Alters- und Geschlechterverteilung mit Umrechnung gemäß [Statistikamt Nord \(2012b\)](#)[S. 14]

B.2. Berechnung des sozioökonomischen Status einzelner Stadtteile

B. Abbildung der Stadt Hamburg

Arbeitslosenanteil in % (Jun 2012)	Durchschnittliches Einkommen je Steuerpflichtigen in EUR (2004)		Sozialwohnungs-anteil in % (Jan 2012)		Straftaten		Anteil der Schülerinnen und Schüler in Gymnasien in % (2011)		Auswertung			
	Anteil der Arbeitslosen an den Erwerbstätigen (15 bis unter 65-Jährige)	Gesamtbetrag der Einkünfte je Steuerpflichtigen (Lohn- und Einkommenssteuer) im Jahr	Anteil der Sozialwohnungen an allen Wohnungen	Anzahl der Straftaten im Jahr	Anteil der Schülerinnen und Schüler in Gymnasien an allen Schülerinnen	Klasse	Klasse	Klasse	A	B	C	Klasse Gesamt
Hamburg-Altstadt	6,1 B	39 908 B	17,7 C	6 799 C	36,0 B				0	3	2	B
HafenCity	1,4 A		0,0 A	568 A	83,3 A				4	0	1	A
Neustadt	0,2 B	28 889 B	2,2 C	4 773 C	40,4 B				0	3	2	B
St. Pauli	9,9 C	20 509 C	20,0 C	16 740 C	33,3 B				0	4	1	C
St. Georg	5,7 B	30 353 B	16,8 C	15 108 C	46,8 B				0	3	2	B
Hammerbrook	9,7 C	23 425 B	13,2 C	1 976 B	20,0 C				0	2	3	C
Borgfelde	5,3 B	21 715 C	4,5 A	691 A	28,9 C				2	1	2	B
Hamm	6,3 B	22 657 C	5,5 A	3 804 C	39,1 B				1	2	2	B
Horn	8,4 C	19 589 B	11,6 B	4 337 C	29,6 C				0	1	4	C
Blisstedt	9,8 C	22 287 C	31,6 C	8 682 C	29,9 C				0	0	5	C
Billbrook	12,1 C	29 598 B	0,0 A	872 A	7,6 C				2	1	2	B
Rothenburgsort	9,8 C	18 172 C	18,4 C	1 532 B	22,1 C				0	1	4	C
Veddel	10,8 C	17 036 C	22,8 C	977 A	21,2 C				1	0	4	C
Wilhelmsburg	10,7 C	29 354 C	31,0 C	6 295 C	24,7 C				0	0	5	C
Kleiner Grasbrook und Steinwerder	11,4 C	17 845 C	0,0 A	733 A	22,6 C				2	0	3	C
Waltershof und Finnenwerder	5,5 B	26 073 B	15,5 C	1 159 A	47,1 B				1	3	1	B
Altona-Altstadt	8,5 C	23 500 B	20,6 C	4 142 C	37,3 B				0	2	3	C
Sternschanze	6,8 B		12,1 C	2 570 B	41,2 B				0	3	2	B
Altona-Nord	7,4 C	23 968 B	12,4 C	3 207 C	42,3 B				0	2	3	B
Offensen	5,7 B	29 270 B	7,8 B	3 891 C	47,0 B				0	4	1	B
Bahrenfeld	6,3 B	27 520 B	8,2 B	2 901 B	42,1 B				1	1	0	B
Groß-Flottbek	1,9 A	62 221 A	0,7 A	659 A	83,7 A				5	0	0	A
Ohmarschen	1,9 A	88 924 A	1,0 A	1 103 A	84,9 A				5	0	0	A
Lurup	7,9 C	23 931 B	19,5 C	2 801 B	37,3 B				0	3	2	B
Cosdorf	7,0 C	36 757 B	17,0 C	2 607 B	47,2 B				0	3	2	B
Nienstedten	1,4 A	150 000 A	0,0 A	383 A	75,2 A				5	0	0	A
Blankenese	1,7 A	94 494 A	0,7 A	1 041 A	77,8 A				5	0	0	A
Iserbrook	3,8 B	31 265 B	2,0 A	438 A	52,0 B				2	3	0	B
Sülldorf	3,9 B	35 964 B	6,8 B	549 A	57,5 B				1	4	0	B
Rissen	2,9 A	50 460 A	3,5 A	848 A	68,7 A				5	0	0	A
Elmsbüttel	4,3 B	28 863 B	2,1 A	4 940 C	60,1 B				1	1	1	B
Rotherbaum	3,2 A	51 173 A	0,9 A	2 291 B	82,8 A				4	1	0	A
Harvestehude	3,3 A	73 817 A	1,1 A	1 558 B	84,4 A				4	1	0	A
Hoheluft-West	3,5 B	32 091 B	0,4 A	832 A	76,2 A				3	2	0	A
Lokstedt	4,1 B	32 568 B	9,5 B	1 928 B	54,1 B				0	5	0	B
Nienstedt	3,4 B	34 620 B	4,1 A	2 748 B	59,6 B				1	1	0	B
Schnelsen	4,6 B	32 802 B	15,1 C	1 911 B	39,6 B				0	4	1	B
Eidelstedt	5,9 B	26 707 B	14,4 C	2 940 B	37,0 B				0	4	1	B
Steilungen	5,2 B	27 179 B	1,9 A	2 442 B	47,6 B				1	4	0	B
Hoheluft-Ost	4,0 B	42 808 B	3,1 A	745 A	77,2 A				3	0	1	A
Spandorf	3,2 A	45 310 B	5,1 A	2 387 B	75,3 A				3	0	0	A
Groß-Borstel	5,5 B	33 645 B	7,7 B	905 A	58,1 B				1	1	0	B
Alstedorf	3,7 B	41 283 B	11,8 B	1 086 A	64,9 B				1	4	0	B
Winterhude	4,0 B	44 680 B	2,9 A	4 815 C	61,8 B				1	3	1	B
Uhlenhorst	3,4 B	47 853 A	0,0 A	1 623 B	74,2 A				3	0	1	A
Hohenfelde	5,0 B	39 109 B	8,3 B	1 328 A	53,6 B				1	1	0	B
Barmbek-Süd	5,3 B	28 243 B	3,3 A	3 630 C	46,4 B				1	3	1	B
Duisberg	9,6 C	18 495 C	11,3 B	1 690 B	29,2 C				0	2	3	C
Barmbek-Nord	6,2 B	22 784 C	3,3 A	4 216 C	41,0 B				1	2	2	B
Ohlsdorf	5,1 B	29 666 B	5,9 B	1 650 B	50,9 B				0	5	0	B
Fuhlsbüttel	4,7 B	32 054 B	2,8 A	2 746 B	60,1 B				1	1	0	B
Langenhorn	5,6 B	29 940 B	12,2 C	4 837 C	43,1 B				0	2	4	B
Eltbek	5,2 B	25 901 B	3,3 A	1 983 B	51,6 B				1	4	0	B
Wandsbek	5,7 B	25 586 B	4,9 A	4 955 C	46,8 B				1	3	1	B
Marienfelde	3,8 B	42 679 B	0,8 A	1 403 A	69,2 A				3	0	1	A
Jenfeld	9,6 C	22 406 C	29,5 C	2 956 B	31,2 C				0	1	4	C
Tonndorf	5,9 B	29 753 B	6,5 B	1 896 B	42,7 B				0	5	0	B
Farmsen-Berne	5,5 B	27 719 B	7,2 B	3 146 C	43,4 B				0	4	1	B
Bramfeld	5,7 B	27 300 B	8,8 B	4 070 C	47,6 B				0	4	1	B
Steilshoop	9,1 C	23 012 B	52,9 C	1 999 B	33,2 B				0	3	2	B
Wellingbüttel	2,3 A	72 034 A	0,4 A	538 A	78,6 A				5	0	0	A
Sissa	2,2 A	47 728 A	0,3 A	853 A	67,9 A				5	0	0	A
Poppenbüttel	2,3 A	42 575 A	5,3 A	1 999 B	68,0 A				3	2	0	A
Hummelsbüttel	6,0 B	34 791 B	27,9 C	1 206 A	50,8 B				1	3	1	B
Lemsahl-Mellingstedt	1,8 A	59 135 A	1,1 A	206 A	74,5 A				5	0	0	A
Düvenstedt	2,2 A	52 939 A	3,5 A	299 A	66,9 A				5	0	0	A
Wickstedt-Christstedt	1,8 A	62 069 A	0,3 A	232 A	70,9 A				5	0	0	A
Bergstedt	2,3 A	41 806 B	4,8 A	416 A	55,4 B				3	2	0	A
Voickdorf	2,3 A	50 352 A	9,2 B	1 330 A	59,6 B				3	2	0	A
Rahlstedt	5,7 B	29 568 B	12,6 C	6 746 C	48,0 B				0	3	2	B
Lehrbygge	6,2 B	25 088 B	12,4 C	3 890 C	44,6 B				0	3	2	B
Bergedorf	5,7 B	29 903 B	11,8 B	4 792 C	47,9 B				0	4	1	B
Curslack	3,2 A	35 991 B	2,1 A	225 A	48,2 B				3	2	0	A
Alteggamme	2,3 A	32 223 B	0,4 A	62 A	39,5 B				3	2	0	A
Neueggamme	2,3 A	32 745 B	1,3 A	108 A	39,2 B				3	2	0	A
Kirchwerder	2,1 A	32 923 B	0,9 A	243 A	38,3 B				3	2	0	A
Cöchenwerder	2,3 A	29 780 B	0,3 A	173 A	39,3 B				3	2	0	A
Reitbrook	1,0 A	30 587 B	0,0 A	31 A	28,6 C				3	1	1	A
Allermöhe	3,5 B	27 019 B	0,0 A	374 A	44,2 B				2	3	0	B
Billwerder	3,3 A	29 698 B	0,0 A	442 A	53,3 B				3	2	0	A
Woorfleet	4,2 B	28 541 B	0,0 A	333 A	36,0 B				2	3	0	B
Tatenberg	1,7 A	33 000 B	0,0 A	73 A	48,4 B				3	3	0	A
Spadenland	3,8 B	30 862 B	0,0 A	17 A	39,4 B				2	3	0	B
Neuaulmöhe	6,9 B		54,7 C	2 024 B	42,9 B				1	3	1	B
Harburg	8,9 C	19 180 C	10,2 B	6 614 C	21,8 C				0	1	4	C
Neuland und Gut Moor	3,7 B	28 083 B	0,0 A	280 A	36,6 B				2	3	0	B
Wistorf	7,2 C	22 776 C	12,0 C	1 332 A	41,2 B				1	1	3	C
Rönneburg	4,8 B	32 598 B	12,9 C	140 A	56,4 B				1	3	1	B
Langenbek	3,6 B	30 007 B	18,5 C	187 A	53,7 B				1	3	1	B
Sinstorf	4,6 B	31 187 B	5,8 B	252 A	45,5 B				1	1	0	B
Warmstorf	4,1 B	31 540 B	2,5 A	430 A	60,0 B				2	3	0	B
Eißendorf	5,9 B	27 225 B	8,6 B	1 472 B	44,0 B				0	5	0	B
Heimfeld	6,7 B	25 295 B	16,4 C	1 710 B	36,6 B				0	4	1	B
Moorburg und Altenwerder	4,5 B	28 888 B	0,0 A	188 A	13,8 C				2	2	1	A
Hausbruch	8,3 C	27 616 B	27,2 C	1 156 A	32,3 B				1	2	2	B
Neugraben-Fischbek	7,6 C	26 728 B	16,1 C	2 437 B	33,8 B				0	3	2	B
Franzop	3,3 A	29 915 B	0,0 A	31 A	52,1 B				3	2	0	A
Neuenfelde	6,4 B	34 625 B	14,7 C	158 A	33,1 B				1	3	1	B
Cranz	6,9 B	34 858 B	0,0 A	48 A	50,0 B				2	3	0	B

Mittelwert	5,2	35349,6	8,9	2229,0	48,6
35%	1,8	12372,4	3,1	780,2	17,0

Stadtteilauswertung		Prozentsatz	35%
Klasse	Anzahl		
A	31,0		
B	54,0		
C	14,0		

Abbildung B.2.: Berechnung des sozioökonomischen Status einzelner Stadtteile gemäß Statistischem Index der Lebensverhältnisse (2012)

B.3. OpenStreetMap-Mapping

OpenStreetMap Amenity	Simulationsmodell	
	Basistyp	Subtyp
restaurant food_court cinema theatre	Leisure	Restaurant Restaurant Cinema Theatre
university college kindergarten school	Education	University University Kindergarten School
hospital	Healthcare_Base	Healthcare

Tabelle B.1.: Mapping zwischen OpenStreetMap-Amenities und Typen von Lokalitäten

C. Benutzeroberfläche und Visualisierung

C.1. Benutzeroberfläche zur Parametrisierung und Ausgabe von Ergebnissen

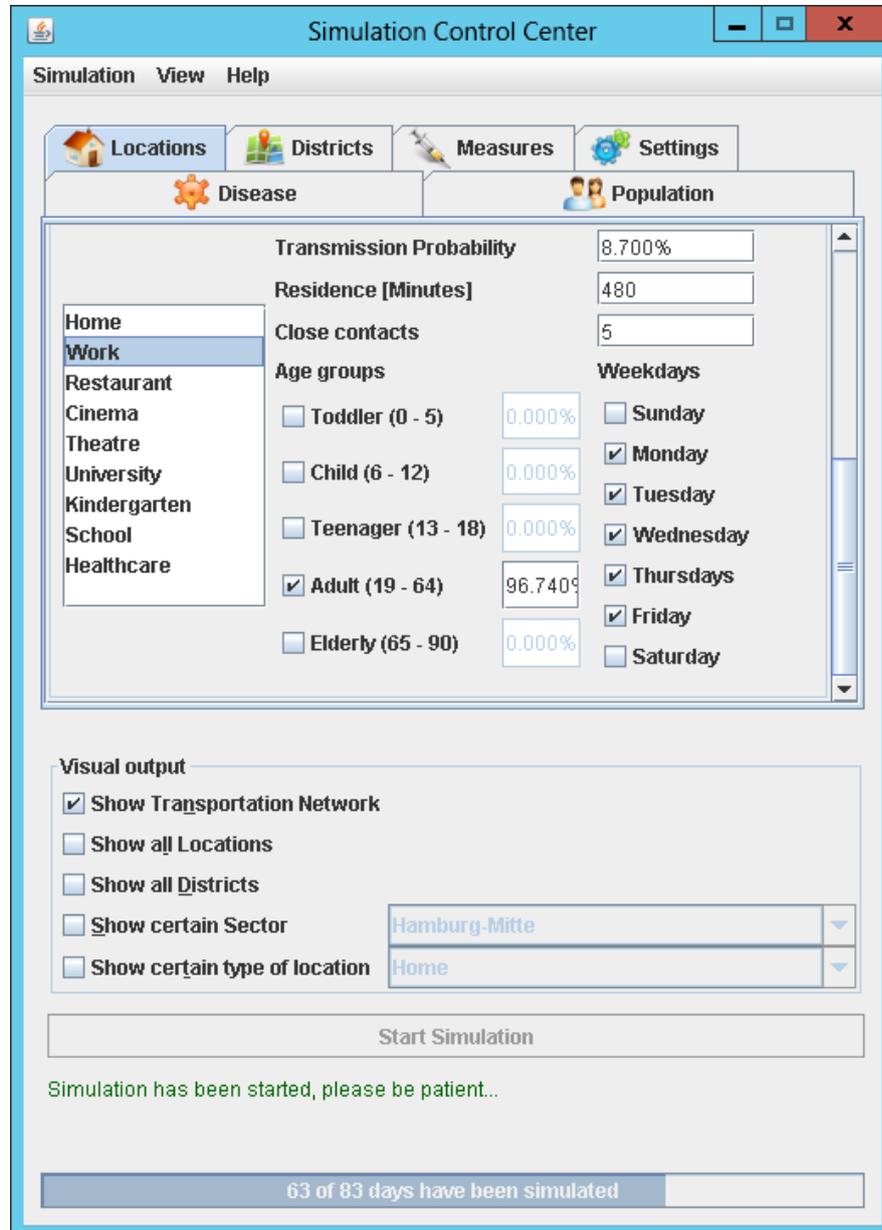


Abbildung C.1.: Benutzeroberfläche zur Parametrisierung der Simulation

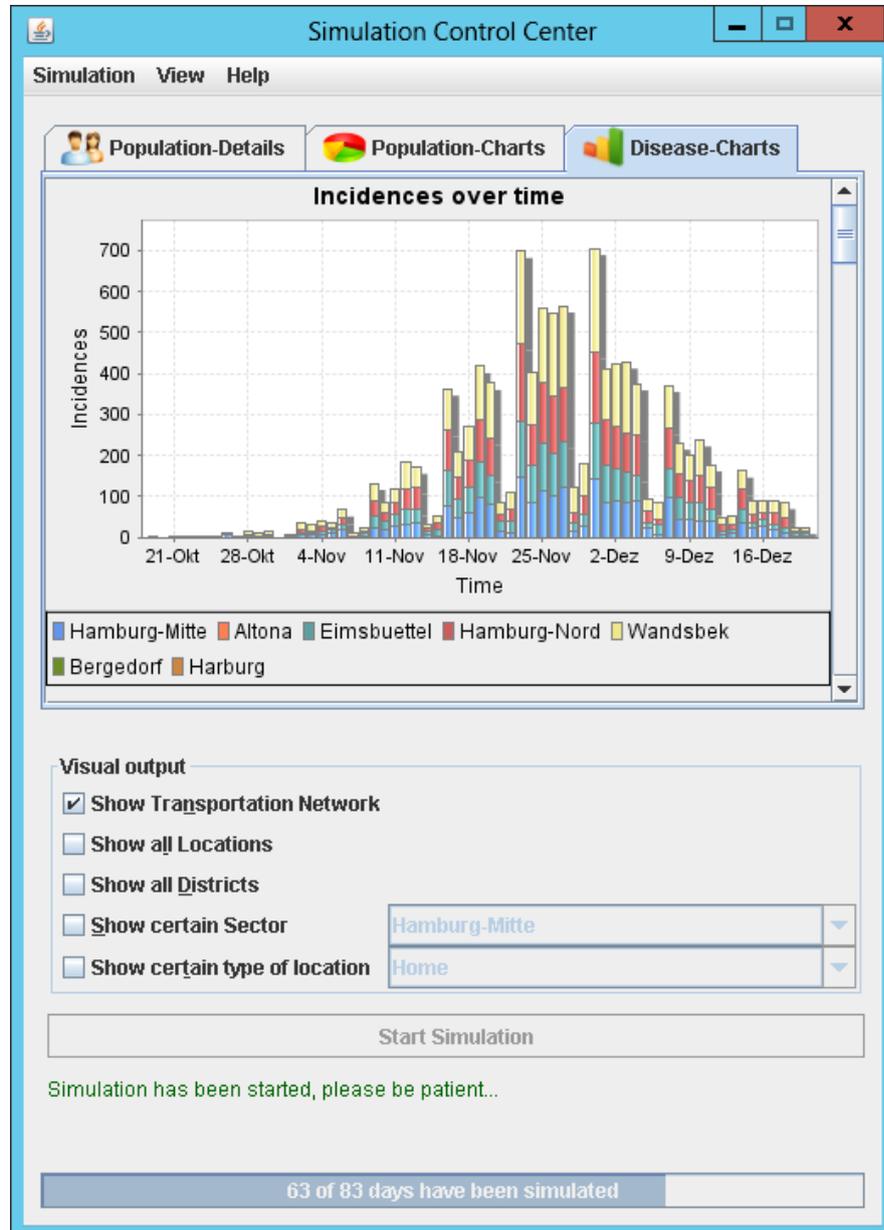


Abbildung C.2.: Benutzeroberfläche mit Ausgabe der Simulationsergebnisse

C.2. Visualisierung des Transportnetzwerkes

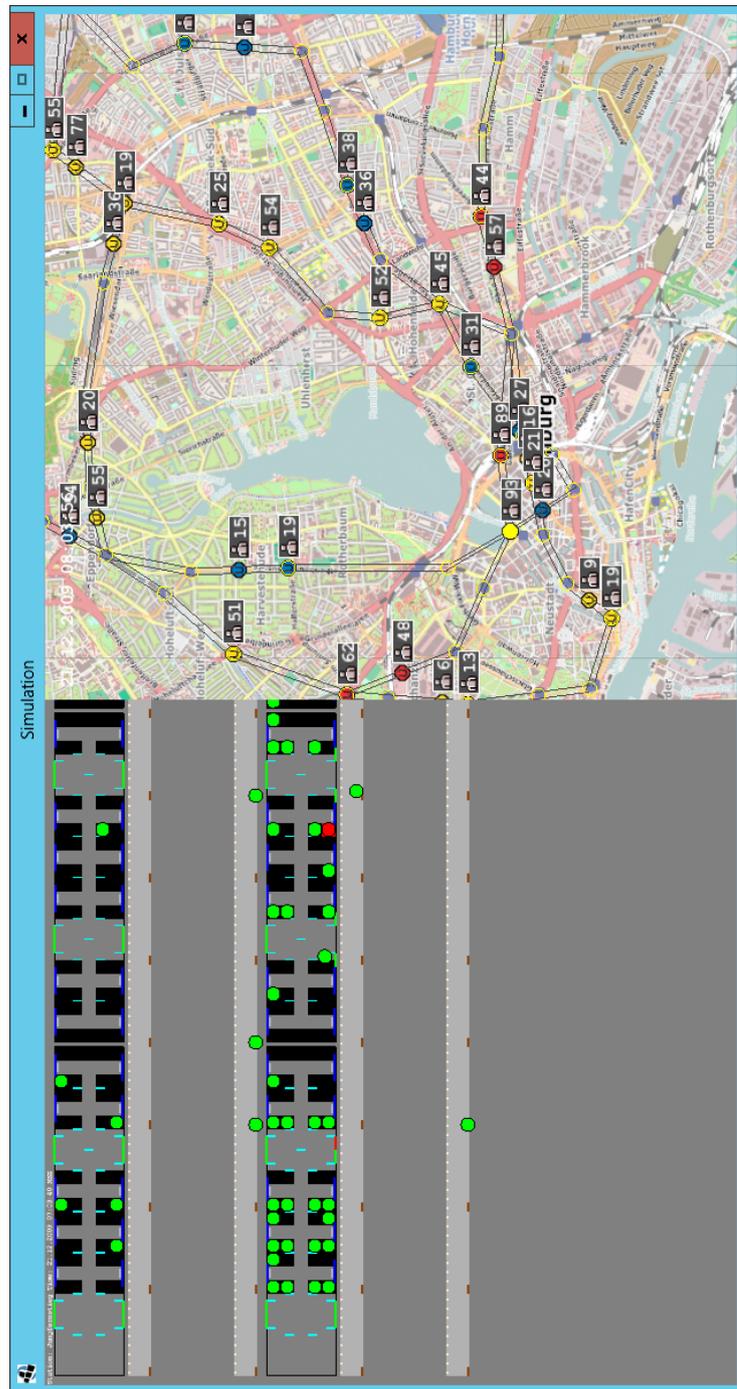


Abbildung C.3.: Visualisierung des Transportnetzwerkes mit ausgewählter Station

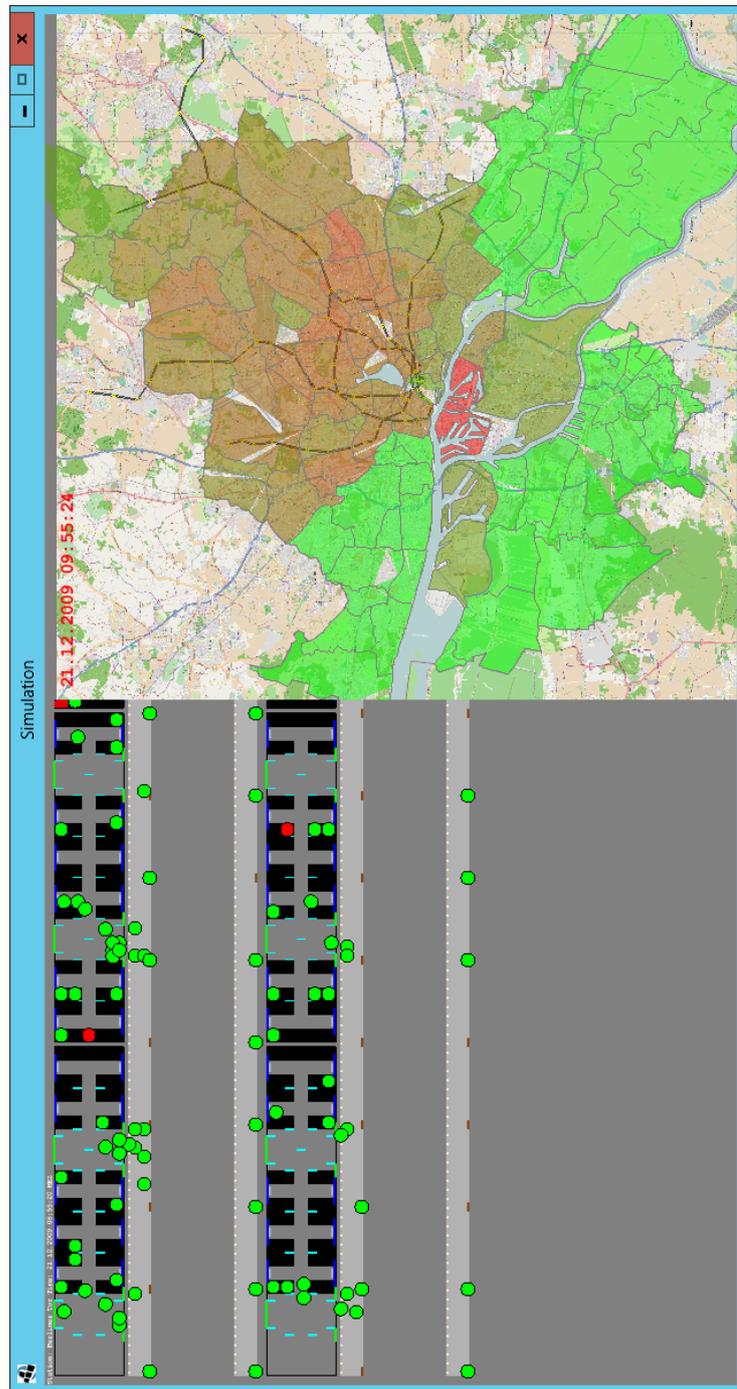


Abbildung C.4.: Anzeige der Stadtteile mit Anteil an infizierten Individuen pro Stadtteil

D. Nachgelagerte Untersuchungen

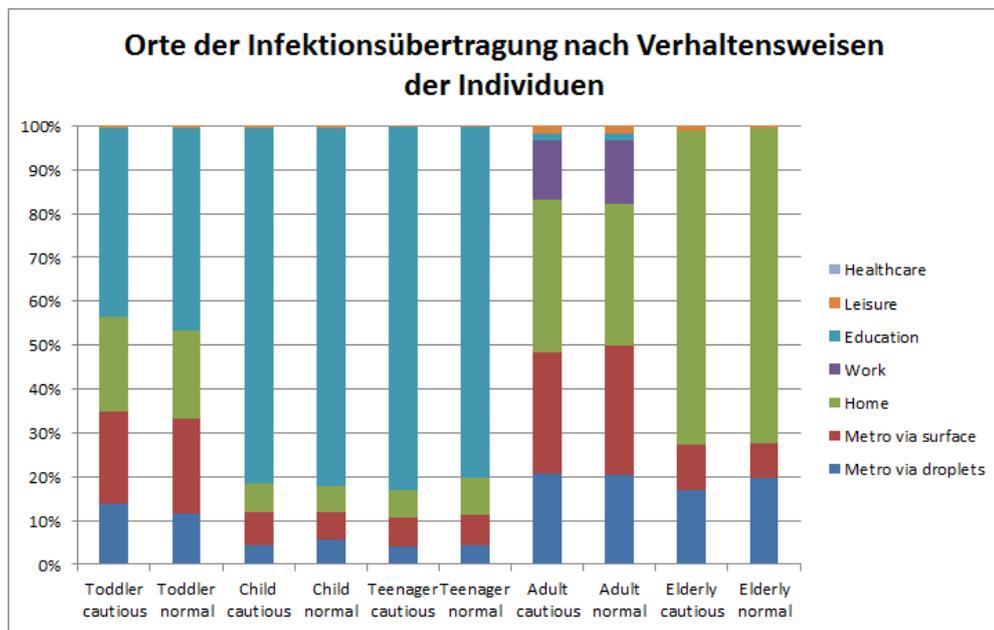


Abbildung D.1.: Orte der Infektionsübertragung nach Verhaltensweisen der Individuen

E. Performance-Untersuchung

E.1. Performance-Untersuchung Akka

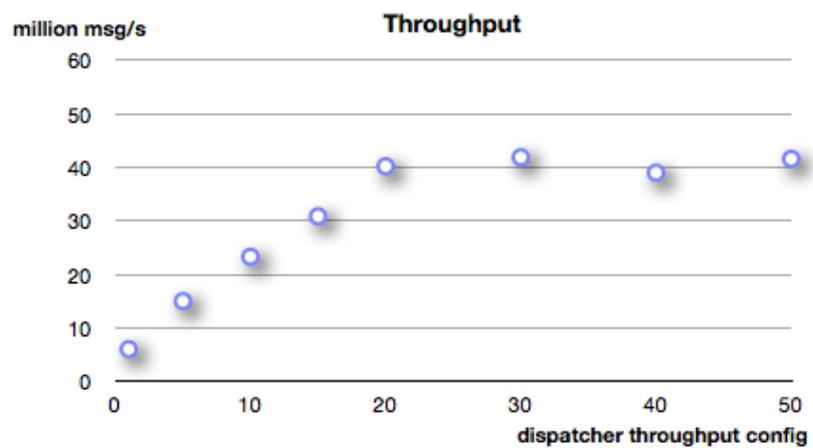


Abbildung E.1.: Akka Nachrichtendurchsatz in Abhängigkeit vom Dispatcher-Throughput
([Akka Team Blog, 2012](#))

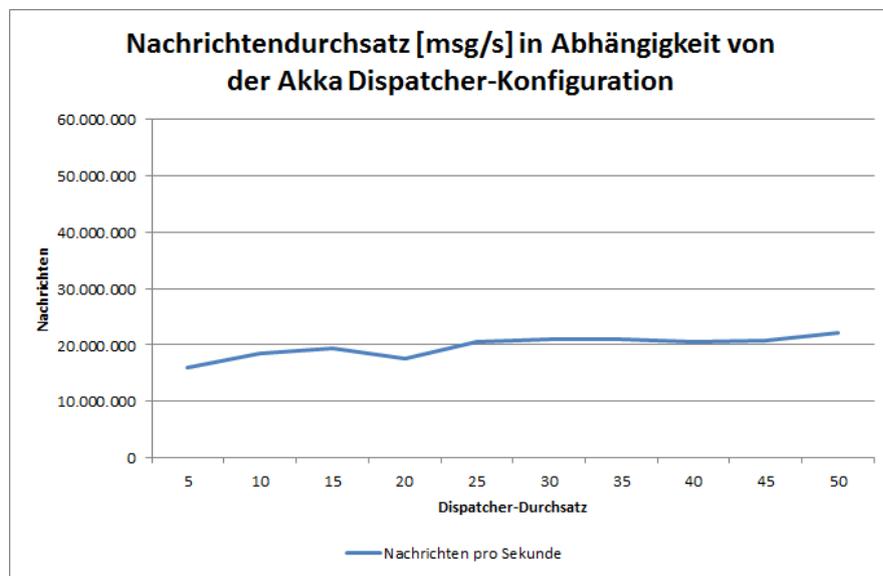


Abbildung E.2.: Akka Nachrichtendurchsatz in Abhängigkeit vom Dispatcher-Throughput auf der Simulationshardware

E.2. Berechnung der Laufzeit

Es werden 12 Wochen simuliert, wobei zwischen 06:00 Uhr und 01:00 Uhr mit einem zeitlichen Kompressionsfaktor von 20 und zwischen 01:00 Uhr und 06:00 Uhr mit einem Faktor von 600 simuliert wird. Tabelle E.1 zeigt die Parameter zur Berechnung der Laufzeit einer Simulation, während die Gleichung E.1 die Formel zur Berechnung der Laufzeit t_{Sim} angibt.

Parameter	Variable	Wert
Anzahl zu simulierender Tage	d	84 Tage
zeitlicher Kompressionsfaktor normal	k_n	20
zeitlicher Kompressionsfaktor beschleunigt	k_b	600
Zeitraum normale Simulation	z_n	1140 Minuten (19 Stunden)
Zeitraum beschleunigte Simulation	z_b	300 Minuten (5 Stunden)

Tabelle E.1.: Parameter zur Berechnung der Laufzeit

$$\begin{aligned}
 t_{Sim} &= d * \left(\frac{z_n}{k_n} + \frac{z_b}{k_b} \right) \\
 t_{Sim} &= 84 \text{ Tage} * \left(\frac{1140 \text{ Minuten}}{20\text{-fach}} + \frac{300 \text{ Minuten}}{600\text{-fach}} \right) \\
 t_{Sim} &= 4830 \text{ Minuten} \hat{=} 3 \text{ Tage } 8,5 \text{ Stunden}
 \end{aligned}
 \tag{E.1}$$

F. Inhalt der CD

Der Arbeit liegt eine CD mit folgendem Inhalt bei:

- **Literatur** Enthält die wichtigsten wissenschaftlichen Paper zur Erstellung der Mastert-thesis.
- **MavenProjekt** Enthält das Maven-Projekt zum Simulationsmodell inklusive aller Kon-figurationsdateien.
- **UBahnSim-1.0-Release.zip** Enthält die kompilierte Version des Simulationsmodells. Nach dem Entpacken der Datei kann die Konfigurationsoberfläche des Simulationsmo-dells über die *run.bat*, beziehungsweise die *run.sh* gestartet werden. Innerhalb dieser Dateien können die Parameter für Java-VM angegeben werden, die in Abschnitt 4.4.6 der Masterthesis behandelt werden. Die zip-Datei beinhaltet im Ordner „config“ die Standardparametrisierung, die als Ausgangsbasis für Simulationen genutzt werden kann.
- **Simulationsergebnisse/Simulation** Enthält die Simulationsergebnisse im csv-Format für die Simulationen mit Standardparametrisierung.
- **Simulationsergebnisse/Sensitivitätsanalyse** Enthält die Simulationsergebnisse im csv-Format für die Sensitivitätsanalyse.
- **Simulationsergebnisse/Simulationsergebnisse.xlsx** Excel-Datei mit Auswertung der Simulationsergebnisse.
- **Simulationsergebnisse/Sensitivitätsanalyse.xlsx** Excel-Datei mit Auswertung der Sensitivitätsanalyse.
- **Video/Visualisierung.avi** Video zur Visualisierung des Transportnetzwerkes und der U-Bahn-Linien.
- **Masterthesis_Carsten_Noetzel.pdf** Digitale Version der Masterthesis im pdf-Format.

Literaturverzeichnis

- [Akka Team Blog 2012] AKKA TEAM BLOG: *50 million messages per second - on a single machine.* 2012. – URL <http://letitcrash.com/post/20397701710/50-million-messages-per-second-on-a-single-machine>. – Zugriffsdatum: 03.09.2013
- [Aleman et al. 2009] ALEMAN, Dionne M. ; WIBISONO, Theodoras G. ; SCHWARTZ, Brian: Accounting for individual behaviors in a pandemic disease spread model. In: *Winter Simulation Conference*. Austin, Texas : Winter Simulation Conference, 2009 (Newman 2002), S. 1977–1985. – URL <http://dx.doi.org/10.1109/WSC.2009.5429727>. – ISBN 9781424457717
- [Algers et al. 2005] ALGERS, Staffan ; ELIASSON, Jonas ; MATTSSON, Lars-Göran: Is it time to use activity-based urban transport models? A discussion of planning needs and modelling possibilities. In: *The Annals of Regional Science* 39 (2005), November, Nr. 4, S. 767–789. – URL <http://dx.doi.org/10.1007/s00168-005-0016-8>. – ISSN 0570-1864
- [Atkinson und Wein 2008] ATKINSON, Michael P. ; WEIN, Lawrence M.: Quantifying the routes of transmission for pandemic influenza. In: *Bulletin of mathematical biology* 70 (2008), April, Nr. 3, S. 820–67. – URL <http://dx.doi.org/10.1007/s11538-007-9281-2>. – ISSN 0092-8240
- [Bandini et al. 2005] BANDINI, Stefania ; FEDERICI, Mizar L. ; VIZZARI, Guisepppe: A methodology for crowd modelling with situated cellular agents. In: OMICINI, Flavio C. (Hrsg.) ; PAOLI, Flavio D. (Hrsg.) ; MERELLI, Emanuela (Hrsg.) ; ANDREA (Hrsg.): *WOA 2005: Dagli Oggetti agli Agenti. 6th AI*IA/TABOO Joint Workshop From Objects to Agents : Simulation and Formal Analysis of Complex Systems, 14-16 November 2005, Camerino, MC, Italy*, Pitagora Editrice Bologna, 2005, S. 91–98. – URL <http://www-lia.deis.unibo.it/books/woa2005/papers/13.pdf>
- [Bandini et al. 2002] BANDINI, Stefania ; MANZONI, Sara ; SIMONE, Carla: Dealing with space in multi-agent systems: a model for situated MAS. In: *Proceedings of the first inter-*

- national joint conference on Autonomous agents and multiagent systems: part 3*. ACM, 2002, S. 1183–1190. – URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=545056.545097>. – ISBN 1581134800
- [Bean et al. 1982] BEAN, B ; MOORE, B M. ; STERNER, B ; PETERSON, L R. ; GERDING, D N. ; BALFOUR, H H.: Survival of Influenza Viruses on Environmental Surfaces. In: *The Journal of infectious diseases* 146 (1982), Juli, Nr. 1, S. 47–51. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/6282993>. – ISSN 0022-1899
- [Behörde für Schule und Berufsbildung 2012] BEHÖRDE FÜR SCHULE UND BERUFSBILDUNG: Hamburger Schulstatistik Schuljahr 2011/12 / Freie und Hansestadt Hamburg Behörde für Schule und Berufsbildung Referat für Unternehmensdatenmanagement und Statistik. Hamburg, 2012. – Forschungsbericht. – URL <https://www.hamburg.de/contentblob/3384800/data/zahl-klassen-schueler-2010-11-ex.pdf>
- [Bischoff et al. 2013] BISCHOFF, Werner E. ; SWETT, Katrina ; LENG, Iris ; PETERS, Timothy R.: Exposure to influenza virus aerosols during routine patient care. In: *The Journal of infectious diseases* 207 (2013), April, Nr. 7, S. 1037–46. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23372182>. – ISSN 1537-6613
- [Centers for Disease Control and Prevention 2004] CENTERS FOR DISEASE CONTROL AND PREVENTION: Fact Sheet : Basic Information about SARS / Centers for Disease Control and Prevention. URL <http://www.cdc.gov/sars/about/fs-SARS.pdf>, 2004 (February 2003). – Forschungsbericht. – 2003–2004 S
- [Centers for Disease Control and Prevention 2010] CENTERS FOR DISEASE CONTROL AND PREVENTION: *Interim Guidance on Infection Control Measures for 2009 H1N1 Influenza in Healthcare Settings, Including Protection of Healthcare Personnel*. 2010. – URL http://www.cdc.gov/h1n1flu/guidelines_infection_control.htm. – Zugriffsdatum: 11.07.2013
- [Ciofi degli Atti et al. 2008] CIOFI DEGLI ATTI, Marta L. ; MERLER, Stefano ; RIZZO, Caterina ; AJELLI, Marco ; MASSARI, Marco ; MANFREDI, Piero ; FURLANELLO, Cesare ; SCALIA TOMBA, Gianpaolo ; IANNELLI, Mimmo: Mitigation measures for pandemic influenza in Italy: an individual based model considering different scenarios. In: *PloS one* 3 (2008), Januar, Nr. 3, S. e1790. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0001790>. – ISSN 1932-6203
- [Cowling et al. 2009] COWLING, Benjamin J. ; CHAN, Kwok-Hung ; FANG, Vicky J. ; CHENG, Calvin K. ; FUNG, Rita O. ; WAI, Winnie ; SIN, Joey ; SETO, Wing H. ; YUNG, Raymond ;

- CHU, Daniel W. ; CHIU, Billy C. ; LEE, Paco W. ; CHIU, Ming C. ; LEE, Hoi C. ; UYEKI, Timothy M. ; HOUCK, Peter M. ; PEIRIS, J. S. M. ; LEUNG, Gabriel M.: Facemasks and Hand Hygiene to Prevent Influenza Transmission in Households: A Cluster Randomized Trial. In: *Annals of Internal Medicine* 151 (2009), Oktober, Nr. 7, S. 437. – URL <http://dx.doi.org/10.7326/0003-4819-151-7-200910060-00142>. – ISSN 0003-4819
- [Deutsches Studentenwerk 2011] DEUTSCHES STUDENTENWERK: Studentenwerke im Zahlenspiegel 2010 / 2011. (2011). – URL http://www.studentenwerke.de/pdf/Zahlenspiegel_2010_11.pdf
- [Fell und Brandau 2009] FELL, Gerhard ; BRANDAU, Daniel: Meldepflichtige Infektionskrankheiten in Hamburg 2009 Epidemiologischer Bericht / Institut für Hygiene und Umwelt. Hamburg, 2009. – Forschungsbericht. – URL <http://www.hamburg.de/contentblob/2463562/data/jahresbericht-2009-infektionsepidemiologie.pdf>
- [Filmförderungsanstalt 2011] FILMFÖRDERUNGSANSTALT: Der Kinobesucher 2010 / Filmförderungsanstalt. URL http://www.ffa.de/downloads/publikationen/kinobesucher_2010.pdf, 2011. – Forschungsbericht
- [Geofabrik 2013] GEOFABRIK: *OSM-Data Hamburg*. 2013. – URL <http://download.geofabrik.de/europe/germany/hamburg.html>. – Zugriffsdatum: 03.09.2013
- [Greatorex et al. 2011] GREATOREX, Jane S. ; DIGARD, Paul ; CURRAN, Martin D. ; MOYNIHAN, Robert ; WENSLEY, Harrison ; WREGHITT, Tim ; VARSANI, Harsha ; GARCIA, Fayna ; ENSTONE, Joanne ; NGUYEN-VAN-TAM, Jonathan S.: Survival of influenza A(H1N1) on materials found in households: implications for infection control. In: *PloS one* 6 (2011), Januar, Nr. 11, S. e27932. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0027932>. – ISSN 1932-6203
- [Liccardo und Fierro 2013] LICCARDO, Antonella ; FIERRO, Annalisa: A lattice model for influenza spreading. In: *PloS one* 8 (2013), Januar, Nr. 5, S. e63935. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0063935>. – ISSN 1932-6203
- [McNally und Rindt 2000] MCNALLY, Michael G. ; RINDT, Craig: The activity-based approach. In: HENSHER, David A. (Hrsg.) ; BUTTON, Kenneth J. (Hrsg.): *Handbook of transport modelling*. Pergamon, 2000, Kap. 4, S. 53–68. – URL <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=tbbASOGxcNUC&oi=fnd&pg=PA53&dq=The+Activity-Based+Approach&ots=cId1CrQ2tn&sig=PcejWgI6ZbrNEV7Y4iAQwdJW6Kk>

- [Milne et al. 2008] MILNE, George J. ; KELSO, Joel K. ; KELLY, Heath a. ; HUBAND, Simon T. ; McVERNON, Jodie: A small community model for the transmission of infectious diseases: comparison of school closure as an intervention in individual-based models of an influenza pandemic. In: *PloS one* 3 (2008), Januar, Nr. 12, S. e4005. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0004005>. – ISSN 1932-6203
- [Mniszewski et al. 2008] MNISZEWSKI, S.M. ; DEL VALLE, S.Y. ; STROUD, P.D. ; RIESE, J.M. ; SYDORIAK, S.J.: EpiSimS simulation of a multi-component strategy for pandemic influenza. In: *Proceedings of the 2008 Spring simulation multiconference*, Society for Computer Simulation International, 2008, S. 556–563. – URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1400636>. – ISBN 1565553195
- [Mohr et al. 2012] MOHR, O ; ASKAR, M ; SCHINK, S ; ECKMANN, T ; KRAUSE, G ; POGGENSEE, G: Evidence for airborne infectious disease transmission in public ground transport—a literature review. In: *Euro surveillance : bulletin européen sur les maladies transmissibles = European communicable disease bulletin* 17 (2012), Januar, Nr. 35, S. 1–11. – URL <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22958608>. – ISSN 1560-7917
- [Mossong et al. 2008] MOSSONG, Joël ; HENS, Niel ; JIT, Mark ; BEUTELS, Philippe ; AURANEN, Kari ; MIKOLAJCZYK, Rafael ; MASSARI, Marco ; SALMASO, Stefania ; TOMBA, Gianpaolo S. ; WALLINGA, Jacco ; HEIJNE, Janneke ; SADKOWSKA-TODYS, Malgorzata ; ROSINSKA, Magdalena ; EDMUNDS, W J.: Social contacts and mixing patterns relevant to the spread of infectious diseases. In: *PLoS medicine* 5 (2008), März, Nr. 3, S. e74. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pmed.0050074>. – ISSN 1549-1676
- [Nsoesie et al. 2012] NSOESIE, Elaine O. ; BECKMAN, Richard J. ; MARATHE, Madhav V.: Sensitivity analysis of an individual-based model for simulation of influenza epidemics. In: *PloS one* 7 (2012), Januar, Nr. 10, S. e45414. – URL <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0045414>. – ISSN 1932-6203
- [Peng et al. 2010] PENG, Shuangyun ; YANG, Kun ; XU, Quanli ; WANG, J. ; XIONG, Jianhong ; LIU, L.: A simulation study of H1N1 space-time epidemic based on agent-based modeling. In: *18th International Conference on Geoinformatics 2010*, IEEE, 2010, S. 1–4. – URL <http://dx.doi.org/10.1109/GEOINFORMATICS.2010.5567699>
- [Perez und Dragicevic 2009] PEREZ, Liliana ; DRAGICEVIC, Suzana: An agent-based approach for modeling dynamics of contagious disease spread. In: *International journal of health geographics* 8 (2009), Januar, S. 50. – URL <http://dx.doi.org/10.1186/1476-072X-8-50>. – ISSN 1476-072X

- [Ponge 2011] PONGE, Julien: *Fork and Join: Java Can Excel at Painless Parallel Programming Too!* 2011. – URL <http://www.oracle.com/technetwork/articles/java/fork-join-422606.html>. – Zugriffsdatum: 07.08.2013
- [RiMEA 2009] RiMEA: Richtlinie für Mikroskopische Entfluchtungsanalysen / RiMEA-Projekt. URL <http://www.rimea.de/fileadmin/files/dok/richtlinien/r2.2.1.pdf>, 2009. – Forschungsbericht
- [Robert-Koch-Institut 2007] ROBERT-KOCH-INSTITUT: *Nationaler Pandemieplan, Teil III*. 2007. – URL http://www.rki.de/DE/Content/InfAZ/I/Influenza/influenzapandemieplan_III.pdf
- [Robert-Koch-Institut 2011] ROBERT-KOCH-INSTITUT: *Influenza (Saisonale Influenza, Influenza A(H1N1) 2009, Aviäre Influenza) - RKI-Ratgeber für Ärzte*. 2011. – URL http://www.rki.de/DE/Content/Infekt/EpidBull/Merkblaetter/Ratgeber_Influenza.html. – Zugriffsdatum: 11.07.2013
- [Seeger 2012] SEEGER, David: *Simulation des Hamburger U-Bahn-Verkehrs als Basis für Infektionsmodelle*, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg, Bachelor Thesis, 2012. – URL <http://opus.haw-hamburg.de/volltexte/2013/2054/>
- [Siedersleben 2004] SIEDERSLEBEN, Johannes: *Moderne Software-Architektur*. Dpunkt.Verlag GmbH, 2004. – URL <http://www.dpunkt.de/buecher/2142/moderne-software-architektur.html>. – ISBN 3898642925
- [Simmerman et al. 2010] SIMMERMAN, James M. ; SUNTARATTIWONG, Piyarat ; LEVY, Jens ; GIBBONS, Robert V. ; CRUZ, Christina ; SHAMAN, Jeffrey ; JARMAN, Richard G. ; CHOT-PITAYASUNONDH, Tawee: Influenza virus contamination of common household surfaces during the 2009 influenza A (H1N1) pandemic in Bangkok, Thailand: implications for contact transmission. In: *Clinical infectious diseases : an official publication of the Infectious Diseases Society of America* 51 (2010), November, Nr. 9, S. 1053–61. – URL <http://dx.doi.org/10.1086/656581>. – ISSN 1537-6591
- [Statistikamt Nord 2012a] STATISTIKAMT NORD: *Stadtteilprofile2012*. 2012. – URL http://www.statistik-nord.de/fileadmin/download/Stadtteil_Profile_html5/atlas.html
- [Statistikamt Nord 2012b] STATISTIKAMT NORD: *Statistisches Jahrbuch Hamburg*. 2012. – URL http://www.statistik-nord.de/uploads/tx_standuments/JB11HH_gesamt.pdf

- [Stilianakis und Drossinos 2010] STILIANAKIS, Nikolaos I. ; DROSSINOS, Yannis: Dynamics of infectious disease transmission by inhalable respiratory droplets. In: *Journal of the Royal Society, Interface / the Royal Society* 7 (2010), September, Nr. 50, S. 1355–66. – URL <http://dx.doi.org/10.1098%2Frsif.2010.0026>. – ISSN 1742-5662
- [Tatem et al. 2006] TATEM, a J. ; ROGERS, D J. ; HAY, S I.: Global transport networks and infectious disease spread. In: *Advances in parasitology* 62 (2006), Januar, Nr. 05, S. 293–343. – URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0065-308X\(05\)62009-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0065-308X(05)62009-X). – ISSN 0065-308X
- [Thiel 2013] THIEL, Christian: *Masterarbeit Christian Thiel Analyse von Partitionierungen und partieller Synchronisation in stark verteilten multiagentenbasierten Fußgängersimulationen*, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg, Master Thesis, 2013. – URL http://edoc.sub.uni-hamburg.de/haw/volltexte/2013/2059/pdf/MA_christian_thiel.pdf
- [Troko et al. 2011] TROKO, Joy ; MYLES, Puja ; GIBSON, Jack ; HASHIM, Ahmed ; ENSTONE, Joanne ; KINGDON, Susan ; PACKHAM, Christopher ; AMIN, Shahid ; HAYWARD, Andrew ; NGUYEN VAN-TAM, Jonathan: Is public transport a risk factor for acute respiratory infection? In: *BMC infectious diseases* 11 (2011), Januar, Nr. 1, S. 16. – URL <http://dx.doi.org/10.1186%2F1471-2334-11-16>. – ISSN 1471-2334
- [Typesafe Inc 2013] TYPESAFE INC: *Akka Java Documentation*. 2013. – URL <http://doc.akka.io/docs/akka/2.2.0/AkkaJava.pdf>. – Zugriffsdatum: 07.08.2013
- [Van Kerkhove et al. 2011] VAN KERKHOVE, Maria D. ; VANDEMAELE, Katelijn a H. ; SHINDE, Vivek ; JARAMILLO-GUTIERREZ, Giovanna ; KOUKOUNARI, Artemis ; DONNELLY, Christl a. ; CARLINO, Luis O. ; OWEN, Rhonda ; PATERSON, Beverly ; PELLETIER, Louise ; VACHON, Julie ; GONZALEZ, Claudia ; HONGJIE, Yu ; ZIJIAN, Feng ; CHUANG, Shuk K. ; AU, Albert ; BUDA, Silke ; KRAUSE, Gerard ; HAAS, Walter ; BONMARIN, Isabelle ; TANIGUICHI, Kiyosu ; NAKAJIMA, Kensuke ; SHOBAYASHI, Tokuaki ; TAKAYAMA, Yoshihiro ; SUNAGAWA, Tomi ; HERAUD, Jean M. ; ORELLE, Arnaud ; PALACIOS, Ethel ; SANDE, Marianne a B. van der ; WIELDERS, C C H L. ; HUNT, Darren ; CUTTER, Jeffrey ; LEE, Vernon J. ; THOMAS, Juno ; SANTA-OLALLA, Patricia ; SIERRA-MOROS, Maria J. ; HANSHAOWORAKUL, Wanna ; UNGCHUSAK, Kumnuan ; PEBODY, Richard ; JAIN, Seema ; MOUNTS, Anthony W.: Risk factors for severe outcomes following 2009 influenza A (H1N1) infection: a global pooled analysis. In: *PLoS medicine* 8 (2011), Juli, Nr. 7, S. e1001053. – URL <http://dx.doi.org/10.1371%2Fjournal.pmed.1001053>. – ISSN 1549-1676

- [Van-Tam und Sellwood 2009] VAN-TAM, J. (Hrsg.) ; SELLWOOD, C. (Hrsg.): *Introduction to pandemic influenza*. Wallingford : Cabi, 2009. – URL <http://dx.doi.org/10.1079/9781845936259.0000>. – ISBN 9781845936259
- [Wang et al. 2010] WANG, Jiasheng ; XIONG, Jianhong ; YANG, Kun: Use of GIS and agent-based modeling to simulate the spread of influenza. In: *The 18th International Conference on Geoinformatics* (2010), S. 1–6. – URL <http://dx.doi.org/10.1109/GEOINFORMATICS.2010.5567658>
- [Williams 2012] WILLIAMS, Michael J.: *Getting Started with the G1 Garbage Collector*. 2012. – URL <http://www.oracle.com/webfolder/technetwork/tutorials/obe/java/G1GettingStarted/index.html>. – Zugriffsdatum: 03.09.2013
- [Wooldridge 2009] WOOLDRIDGE, Michael: *An Introduction to MultiAgent Systems*. New York, NY, USA : Wiley, 2009. – ISBN 0470519460
- [World Health Organisation 2010a] WORLD HEALTH ORGANISATION: *Pandemic (H1N1) 2009*. 2010. – URL http://www.who.int/csr/don/2010_08_06/en/. – Zugriffsdatum: 20.08.2013
- [World Health Organisation 2010b] WORLD HEALTH ORGANISATION: Sex , gender and influenza / World Health Organisation. URL http://whqlibdoc.who.int/publications/2010/9789241500111_eng.pdf, 2010. – Forschungsbericht
- [Yang et al. 2008] YANG, Yong ; ATKINSON, Peter ; ETTEMA, Dick: Individual space-time activity-based modelling of infectious disease transmission within a city. In: *Journal of The Royal Society Interface* 5 (2008), Juli, Nr. 24, S. 759–772. – URL <http://dx.doi.org/10.1098/rsif.2007.1218>. – ISSN 1742-5689

Abkürzungsverzeichnis

API	Application Programming Interface, Seite 8
CDC	Centers for Disease Control and Prevention, Seite 62
CMS	Concurrent Mark-Sweep, Seite 46
CSV	Comma-separated values, Seite 19
DT3	Doppeltriebwagen 3, Seite 92
DT4	Doppeltriebwagen 4, Seite 46
FIFO	First In - First Out, Seite 8
G1GC	Garbage-First Garbage Collector, Seite 46
IBM	Individual-based Modelling, Seite 5
ICU	Intensive Care Unit, Seite 62
JVM	Java Virtual Machine, Seite 46
KW	Kalenderwoche, Seite 62
LWJGL	Lightweight Java Game Library, Seite 46
MMASS	Multilayered Multi-Agent Situated System, Seite 8
OpenGL	Open Graphics Library, Seite 46
PBF	Protocolbuffer Binary Format, Seite 46
RDP	Remote Desktop Protocol, Seite 46
SCA	Situated Cellular Agent, Seite 8
UID	Unique Identifier, Seite 8
WHO	World Health Organisation, Seite 62
XML	Extensible Markup Language, Seite 19

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Hilfsmittel benutzt habe.

Hamburg, 28. November 2013

Carsten Noetzel