

Agentenbasierte Modellierung und Simulation der Rettungskette - Eine Fallstudie in der Lausitz

Sascha Zell

Masterarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Science

im Studiengang *Angewandte Mathematik*

Fachgebiet für Ingenieurmathematik und Numerik der Optimierung

Institut für Mathematik

Fakultät 1 - MINT

Brandenburgische Technische Universität Cottbus-Senftenberg

Agentenbasierte Modellierung und Simulation der Rettungskette

– Eine Fallstudie in der Lausitz –

vorgelegt von

Sascha Zell

Betreuer: Prof. Dr. rer. nat. habil. Armin Fügenschuh
Prof. Dr. rer. nat. Carsten Hartmann

2022

Abstract

English: A functioning prehospital Emergency Medical Service (EMS) system is of special importance for society and subject to many new challenges of present time. Socioeconomic change and technical progress affect existing systems and force responsables to adopt new approaches for performance optimization. Therefore this work provides a literature review on different EMS planning problems and presents an agent-based simulation approach to model the rescue chain of a region specific EMS system. Underlying data from urban region Cottbus, Brandenburg, Germany is used to parameterize and verify the model. Using a geographic information system (GIS), the model generates emergency calls according to population density with a time dependent rate and displays different key figures for evaluation of system performance. The software implementation in AnyLogic contains a graphical user interface (GUI) including operation and statistics live monitoring to lay foundation for practical applications.

Keywords: Emergency medical service system, agent-based simulation, rescue chain

Deutsch: Ein funktionierender Rettungsdienst ist für die Gesellschaft von zentraler Bedeutung, da in medizinischen Notsituationen die Gesundheit eines Verunfallten von der Qualität der präklinischen medizinischen Versorgung abhängt. Dabei steht man vor immer neuen Herausforderungen des sozioökonomischen Wandels und technischen Fortschritts, die neue Ansätze zur Systemoptimierung erfordern. Diese Arbeit beinhaltet eine Literaturübersicht über Planungsprobleme, sowie eine Klassifizierung von Emergency Medical Service (EMS) Systemen. Ein agentenbasiertes Simulationsmodell für ein notarztbasiertes EMS-System wird vorgestellt und auf die Rettungskette eines städtischen Gebietes Cottbus, Brandenburg, Deutschland angewandt. Die Parametrisierung des Modells erfolgt durch zugrundeliegende Einsatzdaten, dabei wird ein Geoinformationssystem (GIS) genutzt, Notrufe über die Bevölkerungsdichte mit einer zeitabhängigen Rate generiert und statistische Kenngrößen des Systems ausgewertet. Das in AnyLogic implementierte Simulationsmodell enthält eine graphische Nutzeroberfläche, in der Einsatzdetails und Statistiken als Grundlage für Anwendungen in der Praxis angezeigt werden.

Keywords: Rettungsdienst, Rettungskette, agentenbasiertes Simulationsmodell

Inhaltsverzeichnis

Einleitung	10
1 Problemstellung	12
1.1 EMS-Systeme	12
1.1.1 Arten von EMS-Systemen	14
1.1.2 Der Rettungsdienst in Brandenburg	16
1.2 Planungsebenen	20
2 Literaturübersicht	23
2.1 Das Standortproblem	23
2.2 Arbeitskraftplanung	27
2.3 Krankenhauswahl	28
2.4 Dynamische Neupositionierung von Einsatzfahrzeugen	29
2.5 Krankentransportplanung	30
2.6 Dispositionsstrategien	31
2.7 Notrufaufkommensprognose	32
2.8 Innovationen der Rettungskette	32
3 Mathematische Grundlagen	34
3.1 Stochastik	34
3.2 Kürzeste Wege eines Netzwerks	39
3.3 Simulation	41
3.3.1 Begriff	41
3.3.2 Durchführung	42
3.3.3 Discrete-Event Simulation	44
3.3.4 Agentenbasierte Simulation	44
3.3.5 Monte-Carlo Simulation	46
3.4 Simulationssoftware AnyLogic	47
4 Simulationsmodell	51
4.1 Datengrundlage	51
4.2 Konzeptionelles Modell	54
4.2.1 Agentenumgebung	54
4.2.2 Agenten	55
4.2.3 Ereignisse	61
4.2.4 Rettungsprozess	64
4.3 Implementierung	65
5 Simulationsexperimente	69
5.1 Monte-Carlo Simulation eines EMS-Systems	69
5.2 Diskussion	73

6	Fazit	75
6.1	Zusammenfassung	75
6.2	Ausblick	76

Abbildungsverzeichnis

1.1	Zeitliches Schema der Rettungskette	13
1.2	Versorgungsgebiet der Leitstelle Lausitz	17
1.3	Kapazitätsplanung über die verschiedenen Planungsebenen	21
2.1	Illustration des Location Set Covering Models zur Lösung des Standortproblems	25
3.1	Realisierung eines Poisson-Prozesses	38
3.2	Beispiel eines gerichteten Graphen	39
3.3	Zustandsdiagramme in AnyLogic	49
3.4	Flussdiagramme in AnyLogic	49
4.1	Stadtgebiet Cottbus nach Ortsteilen	55
4.2	Agentenlogik Patient	57
4.3	Logik-Implementierung des Agenten Rettungswagen (RTW)	58
4.4	Beispiel Kleinste-Quadrate Verteilungs-Fit in Python	59
4.5	Verteilungs-Fit für Behandlungsdauern	60
4.6	Logik-Implementierung des Agenten Notarzteinsatzfahrzeug (NEF)	61
4.7	Monatliches und wöchentliches Einsatzaufkommen im Stadtgebiet Cottbus .	63
4.8	Einsatzaufkommen pro Tagesstunde im Stadtgebiet Cottbus	64
4.9	Der Rettungsprozess im Simulationsmodell	65
4.10	Szenarienkonfiguration vor Beginn der Simulation	65
4.11	Positionierung und Schichtplan von Rettungsfahrzeugen	66
4.12	Navigation des Simulationsmodells	66
4.13	GIS-Karte im GUI des Simulationsmodells	67
4.14	Live-Monitoring der Fahrzeugstatus und Notrufe per Konsole	68
4.15	Live-Monitoring von Kennzahlen eines RTW	68
5.1	Kenngrößen Monte-Carlo Simulation der aktuellen Konfiguration in Cottbus	71
5.2	Monte-Carlo Simulation bei um 30% erhöhtem Notrufaufkommen	71
5.3	Histogramm für die Reaktionszeit	72
5.4	Histogramm für die Prähospitalzeit	72
5.5	Histogramm für die Gesamteinsatzzeit	72

Tabellenverzeichnis

1.1	Modellvergleich für EMS-Systeme	15
1.2	Statusbezeichnungen im Digitalfunk	20
1.3	Planungsprobleme von EMS-Systemen nach Planungsebenen	22
2.1	Beispiel einer Konformitäts-Tabelle	30
4.1	Auszug aus dem Zensus Datensatz	52
4.2	Beschreibung des Datensatzes „Einsätze Rettungsdienst Cottbus“	53
4.3	Agenten des Simulationsmodells	56
5.1	Vorhaltung Rettungsdienst Cottbus	70

Abkürzungsverzeichnis

AAS	Anglo American System
ABM	agentenbasiertes Modell
ABS	agentenbasierte Simulation
ADP	Approximative Dynamische Programmierung
AED	Automatisierter Externer Defibrillator
ALS	Advanced Life Support
AQ	Adjusted Queuing
AR	Auto Regressive
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
ASB	Arbeiter Samariter Bund
BACOP	Backup Coverage Problem
BbgRettG	Brandenburgisches Rettungsdienstgesetz
BLS	Basic Life Support
CTK	Carl-Thiem-Klinikum
CMC	Crude-Monte-Carlo
DARP	Dial-a-Ride Problem
DDSM^t	Dynamic Double Standard Model at time t
DES	Discrete-Event Simulation
DSM	Double Standard Model
EMS	Emergency Medical Service
EMT	Emergency Medical Technican
FGS	Franco German System
FGP	Fuzzy Goal Programming
GIS	Geographisches Informationssystem
GMM	Gaussian Mixture Model
GPS	Global Positioning System

HQM	Hypercube Queueing Model
iid.	independent and identically distributed
IP	Integer Programm
IRLS	Integrierte Regionalleitstelle
ITH	Intensivtransporthubschrauber
KTW	Krankentransportwagen
LPCC	Lower Priority Calls Coverage
LRDPV	Landesrettungsdienstplanverordnung
LSCM	Location Set Covering Model
MA	Moving Average
MANV	Massenanfall von Verletzten
MAS	Multi-Agenten-System
MCLP	Maximal Covering Location Problem
MEXCLP	Maximum Expected Covering Location Problem
MILP	Mixed Integer Linear Program
ML	Maschinelles Lernen
MLS	Method of least squares
NAW	Notarztwagen
NEF	Notarzteinsatzfahrzeug
RL	Reinforcement Learning
RTW	Rettungswagen
RTH	Rettungshubschrauber
SSA	Singular Spectrum Analysis
SEM	Spatially Explicit Model
ZV	Zufallsvariable

Gender-Erklärung

Aus Gründen der Lesbarkeit und Übersichtlichkeit wird in der vorliegenden Arbeit auf die gleichzeitige Verwendung männlicher und weiblicher Sprachformen verzichtet. Genutzt wird das generische Maskulinum, womit beide Geschlechter gleichermaßen gemeint sind.

Einleitung

Gerät man in eine medizinische Notfallsituation, beispielsweise durch einen Verkehrsunfall oder eine Sportverletzung und ist auf fremde Hilfe angewiesen, dann benötigt man vor allem Folgendes:

Präklinische medizinische Betreuung – und das möglichst unverzüglich und fachgerecht. Diese bereitzustellen liegt im Aufgabenbereich des Rettungsdienstes. Bei einem Notfall wird von jemandem ein Notruf abgesetzt, in einer Zentrale – der Leitstelle – verarbeitet und daraufhin entschieden, ob und welche Rettungsmittel zur Hilfe des Verunfallten eingesetzt werden. Diese werden alarmiert und schließlich zur Versorgung des Patienten zu dem Notfallort bewegt. Nach der medizinischen Betreuung am Unfallort wird der Transport in eine Notaufnahme eingeleitet und ggf. auch noch ein Intensivtransport in ein spezialisiertes Krankenhaus durchgeführt. Der geschilderte Ablauf, hier zusammengefasst unter dem Begriff „Rettungskette“, wird in dieser Arbeit analysiert. Gesellschaftliche Veränderungen, wie beispielsweise Bevölkerungswachstum, Urbanisierung, Strukturwandel einer Region oder der Zunahme von auftretenden Klimaereignissen können ein gesteigertes Notrufaufkommen und das Entstehen von Ausnahmesituationen begünstigen und den Rettungsdienst und andere beteiligte Akteure vor große Herausforderungen stellen.

Speziell in Deutschland werfen Umstände wie der demografische Wandel, die zunehmend kritische Entwicklung der Personalsituation im Gesundheitsbereich, Veränderungen des Finanzvolumens und zuletzt auch die Auswirkungen der Covid-19 Pandemie kritische Fragen auf:

Wie gut kann das Notrufaufkommen von dem System im derzeitigen Zustand bewältigt werden? Wie reagiert das System auf mögliche Veränderungen bzw. Belastungen (wie z.B. erhöhtes Notrufaufkommen, Personalmangel, etc.)? Mit welchen Ansätzen und inwiefern lässt sich die Effizienz des Rettungsdienstes mit vorhandenen Ressourcen steigern? Welche Verbesserungen können durch neue Investitionen erreicht werden? Oder zusammengefasst: Durch welche Maßnahmen lässt sich der bestehende Zustand des Rettungsdienstes optimieren?

Die Optimierung sogenannter EMS-Systeme (engl.: Emergency Medical Service (EMS)) und die Beantwortung obiger Fragen sind schon seit den 1960er Jahren Forschungsgegenstand auf internationaler Ebene und insbesondere nach der Jahrtausendwende steigt die Anzahl an Publikationen weiter rasant. Dementsprechend existieren bereits einige verschiedene Optimierungsansätze, in denen mit analytischen Methoden oder über klassische mathematische Optimierungspraktiken (wie z.B. mit der kombinatorischen oder gemischt-ganzzahligen Optimierung) Teilprobleme gelöst werden. Dadurch, dass die Rettungskette ein komplexes System darstellt, welches aus miteinander gekoppelten Teilproblemen besteht, geraten klassische mathematische Lösungsmethoden bei Berücksichtigung der Abhängigkeiten an ihre Grenzen und können meist nur bedingt auf die Praxis angewandt werden. Hier bieten sich Simulationsmethoden an: Insofern sich Zusammenhänge des Systems in einem Rechnerprogramm abbilden lassen, kann anstelle des realen Systems dessen Abbild auf dem Rechner untersucht werden [63]. Bekannt ist diese Vorgehen unter dem Begriff *computergestützte Modellierung und Simulation*. In dieser Arbeit soll ein Modell

entwickelt werden, welches die „Rettungskette“ digital abbildet und Möglichkeiten bietet, neu auftretende Probleme der Praxis zu analysieren und obige Fragen zu beantworten, um eine Verbesserung des Rettungsdiensts erzielen zu können. Konkret wird hier ein *agentenbasiertes Simulationsmodell* vorgestellt, in welches man Realdaten einspeisen kann, um verschiedene Simulationsszenarien durchzuspielen. Hier wird eine Datengrundlage aus der Lausitz genutzt, einer ländlichen Region Deutschlands, südlich von Berlin innerhalb des Bundeslandes Brandenburg. Ziel dieser Untersuchung ist, ein lauffähiges Simulationsmodell zu schaffen, welches die Grundlage für Optimierungsvorhaben bildet. Dazu gehört, dass die Performance verschiedener Konfigurationen des Systems (z.B. aus externen Untersuchungen) analysiert und verglichen werden kann und welches im Optimalfall auf andere Regionen übertragbar ist. Anwender aus der Praxis sollen die Möglichkeit bekommen, verschiedene Szenarien zu Lern- oder Forschungszwecken studieren zu können und damit Wissen zu erlangen, welches letztlich zur Verbesserung des bestehenden Realsystems angewendet wird. Darüber hinaus sollen mögliche Probleme bei der Systemmodellierung identifiziert, gelöst und Ansprüche an die Datengrundlage für eine Erweiterung bzw. Ausweitung auf andere Regionen definiert werden.

Die Arbeit gliedert sich wie folgt:

In Kapitel 1 wird das Problem erläutert. Dazu werden EMS-Systeme vorgestellt, wobei insbesondere populäre Arten, deren Unterschiede, Gemeinsamkeiten und Auswirkungen auf die Modellierung thematisiert werden und auch das hier in Brandenburg aktuelle System dargestellt wird. Die sich daraus ergebenden Probleme und Verbesserungspotentiale lassen sich abhängig vom zugrundeliegenden betrachteten Zeithorizont verschiedenen *Planungsebenen* zuordnen. Im zweiten Kapitel folgt, auf dieser Zuordnung basierend, eine Literaturübersicht über historisch wichtige und aktuelle Publikationen auf diesem großen Forschungsgebiet. Dabei wird die gesamte Bandbreite des Problems aufgezeigt und Lösungsansätze präsentiert. Danach folgt in Kapitel 3 ein Einblick in mathematische Grundlagen, die relevant für das Simulationsmodell sind. Dazu gehören die mathematische Modellierung von Zufall in Form von Zufallsvariablen und stochastischen Prozessen, Grundlagen der Graphentheorie zum Finden kürzester Wege innerhalb von Straßennetzen und ein Einblick in die Simulation komplexer Systeme. Abschließend folgt eine kurze Einführung zu der benutzten Simulationssoftware *AnyLogic*, damit die Basis für das Verständnis des Modells geschaffen wird. Das Simulationsmodell wird in Kapitel 4 formal dargestellt, insbesondere die genutzte Datengrundlage, das konzeptionelle Modell mit verschiedenen Modellbestandteilen und die Umsetzung bzw. Implementierung. Dabei werden die im vorigen Kapitel geschaffenen Grundlagen angewendet. Das fünfte Kapitel beschäftigt sich mit der Durchführung von Simulationsexperimenten. Die Funktionsweise des Modells wird ausgewertet, eine Monte-Carlo-Simulation durchgeführt und die Ergebnisse sowie das entstandene Modell und dessen Anwendungsmöglichkeiten diskutiert. Dabei wird der Nutzen für den Gebrauch im Rettungsdienst dargestellt, sowie fortführende Forschungsansätze beschrieben. Im letzten Kapitel wird schließlich ein Fazit gegeben, welches den Inhalt der Arbeit prägnant zusammenfasst und in dem ein Ausblick auf künftige Entwicklungen gewagt wird.

1 Problemstellung

In diesem Kapitel werden das System Rettungsdienst (EMS) vorgestellt, die Rettungskette bzw. der Rettungsprozess erläutert und Teilprobleme identifiziert. Dabei wird speziell auf die verschiedenen Arten von EMS-Systemen, Gemeinsamkeiten, Unterschiede und Einflüsse auf die Modellierung eingegangen und außerdem die Rahmenbedingungen des konkreten Rettungsdienstes vorgestellt, das später simuliert wird. Dabei handelt es sich um das Stadtgebiet Cottbus, Brandenburg, Deutschland.

1.1 EMS-Systeme

Das System zur Notfallrettung ist in der Literatur geläufig als *EMS-System* (engl.: Emergency medical services system). Im *Emergency Medical Services Act* von 1973 wurde ein EMS-System wie folgt definiert: Es handelt sich hierbei um ein System, das über Personal, Einrichtungen und Ausrüstung verfügt, um Gesundheitsdienste unter Notfallbedingungen effektiv und koordiniert durchführen zu können und dabei von einer öffentlichen oder gemeinnützigen Einrichtung verwaltet wird, welche die Befugnisse und Mittel besitzt, diese Verwaltung effektiv gewährleisten zu können [16]. Betrachtet man die EMS-Systeme verschiedener Staaten, ist erkennbar, dass es dort strukturelle Unterschiede gibt, welche die Übertragbarkeit von Forschungsergebnissen von einer auf andere Regionen limitieren. Im Folgenden werden deshalb EMS-Systeme in ihrer Funktionalität und ihren Eigenschaften vorgestellt. Es wird eine Klassifizierung der EMS-Systeme nach Dick [34] in zwei Arten vorgestellt, die angloamerikanischen (AAS, engl.: Anglo American system) und franko-germanischen (FGS, engl.: Franco German system) Systeme. Diese weisen Eigenarten auf, die sich auf die Modellierung auswirken. Daher sind Struktur und Regelungen des konkreten EMS-Systems in dem Versorgungsgebiet wichtig, aus dem die Daten für das Modell stammen. Diese werden im Anschluss daran vorgestellt.

Zunächst wird ein EMS-System allgemein charakterisiert. Dazu wird der Rettungsprozess beschrieben, angelehnt an Ausführungen von Hellmich [49], visualisiert in Abbildung 1.1. Orientiert wird sich dabei an dem zeitlichen Ablauf eines Patienten, der einen Notfall erlitten hat und die gesamte Rettungskette bzw. den gesamten Rettungsprozess durchläuft. Der Rettungsprozess wird also sequentiell aufgefasst und besteht aus mehreren Zeitpunkten $k_i, i \in \{-2, -1, \dots, 10\}$ und dazwischen befindlichen Zeitintervallen $t_i, i \in \{-2, -1, \dots, 9\}$. Es beginnt mit dem Zeitpunkt des Eintritts eines Notfalls (k_{-2}), die Zeitspanne, bis dieser von einem Notfallzeugen bemerkt wird, wird auch Entdeckungszeit (t_{-2}) genannt. Daran schließt sich die sogenannte Erkennungszeit (t_{-1}) an, die Zeitspanne bis der Notfall als solcher identifiziert und ein Notruf abgesetzt wird. Ist die verunfallte Person noch in der Lage, selbst einen Notruf abzusetzen, entfällt diese Zeitspanne. Mit dem Eingang eines Notrufs (k_0) in der Leitstelle beginnt der Rettungseinsatz: Die Dauer bis zum Gesprächsbeginn mit einem Disponenten der Leitstelle wird auch Aufschaltdauer oder Erreichungszeit (t_0) genannt. Mit dem Gespräch (k_1) beginnt die präklinische Triage, die Einteilung verletzter Personen in Klassen nach Bedarf oder Nutzen einer sofortigen medizinischen Behandlung, die entscheidend ist für die nachfolgende Disposition eines Rettungsmittels [35]. Die

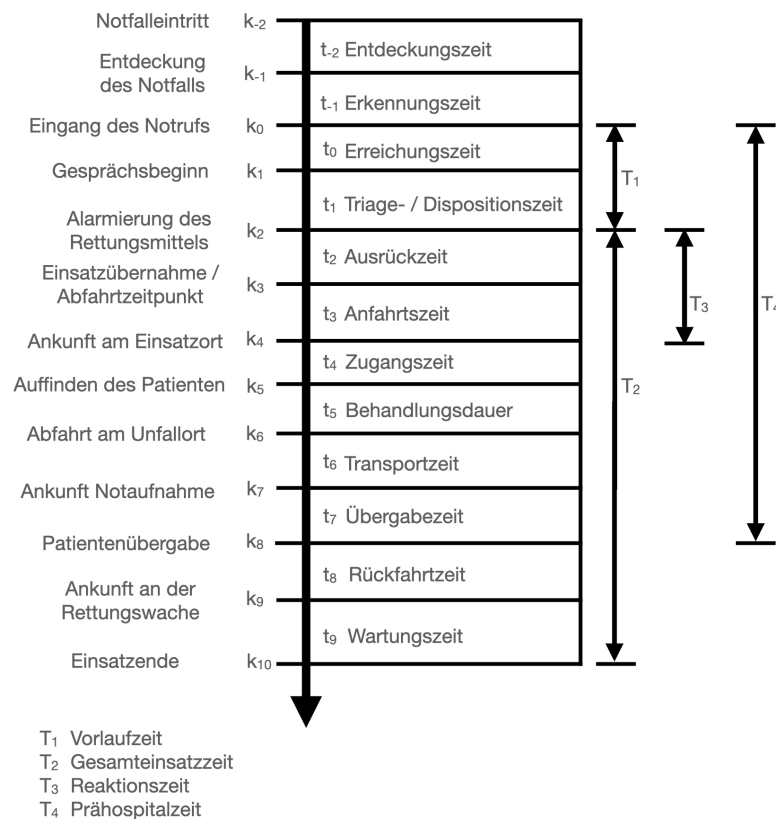


Abbildung 1.1: Zeitliches Schema der Rettungskette

Rettungsbesatzung wird zum Alarmierungszeitpunkt (k_2) über den Einsatz in Kenntnis gesetzt und benötigt noch eine gewisse Ausrückzeit (t_2) (z.B. zur Überprüfung notwendiger Einsatzgeräte oder den Weg bis zum Rettungsmittel) bis zum Abfahrtszeitpunkt (k_3), auch Einsatzübernahme genannt. Damit beginnt die Anfahrtszeit (t_3) bis zur Ankunft am Einsatzort (k_4). Hier muss auch noch die Zugangszeit (t_4), also die Dauer von der Ankunft am übermittelten Einsatzort bis zum Auffinden des notleidenden Patienten (k_5), berücksichtigt werden. Daran schließt sich die Behandlungsdauer (t_5) an. Diese endet mit dem Verlassen des Notfallorts (k_6) und damit beginnt gleichzeitig die Transportzeit (t_6), die mit der Ankunft in der Notaufnahme bzw. in einem Krankenhaus (k_7) endet. Es folgt die Warte- bzw. Übergabezeit (t_7), welche bedingt ist durch die Auslastung der Notaufnahme. Ist die Patientenübergabe k_8 erledigt, macht sich die Besatzung der Einsatzfahrzeuges auf den Rückweg zum festgelegten Standort, um für den nächsten Einsatz bereit zu sein, meist also zur Rettungswache. Nach dieser Rückfahrtzeit (t_8) und der Ankunft an der Rettungswache (k_9) schließt sich ggf. eine Wartungszeit an, in der verschiedene Instandsetzungsmaßnahmen durchgeführt werden, wie beispielsweise das Auffüllen von Rettungsmaterialien, Reinigungsarbeiten, Pause für die Mitarbeiter oder das Auffüllen von Kraftstoff (Tanken). Hier erkennt man bereits, dass die Darstellung als Sequenz nicht eindeutig ist, beispielsweise wird das Betanken des Einsatzfahrzeuges wohl eher in die

Rückfahrtzeit (t_8) statt Wartungszeit (t_9) fallen und sich dort auch in den Daten widerspiegeln. Ebenso ist es schwierig, Pausen, die das Personal nach einem Einsatz einlegt, korrekt zu erfassen. Diese können Teil von t_8 oder t_9 sein. Nach einem Rettungseinsatz meldet die Besatzung des Einsatzfahrzeuges der Leitstelle erneute Einsatzbereitschaft. Sind keine Wartungsarbeiten nötig, ist dies auch bereits an Zeitpunkt (k_8), also vor Antritt der Rückfahrt, möglich. Weiterhin können andere Spezialfälle auftreten, in denen manche Zeitspannen entfallen können, wie etwa durch Fehleinsätze (Person wird am Unfallort nicht vorgefunden). Ähnliche Ausführungen zu den Zeitpunkten und -abschnitten in einem Rettungsprozess findet man auch in anderen mathematischen Publikationen, auf einer hohen Abstraktionsebene in Savas [98], Aboueljine et al. [1] und Reuter-Oppermann et al. [93] oder auf einer niedrigeren, realitätsnäheren Abstraktionsebene in Hellmich [49].

In Abbildung 1.1 werden noch weitere Kennzahlen bzw. *Leistungsmaße* des EMS-Systems mit Zeitbezug (T_i) abgebildet, T_1 bis T_4 . Die Vorlaufzeit T_1 bezeichnet den Zeitraum vom Absetzen des Notrufs bis ein Rettungsmittel disponiert wurde, daran schließt sich die Gesamteinsatzzeit T_2 des Rettungsmittels an. Die Reaktionszeit T_3 wird noch eine zentrale Rolle einnehmen, da diese häufig zu Rate gezogen wird, um die Qualität des Systems zu messen. Die Prähospitalzeit T_4 bezeichnet den Zeitraum vom Eingang des Notrufes bis der Patient schließlich hospitalisiert, also in ein Krankenhaus eingeliefert, wurde. Rettungsprozesse wie aus Abbildung 1.1 können voneinander abweichen, was aus Unterschieden zwischen EMS-Systemen verschiedener Staaten resultieren. Diese werden im folgenden Abschnitt thematisiert.

1.1.1 Arten von EMS-Systemen

Strukturen von Rettungsdiensten bzw. EMS-Systemen unterscheiden sich je nach staatlicher Gesetzgebung. Dennoch lassen sich viele Parallelen bei Systemen verschiedener Staaten erkennen. Deswegen teilte Dick [34] diese in zwei typische Kategorien ein: Das *anglo-amerikanische System* (engl.: Anglo American System (AAS)) und das *franko-germanische System* (engl.: Franco German System (FGS)). Der Hauptunterschied zwischen beiden Systemen ist, dass im AAS der Patient vom Unfallort zum Notarzt befördert wird, während im FGS der Notarzt zum Patienten, also zum Unfallort, gebracht wird und den Transport in ein Krankenhaus gegebenenfalls noch begleitet [34]. Dementsprechend wird das AAS auch mit „Load and Go“ und das FGS mit „Stay and Play“ bezeichnet. Um die Unterschiede der beiden Arten von Systemen zu verstehen, muss man einen Blick darauf werfen, wie sie historisch gewachsen sind: Das AAS wurde in den 1970er Jahren entwickelt, begünstigt durch ökonomische Gründe und Fachärztemangel [34]. Dagegen etablierte sich das notarztbasierte FGS bereits in den 1930er Jahren in Deutschland und wurde in den 1950ern weiterentwickelt, um eine adäquate prähospitalen Versorgung für Trauma-Patienten gewährleisten zu können [34]. Die Basis hierfür bildet eine effiziente und effektive Betreuung am Unfallort, bei dem Transport in die Notaufnahme und später auch im Krankenhaus, insbesondere für sogenannte „golden hour“ Notfälle, wie beispielsweise Schlaganfälle, Herzinfarkte, Traumata, etc., bei denen eine medizinische Versorgung innerhalb der ersten Stunde nach Auftreten des Notfalls nötig ist, um die Überlebenschancen des Patienten zu

<i>Modell</i>	FGS - Modell	AAS - Modell
<i>Grundsatz</i>	Bringe das Krankenhaus zu dem Patienten	Bringe den Patienten in das Krankenhaus
<i>Patientenumgang</i>	Häufig direkte Behandlung am Notfallort, seltener direkter Transport	Selten direkte Behandlung am Notfallort, häufiger direkter Transport
<i>Versorgungspersonal</i>	Meist Notärzte mit Unterstützung von Sanitätern	Sanitäter unter medizinischer Aufsicht (per Funk)
<i>Transportziel</i>	Spezielle Abteilung eines Krankenhauses	Notaufnahme
<i>Verwaltende bzw. übergeordnete Organisation</i>	Öffentliche Gesundheitsorganisation	Organisation für öffentliche Sicherheit

Tabelle 1.1: Modellvergleich für EMS-Systeme

wahren [34]. Dies kann bestenfalls durch einen Notarzt sichergestellt werden, wobei dieser Unterstützung von einem Rettungsassistenten erhält. Welche Maßnahmen dabei konkret ergriffen werden dürfen, regeln die jeweiligen Gesetze der unterschiedlichen Staaten. Die Unterschiede der Qualifikation des Personals der beiden Arten von Systemen sind nicht unerheblich - im AAS leisten eingesetzte Sanitäter nur begrenzte medizinische Betreuung, die Priorität ist eindeutig, den Patienten schnellstens in eine Notaufnahme zur Weiterbehandlung zu transportieren und nicht bereits am Unfallort bestmöglich zu versorgen [34]. Die dort eingesetzten Notärzte befinden sich alle innerhalb der Notaufnahme und versorgen dort den Patienten erst nach seiner Einlieferung. Die allgemeinen Unterschiede beider Systeme sind zusammengefasst in Tabelle 1.1, angelehnt an Al-Shaqsi [2].

Mit den Unterschieden im eingesetzten Versorgungspersonal gehen auch Unterschiede der Einsatzfahrzeuge und derer Besatzung einher. Im AAS gibt es für gewöhnlich zwei verschiedene Grund-Qualifikationsstufen und auch zwei verschiedene Grund-Arten von Einsatzfahrzeugen. Einmal eine Basis-Ausbildung mit relativ geringem Zeitaufwand (der von Staat zu Staat variiert), in den USA beispielsweise die Ausbildung zum sogenannten Emergency Medical Technican (EMT) (mit dem Zusatz EMT-B für „Basic“) und eine deutlich aufwendigere und anspruchsvollere Fortgeschrittenen-Ausbildung zu einem berühmten „Paramedic“ bzw. Sanitäter. In der Regel besetzen zwei dieser EMTs ein *Basic Life Support (BLS)* Fahrzeug und (mindestens) zwei Paramedics ein *Advanced Life Support (ALS)* Fahrzeug, das variiert aber auch pro Bundesstaat. Im FGS gibt es ähnliche Qualifikationsstufen, auch eine Basis-Ausbildung (in Deutschland zum sogenannten Rettungssanitäter) und eine Fortgeschrittenen-Ausbildung (zum Notfallsanitäter). In der Regel gibt es hierbei drei verschiedene Einsatzfahrzeuge, einen *Basis-Krankswagen*, in Deutschland einen sogenannten Krankentransportwagen (KTW), einen *Notfall-Krankswagen* (Rettungswagen (RTW)) und ein *Lebenserhaltungsfahrzeug* (engl.: Mobile life support unit (MISU)), vergleichbar mit einem Notarzteinsatzfahrzeug (NEF) [34]. Ers-

terer ist dabei in Deutschland besetzt mit einem Fahrer und einem Rettungsanitäter, zweiterer mit einem Notfallsanitäter und einem Rettungsanitäter und letzterer mit einem Notarzt und einem Notfallsanitäter. Darüber hinaus gibt es nicht nur bodengebundene Einsatzmittel, sondern auch welche zur Luft- und Wasserrettung, die man im AAS nicht einsetzt. Bis Ende der 1990er Jahre war eine klare Trennung der EMS-Systeme in diese beiden Kategorien erkennbar, mittlerweile bestehen die meisten EMS-Systeme weltweit aus unterschiedliche Zusammensetzungen, es gibt aber dennoch Staaten, deren System eindeutig einer Kategorie zugeordnet werden kann: Mitunter die USA, Kanada, Neuseeland und Australien besitzen klare AAS-Strukturen, dagegen stehen u.a. Staaten wie Frankreich, Deutschland und Österreich auf Seiten des FGS [2]. Eine kritische Frage ist, ob eines der beiden Systeme dem anderen überlegen ist. Hierzu nannte Holliman [52] einige Vor- und Nachteile: Für das FGS spricht eine bessere prähospitalen Triage und eine wirksamere Kommunikation von Notärzten mit Ärzten des Krankenhauses und außerdem, dass theoretisch auch mehr Patienten ohne einen anschließenden Transport in ein Krankenhaus behandelbar sind. Dagegen hat das AAS deutlich kürzere Service- und Rundreisezeiten, eine bessere Überprüfung der Vorgehensweise behandelnder Sanitäter (per Funk), geringere Kosten für Personal und Einsatzfahrzeuge. Diese Frage lässt sich letztendlich aufgrund der Systemunterschiede kaum beantworten. Während Morbiditäts- und Mortalitätsraten im FGS anfangs noch deutlich schlechter waren, haben sie sich seit den 2000er Jahren deutlich verbessert und sind seitdem vergleichbar zu denen des AAS [34].

1.1.2 Der Rettungsdienst in Brandenburg

In Deutschland wird der Rettungsdienst auf Länderebene geregelt, somit hat jedes Bundesland seine eigenen Gesetze und Vorschriften. Diese basieren auf einigen gemeinsamen Grundlagen, unterscheiden sich jedoch in kleinen aber wichtigen Gegebenheiten. Im Land Brandenburg ist dafür das Brandenburgische Rettungsdienstgesetz (BbgRettG) 2008 in Kraft getreten und hier wird nachfolgend die aktuelle Version des BbgRettG vom 19. Juni 2019 als Referenz verwendet. Im BbgRettG werden mitunter die Aufgaben des Rettungsdienstes definiert, systemrelevante Begriffsbestimmungen gegeben und die Erstellung von Rettungsdienstbereichsplänen und einem Landesrettungsdienstplan angeordnet. Darüber hinaus werden viele organisatorische und verwaltungsspezifische Aufgaben und Zuständigkeiten geklärt, die an der Stelle nicht weiter thematisiert werden. Fokus liegt hier auf den Regelungen, welche die Randbedingungen bzw. einzuhaltenen Vorgaben für das Simulationsmodell definieren. Großen Anteil daran liefert auch die Landesrettungsdienstplanverordnung (LRDPV), die laut §7 des BbgRettG ein „bedarfsgerechtes und flächendeckendes Versorgungssystem vorzusehen [hat]“ (BbgRettG §7). Die LRDPV wird in der aktuellen Fassung vom 25. Oktober 2019 verwendet.

Zu den Aufgaben des Rettungsdienstes zählen „bedarfsgerechte und flächendeckende Notfallrettung von Personen, [...] der qualifizierte Krankentransport und die Durchführung von Maßnahmen bei [...] einem Massenansturm von verletzten oder erkrankten Personen (MANV)“ (BbgRettG, §2, Abs. 1). Die Notfallrettung – der Schwerpunkt in diesem Simulationsmodell – „soll unverzügliche lebenserhaltende Maßnahmen einleiten und weitere

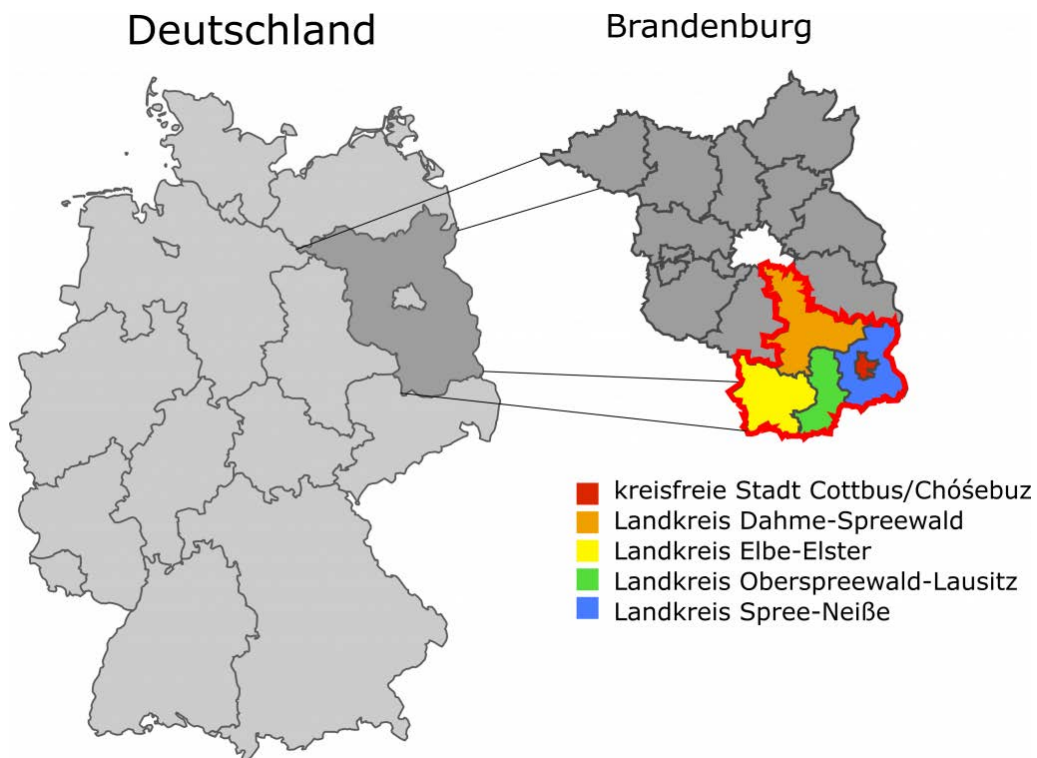


Abbildung 1.2: Versorgungsgebiet der Leitstelle Lausitz [71]

schwere gesundheitliche Schäden bei [...] Notfallpatienten verhindern[,] [...] ihre Transportfähigkeit herstellen und [...] [sie] unter fachgerechter Betreuung in eine [...] geeignete Gesundheitseinrichtung befördern“ (BbgRettG, §3). Hierbei kommen verschiedene Systemelemente zum Einsatz um die Notfallrettung zu gewährleisten: Integrierte Regionalleitstellen (IRLSen), Rettungswachen und Rettungsfahrzeuge. Diese sind im BbgRettG wie folgt definiert: „Integrierte Regionalleitstellen lenken und koordinieren im Rahmen ihrer Zuständigkeit die Einsätze des Rettungsdienstes, der Feuerwehren und des Katastrophenschutzes“ (BbgRettG, §3 Abs. 9). Das Land Brandenburg wird unterteilt in sogenannte Rettungsdienstbereiche, die deckungsgleich mit den Gebieten der Landkreise und kreisfreien Städte sind (vgl. BbgRettG, §4 Abs. 1). Jede IRLS verfügt über ein bestimmtes Versorgungsgebiet. Das der IRLS Lausitz besteht aus den Landkreisen Dahme-Spreewald, Elbe-Elster, Oberspreewald-Lausitz, Spree-Neiße und der kreisfreien Stadt Cottbus (siehe Abbildung 1.2). Mit insgesamt 7179 km² Gesamtfläche ist es das flächenmäßig größte Versorgungsgebiet Deutschlands, welches mit nur ca. 595.000 Einwohnern (Stand 30.12.2020 [107]) eine vergleichsweise geringe Bevölkerungsdichte aufweist.

„Eine Rettungswache ist eine Einrichtung, in der sich das Rettungspersonal für Rettungseinsätze bereithält und die erforderlichen Rettungsmittel vorgehalten werden. [Einsatz- bzw.] Rettungsfahrzeuge sind die nach dem Landesrettungsdienstplan zum Einsatz im Rettungsdienst bestimmten boden- und luftgebundenen Rettungsfahrzeuge“ (BbgRettG, §3 Abs. 7f.). Welche konkreten Anforderungen an die Rettungsfahrzeuge, deren Besatzung und an die Standorte der Rettungswachen gestellt werden, ist in der LRDPV geregelt. Darüber hinaus werden dort Einsatzgrundsätze der Rettungsmittel, die Einsatz-

dokumentation, Anforderungen an die Qualifikation des Personals und die *Hilfsfrist*, eine wichtige Größe zur Qualitätssicherung, näher bestimmt (vgl. BbgRettG, §7 Abs. 2). Als übergeordneten Einsatzgrundsatz bei der Notfallrettung sieht die LRDPV die sogenannte *Nächstes-Fahrzeug-Strategie* vor, wo das „jeweils nächste freie, geeignete und verfügbare öffentliche Rettungsfahrzeug einzusetzen [ist]“ (LRDPV, §1 Abs. 1). Hierbei grenzt man sogenannte Primäreinsätze von Sekundärverlegungen ab. Erstere werden gegenüber Zweiteren priorisiert (vgl. LRDPV, §1 Abs. 1). Ein Primäreinsatz „umfasst die präklinische Notfallversorgung einschließlich der notärztlichen Versorgung (Primärversorgung) und den Notfalltransport (Primärtransport) [...] in eine geeignete medizinische Versorgungseinrichtung. Dazu gehören auch Primärverlegungen (Notverlegungen) [...]“ (LRDPV, §2 Abs. 1). Dabei handelt es sich um Notfalltransporte von einer Gesundheitseinrichtung in eine andere, wenn Lebensgefahr oder schwere gesundheitliche Schäden drohen und die Gesundheitseinrichtung, in die der Patient transportiert werden soll, über bessere Möglichkeiten zur medizinischen Betreuung verfügen. „Transporte von Arzneien, Blutkonserven und medizinischen Geräten sowie der für die Notfalleinsätze benötigten Personen stehen einem Primärtransport gleich [...]“ (LRDPV, §1 Abs. 3). Sekundärverlegungen sind ärztlich begleitete Patiententransporte, die auch in den Aufgabenbereich des Rettungsdienstes fallen, da dort eine ärztliche Betreuung bzw. Überwachung bei dem Transport (meist zwischen Gesundheitseinrichtungen) unabdingbar ist (vgl. LRDPV, §2 Abs. 2). Dieser ist jedoch klar abzugrenzen von normalem Kranken- bzw. Patiententransporten, die von Drittanbietern (unter Einsatz von KTWs) durchgeführt wird. Die *Hilfsfrist* ist in der Notfallversorgung definiert als das Zeitintervall zwischen Eingang der Notfallmeldung in der IRLS und dem Eintreffen des ersten geeigneten Rettungsfahrzeuges an der nächsten öffentlichen Straße des Einsatzortes. Hierbei beginnt der Zeitraum erst dann, wenn in der IRLS alle nötigen Informationen vorliegen, um den eingegangenen Anruf als Notfallmeldung zu klassifizieren (vgl. LRDPV, §3 Abs. 1). Träger des Rettungsdienstes sind angehalten, die Rettungswachen und Rettungsmittel so zu platzieren, dass die Hilfsfrist in 95% aller Fälle jährlich innerhalb von 15 Minuten eingehalten werden kann (vgl. BbgRettG, §8 Abs. 2). Hierbei entfallen Einsätze bei MANV-Lagen, Einsätze mit fehlender Statusmeldung für die Eintreffzeit am Einsatzort (z.B. durch fehlende manuelle Rückmeldung vom Personal des Rettungsfahrzeuges), Einsätze in benachbarten Rettungsdienstbereichen und Verlegungsfahrten (Sekundärtransporten) (vgl. LRDPV, §3 Abs. 2).

In §5 der LRDPV ist geregelt, für welche konkreten Einsätze welche Rettungsfahrzeuge angedacht sind und wie viele davon als Reserve vorhanden sein müssen. In §6 wird dazu bestimmt, welches Personal für die verschiedenen Fahrzeuge vorgesehen ist und welche Voraussetzungen es erfüllen muss. Grundsätzlich unterscheidet man in Deutschland in boden- und luftgebundene Rettungsfahrzeuge, dies ist typisch für ein FGS. „Die Rettungsfahrzeuge des bodengebundenen Rettungsdienstes sind Rettungswagen, Notarztwagen, Notarzteinsatzfahrzeug und Krankentransportwagen.“ (LRDPV, §1) Ein RTW ist vorgesehen für Primäreinsätze oder Sekundärverlegungen und ist mit mindestens zwei Personen (im Regelfall sind es genau zwei) zu besetzen, eine Person muss ausgebildet sein als Notfallsanitäter, die andere muss mindestens Rettungssanitäter sein. Notfallsanitäter sind dabei

Rettungsassistenten übergeordnet (vgl. LRDPV, §5f.). Notarztwagen (NAWs) sind RTWs, die zusätzlich mit einem Notarzt besetzt werden (und in dem Versorgungsgebiet der IRLS Lausitz unüblich sind), um bei *Notarztindikation*, also wenn ein Notarzt am Notfallort gefordert ist, im sogenannten *Stationssystem*, in einer Einheit gemeinsam mit den Sanitätern, zum Notfallort zu gelangen (LRDPV, §5, Abs. 2). Anders ist es bei dem NEF, dieses dient dem schnelleren Heranführen eines Notarztes und fährt immer bei Einsätzen mit Notarztindikation im sogenannten *Rendez-Vous-System* getrennt vom RTW an den Notfallort. Folglich kann es vorkommen, dass ein RTW allein zu einem Einsatz (ohne Notarztindikation) fährt oder dass (bei vorhandener Notarztindikation) entweder RTW und NEF oder nur ein NAW zum Notfallort fahren, aber nicht ein einzelner NEF. Ein NEF ist mit einem Notarzt und einem Notfallsanitäter (der gleichzeitig als Fahrer fungiert) besetzt. KTWs werden mit zwei Personen besetzt, die mindestens als Rettungssanitäter qualifiziert sind (vgl. LRDPV, §6 Abs. 4). Nur in Ausnahmefällen, wie bei MANV-Ereignissen, sind KTWs für den Transport von Notfallpatienten vorgesehen, ansonsten ausschließlich für zeitunkritische Patiententransporte (vgl. LRDPV, §5 Abs. 6).

Rettungshubschrauber (RTHs) und Intensivtransporthubschrauber (ITHs) werden als sogenannte luftgebundene Rettungsfahrzeuge eingesetzt. Diese sind jeweils mit einem Notarzt, einem Notfallsanitäter und einem Piloten zu besetzen. Als Voraussetzung gelten darüber hinaus diverse Fortbildungen und Erfahrungen im bodengebundenen Rettungsdienst (vgl. LRDPV, §6 Abs. 5). Ein ITH wird eingesetzt zum Transport von Intensivpatienten zwischen verschiedenen medizinischen Gesundheitseinrichtungen. Ein RTH wird eingesetzt, wenn „der Notarzt so den Notfallort am schnellsten erreichen kann oder eine medizinische Indikation für einen Lufttransport besteht oder wenn mehrere Verletzte notärztlich zu versorgen sind oder weitere Notärzte am Notfallort benötigt werden“ (LRDPV, §7).

Jeder Rettungsdienstbereich hat einen sogenannten *Rettungsdienstbereichsplan* auszuarbeiten, wo der jeweilige Rettungsdienstbereich charakterisiert ist (Einwohnerzahlen, Gemeinden, Standorte von Rettungswachen mit zugehöriger Vorhaltung von Rettungsfahrzeugen, Aufnahmekrankenhäuser, usw.). In diesem sind auch Reservefahrzeuge anzugeben, die zusätzlich zur gewöhnlichen Vorhaltung von Rettungsfahrzeugen im Bedarfsfall eingesetzt werden können. Dies ist wichtig, um beispielsweise ein temporär erhöhtes Einsatzaufkommen bewältigen zu können (vgl. LRDPV, §8). Diese Reserven sollen insgesamt 25% der vorgehaltenen Fahrzeuge umfassen, dürfen dabei aber eine Mindestreserve von drei Fahrzeugen nicht unterschreiten und müssen auch mindestens einen NEF und einen RTW umfassen (vgl. LRDPV §5 Abs. 9). In einem Rettungseinsatz kann es unter Umständen auch passieren, dass eine Behandlung und ein Transport via RTW nicht möglich ist. In diesen Fällen spricht man entweder von *Fehlfahrten* oder *Fehleinsätzen*. Fehlfahrten passieren, wenn eine Fahrt zum Einsatzort erfolgt ist, aber die Behandlung aufgrund fehlender medizinischer Indikation (Grund einer medizinischen Maßnahme) nicht durchgeführt wurde, was auch der Fall ist, wenn der Patient vor Eintreffen des Rettungsdiensts bereits verstorben ist (vgl. LRDPV §4 Abs. 1). Bei einem Fehleinsatz wird die den Einsatz verursachende Person nicht am Notfallort angetroffen (vgl. LRDPV §4 Abs. 2). Um die

Status	Bedeutung		
	NEF	RTW / KTW	ITH / RTH
0	Priorisierter Sprechwunsch		
1	Einsatzbereit Funk		
2	Einsatzbereit Wache		
3	Einsatzübernahme		
4	Einsatzort		
5	Sprechwunsch		
6	Nicht Einsatzbereit		
7	Arzt begleitet Transport	Patient aufgenommen	
8	Transportziel erreicht		
9	Notarzt aufgenommen		Stabiler Horizontalflug

Tabelle 1.2: Statusbezeichnungen im Digitalfunk [70]

Vorhaltung der Rettungsfahrzeuge und der Reserve richtig dimensionieren zu können und um die Einhaltung der Hilfsfrist gewährleisten zu können, sind IRLSen dazu verpflichtet, Zeitabschnitte von Rettungseinsätzen zu dokumentieren. Hierzu gehören die Rufannahme- bzw. Wartezeit, Gesprächszeit bis zur Einsatzentscheidung, technische Alarmlaufzeit und die Anfahrtszeit bis zum Einsatzort (vgl. LRDPV §3 Abs. 3). Diese Daten werden später im Simulationsmodell genutzt.

Rettungsfahrzeuge und die IRLS kommunizieren miteinander, per Funk übermittelt ein Rettungsfahrzeug ihren aktuellen Status zu Koordinationszwecken. Diese Status sind definiert in der *Digitalfunkrichtlinie Brandenburgs*. Für Brandenburg sind einige davon einheitlich vorgeschrieben (Status 0-6 einheitlich für jedes Rettungsmittel) und einige können individuell für jedes Versorgungsgebiet erweitert werden (Status 7-9). Dargestellt wird der Digitalfunk mit zugehöriger Bedeutung der Funknachrichten in Tabelle 1.2.

Für den Entwurf eines agentenbasierten Simulationsmodells werden diese Charakteristiken genutzt, um Rahmenbedingungen festzulegen. Dementsprechend werden dort viele der eben eingeführten Begriffe wieder auftauchen.

1.2 Planungsebenen

An EMS-Systemen gibt es verschiedene Stellschrauben, um das System verbessern zu können. Die Planungsprobleme lassen sich Planungsebenen zuordnen, diese „unterscheiden sich hinsichtlich des Detaillierungsgrades, des Entscheidungsgegenstandes, des Planungshorizontes, der Planungsreichweite, des Entscheidungsträgers und der Informationslage“ [122]. Das ist dargestellt in Abbildung 1.3. Die strategische Ebene deckt hierbei langfristige Entscheidungen ab, die für Jahre oder gar Jahrzehnte getroffen werden und mit hohen finanziellen Investitionen verbunden und damit auch durch das vorhandene Budget begrenzt sind. Auf taktischer Ebene wird analysiert, inwiefern man die vorhandenen Ressourcen bestmöglich nutzen kann (Ressourcenallokation). Dies kann beispielsweise durch Schichtplanung der Mitarbeiter oder der Aufteilung der Einsatzfahrzeuge auf verschiedene

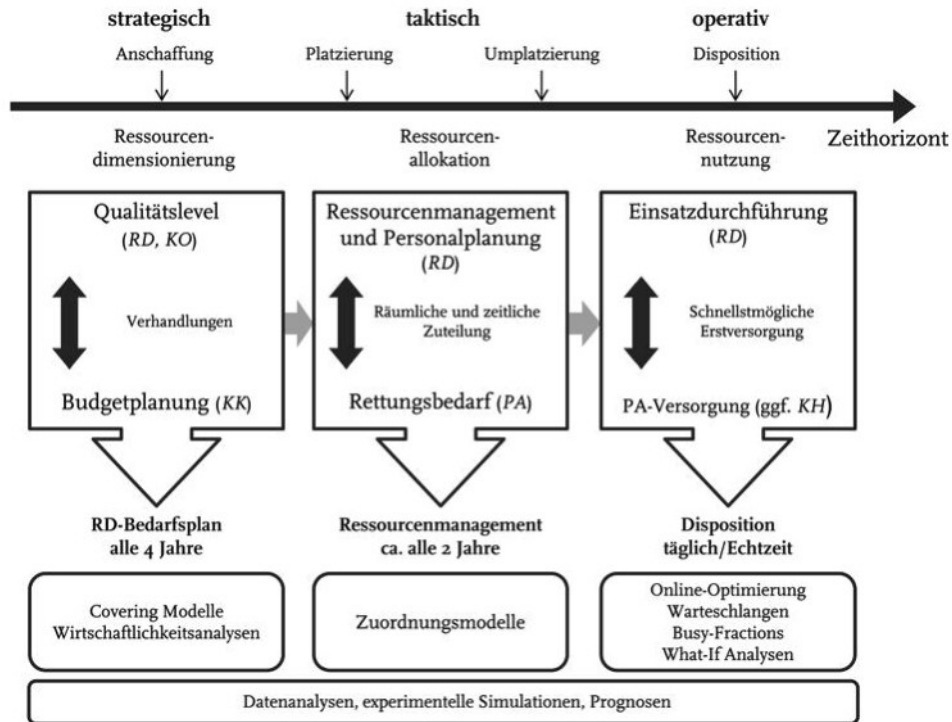


Abbildung 1.3: Kapazitätsplanung über die verschiedenen Planungsebenen [124]

Standort, abhängig vom örtlichen Einsatzaufkommen geschehen und sich dementsprechend auch wöchentlich bis monatlich ändern. Operative Entscheidungen betreffen einen sehr kurzen Zeitraum – meist auf täglicher oder sogar stündlicher Basis. Manche Teilprobleme lassen sich nicht eindeutig einer einzelnen Planungsebene zuordnen, darüber hinaus sind einige Teilprobleme an andere gekoppelt, und werden deswegen in der Literatur mitunter simultan gelöst.

In Tabelle 1.3 werden die identifizierten Teilprobleme den Planungsebenen zugeordnet. Bei der Dimensionierung der Rettungsmittel (1) handelt es sich um die Anzahl der Rettungsfahrzeuge, die für ein bestimmtes Gebiet bzw. für eine Rettungswache vorgesehen sind. Die Wahl der Wachenstandorte (2), sowie die jeweilige Positionierung der Einsatzfahrzeuge (3) auf die Rettungswachen sind eng verbunden mit (1) und werden meist simultan als sogenanntes *Standortproblem* gelöst. Die Arbeitskraftplanung (4) bedeutet in diesem Kontext die an das Notrufaufkommen angepasste Schicht- bzw. Dienstplanung des Rettungspersonals. Dabei müssen verschiedene Saisonalitäten berücksichtigt werden, beispielsweise ein geringerer Personalansatz bei Nacht als tagsüber oder auch Unterschiede an Wochentagen und dem Wochenende. Das Problem der Krankenhauswahl (5) ist das Folgende: Nach der Aufnahme eines Patienten stellt sich bei dem anstehenden Transport die Frage, welches Krankenhaus bzw. welche Notaufnahme angefahren werden soll, um eine bestmögliche Versorgung des Patienten garantieren zu können. Dies steht in Deutschland bei dem Beginn des Einsatzes noch nicht fest und wird von den Einsatzkräften festgelegt (vom Notarzt, falls dieser Teil des Einsatzes ist). In einer Notaufnahme können Verzögerungen und War-

<i>Planungsebene</i>	strategisch	taktisch	operativ
<i>Zeithorizont</i>	langfristig	mittelfristig	kurzfristig
<i>Probleme</i>	Dimensionierung der Rettungsmittel (1)	Arbeitskraftplanung (4)	Krankenhauswahl (5)
	Wahl der Wachenstandorte (2)		Dynamische Neu-positionierung von Einsatzfahrzeugen (6)
	Positionierung der Einsatzfahrzeuge (3)		Krankentransportplanung (7)
	Dispositionsstrategien (8)		
	Notrufaufkommensprognose (9)		
	Innovationen der Rettungskette (10)		

Tabelle 1.3: Planungsprobleme von EMS-Systemen nach Planungsebenen

tezeiten auftreten. Wartet ein Einsatzfahrzeug auf die Patientenübergabe an Einsatzkräfte der Notaufnahme, ist das nicht nur für den Patienten schlecht, sondern auch für das betroffene Einsatzfahrzeug, welches dadurch nicht verfügbar für weitere Einsätze ist. Das Problem der dynamischen Neupositionierung von Einsatzfahrzeugen (6) (engl.: Redeployment problem) beschäftigt sich primär mit folgender Frage: Wie kann man durch gewisse Positionierungen der Rettungsfahrzeuge der aktuellen Situation (z.B. erhöhtes Einsatzaufkommen, Unterversorgung durch Unterstützung eines anderen Versorgungsgebietes) gerecht werden? Es gilt als dynamische Erweiterung von (3) auf operativer Ebene. Die Krankentransportplanung (7) umfasst die Integration und Festlegung von Terminen der Sekundärtransporte in den Regelbetrieb des Rettungsdiensts. Bei Anfragen (z.B. durch Arztpraxen) müssen gewisse Zeitfenster eingehalten oder bestmöglich festgelegt werden. Bei Eingang eines Notrufs muss der Disponent einschätzen ob, wie viele und vor allem welche Einsatzfahrzeuge ausgesendet (disponiert) werden. Entscheidungen trifft er dabei nach Dispositionsstrategien (8), die fest vorgegeben sind oder auch die aktuelle Situation beachten können. Die Notrufaufkommensprognose (9) (engl.: Forecasting) zielt darauf ab, zeitliche und örtliche Vorhersagen über zukünftige Notrufe zu treffen, um das System danach ausrichten zu können. Stehen beispielsweise Großveranstaltungen an, ließen sich über Prognosemodelle durch geeignete Positionierung von Rettungsfahrzeugen Anfahrtszeiten gezielt verkürzen. Innovationen der Rettungskette (10) sind dazu gedacht, therapiefreie Intervalle des Patienten zu verkürzen und eine System-Entlastung zu schaffen. Diesbezüglich lässt sich untersuchen, welche Neuerung einen Mehrwert bietet und sich in welcher Form optimal einsetzen lässt.

In der folgenden Literaturübersicht werden die eben vorgestellten Planungsprobleme konkretisiert und bisherige Lösungsansätze beschrieben.

2 Literaturübersicht

Dieses Kapitel bietet einen Überblick über verfügbare Literatur und eingesetzte Methoden zur Analyse und Optimierung von EMS-Systemen. Der Aufbau dieser Übersicht orientiert sich dabei an der Kategorisierung der einzelnen Teilprobleme nach Planungsebenen (siehe Tabelle 1.3).

Auf dem Gebiet der Analyse und mathematischen Optimierung von EMS-Systemen bzw. Rettungsdiensten wird im Zuge des Operations Research aufgrund der großen gesellschaftlichen Relevanz des Themas schon seit Entstehung der ersten EMS-Systeme auf vielen verschiedenen Ebenen mit unterschiedlichsten Ansätzen geforscht. Dementsprechend gibt es eine Vielzahl an wissenschaftlichen Publikationen, von denen hier die historisch Wichtigsten, Interessantesten und Aktuellsten nach Themenbereich und Ansatz geordnet vorgestellt werden. Es existieren bereits einige systematische Übersichtsarbeiten (Reviews) zu diesem Thema, besonders hervorzuheben sind Aringhieri et al. [7], mit einem sehr ausführlichen Überblick von knapp 200 Werken über Planungsprobleme entlang des Notfallversorgungspfads, also dem Weg des Patienten durch das System folgend. Die Klassifizierung der einzelnen Werke erfolgt hierbei nach dem jeweiligen Lösungsansatz und dem behandelten Planungsproblem, wobei diese Probleme insbesondere verschiedenen Planungsebenen (strategisch, taktisch, operativ) zugeordnet werden [93]. Ähnlich gehen Reuter-Oppermann et al. [93] in ihrem Review vor, mit besonderem Fokus auf Unterschiede in EMS-Systemen weltweit und gegenseitigen Abhängigkeiten und Einflüssen der betrachteten Planungsprobleme. Auch von Aboueljine et al. [1] gibt es eine umfassende Übersicht mit ähnlicher Klassifizierung, beschränkt auf Simulationsstudien. Weitere Übersichtsarbeiten konzentrieren sich auf einzelne Teilprobleme, so beispielsweise Brocorno et al. [18], Goldberg [45], Li et al. [73] oder zuletzt Bélanger et al. [12] auf das *Standortproblem*.

Nachfolgend werden Publikationen und deren Lösungsansätze und Ergebnisse gemäß der Klassifizierung nach Planungsebene aus Tabelle 1.3 vorgestellt. Hierbei werden einzelne Teilprobleme aufgrund der bestehenden Abhängigkeiten untereinander manchmal auch simultan behandelt und dementsprechend vorgestellt.

2.1 Das Standortproblem

Die Dimensionierung der eingesetzten Ressourcen (1), in dem Falle also der Rettungsmittel, konkreter die Anzahl von Leitstellen, Rettungswachen und Krankenhäusern, aber auch die Stärke der eingesetzten Rettungsfahrzeugflotte ist ein wichtiger Bestandteil der Budgetplanung des Rettungsdiensts und Hauptbestandteil der anfänglichen Forschung an EMS-Systemen. So befasste sich Savas [98] bereits in den 1960er Jahren in einer der ersten Publikationen auf dieser Ebene mit der Simulation von Szenarien verschiedener potentieller Standorte für Einsatzfahrzeuge und variierender Fahrzeugstärke der Stadt New York City. Dafür wurde die durchschnittliche Reaktionszeit, der Erfüllungsgrad und der Kostenaufwand analysiert und auch bei einem erhöhten Notrufaufkommen ausgewertet. Da diese Analyse bislang auf keinem mathematischen Modell, sondern reiner Empirie beruhte, und

somit noch unklar war, wie gut die erhaltene Dimensionierung wirklich war, wurden im Folgenden große Anstrengungen betrieben, um tatsächlich optimale Lösungen bezüglich gewisser Vorgaben zu finden. Hierbei wurden die einzelnen Probleme der strategischen Planungsebene gemeinsam betrachtet, meist die Kombination von Dimensionierung (1), Standortwahl (2) und Positionierung (3). Diese Kombination bezeichnet man auch als *Standortproblem*. Da die Anzahl genutzter Ressourcen durch Vorhaltung und Budgetplanung des jeweiligen regionalen Rettungsdiensts feststeht, wird sie in manchen Ansätzen auch als konstant betrachtet. Durch die Relevanz des Themas und der Menge an konstruierten Modellen gibt es einige Reviews, die sich ausschließlich oder hauptsächlich damit beschäftigen. Von ReVelle et al. [95] stammte eine der ersten Reviews diese Themenfeldes, Brotcorne et al. [18] unterteilten nach Statik oder Dynamik eines Modells und deterministischem oder stochastischem Ansatz. Goldberg [45] fokussierte sich bei dem Vergleich verschiedener Ansätze für das Standortproblem auf Modellierungsaspekte und -annahmen. Başar et al. [11] schafften taxonomische Rahmenbedingungen für das Standortproblem, in dem sie eine Klassifizierung vornahmen nach Problemtyp (deterministisches oder stochastisches Modell, statisches oder dynamisches Modell, Anzahl an Zielfunktionen), Modellierung (Art der mathematischen Programmierung) und Methodologie (exakte Lösungsmethode, Heuristik, Meta-Heuristik, Simulation) [7]. Das Standortproblem für Einsatzfahrzeuge wurde zu Beginn versucht mittels statischer, deterministischer Modelle zu lösen: Dazu ließen sich geeignete Formulierungen über gemischt-ganzzahlige lineare Programme (engl. Mixed Integer Linear Programs (MILPs)) finden. Das erste dieser Art war das Standort-Mengen-Abdeckungsproblem (engl. Location Set Covering Model (LSCM)) von Toregas et al. [113], in welchem eine Menge an Rettungswachen \mathcal{W} so gewählt werden soll, dass eine Menge an Notruf-Punkten \mathcal{V} vollständig abgedeckt wird, d.h. von Rettungsmitteln innerhalb eines vorgegebenen Zeitpunktes von einem der Standorte aus \mathcal{W} erreicht werden kann. Hierbei soll die Anzahl an Rettungswachen möglichst klein gehalten werden, über die Menge an Posten \mathcal{W}_i , die den Notruf-Punkt $i \in \mathcal{V}$ abdecken und die boolsche Variable

$$x_j = \begin{cases} 1, & \text{falls eine Wache in } j \in \mathcal{W} \text{ existiert,} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

lässt sich ein lineares Programm formulieren:

$$\begin{aligned} \text{(LSCM) [113]} \quad & \min \quad \sum_{j \in \mathcal{W}} x_j \\ & \text{sodass} \quad \sum_{j \in \mathcal{W}_i} x_j \geq 1 \quad \forall i \in \mathcal{V}, \\ & \quad \quad \quad x_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in \mathcal{W}. \end{aligned} \tag{2.1}$$

Dieses Modell stellt die einfachste Form und Basis für Erweiterungen dar, die Funktionsweise ist in Abbildung 2.1 visualisiert. Es hat einige Einschränkungen, so kann nur ein Einsatzfahrzeug pro Basis betrachtet werden und auch der Umstand, das bei Eintreffen eines Notrufs das abdeckende Fahrzeug sich möglicherweise bereits im Einsatz befindet, wird nicht berücksichtigt. Ebenso beinhaltet das Modell nur eine endliche Anzahl an Not-

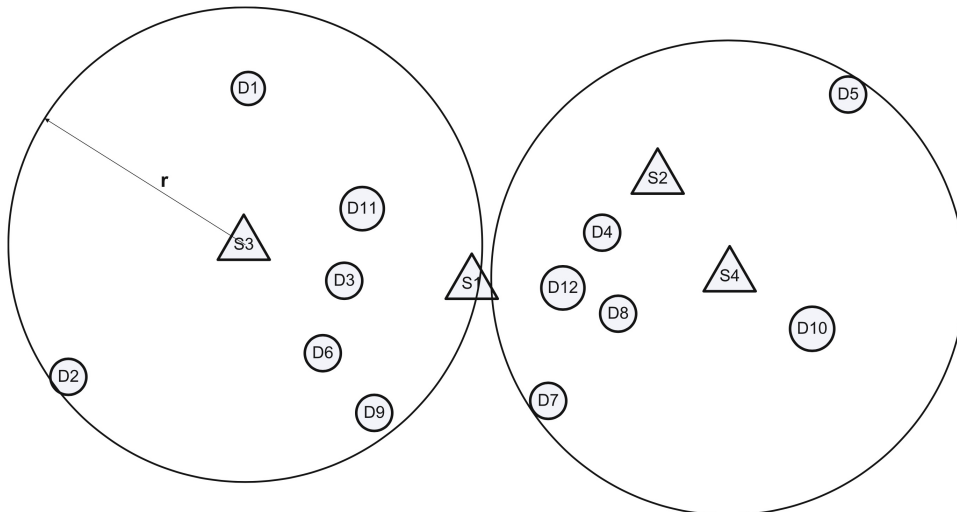


Abbildung 2.1: Illustration des LSCMs zur Lösung des Standortproblems: Diskrete Notrufpunkte D_j , $j = 1, \dots, 12$ gelten als abgedeckt von den Rettungswachen S_i , $i = 1, \dots, 4$, wenn sie innerhalb des Radius r erreichbar sind. Hier bildet $\{S_3, S_4\}$ eine mögliche Lösung [72].

ruforten bzw. -punkten, diese können beispielsweise aus historischen Einsatzdaten stammen, eine zu große Anzahl erschwert jedoch die algorithmische Lösung des Problems. In einem weiteren Modell, dem Maximal Covering Location Problem (MCLP) von Church und ReVelle [25], ist die Anzahl der Rettungswachen fest vorgegeben, d.h. es werden nur die Teilprobleme Rettungswachen-Standortwahl (2) und Einsatzfahrzeug-Positionierung (3) betrachtet und die Wachen werden so positioniert, dass die Abdeckung des Notrufaufkommens maximiert wird. Auch hier gelten selbige Einschränkungen wie beim LSCM. Hogan und ReVelle [51] stellten das Backup Coverage Problem (BACOP) (in den Versionen BACOP1 und BACOP2) vor, in denen als Weiterentwicklung von MCLP nicht nur eine einfache, sondern zweifache Abdeckung gefordert wird, für den Fall, dass ein bestimmter Bereich auch dann abgedeckt ist, wenn sich ein Einsatzfahrzeug bereits im Einsatz befindet. Dieses „Backup“ braucht nur einen bestimmten Prozentsatz des Notrufaufkommens abzudecken. Die gleiche Idee verfolgten Gendreau et al. [41] im Double Standard Model (DSM), wobei hier Radien unterschiedlicher Größe bei der Abdeckung eingesetzt wurden. Von Aringhieri et al. [6] wurden diese Modelle insofern erweitert, sodass drei verschiedene Prioritäten (rot, gelb, grün) für die Dringlichkeit des Notrufs, sowie verschiedene Radien für die Abdeckung in dem Lower Priority Calls Coverage (LPCC) Modell zusammengefasst werden konnten. Das Lösen von MILPs kann mit zunehmender Problemgröße schnell sehr rechenaufwändig werden. Für große Problem instanzen muss man spezifische Meta-Heuristiken entwickeln und die erhaltenen Ergebnisse per Simulation validieren, die Annahmen an die Modelle limitieren dabei die Anwendbarkeit und Güte der Lösung [7]. Diese rein deterministischen Modelle sind nur bedingt auf die Praxis anwendbar, da gewisse Unsicherheiten der Realität keine Beachtung finden. Das Ignorieren dieser Zufälligkeiten führt zur systematischen Überschätzung der benötigten Ressourcen [38]. Deswegen gibt es neben diesen rein deterministischen Modellen auch einige, die diese besagten Unsicher-

heiten modellieren. Die Zufälligkeit bzw. Unsicherheit dieser sogenannten stochastischen Modelle wird in Form der zeitlichen und örtlichen Nachfrage, der Verfügbarkeit der Einsatzfahrzeuge und Schwankungen in den Einsatzzeiten (z.B. der Reaktionszeit) abgebildet. Von Daskin [30] wird eines der bedeutendsten Modelle dieser Klasse vorgestellt: Das Maximum Expected Covering Location Problem (MEXCLP). In diesem wird erstmals ein gewisser Beschäftigungsgrad (engl. busy fractions) integriert, also der Anteil der Gesamtzeit, den sich die Fahrzeuge im Einsatz befinden. Man maximiert hierbei statt der vorher betrachteten „Alles-oder-Nichts“ Abdeckung die *erwartete Abdeckung* unter einer vorgegebenen Anzahl an Rettungswachen, jede zusätzliche Ambulanz trägt etwas zu der Abdeckung der Region bei [93]. Einschränkungen dieses Ansatzes sind, dass für alle Fahrzeuge der gleiche Beschäftigungsgrad angenommen und die Unabhängigkeit der einzelnen Rettungswachen voneinander gefordert wird [72]. Eine Vielzahl erweiterter Ansätze, basierend auf MEXCLP, wurden daraufhin vorgestellt: Das MCLP von ReVelle und Hogan [94] lässt ortsabhängig verschiedene Beschäftigungsgrade für die Einsatzfahrzeuge zu und Sorensen und Church [105] integrierten das Konzept von MCLP in MEXCLP und konnten durch Simulation die Überlegenheit dieses Modells gegenüber MCLP und MEXCLP mittels eines höheren Prozentsatzes erfolgreich bedienter Notruf-Anfragen innerhalb der Hilfsfrist demonstrieren. Andere Erweiterungen von MEXCLP gibt es bezüglich verschiedener Aspekte: Die zeitabhängige Nachfrage wurde von Repede und Bernardo [92] und van den Berg und Aardal [118] integriert, verschiedene Fahrzeugtypen und entstehende Kosten von Chong et al. [24]. Stochastische Reaktionszeiten wurden von Ingolfsson et al. [55] und van den Berg und Aardal [118] angenommen und die daraus resultierende Überlebenswahrscheinlichkeit von Erkut et al. [37] analysiert. In einem Review von Li et al. [72] wurden obige Modelle zusammengefasst und deren Funktionsweise analog zur Abbildung 2.1 visualisiert.

Daneben existieren vielversprechende Ansätze der stochastischen Programmierung, u.a. von Noyan [86], Zhang und Li [131] oder Nickel et al. [85]. Man betrachtet hierbei ein zufälliges Notrufaufkommen und die Modellparameter sind Zufallsvariablen, die einer bekannten Verteilungsfunktion folgen, die auf Grundlage von historischen Daten kalibriert werden können. Modelle der Warteschlangentheorie, wie etwa das sogenannte Hypercube Queueing Model (HQM), entwickelt 1974 von Larson [64], lassen sich sehr gut auf EMS-Systeme anwenden. Hier wird der jeweilige Beschäftigungsgrad eines Einsatzfahrzeuges sowie weitere Leistungsmaße des Systems (z.B. durchschnittliche Reaktionszeit, erwartete Abdeckung, Verlustwahrscheinlichkeiten) geschätzt. Trotz einiger Einschränkungen, wie die für jedes Fahrzeug gleiche exponentialverteilte Servicezeit (entspricht Intervall von k_3 bis k_8 in Abbildung 1.1) oder die fehlende Einsatzbereitschaft eines Fahrzeuges, welches den Einsatz schon abgeschlossen hat, aber noch nicht zur Wache zurückgekehrt ist, funktioniert das HQM außerordentlich gut in der Praxis und stellt eine brauchbare Alternative zur Simulation dar [7]. Auch hier gibt es unzählige Erweiterungen, u.a. den Ansatz von Larson [65], um Berechnungsschwierigkeiten zu vermeiden oder weitere Verallgemeinerungen zu integrieren. Eine der aktuellsten Publikationen von van Buuren et al. [117] nutzt Adjusted Queueing (AQ), um das Standortproblem in Regionen ländlicher und städtischer

Gebiete zu lösen und insbesondere Überschätzung von Ressourcen ausgleichen zu können. Dieses Modell wurde in mehreren Versorgungsgebieten in den Niederlanden erfolgreich angewandt.

Zunehmend wurden auch Methoden der robusten Optimierung verwendet. Dies liegt vor allem an den Vorteilen bei der rechnerischen Zurückverfolgbarkeit und der Anwendbarkeit trotz fehlender Verteilungsinformationen. Zhang und Jiang [130] nutzen einen bikriteriellen Optimierungsansatz bezüglich Kosten und Reaktionsfähigkeit mit stochastischem Notrufaufkommen. Uno et al. [114] nutzen Fuzzy Goal Programming (FGP) in Kombination mit einem Particle Swarm Algorithmus zur Lösung des Standortproblems [7]. Auf Ebene der Simulationen besteht wohl momentan das größte Potential der Weiterentwicklung, da durch verschiedene Simulationsstrategien komplexe Sachverhalte der Realität je nach gewünschtem Abstraktionsgrad modelliert und durch leistungsstarke Rechner analysiert werden können. In einer aktuellen Arbeit stellten Yang et al. [125] ein neues Simulationsmodell vor, die Gaussian Mixture Model (GMM) Cluster Methode. Diese generiert die Standorte der notrufenden Patienten mittels Gibbs Sampling, basierend auf der Verteilung, die durch das GMM Clustering entsteht und verwendet den von Sun et al. [111] vorgestellten GPS-Algorithmus zur Lösung des Simulations-Optimierungs-Problems. Anschließend folgte ein Vergleich der gefundenen Lösung mit der jetzigen Situation im Songjiang Distrikt in Shanghai und ein Vergleich verwendeter Optimierungsalgorithmen (GPS-Alg., Genetischer Algorithmus, Partical Swarm Algorithmus). Hierbei zeigte sich Erstaunliches: Man kann ca. 40% der Fahrzeuge einsparen und trotzdem eine etwas kürzere Reaktionszeit und Wartezeit für den Patienten erreichen als mit der aktuellen Konfiguration. Aktuelle Trends auf der Ebene des Standortproblems gehen vor allem mehr in die Richtung der operativen Planungsebene, dabei sollen Echtzeit-Entscheidungen gefällt werden, um Fahrzeuge dem aktuellen Notrufaufkommen angepasst aufteilen zu können. Diese Werke sind hier unter dem Problem der dynamischen Neupositionierung der Einsatzfahrzeuge (6) zusammengefasst.

2.2 Arbeitskraftplanung

Dieses Gebiet stand bislang eher weniger im Fokus, da andere Gebiete aufgrund ihres höheren Optimierungspotentials deutlich erfolversprechender sind. Dazu kommt, dass rechtliche Regelungen zu Arbeitszeiten sehr komplex und regionspezifisch sind. Übersichten verschiedener Ansätze verfassten Van den Bergh et al. [119] und Defraeye und Van Nieuwenhuyse [31]. Arbeitskraftplanung kann im Rahmen der Rettungskette einzeln betrachtet werden, mit einer festen Anzahl an Einsatzfahrzeugen, positioniert an den Standorten, wie unter Verwendung genetischer Algorithmen von Bradbeer et al. [17], oder in Kombination mit den Teilproblemen der Wahl der Wachenstandorte (2), Positionierung der Einsatzfahrzeuge (3) (und ggf. auch mit der Dimensionierung der Rettungsmittel (1)) wie beispielsweise von Erdoğan et al. [36] oder Rajagopalan et al. [88]. Hierbei werden meist Heuristiken (z.B. Tabu Suche) zur Lösung des Standortproblems und MILPs oder neuerdings nichtlineare Integer Programme (IPs) (Li und Kozaan [74]) zur Schichtplanung genutzt [7].

2.3 Krankenhauswahl

Die Wahl eines Krankenhauses als Transportziel (5) hat eine hohe Wichtigkeit, um für den Patienten die bestmögliche spezielle Behandlung zu garantieren und vor allem auch, um Wartezeiten in der Notaufnahme zu vermeiden. Erhöhte Wartezeiten können verschiedene Ursachen haben, wie etwa nicht dringende (fußläufige) Patientenbesuche, Mangel an Bettenkapazitäten im Krankenhaus und (saisonal) erhöhtes Notrufaufkommen [53]. Weitere Ursachen, Auswirkungen und Lösungen für diese Überlastungen wurden von Hoot und Aronsky [53] ausgeführt. Zur Lösung dieses Problems wurden dort drei Ansätze vorgestellt: Zusätzlicher Ressourceneinsatz, Nachfragesteuerung oder Operations Research [7]. Für den ersten Ansatz sind beispielsweise weiteres Personal und zusätzliche Betten oder Einsatzfahrzeuge zu erwägen, dies wäre allerdings mit relativ hohen Kosten verbunden und würde das System unzureichend entlasten. Zweiterer Ansatz bedeutet die Verlegung von Patienten zur Entlastung überfüllter Krankenhäuser oder die Umleitung von Rettungsmitteln [7]. Allerdings führte das zu einem höheren Beschäftigungsgrad der Einsatzfahrzeuge und auch dazu, dass der Transportaufwand die Wartezeit übersteigt. Zu letzterem Ansatz stellten Hoot und Aronsky [53] Modelle vor, basierend auf Warteschlangentheorie und Simulation. Erkenntnisse weiterer Simulationsstudien zur Reduzierung zurückgelegter Strecken durch Einsatzfahrzeuge wurden von Delgado et al. [32] dargestellt. Diese zeigten allesamt, dass eine Verkürzung der Wartezeit die Umleitung von Einsatzfahrzeugen einer überfüllten zur nächsten freien Notaufnahme stark reduziert [7].

Knight und Harper [61] führten warteschlangenbasierte Szenarienexperimente durch, wo die Einhaltung der Hilfsfrist für verringerte Wartezeiten an der Notaufnahme analysiert wurde. Außerdem wurde untersucht, mit welcher durchschnittlichen Wartezeit man weniger Einsatzfahrzeuge bräuchte, um dennoch eine Einhaltung der Fristen garantieren zu können. Hierbei wurde großes Potential identifiziert: In Wales betrug die durchschnittliche Wartezeit von Rettungsfahrzeugen bei der Notaufnahme im Jahre 2009 jeweils ca. 30 min für zeitkritische und nicht zeitkritische Notfälle. Unter Einhaltung der Vorgaben der Regierung (jeweils 20 min) könnte man die Einsatzmittel um jeweils 10% bzw. 7% verringern. Unter ambitionierten Vorgaben (7 min bzw. 5 min) lässt sich schon eine Verringerung um jeweils rund 25% verzeichnen, bei dem utopischen Fall ohne Wartezeiten sogar jeweils 42% bzw. 33% [61]. Dementsprechend wurden einige Möglichkeiten zur praktischen Umsetzung der Wartezeitreduktion untersucht: Ein Queuing Network Modell kombiniert mit ereignisorientierter Simulation einer Notaufnahme eines Großkrankenhauses von Cochran und Bharti [26] und Cochran und Roche [27] bilden die Grundlage für Ramirez et al. [89]: Unter Berücksichtigung verschiedener Patientenkategorien, Servicezeiten, die nicht der Exponentialverteilung folgen (wie üblicherweise vereinfachend angenommen) und nichthomogenen Ankunftszeiten, wurde eine Fallstudie durchgeführt. Diese zeigte, dass die Umleitung von Einsatzfahrzeugen durch das Hinzufügen einer Schnellbehandlungsmöglichkeit für Patienten mit nicht zeitkritischen Notfällen erheblich verringert werden kann. Diese Untersuchungen wurden von Ramirez-Nafarrate et al. [90, 91] mittels markovschen Entscheidungsprozessen und einem ereignisorientierten Simulations-Optimierungsmodell intensiviert. Einen ähnlichen Vorschlag unterbreiteten Carter et al.

[19] mit der Verwendung von Entladezonen (engl.: Offload zones) zur Verhinderung von Überfüllung. Diese entbinden die Besetzung der Einsatzfahrzeuge direkt nach einer kurzen Übergabe, sodass diese potentiell direkt zu einem neuen Notfalleinsatz fahren können [19]. Auch andere Maßnahmen wurden untersucht, wie zum Beispiel die positive Auswirkung der Verringerung der Anzahl an Operationen pro Tag im Krankenhausregelbetrieb, auf die ein Krankenhausaufenthalt folgt. Dies sind Resultate einer ereignisorientierten Simulationsstudie von Kolker [62] zu dem Effekt, den die Länge eines Patientenaufenthaltes in einem Krankenhaus auf die Notaufnahme hat. Mehrere Simulationsstudien bekräftigten außerdem die positive Wirkung von Zusammenarbeit und Kommunikation von Kliniken, so z.B. Hagtvedt et al. [48]. Eine praktische Entwicklung ist das Informationssystem von Sprivulis und Gerrard [106], dieses stellt (beinahe) Echtzeit-Informationen zur Auslastung von Notaufnahmen bereit. Patienten in kritischem Zustand werden zur nächsten Notaufnahme gebracht, andere gleichmäßig verteilt. Ähnliche Dienste werden in einigen Teilen Deutschlands auch schon bereit gestellt, in der Lausitz beispielsweise durch den web-basierten interdisziplinären Versorgungsnachweis IVENA eHealth, der Informationen zur Verfügbarkeiten der Krankenhäuser bereitstellt. Details folgen im Abschnitt „Innovationen der Rettungskette“.

2.4 Dynamische Neupositionierung von Einsatzfahrzeugen

Wohin sollen Rettungsfahrzeuge nach einem abgeschlossenen Einsatz fahren, zurück zur eigenen Rettungswache oder doch woanders hin und kann oder sollte man die Positionierung je nach Systemzustand ändern? In der Praxis werden hierfür häufig sogenannte Konformitäts-Tabellen (engl.: Compliance tables) genutzt. Die Positionierung hängt hierbei allein von der Anzahl zu diesem Zeitpunkt verfügbarer Einsatzfahrzeuge ab, die je nach Situation auf die Rettungswachen aufgeteilt werden. Die Konformitätstabelle wird bei jeder Zustandsänderung angewendet, die beispielsweise durch Disposition eines Fahrzeuges oder Beendigung des Einsatzes geschieht. Hierbei steht jede Zeile der Tabelle für eine Konfiguration (eine mögliche Besetzung der Wachen), wie in Tabelle 2.1 dargestellt, angelehnt an ein Beispiel von Van Barneveld et al. [115]. Bei dem Übergang vom Zustand mit jeweils zwei RTWs und NEFs (2,2) in den Zustand mit einem RTW und zwei NEFs (1,2) durch den Einsatz eines RTWs von Rettungswache 2 muss keine Neupositionierung vorgenommen werden, das System bleibt konform. Anders, falls der RTW von Rettungswache 1 genutzt wird – dann muss der verbliebene RTW von Wache 2 zu 1 verschoben werden. Ebenso sieht es bei dem Übergang von (1,1) zu (1,0) aus, wo das System nicht mehr konform ist und der verbliebene RTW von Rettungswache 1 nach 3 verschoben werden muss. Der Vorteil ist, dass hierfür keine Echtzeitoptimierung nötig ist und die Implementierung leichtfällt, allerdings muss der Disponent dabei Fahrzeuge häufig und manuell neu positionieren und bekommt Probleme bei vielen beschäftigten Fahrzeugen. Außerdem kann man zwar die Leistung solcher Konformitäts-Tabellen gut vergleichen, z.B. über Markovketten (Alanis et al. [3]) oder MILP (Sudtachat et al. [110]), hat aber große Schwierigkeiten, die Beste zu finden [7]. Den ersten Ansatz in Richtung Echtzeitentscheidung bzw. -optimierung lieferten Gendreau et al. [42]. In einer dynamischen Version des

Anz. RTWs	Anz. NEFs	Rettungswachen			
		1	2	3	4
2	2	RTW	RTW,NEF	NEF	0
2	1	RTW	RTW,NEF	0	0
2	0	RTW	0	0	RTW
1	2	RTW	NEF	NEF	0
0	2	0	0	NEF	NEF
1	1	RTW	NEF	0	0
1	0	0	0	RTW	0
0	1	0	NEF	0	0

Tabelle 2.1: Beispiel einer zweidimensionalen Konformitäts-Tabelle für ein System mit jeweils zwei RTWs und NEFs

DSM für statische Standortprobleme wird dieses zu jeder Zustandsänderung des Systems neu gelöst und als Dynamic Double Standard Model at time t (DDSM t) bezeichnet. Weiterentwicklungen wurden von Schmid und Doerner [101], Başar et al. [10] und Moeini et al. [83] vorgestellt und beinhalten Unterschiede in den Fahrzeiten bzw. Geschwindigkeiten der Einsatzfahrzeuge und mehrere (unterschiedliche) Abdeckungsradien. Den gleichen Ansatz, die wiederholte Lösung eines statischen Standortproblems, verfolgten Gendreau et al. [43] diesmal bzgl. des MEXCLPs. Diesen Lösungsansatz erweiterten van den Berg und Aardal [118], um Kostenbetrachtung und Restriktionen für die Anzahl an Neupositionierungen. Es bleibt jedoch das Problem, dass nach jeder Systemänderung viel Rechenaufwand zur Lösung nötig ist (gilt auch für DDSM t), was besonders hinderlich bei kurz aufeinander folgenden Notrufen ist. Um das Problem in Echtzeit lösen zu können, wurden deshalb wieder verschiedene Heuristiken entwickelt (Jagtenberg et al. [56]). Eine weitere effektive Möglichkeit bietet auch hier die dynamische Programmierung (siehe Zhang et al. [129]), die allerdings für große Probleminstanzen auch Berechnungsschwierigkeiten aufweist. Zu diesem Zweck wird Approximative Dynamische Programmierung (ADP) verwendet (siehe Maxwell et al. [77] und Schmid [100]), um Echtzeit-Systemänderungen berücksichtigen zu können. Auch Simulation-Optimierungsstrategien eignen sich: Über datengesteuerte Simulation und maschinelles Lernen, eingebettet in einen Greedy-Algorithmus von Yue et al. [126] oder einen stochastischen Simulationsansatz mit einem genetischen Optimierungsalgorithmus von Zhen et al. [132].

2.5 Krankentransportplanung

Die Krankentransportplanung (7) beschäftigt sich mit der Planung qualifizierter und unqualifizierter Patiententransporte. Hierbei fallen nur Ersthelfer in den Aufgabenbereich des Rettungsdienstes. Diese Transportaufgabe beinhaltet das Abholen und Abliefern eines Patienten an verschiedenen Standorten in einem gewissen Zeitfenster, d.h. für Abholung oder Ablieferung gibt es meist einen vorgeschriebenen Zeitpunkt. [93]. Wichtig ist, dass diese Vorgaben so gut wie möglich eingehalten werden, man ist also daran interessiert, die Verletzungen der Zeitfenster zu minimieren. Nicht immer stehen dafür genügend Res-

ressourcen zur Verfügung und mit weiteren Vorgaben, wie unterschiedlicher benötigter Versorgungsqualität (RTW oder KTW), lässt sich das Problem als sogenanntes Dial-a-Ride Problem (DARP) formulieren. In diesem sucht man den optimalen Tourenplan für Personentransporte mit begrenzten Kapazitäten. Eine klassische Formulierung als MILP lieferten Cordeau [29], Cordeau et al. [28]. Trotz ausführlicher Untersuchung des DARP gibt es nur wenige Publikationen zur Anwendung auf den Krankentransport: Parragh et al. [87], Schilde et al. [99] und Ritzinger et al. [96] untersuchten den Krankentransport in Österreich und lösten dafür verschiedene Versionen des DARP. Die optimale Lösung erhält man allerdings nur, wenn alle Einsätze für den Tag bereits im Voraus feststehen. In der Praxis ist das leider nicht der Fall, beispielsweise beläuft sich dieser Anteil bei dem Arbeiter Samariter Bund (ASB) in Wien nur auf ca. 60% [96]. Deswegen lohnt sich der Einsatz von Heuristiken, was die drei obigen Publikationen bereits demonstrierten. Für diese Online-Planung entwickelten auch Kergosien et al. [59] eine Heuristik, in der über Tabu Suche nach jedem neu terminierten Transport ein neuer Plan entwickelt wird. Auf dieser Grundlage entwickelten Kergosien et al. [60] ein ereignisorientiertes Simulationsmodell zur simultanen Planung von Krankentransporten und Primäreinsätzen [93].

2.6 Dispositionsstrategien

Lee [66] teilte die Dispositionsstrategien zweierlei: Entweder initiiert durch Notrufe oder durch Fahrzeuge. Bei Erster wird nach Notrufeingang ein verfügbares Einsatzfahrzeug zugewiesen, was sich bei geringem Notrufaufkommen anbietet. Bei Zweiter wird bei einem wieder verfügbaren Einsatzfahrzeug ein Notruf aus der Warteschlange zugeordnet, was sich bei höherem Aufkommen anbietet. Dennoch ist das Aufkommen in der Regel so niedrig, dass die erste Variante vertreten wird. Eine der bekanntesten Strategien ist die Zuweisung des Einsatzfahrzeuges, welches den Einsatzort am schnellsten erreichen kann. Schon 1972 stellten Carter et al. [20] fest, dass es nicht immer optimal ist, das nächste verfügbare Einsatzfahrzeug zu disponieren. Schmid [100] fanden über ADP heraus, dass die Abweichung der regulären Disposition (nächstes Fahrzeug) für nicht lebensbedrohliche Notrufe die Gesamtleistung des Systems verbessern kann und von Ibri et al. [54] wurde ein Tool zur Unterstützung der Disposition entwickelt, wo die Einsatzflotte als Multi-Agenten-System (MAS) agiert und die Abdeckung des Gesamtsystems bei der Disposition und dynamischen Neupositionierung (6) beachtet wird. Sie unterbreiteten den Vorschlag eines dezentralen Lösungsansatzes. Die Rolle der Zentralität (der Einsatzfahrzeuge in dem Versorgungsgebiet) wird auch in einigen Publikationen von Lee [66, 67] näher analysiert. In mehreren Simulationsstudien wurden unterschiedliche Dispositionsstrategien verglichen und dabei verschiedene Fahrzeugtypen und Dringlichkeiten integriert (z.B. in Haghani et al. [47], Lim et al. [75], Van Buuren et al. [116], Sudtachat et al. [109]). Kürzlich stellten Zarkeshzadeh et al. [127] eine Hybrid-Methode vor mit zusätzlichen Parametern, wie Betriebsumgebung, Rate eingehender Notrufe, verfügbare Ressourcen, Krankenhausaufenthaltswahrscheinlichkeit, Entfernung und Standort von Einheiten. Diese wurde per Simulation getestet und validiert. Im Kontext der passenden Dispositionsstrategie ist es außerdem wichtig, Gerechtigkeit zwischen allen Patienten in das Modell zu integrieren. So

können einige Modelle dazu führen, dass dichter besiedelte Gebiete deutlich besser versorgt werden als ländliche. Diese Gerechtigkeit zu quantifizieren und herzustellen, wurde in einigen Ansätzen verfolgt (z.B. von McLay und Mayorga [79, 80]). Aufgrund des ethischen Charakters dieser Fragestellung ist dieses Thema wichtiger Teil weiterer Forschung.

2.7 Notrufaufkommensprognose

Bei der Vorhersage von Notrufen (9) unterscheidet man zwischen zeitlichen und örtlichen Prognosen. Zur zeitlichen Vorhersage auf strategischer Ebene wurden einige Ansätze verfolgt, die das Notrufaufkommen hinreichend gut für einen längerfristigen Zeitraum beschreiben können. Trotzdem werden von einigen Rettungsdiensten in der Praxis, z.B. in Toronto, Kanada noch eher rudimentäre Methoden genutzt, wo beispielsweise die Woche in stündliche Abschnitte geteilt und das Aufkommen aufgrund historischer Daten voriger Wochen geschätzt wird [76]. Diese Schätzungen können aufgrund von Schwankungen sehr unpräzise ausfallen. Verschiedene Regressionsmodelle wurden entwickelt (Kamenetzky et al. [58], Setzler et al. [103]) und erfolgreich angewandt. McConnel und Wilson [78] setzten hierfür auch die Altersverteilung der Bevölkerung ein und zuletzt wurde eine lineare sinusförmige Stützvektor-Regression von Chen et al. [23] präsentiert. Auch Methoden der Zeitreihenanalyse eignen sich gut, beispielsweise mit dem Einsatz bekannter Prozesse (Moving Average (MA), Auto Regressive (AR), etc.) und anschließender exponentieller Glättung (Holt-Winters-Verfahren) von Baker und Fitzpatrick [8] oder Matteson et al. [76]. Verschiedene weitere Modelle wie Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)-Prozesse, entwickelt von Andrews und Cunningham [5] und Bianchi et al. [14] für Call Center wurden in Channouf et al. [22] auf EMS-Systeme angewandt und verglichen. Akkurate langfristige und passable kurzfristige Prognosen erhielten Vile et al. [120] auch über Singular Spectrum Analysis (SSA) - eine nichtparametrische Form der Zeitreihenanalyse. Außerdem setzten Setzler et al. [103] neuronale Netze ein und erhielten akkurate Prognosen für kleine Gebiete. Mit der Kombination aus räumlicher Analyse und Data-Mining (Shang et al. [104]) ließen sich außerdem Gebiete hoher Nachfrage identifizieren [7]. Neben der Notrufaufkommensprognose ließen sich auch Vorhersagen über Fahrzeiten und das Arbeitspensum treffen. Diese sind aber bei Weitem nicht so verbreitet wie Vorhersagen des Notrufaufkommens. Als Bilanz lässt sich festhalten, dass dieses Thema sehr großes Potential hat, bei zukünftiger Forschung, insbesondere auf dem Gebiet der künstlichen Intelligenz, eine große Unterstützung für den Praxisalltag zu leisten.

2.8 Innovationen der Rettungskette

Zur Entlastung und Verbesserung der Rettungskette wurden in der Vergangenheit einige innovative Ideen (10) vorgestellt und deren Einfluss auf das Gesamtsystem analysiert. Einige konnten sich in verschiedenen Ländern, sowie auch in Deutschland, etablieren und tragen erheblich zur Verbesserung der Versorgungsqualität bei, andere befinden sich noch im Entwicklungsstadium. Eines der in der Lausitz im Einsatz befindlichen Innovationen ist der interdisziplinäre Versorgungsnachweis IVENA eHealth. In dieser webbasierten Anwendung können „sich die Träger der präklinischen und klinischen Patientenversorgung

jederzeit in Echtzeit über die aktuelle Behandlungs- und Versorgungsmöglichkeiten der Krankenhäuser informieren“ [68]. Hierüber können Patienten im Vorfeld von dem Disponenten in einem Krankenhaus angemeldet werden und somit unnötige Wartezeiten oder Umleitungen bzw. weitere Patiententransporte von Einsatzfahrzeugen durch Überlastung eines Krankenhauses vermieden werden. Dem Disponenten werden bei einer Patienten-anmeldung allerdings keine konkreten Kapazitäten des Krankenhauses angezeigt, einzig ob es ausgelastet ist oder nicht. Inwiefern diese Information den Rettungsprozess weiter verbessern könnte und in welchem Maße konkret die Anwendung in ihrer aktuellen Form hilft, bedarf weiterer Forschung.

Eine weitere Innovation im Versorgungsgebiet der IRLS Lausitz stellt das smartphonebasierte Alarmierungssystem für Ersthelfer dar: KATRETTTER. In dem vom Ministerium des Inneren Land Brandenburg geförderten System können sich aktive Mitglieder bei Hilfsorganisationen, Feuerwehr, Polizei oder (ehemals) Tätige in einem medizinischen bzw. rettungsdienstlichen Beruf als medizinisch qualifizierter Ersthelfer registrieren und werden bei Notfällen wie Herz-Kreislauf-Stillstand, plötzlichem Herztod oder Bewusstlosigkeit auf ihrem Smartphone alarmiert [69]. Diese Maßnahme wurde aufgrund der aktuellen Leitlinien zur Reanimation (ERC Guidelines 2015) zur Reduzierung des therapiefreien Intervalls (dem Zeitraum zwischen Eintritt eines Notfalls bis zum Erhalten qualifizierter medizinischer Hilfe) eingeführt. Grund dafür sind unter anderem die über 50.000 Reanimationsversuche, die jährlich deutschlandweit durch den Rettungsdienst durchgeführt werden [40]. Insbesondere sollen dabei auch örtlich platzierte Automatisierte Externe Defibrillatoren (AEDs) genutzt werden [69]. Wie sollte man diese AEDs jetzt aber positionieren, um die Transportzeit bis zu dem Patienten zu minimieren? Das sogenannte AED Standortproblem war bisher nur peripherer Bestandteil der Forschung, erlangt aber zunehmend Aufmerksamkeit. Auch die Lieferung von AEDs oder anderer medizinischer Geräte bzw. Produkte (Arzneien) per Drohne wird momentan reichlich diskutiert und analysiert und birgt ähnliche Probleme der Standortbestimmung. AED Standortprobleme wurden mittels verschiedener MILP Modelle von Chan et al. [21] und Delhomme et al. [33] gelöst, der Einsatz von Drohnen von Zègre-Hemsey et al. [128] und Mermiri et al. [82] diskutiert.

3 Mathematische Grundlagen

Zum Verständnis des Simulationsmodells sowie dessen statistischer Auswertung sind einige grundlegende Kenntnisse nötig. Da in diesem Problem insbesondere der Zufall eine große Rolle spielt, wird dieser in einem theoretischen Rahmen in Form von Zufallsvariablen und stochastischen Prozessen vorgestellt, sowie im Modell verwendete Verteilungen und Prozesse. Außerdem wird der Begriff *stochastische Simulation* erläutert und abgegrenzt und ein konkreter Durchführungsplan einer Simulationsstudie sowie die unterschiedlichen verwendeten Simulationsstrategien vorgestellt. Darüber hinaus werden Grundlagen der Graphentheorie zur Bestimmung kürzester Wege auf einem Straßennetzwerk angegeben und eine kleine Einführung in die Simulations-Software AnyLogic gegeben, mittels derer das Simulationsmodell umgesetzt wurde. Für das Grundverständnis des Modells ist dies essentiell.

Der Inhalt dieses Kapitels stammt aus mehreren Publikationen, die an geeigneter Stelle für interessierte Leser angegeben werden. Ein großer Bestandteil basiert dabei auf Werken von Kolonko [63], Waldmann und Helm [121], Meintrup und Schäffler [81] und Andrae und Pobuda [4].

3.1 Stochastik

In der realen Welt hat man es ständig mit dem Zufall zu tun. Ein klassisches Beispiel: Wie schnell schafft man es, mit einem Fahrzeug von Punkt A nach B zu kommen? Diese Fahrzeit ist keine deterministische Größe, sondern von einer Vielzahl unterschiedlicher Faktoren abhängig. Hat man eher Glück oder Pech mit Ampeln? Wie hoch ist die Verkehrsdichte? Auch im Rettungsdienst spielen solche stochastischen Einflüsse eine Rolle, beispielsweise eben bei der Zeit, die ein Einsatzfahrzeug benötigt, um den Unfallort zu erreichen, die Gesprächszeit bei dem Notrufgespräch oder wann und wo konkret ein Notfall auftritt. Wie man diesen zufälligen Einfluss konkret modelliert, wird in dem mathematischen Gebiet der *Stochastik* untersucht. Der grundlegende Ansatz ist die Modellierung in Form von *Zufallsvariablen*. Eine Zufallsvariable ist salopp gesprochen eine Variable, die unterschiedliche Werte annehmen kann – ein einfaches Beispiel ist, die oben liegende Augenzahl eines handelsüblichen Würfels als Zufallsvariable aufzufassen. Diese kann natürliche Werte von 1 bis 6 annehmen, welchen Wert konkret, kann man vor dem Wurf nicht sagen, dieser folgt einer bestimmten *Verteilung*. Man kann jedoch sehr wohl Charakteristiken einer Zufallsvariable in Form von Kenngrößen bestimmen, wie zum Beispiel *Erwartungswert* oder *Varianz*. Formal gesehen ist eine Zufallsvariable $X : \Omega \rightarrow \Psi$ eine (σ, ϵ) -messbare Funktion zwischen einem Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \sigma, \mathbb{P})$ und einem Messraum (Ψ, ϵ) . Diese sowie weitere Standardbegriffe der Wahrscheinlichkeitstheorie, wie Wahrscheinlichkeitsmaße (\mathbb{P}), Sigma-Algebren (σ, ϵ) , Messbarkeit von Abbildungen etc., werden hier als Grundverständnis vorausgesetzt und können in vielen Stochastik-Standardwerken, wie beispielsweise dem von Meintrup und Schäffler [81] nachgeschlagen werden. In diesem Abschnitt werden einige für die Simulation notwendige Notationen und Konzepte eingeführt. Dazu gehören die Dichte- oder Verteilungsfunktion einer Zufallsvariable, die man wie folgt definieren kann:

Definition 3.1 (Verteilungs- und Dichtefunktion)

Sei X eine reellwertige Zufallsvariable und $\mathbb{P}(X \leq a)$ die Wahrscheinlichkeit, dass X einen Wert kleiner oder gleich a annimmt. Dann heißt

$$F_X(a) := \mathbb{P}(X \leq a) \quad (3.1)$$

Verteilungsfunktion von X . Die Funktion f_X , für die

$$F_X(a) := \int_{-\infty}^a f_X(x) dx \quad (3.2)$$

gilt, heißt Dichtefunktion von X .

Im Folgenden werden bekannte Verteilungen mittels ihrer Dichtefunktion vorgestellt, die später eine Rolle im Simulationsmodell spielen. Eine stetige Zufallsvariable X mit Dichtefunktion

$$f(x) = \frac{1}{b-a} \mathbb{1}_{[a,b]}(x), \quad (3.3)$$

heißt gleichverteilt auf $[a, b]$ und wird mit $X \sim \mathcal{U}(a, b)$ bezeichnet. Dabei ist für eine Grundmenge G mit $E \subseteq G$

$$\mathbb{1}_E : G \rightarrow \{0, 1\}, \quad \mathbb{1}_E(x) = \begin{cases} 1, & \text{falls } x \in E, \\ 0, & \text{falls } x \notin E \end{cases}$$

die sogenannte *Indikatorfunktion* (hier ist gerade $G = \mathbb{R}$ und $E = [a, b]$).

Hat die stetige Zufallsvariable X die Dichtefunktion

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & \text{falls } x \geq 0, \\ 0, & \text{falls } x < 0, \end{cases} \quad (3.4)$$

so heißt X exponentialverteilt zum Parameter λ , kurz $X \sim \text{Exp}(\lambda)$. Exponentialverteilte Zufallsvariablen werden häufig genutzt, um Zeitspannen, die zwischen unabhängigen Ereignissen liegen, zu modellieren.

Eine stetige Zufallsvariable X mit zugehöriger Dichtefunktion

$$f(x) = \frac{1}{(x-m)\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(\ln(x-m) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.5)$$

heißt lognormalverteilt, $X \sim LN(\mu, \sigma, m)$. Die Lognormalverteilung steht in engem Zusammenhang zur bekannten *Normalverteilung*. So lässt sich zeigen, dass für eine lognormalverteilte Zufallsvariable X die Zufallsvariable $Z = \ln(X)$ normalverteilt ist. Eine sogenannte *Bernoulli-Zufallsvariable* $N \sim \text{Ber}(p)$ ist eine diskrete Zufallsvariable, die Werte

in der Menge $\{0, 1\}$ annehmen kann. Sie besitzt die Zähldichte

$$\mathbb{P}(N = k) = \begin{cases} p, & \text{falls } k = 1, \\ 1 - p, & \text{falls } k = 0, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} = \begin{cases} p^k(1-p)^{1-k}, & \text{falls } k = 0, 1 \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.6)$$

Der Wert 1 wird demnach mit einer Wahrscheinlichkeit p und der Wert 0 mit Wahrscheinlichkeit $1 - p$ angenommen. Eine diskrete Zufallsvariable N mit Zähldichte

$$\mathbb{P}(N = k) = p(k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3.7)$$

heißt poissonverteilt zum Parameter λ , kurz $N \sim \text{Poi}(\lambda)$.

Der *Erwartungswert* und die *Varianz* einer Zufallsvariablen sind klassische Kenngrößen, um den erwarteten Ausgang des Zufallsexperiments sowie die erwartete Streuung zu ermitteln.

Definition 3.2 (Erwartungswert und Varianz einer Zufallsvariable)

Es seien X eine stetige Zufallsvariable mit zugehöriger Dichtefunktion f_X und N eine diskrete Zufallsvariable, welche die Werte n_i , $i \in L$ annehmen kann, mit zugehöriger Wahrscheinlichkeitsfunktion bzw. Zähldichte $p(n_i) = \mathbb{P}(N = n_i)$, $i \in L$ und Indexmenge L . Dann heißt

$$\mathbb{E}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \quad \text{bzw.} \quad \mathbb{E}(N) = \sum_{i \in L} N_i p(n_i) \quad (3.8)$$

Erwartungswert von X bzw. N . Mit

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}\left((X - \mathbb{E}(X))^2\right) \quad \text{bzw.} \quad \text{Var}(N) = \mathbb{E}\left((N - \mathbb{E}(N))^2\right) \quad (3.9)$$

wird die Varianz von X bzw. von N bezeichnet.

Diese Kennzahlen lassen sich über die *Momente* verallgemeinern.

Das j -te Moment $M_j(X) := \mathbb{E}(X^j) = \int_{-\infty}^{\infty} x^j f_X(x) dx$ oder das j -te zentrierte Moment $M'_j(X) := \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^j)$. Damit gilt $\mathbb{E}(X) = M_1(X)$ und $\text{Var}(X) = M'_2(X)$. Höhere Momente können näheren Aufschluss über die Verteilung einer Zufallsvariablen geben (z.B. die *Schiefe* oder *Wölbung*). Liegt eine Stichprobe für eine Zufallsvariable mit unbekannter Verteilung vor, können diese Werte nicht exakt errechnet, aber in Form von *Punktschätzern* angenähert werden. Dazu nutzt man eine sogenannte *Schätzstatistik* T , um aus Realisierungen von Zufallsvariablen auf einen Parameter τ (beispielsweise Erwartungswert, Varianz, Rate einer Poisson-Verteilung, etc.) zu schließen [39].

Definition 3.3 (Schätzstatistik)

Eine *Schätzstatistik* (auch *Schätzer* genannt) für den Grundgesamtheitsparameter τ ist eine Funktion $T = g(X_1, \dots, X_n)$ aus Stichprobenvariablen X_1, \dots, X_n (Unabhängige Zufallsvariablen eines Zufallsexperiments).

Der resultierende numerische Wert $g(x_1, \dots, x_n)$ aus den Realisierungen x_1, \dots, x_n der Stichprobenvariablen heißt zugehöriger *Schätzwert* [39].

Ein typischer Schätzer ist das arithmetische Mittel $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ zur Schätzung des Erwartungswerts $\mathbb{E}(X)$, welches auch in der *Monte-Carlo Simulation* verwendet wird. „Ein einfaches Prinzip der Parameterschätzung besteht darin, die aufsummierten quadratischen Abweichungen zwischen Beobachtungswert und geschätztem Wert zu minimieren“ [39]. Diese Methode wird Method of least squares (MLS) genannt. Übertragen auf die Schätzung von Parametern $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ einer Modellfunktion f und den zugehörigen Datenpunkten $(x_i, y_i \ i = 1, \dots, n)$ erhält man das Minimierungsproblem

$$\min_{\lambda_1, \dots, \lambda_s} \sum_{i=1}^n (f(x_i, \lambda_1, \dots, \lambda_s) - y_i)^2 \quad (3.10)$$

Wie konkret dieses Problem gelöst wird, hängt von dem Charakter der Modellfunktion ab. Für den Spezialfall einer linearen Modellfunktion $f(x, \lambda_1, \lambda_2) = \lambda_1 x + \lambda_2$ erhält man über die arithmetischen Mittel \bar{y} und \bar{x} der Datenpunkte

$$\hat{\lambda}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad \text{und} \quad \hat{\lambda}_2 = \bar{y} - \hat{\lambda}_1 \bar{x} \quad (3.11)$$

als Schätzungen für λ_1 und λ_2 . Einen Beweis dafür findet man in Fahrmeir et al. [39]. Dies ist allgemein als *lineare Regression* bekannt.

Zufallsvariablen dienen als mathematisches Modell für ein vom Zufall beeinflusstes, statisches Experiment. Bei *stochastischen Prozessen* wird dieses Modell um einen Parameter erweitert: Die Zeit [81]. Bei Systemen, die sich über die Zeit entwickeln bzw. ändern, spricht man von dynamischen Systemen, für die nicht ein einzelnes Zufallsexperiment (repräsentiert von X) durchgeführt wird, sondern eines X_t zu jedem Zeitpunkt $t \in I$, $I \subset [0, \infty)$. Dies führt zu folgender Definition [81]:

Definition 3.4 (Stochastischer Prozess)

Seien $(\Omega, \sigma, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum, S ein Zustandsraum und $I \subset [0, \infty)$ eine Indexmenge. Eine Familie $(X_t)_{t \in I}$ messbarer Abbildungen mit

$$X_t : \Omega \rightarrow S, \quad t \in I \quad (3.12)$$

heißt *stochastischer Prozess mit Zustandsraum S* .

Man unterscheidet stochastische Prozesse hinsichtlich ihrer Indexmenge I und ihres Zustandsraums S . $I \subset [0, \infty)$ kann diskret (üblicherweise $I = \mathbb{N}_0$) oder stetig (z.B. $I = [0, \infty)$) sein, man spricht dann von einem zeitdiskreten bzw. zeitstetigen Prozess, in der Regel jeweils bezeichnet mit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}_0}$ und $(X_t)_{t \geq 0}$. Auch der Zustandsraum kann entweder diskret oder stetig sein. Ein Prozess mit $(S = \mathbb{R}^n)$ heißt n -dimensionaler stochastischer Prozess, die Betrachtung ist hier auf den eindimensionalen Fall $n = 1$, also auf einen sogenannten reellen stochastischen Prozess, beschränkt [81]. Ein typischer Vertreter zeitstetiger Prozesse mit diskretem Zustandsraum ist der *Poisson-Prozess*. Dieser wird genutzt, um zufälliges Eintreffen von Ereignissen zu zählen und gehört zu den sogenannten *Zählprozessen*. Dabei ist die Zeitspanne zwischen dem Eintritt zweier Ereignisse exponentialverteilt und

unabhängig von der Größe vorhergehender Zeitspannen [81]. Formal definiert wird ein Poisson-Prozess wie folgt [121]:

Definition 3.5 (Homogener Poisson-Prozess)

Ein stochastischer Prozess $(N_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ mit den Eigenschaften

- (i) $N_0 = 0$ fast sicher
- (ii) Für beliebige $t \geq 0$ und $h > 0$ ist die Zufallsvariable $N_{t+h} - N_t$ (Zuwachs innerhalb des Zeitintervalls $(t, t + h]$) poissonverteilt mit Parameter λh , d.h.
 $N_{t+h} - N_t \sim \text{Poi}(\lambda h)$
- (iii) Für beliebige Zeitpunkte $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_n$ sind die Zufallsvariablen $N_{t_1} - N_{t_0}, \dots, N_{t_n} - N_{t_{n-1}}$ (Inkremete bzw. Zuwächse) voneinander unabhängig

heißt Poisson-Prozess mit Parameter $\lambda > 0$ (Intensität).

Eigenschaft (ii) bedeutet, dass N_t stationäre Inkremete hat, d.h die Verteilung der Zuwächse zwischen zwei Zeitpunkten $N_{t+h} - N_t$ hängt nur von der Differenz der Zeitpunkte h ab. In Abbildung 3.1 ist eine Realisierung bzw. ein Pfad eines Poisson-Prozesses dargestellt.

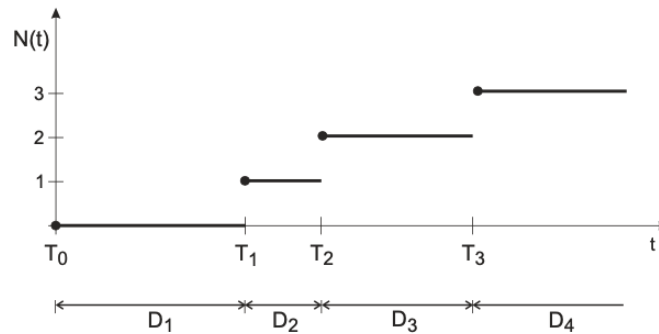


Abbildung 3.1: Realisierung eines Poisson-Prozesses (N_t) mit Eintrittszeitpunkten T_i und Dauern $D_i = T_i - T_{i-1}$ [121]

Eine konstante Rate bzw. Intensität λ eines homogenen Poisson-Prozesses ist für einige Anwendungen zu restriktiv, da Raten sich z.B. tageszeitabhängig ändern können – die Rate der gewählten Notrufe 112 wird um 4 Uhr nachts bestimmt nicht so hoch sein, wie um 12 Uhr mittags. Deshalb liegt es nahe, eine zeitabhängige Intensität $\lambda(t)$ einzuführen, was auf einen *inhomogenen* Poisson-Prozess führt.

Definition 3.6 (Inhomogener Poisson-Prozess)

Ein stochastischer Prozess $(N_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ mit den Eigenschaften

- (i) $N_0 = 0$ fast sicher
- (ii) Für beliebige $t \geq 0$ und $h > 0$ ist die Zufallsvariable $N_{t+h} - N_t$ poissonverteilt mit Rate $\Lambda(t + h) - \Lambda(t)$, wobei

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(s) ds, \quad t \geq 0 \tag{3.13}$$

- (iii) Für beliebige Zeitpunkte $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_n$ sind die Zufallsvariablen $N_{t_1} - N_{t_0}, \dots, N_{t_n} - N_{t_{n-1}}$ voneinander unabhängig

heißt Poisson-Prozess mit lokaler Rate $\lambda(t)$ bzw. mit mittlerer Rate $\Lambda(t)$ [121].

3.2 Kürzeste Wege eines Netzwerks

Ist man daran interessiert, mit einem Fahrzeug auf kürzestem Weg von einem Punkt A zu Punkt B zu gelangen, so stößt man auf das *Kürzeste-Wege-Problem* (engl.: Shortest path problem). Ein Straßennetz lässt sich über ein mathematisches Konstrukt, einen *gerichteten Graphen* beschreiben. Diese werden hier definiert und das Kürzeste-Wege-Problem mit einer der Lösungsverfahren vorgestellt, dem *Dijkstra-Algorithmus*. Ausgangspunkt ist eine Definition für gerichtete Graphen, Wege und kürzeste Wege von Schwartz [102].

Definition 3.7 (Gerichteter gewichteter Graph)

Ein gerichteter Graph ist ein Paar $G = (V, E)$, bestehend aus einer Menge $V \neq \emptyset$, dessen Elemente Knoten (engl.: Nodes) genannt werden, und einer endlichen Menge $E \subseteq \{(u, v) | u, v \in V, u \neq v\}$, dessen Elemente Bögen (engl.: Edges) heißen. Ein Bogen hat die Form $e = (u, v)$, dabei heißt u Anfangsknoten und v Endknoten von e . $|V|$ bezeichnet die Anzahl an Knoten in V , $|E|$ die Anzahl an Kanten in E . G heißt gewichtet, wenn jeder Kante $e \in E$ ein Gewicht $c(e)$ mit reellwertiger Gewichtsfunktion $c : E \rightarrow \mathbb{R}$ zugeordnet ist.

In Abbildung 3.2 ist ein Beispiel für einen gerichteten Graphen dargestellt. Zugehörige Gewichte sind in der Abbildung nicht dargestellt. In Straßennetzen stellen die Gewichte $c(e) > 0, e \in E$ meist örtliche oder zeitliche Entfernungen (z.B. in Kilometer oder in Sekunden) dar. Wie findet man jetzt aber die kürzeste Entfernung in solch einem Graphen? Indem man die unterschiedlichen Wege innerhalb des Graphen analysiert. Diese lassen sich wie folgt definieren [102]:

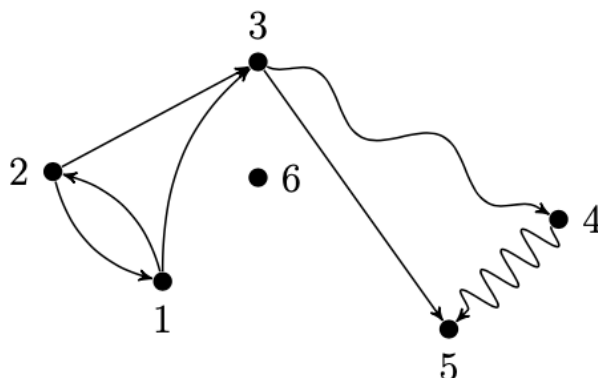


Abbildung 3.2: Beispiel eines gerichteten Graphen mit sechs Knoten und sieben Kanten [102]

Definition 3.8 (Gerichteter Weg)

Ein gerichteter Weg w (engl.: Directional path) in einem gerichteten Graphen $G = (V, E)$ ist eine endliche Folge

$$w = (v_0, e_1, v_1, e_2, \dots, e_n, v_n) \quad (3.14)$$

mit den Knoten $v_i \in V$, $i = 0, \dots, n$ und Kanten $e_j \in E$, $e_j = (v_{j-1}, v_j)$, $j = 1, \dots, n$. Dabei bildet v_0 den Start- und v_n den Endknoten des Weges. Mit $W(v_0, v_n)$ bezeichnet man die Menge aller Wege w in G mit Startknoten v_0 und Endknoten v_n .

Darüber hinaus wird ein Knoten $v \in V$ als *Wurzel* von G bezeichnet, wenn für jeden Knoten $r \in V$ ein gerichteter Weg mit Anfangsknoten v und Endknoten r existiert [102]. Man sucht nach dem möglichst kürzesten Weg, also denjenigen, an dem die Gesamtkosten aller durchlaufenen Kanten minimal ist. Formalisiert wird das folgendermaßen:

Definition 3.9 (Kürzester Weg)

$G = (V, E)$ sei ein gerichteter Graph mit reellwertigen Gewichten $c(e) \forall e \in E$. Ein Weg w^* mit Startknoten v_0 und Endknoten v_n heißt *kürzester Weg* von v_0 nach v_n , wenn seine Länge $L(w^*) := \sum_{e \in w^*} c(e)$ minimal unter allen möglichen Wegen $w \in W(v_0, v_n)$ ist:

$$w^* = \arg \min_{w \in W(v_0, v_n)} L(w) \quad (3.15)$$

Es heißt $\text{dist}(v_0, v_n) = L(w^*)$ der *Abstand* von v_0 und v_n .

Algorithmus 1 Dijkstra-Algorithmus

Input: Gerichteter gewichteter Graph $G = (V, E)$ mit Gewichten $c(e) \geq 0 \forall e \in E$, Wurzel s , Anzahl Knoten $n = |V|$

- 1: Setze Wartemenge $M = V$, Abstände $d(s) = 0$, $d(v) = \infty \forall v \in V \setminus \{s\}$ und die Vorgänger (vorletzter Knoten auf dem Weg von s nach v) auf $\pi(v) = 0 \forall v \in V$.
- 2: **for** $i = 1$ **to** n **do**
- 3: Entferne einen Knoten v mit $d(v) = \min\{d(u) | u \in M\}$ aus M .
- 4: **for all** $u \in M$ mit $e = (v, u) \in E$ **do**
- 5: **if** $d(u) > d(v) + c(e)$ **then**
- 6: Setze $d(u) = d(v) + c(e)$ und $\pi(u) = v$.
- 7: **end if**
- 8: **end for**
- 9: **end for**

Output: Vorgänger $\pi(v)$ und Abstände $d(v) = \text{dist}(s, v) \forall v \in V$.

Um einen solchen kürzesten Weg zu finden, muss man nun *Suchstrategien* auf den Graphen anwenden. Ein klassischer Suchalgorithmus für gerichtete gewichtete Graphen ist der Algorithmus von Dijkstra, auch *Dijkstra-Algorithmus* genannt. Dieser bestimmt die kürzesten Wege von einem Startknoten s zu allen erreichbaren Knoten des Graphen und wird nachfolgend in Algorithmus 1, angelehnt an Schwartz [102], dargestellt. Dabei wird eine *Wartemenge* an Knoten genutzt, die im Algorithmus durchlaufen werden, der Vorgänger $\pi(v)$ eines Knoten v ermittelt, also der Knoten, welcher auf einem kürzesten Weg vor v durchlaufen wird. Außerdem wird eine Funktion $d : V \rightarrow \mathbb{R}_+$ genutzt, um die Länge des kürzesten Weges von der Wurzel bis zum jeweiligen Knoten zu ermitteln. Es bleibt zu

zeigen, dass tatsächlich ein kürzester Weg gefunden wurde, d.h. $d(v) = \text{dist}(s, v)$ gilt. Dieser Beweis wird ausgespart, lässt sich aber in Schwartz [102] nachlesen. Ist man nur an dem kürzesten Weg zu einem bestimmten Knoten interessiert, kann man den Algorithmus abbrechen, sobald der besagte Knoten aus der Wartemenge entfernt wurde.

3.3 Simulation

3.3.1 Begriff

Der Begriff *Simulation* ist weit verbreitet und den meisten geläufig. Was jedoch bedeutet er in diesem Kontext? Inwiefern trägt *Simulation* zur Lösung von Problemen bei? Unter welchen Bedingungen sollte man diese statt anderer mathematischer Berechnungsmethoden nutzen, auf welche verschiedenen Simulationstechniken kann man dabei zurückgreifen und welche eignet sich zur Lösung unseres Problems? Die Beantwortung dieser Fragen ist Hauptbestandteil dieses Abschnittes, der einen kurzen Einblick in die Simulation stochastischer Systeme geben soll, immer in Bezug zu dem konkreten System Rettungskette. Hierbei wird der Fokus auf dafür relevante Themen gesetzt, andere Aspekte lassen sich in angegebener Literatur nachschlagen.

Was versteht man jetzt eigentlich unter dem Begriff *Simulation*? Immer wenn ein komplexes System, ein Sachverhalt oder eine Situation zu Untersuchungs- und Berechnungszwecken vereinfacht nachgebildet wird, spricht man im technischen Sprachgebrauch von einer Simulation [63]. Im Zentrum steht hierbei die Nachbildung, wie man also die Funktionsweise eines Real-Systems bestmöglich vereinfacht abbilden kann. Dies wird in der Regel in Form von Computer-Programmen realisiert, weswegen auch die Verbreitung der Methode mit zunehmend leistungsfähigeren Rechnern weiter steigt. Wo manche bei Simulatoren zuerst an Spiele denken, in denen man sich beispielsweise selbst am Computer in verschiedenen Berufen oder Tätigkeiten ausprobieren kann (Taxi-, Landwirtschafts-, Feuerwehr-Simulator uvm.), dienen Simulatoren in der Wissenschaft dazu, zugrundeliegende Systeme zu analysieren und daraufhin Probleme zu optimieren. Dennoch lassen sich beachtliche Parallelen zwischen einem Simulator-Spiel und der mathematischen Simulation ziehen: Man kann Versuche in dem nachgebildeten statt dem realen System durchführen, was einen riesigen Vorteil bietet, falls beispielsweise dafür immense Kosten anfallen würden, eine große Gefahr mit dem Versuch einhergeht, dieses „Experiment“ praktisch gar nicht umsetzbar ist oder das reale System noch gar nicht existiert [63]. Im Praxisalltag des Rettungsdiensts wäre es unter Umständen verheerend, wenn man zur Budgetplanung untersuchen würde, wie gut man das Notrufaufkommen mit einer reduzierten Fahrzeuganzahl noch bedienen könnte. Damit könnten sich Wartezeiten bei Einsätzen drastisch verlängern, bei denen Patienten sich in lebensbedrohlichen Situationen befinden. In einer computergestützten Simulationsumgebung lassen sich solche Szenarien jedoch problemlos analysieren. Grob unterschieden werden dabei zwei Arten der Simulation: Die *numerische* und *stochastische*. Die erste Art beschreibt die Dynamik eines Systems in Form von Differentialgleichungen und versucht diese mittels numerischer Algorithmen zu lösen. Zweitere Art, die hier angewandt wird, beinhaltet Zufallsgrößen, also Variablen, deren Einfluss nicht vollständig analytisch dargestellt werden kann, sondern dem Zufall bzw. ei-

ner Unsicherheit unterliegt, also einer gewissen Wahrscheinlichkeit folgen. Die Zufälligkeit spielt in vielen Fragestellungen des Operations Research eine Rolle, unter anderem auch in Systemen, die einige Ähnlichkeiten mit der Rettungskette aufweisen, wie bei Lieferkettenmanagement und Kommunikations- und Verkehrssystemen und stochastische Simulation bietet einen passenden Rahmen zu deren Modellierung [63].

3.3.2 Durchführung

Stochastische Simulationsstudien halten sich oftmals an eine ähnliche Vorgehensweise, die in Anlehnung an Ausführungen von Kolonko [63] und Andrae und Pobuda [4] hier dargestellt wird.

- (1) Entwicklung einer Theorie bzw. Modellierung des Real-Systems unter verschiedenen Annahmen [4]
- (2) Bereitstellung und Aufbereitung der Input-Daten aus dem Real-System zur Einspeisung in das Modell
- (3) Implementierung des Simulationsmodells
- (4) Durchführung der Simulationsexperimente
- (5) Aufbereitung der Simulationsergebnisse (Erfassung und Darstellung von Kenngrößen, Auswertung und Deutung von Effekten und Zusammenhängen, Modellverifizierung und -validierung)
- (6) Modellanpassung und -erweiterung
- (7) Optimierung des simulierten Systems

Die Rolle der in (2) erwähnten Input-Daten ist entscheidend für ein erfolgreiches Simulationsmodell: Mit statistischen Daten des abgebildeten Real-Systems lassen sich Kennzahlen ermitteln, über die sich das Modell parametrisieren und später auch dessen Funktionsfähigkeit überprüfen lässt. Zunächst müssen die Rohdaten analysiert werden, dabei Datenfehler identifiziert und ggf. durch Datentransformation und -bereinigung behoben werden [50]. Mit fehlenden Datenpunkten muss entsprechend umgegangen werden (z.B. durch Interpolation), manchmal müssen verschiedene Datenquellen kombiniert werden und dabei auch ein einheitliches Datenformat, welches dann als Input für das Simulationsmodell dient, geschaffen werden. In dem Sinne ist auch der Zusammenhang von (1) und (2) zu betonen: Es lohnt natürlich nur, einen Sachverhalt in solch einer Form zu modellieren, in welcher man die Daten des Real-Systems auch nutzen kann und andersrum ist es schwer, ein Modell ohne zugrundeliegende Datenbasis zu schaffen. Deswegen sind diese beiden Arbeitsschritte im Einklang auszuführen und auch in ihrer Reihenfolge vertauschbar. Bei der Implementierung (3) steht zunächst die Auswahl einer geeigneten Programmiersprache bzw. eines Softwarepaketes im Raum, in welcher dann die theoretischen Modellkonzepte realisiert werden. Besonders wichtig ist hierbei, die Auswahl nach dem Eignungsgrad der Software für den Verwendungszweck des Modells zu treffen. Die Implementierung an sich ist ein schwieriger iterativer Prozess, dessen Zeitaufwand nicht unterschätzt werden

darf. Die daraufhin durchgeführten Simulationsexperimente (4) können emergente Effekte enthüllen: Hierbei handelt es sich um überraschende Systemzustände, die sich nicht direkt aus den Systemelementen vorhersehen lassen [123]. Diese Ergebnisse der Experimente müssen statistisch ausgewertet werden (5) und können Aufschluss darüber geben, wie gut das Modell funktioniert. Hierbei spricht man von Modellverifizierung und -validierung. Bei der Verifizierung prüft man die korrekte technische Umsetzung des Modellkonzepts, also ob das implementierte Modell auch wirklich seinen Zweck erfüllt und korrekt arbeitet [4]. Die Validierung soll sicherstellen, „dass das implementierte Modell einem Phänomen in der realen Welt entspricht und dieses bspw. erklärt bzw. prognostizieren kann“ [4]. Es gilt als Überprüfung, wie gut ein Modell das Realsystem repräsentiert. Gräbner [46] beschreibt vier verschiedene Validierungstechniken: Die *Input-Validierung* – wie gut Modellbeschreibungen und -größen zum Realsystem passen. Zum Beispiel ließe sich überprüfen, ob im Modell und im Realsystem durchschnittlich die gleiche Anzahl an Anrufen auftritt oder sich die gleiche Anzahl an Patienten im Modell befindet. Bei der *Prozessvalidierung* schaut man, wie gut Mechanismen des Modells die Mechanismen des Realsystems nachbilden. So könnte man beispielsweise vergleichen, ob ein typischer Einsatzablauf innerhalb der „Rettungskette“ einem echten Einsatz nahe kommt. Das erweist sich in der Praxis allerdings oft als schwierig, da besagte Mechanismen meist nicht direkt wahrnehmbar sind. *Deskriptive Output-Validierung* untersucht die Fähigkeit der Replikation von Real-Daten durch das Modell. Dazu ist es nötig, eine Kalibrierung freier Modellparameter vorzunehmen. Dies ist zu unterscheiden von der *Vorhersagenden Output-Validierung*, mit welcher untersucht wird, wie gut das Modell prädiktiv arbeitet [46].

In Schritt (6) wird das Modell angepasst. Das passiert zwangsweise, wenn bei der Modellverifikation oder -validierung Implementierungsfehler oder Unstimmigkeiten gefunden werden, kann aber auch in Form von Erweiterungen geschehen, die noch in das Modell integriert werden. Danach müssen neue Simulationsdurchläufe gerechnet und zugehörige Ergebnisse ausgewertet werden, man kann dabei (bei mehrmaliger Anpassung) einen Iterationsprozess durchlaufen. Letztendlich ist man an der Lösung eines Problems des zugrundeliegenden Systems interessiert. Bei der Rettungskette ist dies primär, dem Patienten möglichst schnelle Hilfe bieten zu können, also die Bedienzeit eines Notrufes zu minimieren. Allgemein möchte man die Parameterkonstellation finden, bei der eine Kenngröße bzw. Kostenfunktion optimiert wird. In Schritt (7) kann man dazu verschiedene Optimierungsstrategien verfolgen. Dadurch, dass der Zusammenhang zwischen Parameterkonstellation und Wert der Kostenfunktion in komplexen Systemen im Regelfall nicht analytisch ausgedrückt werden kann, sondern eben per Simulation geschätzt werden muss, entfallen übliche Verfahren der mathematischen Optimierung. Man weicht dann häufig von dem Ziel einer optimalen Lösung ab und begnügt sich stattdessen mit der heuristischen Suche nach einer bestmöglichen Lösung [63]. In Frage kommen hier beispielsweise genetische Algorithmen oder neuerdings auch zunehmend Methoden der Künstlichen Intelligenz.

Es existieren einige stochastische Simulationstechniken, im Folgenden werden die in dieser Simulationsstudie angewandten Strategien – die agentenbasierte Simulation (ABS) und die Discrete-Event Simulation (DES) – vorgestellt. Daneben gibt es noch einige weitere,

zum Beispiel zeitlich statische und dynamische, regenerative Simulation, oder auch die Methode der Systemdynamik (engl.: System dynamics). Eine sehr bekannte Methode, die Monte-Carlo Simulation, wird bei der Auswertung der Simulationsexperimente verwendet und deswegen auch vorgestellt. Einen Einstieg in die stochastische Simulation findet man in Werken von Kolonko [63] oder Waldmann und Helm [121] (Monte-Carlo Simulation, regenerative Simulation, Varianzreduktion, DES, etc.), eine Einführung zur Methode der Systemdynamik geben Bala et al. [9].

3.3.3 Discrete-Event Simulation

In Problemen, die auf dynamische Systemen basieren, die sich über die Zeit entwickeln, lassen sich zu messende Größen als stochastischer Prozess $(X_t)_{t \geq 0}$ mit einer kontinuierlichen Zeitachse darstellen. Da sich viele dieser Größen allerdings nur zu konkreten Zeitpunkten - sogenannten Ereignissen (engl.: Events) - ändern, wird hierbei statt dem stochastischen Prozess $(X_t)_{t \geq 0}$ ein eingebetteter Prozess $(X_{E_n})_{n \geq 0}$ mit diskreter Zeitachse und Ereigniszeitpunkten E_n , $n \in \mathbb{N}$ betrachtet. So ändert sich z.B. der Wert von

$$X_t := \text{Anzahl verfügbarer Einsatzfahrzeuge zur Zeit } t \quad (3.16)$$

nur an einzelnen Ereignissen, zu Beginn und Ende eines Einsatzes oder bei Schichtwechsel [63]. Man spart hierbei also erheblichen Aufwand, in dem man sich auf diskrete Zeitpunkte beschränkt, Voraussetzung für den Einsatz von DES ist, „dass die Ereignisse einen zeitlich diskreten Charakter haben, wie es [...] in vielen Fragestellungen des Operations Research der Fall ist“ [63]. Ein DES-Modell besteht dementsprechend auf einer Sequenz verschiedener Ereignisse, auf die das System unterschiedlich reagiert. In der „Rettungskette“ sind diese Ereignisse mitunter der Eingang eines Notrufes in der IRLS, Abfahrt und Ankunft der Rettungsfahrzeuge, Behandlungsbeginn und -ende am Notfallort oder auch Schichtbeginn und -ende eines Einsatzfahrzeuges bzw. des Personals.

3.3.4 Agentenbasierte Simulation

„Komplexe Systeme [sind] dadurch charakterisiert, dass sie aus mehreren verschiedenartigen, miteinander agierenden Elementen bestehen, deren aggregierte Eigenschaften und Verhaltensweisen nicht unmittelbar von einzelnen Elementen ableitbar sind“ [4]. Um dieser zugrundeliegenden Komplexität gerecht zu werden, bedarf es entsprechender Methoden – eine davon ist die sogenannte agentenbasierte Simulation (ABS) (das zugehörige Simulationsmodell heißt agentenbasiertes Modell (ABM)). Sie bietet einige Vorteile, welche sie für die Anwendung auf das System Rettungskette qualifiziert. Dazu gehört, dass diese Methode im Gegensatz zu anderen statistischen Modellen oder mathematischen Formeln wesentlich unkomplizierter und weniger abstrakt ist. Die einzelnen Elemente eines Systems können einfach in der Form beschreiben werden, in der man sie auch tatsächlich im Real-System vorfindet [4]. Das Herzstück der ABS bilden die *Agenten*, von denen man eine Vielzahl mit verschiedenen Eigenschaften (großer Heterogenität) in ein System integrieren und deren Zusammenwirken untersuchen kann. Wie genau so ein Agent beschaffen

ist, hängt insbesondere von dem zu modellierenden Sachverhalt ab. Zur Modellierung des Straßenverkehrs lassen sich die verschiedenen Verkehrsteilnehmer als Agenten auffassen, zur Modellierung von Call-Centern die Servicemitarbeiter und Kunden. Im System Rettungsdienst könnten Agenten beispielsweise Patienten, Personal, Fahrzeuge, Rettungswachen und Krankenhäuser sein. „Agenten können untereinander sowie mit ihrer Umgebung interagieren und situativ-angepasste, eigenständige Entscheidungen treffen. Aus dieser Bottom-up Perspektive heraus lassen sich emergente Phänomene [Phänomene auf der Makroebene des Systems, entstanden durch Interaktion seiner Elemente] anschaulich untersuchen [...]“ [4]. ABS kommt dabei größtenteils ohne mathematische Formeln aus und besticht durch den deskriptiven Charakter, somit sind (zumindest theoretisch) auch Personen mit eingeschränktem Mathematikverständnis nach einer kurzen Eingewöhnungsphase in der Lage, Modellzusammenhänge zu verstehen. Es lassen sich große Datenmengen in das Modell integrieren und dadurch statistische Kennzahlen ermitteln, außerdem können Agenten lern- und anpassungsfähig sein, in dem Fall spricht man von *adaptiven* Agenten. In ABS steckt viel Potential, dadurch dass Techniken des Maschinellen Lernens (ML) anwendbar sind, um den Lösungsraum abzusuchen, adaptive Agenten zu unterstützen oder Ergebnisse zu analysieren [4].

Agentenbasierte Modelle bestehen konzeptionell aus drei Komponenten: Den *Agenten*, der *Umgebung* (bzw. *Umwelt*, *Topologie*), in der sich die Agenten bewegen und den *Regeln*, welche die Interaktion der Agenten definieren. Die Agenten werde dabei zum einen durch *Zustände* (bzw. *Eigenschaften*), wie z.B. Geschlecht, Alter, Einkommen, Beruf und zum anderen durch *Strategien* (bzw. *Aktionen*, *Verhalten*, *Methoden*), z.B. Fortbewegungsart, Wahl des Kommunikationsmittels, Beitrag zum Umweltschutz, etc. charakterisiert [123, 4]. Man unterscheidet drei Haupttypen von Agenten: Mobile (in der Umgebung bewegliche), stationäre (unbewegliche) oder Verbindungs-Agenten, die als Brückenschlag zwischen mehreren Agenten fungieren. Während man sich unter den ersten beiden Typen leicht etwas vorstellen kann (z.B. jeweils Fahrzeuge und Gebäude), ist der dritte Typ etwas abstrakter gehalten, was sich mit einem Beispiel verdeutlichen lässt: Um bei der Modellierung der Rettungskette einen Informationsfluss zwischen der Leitstelle und den Rettungsfahrzeugen herzustellen, kann man einen Verbindungsagenten *Auftrag* (engl.: Order) nutzen, der als Eigenschaften diverse Informationen, wie z.B. Standort, Krankheitsbild, Ursache, etc. enthält. Erleidet jemand einen Notfall, so kann über diesen Auftrag der Rettungsprozess initialisiert und Informationen an die Leitstelle übertragen werden.

Agentenumgebungen können sehr unterschiedlich aussehen. Sie reichen von leeren, unbegrenzten Räumen über Netzwerke ohne geografischen Bezug, diskrete oder kontinuierliche räumliche Umgebungen bis hin zu geografischen Räumen – diese bilden sogenannte Spatially Explicit Models (SEMs), die es auch in Verbindung mit Geographischen Informationssystemen (GIS) gibt [44]. Bei den Regeln bzw. Interaktionen innerhalb eines ABM unterscheidet man in fünf grundlegende Klassen: Agent-Selbst, Umgebung-Selbst, Agent-Agent, Umgebung-Umgebung, Agent-Umgebung [4]. Es gibt direkte und indirekte Interaktionsformen, so lassen sich neben gesprochenem Dialog auch indirekte Informationsflüsse oder die Detektion von Effekten durch Handlungen anderer Agenten darstellen [44].

Ein ABM benötigt eine Steuerungsschnittstelle, damit Benutzer verschiedene Parameter einstellen und Konfigurationen vornehmen können, dazu bedarf es verschiedener Oberflächensteuerelemente: Eingabesteuerelemente (z.B. Schieberegler, Schalter, Auswahlmöglichkeiten, Eingabefelder) und Ausgabesteuerelemente (Monitore, Plots, Notizen) [4]. Der Nutzer kann auch durch die Integration einer *Schaltzentrale* Kontrolle über das Modell erhalten.

Zur Implementierung agentenbasierter Modelle steht eine Vielzahl verschiedener Softwarepakete zur Verfügung, z.B. AnyLogic, NetLogo, Repast, MASON, uvm. Welche Software am besten geeignet ist, hängt primär von dem zu modellierenden Problem und persönlichen Präferenzen des Modellierers ab.

3.3.5 Monte-Carlo Simulation

Ein wichtiger Bestandteil einer Simulationsstudie ist die Auswertung der Ausgabedaten. Dabei ist man daran interessiert, den erwarteten Systemzustand zu ermitteln. Durch die Zufälligkeit stochastischer Modelle kann nicht direkt aus einem einzelnen Simulationslauf auf das gesamte System geschlossen werden. Es kann passieren, dass dieser Simulationslauf gerade sehr günstig oder auch ungünstig verläuft. In der Rettungskette könnten in einem Simulationslauf beispielsweise die Notrufe zeitlich und örtlich so auftreten, dass immer ein Rettungsfahrzeug verfügbar ist und direkt den Notruf bedienen kann. Im Gegensatz dazu können jedoch Notrufe innerhalb eines Simulationslaufs zeitlich kurz hintereinander auftreten und Rettungseinsätze überdurchschnittlich aufwendig sein. Aus diesem Grund führt man ein Simulationsexperiment wiederholt durch und mittelt die Ergebnisse. Dieses Vorgehen ist bekannt als *Monte-Carlo Simulation*.

In einem statischen Modell lässt sich das in Form eines Erwartungswerts einer Zufallsvariable X (mit zugehöriger Dichtefunktion f) oder allgemeiner einer Funktion einer Zufallsvariable $S(X)$ ermitteln:

$$p = \mathbb{E}(S(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} S(x)f(x)dx \quad (3.17)$$

Da man die Verteilungsfunktion f nicht kennt, lässt sich dieser Wert weder analytisch noch numerisch bestimmen. Deshalb versucht man, diesen Wert zu schätzen. Per Simulation erzeugt man eine Stichprobe X_1, \dots, X_n (independent and identically distributed (iid.)) von X . Der Wert von p lässt sich über den *Crude-Monte-Carlo (CMC)-Schätzer*

$$\hat{p}_{CMC} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n S(X_k) \quad (3.18)$$

schätzen. Über den zentralen Grenzwertsatz lässt sich für \hat{p}_{CMC} ein approximatives Konfidenzintervall zum Niveau $1 - \alpha$ konstruieren [97]:

$$\left(\hat{p}_{CMC} - q_{1-\alpha/2} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}, \hat{p}_{CMC} + q_{1-\alpha/2} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} \right) \quad (3.19)$$

Hierbei stellt $q_{1-\alpha/2}$ das $(1 - \alpha/2)$ -Quantil der Standardnormalverteilung $\mathcal{N}(0, 1)$ dar und $\hat{\sigma}^2$

die Stichprobenvarianz von $S(X)$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (S(X_k) - \hat{p}_{CMC})^2. \quad (3.20)$$

Der echte Wert von p befindet sich mit $100(1 - \alpha/2)\%$ -iger Sicherheit innerhalb dieses Konfidenzintervalls.

Bei der Simulation eines dynamischen Systems lässt sich der Systemzustand statt als Zufallsvariable X als stochastischen Prozess (X_t) ausdrücken. Hierbei unterscheidet man in Simulation mit endlichem und unendlichem Zeithorizont, wobei die Betrachtung hier nur auf den ersten Fall beschränkt wird, der sehr ähnlich zu dem Fall statischer Simulation ist. Für einen zeitstetigen Prozess $\{X_t, t \geq 0\}$, oder kurz (X_t) , ist man daran interessiert, den erwarteten Durchschnittswert

$$p(T, d) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{T} \int_0^T X_t dt\right) \quad (3.21)$$

als Funktion des Zeithorizonts T und des Anfangszustands $X_0 = d$ zu ermitteln. Im Fall eines zeitdiskreten Prozesses $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$ ersetzt man das Integral durch die Summe $\sum_{t=0}^T X_t$ [97]. Unter Erzeugung von n identischen Simulationsläufen mit Anfangszustand $X_0 = d$ sind hier analog zu (3.18) und (3.19) CMC-Schätzer und zugehöriges Konfidenzintervall

$$\hat{p}_{CMC}(T, d) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Y_k \quad (3.22)$$

$$\left(\hat{p}_{CMC}(T, d) - q_{1-\alpha/2} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}, \hat{p}_{CMC}(T, d) + q_{1-\alpha/2} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}\right). \quad (3.23)$$

Dabei ist $Y_k = \frac{1}{T} \int_0^T X_{tk} dt$, X_{tk} die Realisierung von (X_t) zu Zeit t im k -ten Simulationslauf und σ^2 die Stichprobenvarianz von (Y_k) [97]. Per Monte-Carlo Simulation lässt sich ein Erwartungswert also über einen Mittelwert schätzen, entscheidend dafür ist insbesondere der Stichprobenumfang n , dieser geht in (3.19) und (3.23) mit \sqrt{n} im Nenner ein - je größer n , desto kleiner das Konfidenzintervall. Damit der Schätzer (3.18) bzw. (3.22) präzise Werte liefert, muss n groß sein. Über sogenannte *Varianzreduktionsmethoden* lässt sich die Varianz des Schätzers verkleinern und man erhält somit präzisere Ergebnisse bei gleichem Stichprobenumfang. Für den Zweck der statistischen Auswertung soll der CMC-Schätzer hier aber erst mal ausreichen. Ansätze zur Varianzreduktion beschreiben Rubinstein und Kroese [97].

3.4 Simulationssoftware AnyLogic

AnyLogic ist eine kommerzielle Software auf dem Gebiet der universellen Simulation, entwickelt von *The AnyLogic Company*. Sie unterstützt und kombiniert verschiedene Modellierungsmethoden, darunter DES, ABS und System Dynamics [112]. Genutzt wird die Software von renommierten Industriekonzernen, unter anderem aus der Automobilindustrie, von Fluggesellschaften, Internetplattformen, sowie Logistikfirmen in den Branchen Lie-

ferketteten, Fertigung, Transportwesen, Lagerhausbetrieb, Eisenbahn-Logistik, Bergbau, Öl und Gas, Häfen und Terminals [112]. Die Software verfügt über ein grafisches Interface und ist mit einer Python API sowie einer Java API versehen. Somit kann der Nutzer ein Modell per Drag-and-Drop und über klassische Programmierbefehle erstellen. Nachfolgend werden einige für dieses Simulationsmodell entscheidende Features vorgestellt, insbesondere, wie sich DES und ABS implementieren lassen. AnyLogic bietet verschiedene integrierte GIS-Karten, dabei kann man auswählen zwischen verschiedenen Karten-Anbietern, Bereitstellung von online und offline Karten (mit Internetverbindung und Echtzeit-Daten oder ohne Internetverbindung) und verschiedenen Routing-Algorithmen zur Ermittlung schnellster oder kürzester Wege [112]. Neben dem in Abschnitt 3.2 vorgestellten Dijkstra-Algorithmus, der später auch in der Simulation genutzt wird, sind auch noch der A*-Algorithmus, sowie bidirektionale Varianten von A* und Dijkstra zum Finden des kürzesten Weges bereits in AnyLogic implementiert und können optional ausgewählt werden. Das Routing innerhalb der GIS-Karte ist damit implementiert und kann über verschiedene Routinen aufgerufen werden. Optional lassen sich eigene Karten als Shapefiles integrieren. AnyLogic verfügt über eine integrierte Datenbank. Diese lässt sich über Schnittstellen zu Excel, Microsoft Access, Microsoft SQL Server, Java Database Connectivity (JDBC) anreichern und diese Daten schließlich in das Simulationsmodell einspeisen. AnyLogic verfügt über eine Vielzahl interner Befehle, dokumentiert in der AnyLogic Hilfe. Diese zu erlernen und korrekt anzuwenden, ist zeitaufwendig und an manchen Stellen recht kompliziert aber lohnenswert, dies wird auch in den Rezensionen von Nutzern der Software deutlich. AnyLogic stellt eine kostenlose Probeversion zur Verfügung (*Personal Learning*) und darüber hinaus weitere kostenpflichtige Versionen. Die *University Researcher* Version bietet sehr gute Voraussetzungen zu Forschungszwecken. Außerdem verfügt AnyLogic über eine cloudbasierte Webplattform – die *AnyLogic Cloud*. Sie beinhaltet große Rechenkapazitäten zur Durchführung kostenintensiver Rechenläufe und darüber hinaus Möglichkeiten, ein Simulationsmodell in Zusammenarbeit mit anderen Personen zu entwickeln und zu veröffentlichen.

In einem ABM müssen ereignis- und zeitabhängiges Verhalten der Objekte bzw. Agenten beschrieben werden. Hierzu nutzt man sogenannte *Zustandsdiagramme* (engl.: Statecharts), diese bestehen aus einer Menge an *Status* (engl.: States) und *Übergängen* (engl.: Transitions). Ein Status ist hierbei zu sehen als „konzentrierte Historie“ des Agenten bzw. als Menge an Reaktionen, die ein Agent auf externe Ereignisse haben kann [15]. Wie und wann diese Reaktion auf einen bestimmten Systemzustand geschieht, ist definiert durch die Übergänge – jeder davon hat einen speziellen Auslöser. Wie ein Zustandsdiagramm konkret in AnyLogic aussieht, ist in Abbildung 3.3 dargestellt. Ein solches beginnt immer mit einem Startpunkt (in Statechart 1 der Pfeil hin zu Status 1), in welchem der Agent sich bei seiner Erzeugung (z.B. ein Rettungsfahrzeug bei Schichtbeginn) befindet. Rot umrandet ist der Status, in welchem sich ein Agent aktuell befindet, es kann auch einen Status innerhalb eines anderen Status (Verbundstatus 1) geben, abermals versehen mit einem Ausgangspunkt. Insgesamt bietet AnyLogic fünf verschiedene Arten von Übergängen: Der Übergang bei Zeitüberschreitung wird ausgelöst, sobald die vordefinierte Zeitspanne (z.B. 15 Minuten) abgelaufen ist. Dieser Übergang kann auch stochastisch sein, also einer theo-

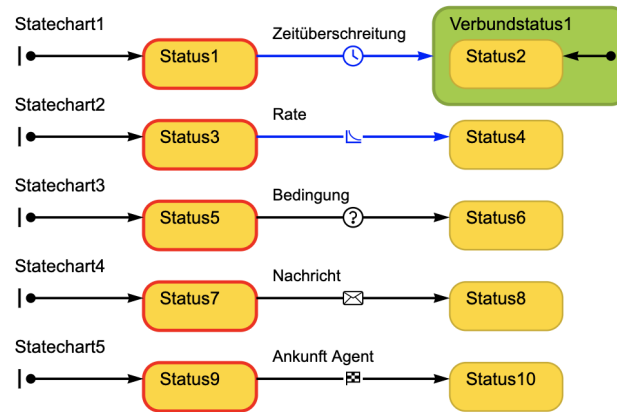


Abbildung 3.3: Zustandsdiagramme in AnyLogic mit verschiedenen Arten von Übergängen

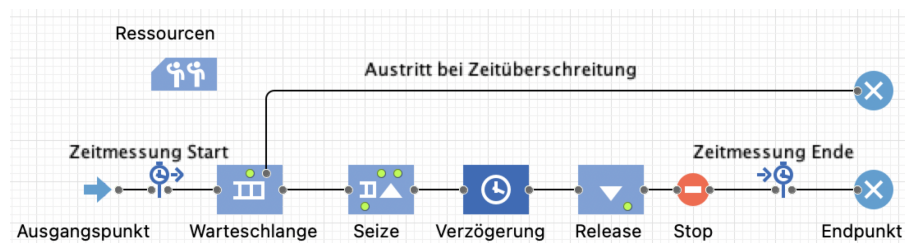


Abbildung 3.4: Bestandteile eines Prozess-Flussdiagramms in AnyLogic

retischen oder empirischen (datenhinterlegten) Verteilung folgen. Bei einem Übergang mit Rate handelt es sich um eine exponentialverteilte Zeitüberschreitung, d.h. bei einer Rate von x Minuten wird der Übergang exponentialverteilt nach durchschnittlich x Minuten vollzogen. Ein Bedingungs-Übergang wird ausgeführt, sobald eine definierte Bedingung erfüllt wird, ebenso kann ein Übergang auch durch eine Nachricht von einem anderen Agenten (z.B. Einsatzbeginn eines Rettungsfahrzeuges nach Alarmierungsnachricht durch die Leitstelle) ausgeführt werden. Ein Übergang in einen anderen Status kann auch erfolgen, wenn ein mobiler Agent sein Ziel erreicht (z.B. Ankunft eines Rettungsfahrzeugs am Notfallort).

Ein weiterer wichtiger Bestandteil von AnyLogic Simulationsmodellen sind sogenannte Flussdiagramme zur Prozessimplementierung. Hierfür gibt es eine eigene umfangreiche Bibliothek, um verschiedene Komponenten modellieren zu können. Der gesamte Inhalt dieser Bibliothek lässt sich in der AnyLogic Hilfe unter <https://anylogic.help> oder in Borshchev und Grigoryev [15] nachschlagen. In diesem Simulationsmodell wird der Prozess dargestellt, den ein Patient innerhalb einer Rettungskette durchläuft – vom Eingang des Notrufs bis zum Einsatzende (vergleiche Abbildung 1.1). Die essentiellen Komponenten hierfür werden kurz erklärt, in Abbildung 3.4 visualisiert und schließlich im Rahmen des Simulationsmodell in Abschnitt 4.2 eingesetzt.

Neue Objekte bzw. Agenten gelangen über einen Ausgangspunkt (engl.: Enter) in den Prozess. Zeitspannen (Zeitmessung Start bis Ende) lassen sich für jedes Objekt, welches den

Prozess durchläuft, messen und statistisch auswerten. Das nächste Element in Abbildung 3.4 ist eine Warteschlange (engl.: Queue), in der die Objekte je nach Kapazität warten müssen. In der Rettungskette kann es passieren, dass man nach Absetzen eines Notrufs bis zum Telefonat mit einem Disponenten in der Warteschlange landet, diese kann bei Zeitüberschreitung vorzeitig verlassen werden, wenn z.B. in der Leitstelle aufgrund hoher Auslastung keiner den Hörer abnimmt. Mittels Seize und Release lassen sich Ressourcen aus einer Sammlung (engl.: Resource pool) nutzen - eine oder mehrere Ressourcen sind mit dem Seize-Block in Benutzung und mit dem Release-Block wieder freigegeben (z.B. Disponenten: Seize bei Entgegennahme eines Notrufs, Release bei Ende). Die Agenten können für eine vordefinierte Zeit verzögert werden (engl.: Delay) und über das Stop-Element (engl. Hold) bis zu einer manuellen Freigabe festgehalten werden (z.B. bis der Notfallpatient versorgt und der Einsatz beendet ist). An dem Endpunkt verlassen die Agenten letztlich den Prozess.

4 Simulationsmodell

Dieses Kapitel beinhaltet die Beschreibung des angefertigten Modells zur Simulation der Rettungskette mit dessen Bestandteilen, der genutzten Datengrundlage und Präprozessierungsschritten, Einzelheiten zur Software, Implementierung und Live-Monitoring.

4.1 Datengrundlage

In das Simulationsmodell werden regionsspezifische Realdaten integriert, die aus mehreren unterschiedlichen Datenquellen stammen. Das Gebiet, für welches die Rettungskette digital abgebildet wird, fällt in das Versorgungsgebiet der IRLS Lausitz.

Bei der ersten Datenquelle handelt es sich um einen Zensus-Datensatz des Statistischen Bundesamtes aus dem Jahr 2011 [108]. Dies folgte aus einer Vorgabe der Europäischen Union, Volks-, Gebäude- und Wohnungszählungen in jedem Mitgliedsstaat im zehnjährigen Abstand durchzuführen. Der Datensatz von 2011 wird verwendet, da die Veröffentlichung des aktuellen Zensus (geplant für 2021) Covid19-pandemiebedingt auf 2022 verschoben wurde und somit noch aussteht. Dementsprechend ist diese Datengrundlage des Simulationsmodells nicht ganz aktuell, kann aber nach jeder Neuauflage aktualisiert werden. Der Zensus-Datensatz enthält flächendeckende Informationen zu Personen, Haushalten, Familien, Gebäuden und Wohnungen in Deutschland, diese sind einer Anschrift zugeordnet, die jeweils über ihre Geo-Koordinate einer Gitterzelle (100m x 100m) zugeordnet wird [108]. Gemäß der INSPIRE-Richtlinie wurde die Lambert-Azimuthal-Equal Area Projektion verwendet, in der die Koordinatenpunkte der Zellmittelpunkte im geodätischen Koordinatenreferenzsystem ETRS89-LAEA Europe mit EPSG-Code EPSG:3035 ausgewiesen werden [108]. Der Datensatz obliegt der statistischen Geheimhaltung, dadurch werden aber nur minimale Änderungen (drei Personen statt zwei bzw. null statt einer in einer Zelle) an den Daten vorgenommen. Der für das Simulationsmodell eingesetzte Teil des Datenpaktes des Zensus beinhaltet die Einwohnerzahl je Gitterzelle. Eingespeist in die Simulationsumgebung, wird dadurch die räumliche Auflösung der Notrufe realisiert. Nachfolgend wird das Datenformat dargestellt und nötige Präprozessierungsschritte für die Einspeisung in die Simulationsumgebung beschrieben. Es besteht aus vier Spalten, die erste ist eine Gitter-ID nach INSPIRE-Richtlinie, womit jede Gitterzelle (entspricht einer Zeile) eindeutig zugeordnet werden kann, die zweite und dritte Spalte enthalten jeweils die geografische Länge und Breite des Gitterzellmittelpunkts in EPSG:3035 Form. Die vierte Spalte enthält schließlich die absolute Bevölkerungszahl der Gitterzelle, und den Eintrag -1 für unbewohnte bzw. geheim zu haltende Gebiete. In Tabelle 4.1 ist davon ein Auszug dargestellt.

Dieser Datensatz „Bevölkerung“ muss noch präprozessiert werden: Dabei wird zunächst eine Koordinatentransformation vollführt, von EPSG:3035 nach EPSG:4326 – dem World Geodetic System 1984 (WGS84), ein populäres fishes 2D-Referenzsystem. Damit können geografische Länge und Breite des Zellmittelpunkts bestimmt und von AnyLogic verarbeitet werden. Da die Zensus-Daten deutschlandweit vorliegen, müssen sie auf das Versorgungsgebiet gefiltert werden, indem geprüft wird, ob sich der Zellmittelpunkt innerhalb des Polygons befindet, welches das Gebiet definiert. Dieser Präprozessierungsschritt ist

Gitter_ID_100m	x_mp_100m	y_mp_100m	Einwohner
100mN27321E42866	4286650	2732150	3
100mN27321E42867	4286750	2732150	-1
100mN27321E42868	4286850	2732150	-1
100mN27321E42869	4286950	2732150	34
100mN27321E42870	4287050	2732150	61

Tabelle 4.1: Auszug aus dem Einwohner-Datensatz des Zensus 2011 [108]

in einem Python-Skript über die Bibliotheken *pyproj* zur Koordinatentransformation und *shapely* zur Bestimmung des Datenpunkts innerhalb eines Polygons realisiert. Letztlich wird eine CSV-Datei erzeugt und über eine Schnittstelle in die interne Datenbank von AnyLogic geladen.

Ein weiterer Datensatz „Objekte“, bereitgestellt von der IRLS Lausitz, beinhaltet Namen und Koordinaten relevanter Einrichtungen, darunter insbesondere Krankenhäuser, Rettungswachen und der Leitstelle des Versorgungsgebiets. Darin sind Name, Bundesland, Anschrift, geografische Länge und Breite, sowie die Gebäudeart verzeichnet. Somit lassen sich diese Einrichtungen in die GIS-Karte des Systems integrieren.

Im Datensatz „Vorhaltung“ der IRLS Lausitz befinden sich Details zu den eingesetzten Rettungsmitteln. Zu jedem verfügbaren Rettungsfahrzeug gehört ein Eintrag mit der zugeordneten Rettungswache, dem Namen des Rettungsfahrzeugs, Typ (RTW, NEF, etc.), und dem jeweiligen Einsatzzeitraum pro Tag (analog zu einem Schichtplan, z.B. Montag 7–19 Uhr, Dienstag 6–18 Uhr, usw.). Auch Reservefahrzeuge sind verzeichnet, erkenntlich dadurch, dass kein Schichtplan eingetragen ist. Diese Daten lassen sich im Simulationsmodell für die genutzten Rettungsmittel hinterlegen. Die beiden Datensätze „Objekte“ und „Vorhaltung“ können alternativ den Rettungsdienstbereichsplänen einzelner Landkreise manuell erschlossen werden. Der letzte verwendete Datensatz beinhaltet Einsatzdaten der Rettungseinsätze, durchgeführt vom Rettungsdienst der kreisfreien Stadt Cottbus. Die Notfallrettung für die Stadt Cottbus obliegt der IRLS Lausitz, die somit problemlos die Daten für diesen Rettungsdienstbereich bereitstellen konnte. Für andere Rettungsdienstbereiche (umliegende Landkreise) muss man sich erst etwaige Genehmigungen von den Trägern des Rettungsdiensts (jeweilige Landkreise) einholen, um dessen gesonderte Datensätze nutzen zu können. Für den Rettungsdienst in Cottbus liegen die Einsatzdaten seit dem 01.01.2015 einheitlich vor. Der vorliegende Datensatz beinhaltet insgesamt knapp 140000 Einträge über einen fünfeinhalb-jährigen Zeitraum vom 01.01.2015–01.07.2021. Es entstehen jährlich um die 14000 Rettungseinsätze, davon ca. 5000 mit Notarztindikation (ca. 37% der Fälle). Achtung: In dem Datensatz ist nicht nur der Rettungsdienst, sondern auch der Krankentransport verzeichnet, ebenso entfallen einige Einträge wegen Unvollständigkeit bzw. Fehlerhaftigkeit. Aufgrund der Übersichtlichkeit erfolgt die Beschreibung relevanter Teile dieses Datensatzes in Tabellenform in Tabelle 4.2. Für diesen Datensatz „Einsatzdaten“ waren ebenfalls einige Präprozessierungsschritte nötig, die in Python und in AnyLogic selbst erfolgten. Dadurch, dass die Dateneinträge vom Personal eines Rettungsfahrzeuges erfasst werden (über einen Ausrüstungsgegenstand des Fahrzeuges, meist

Spalte im Datensatz	Beschreibung
Einsatz-Nr.	Jeder Einsatz ist mit einer eindeutigen, fortlaufenden Nummer versehen, über die sich nachvollziehen lässt, welche Fahrzeuge in einem Einsatz eingesetzt wurden (z.B. nur ein RTW oder zwei RTW und dazu ein NEF)
Protokollart	Einsatzarten: Fahrzeugcheck, Intensivtransport, Krankentransport, MANV, Notarzteinsatz, Org.Fahrt (Organisatorische Leiter Rettungsdienst, zu alarmieren bei einem MANV), Rettungsdienst
Rettungsmittelart	KTW, RTW, OrgL (Organisatorische Leiter), NEF
Funkrufname	Name des eingesetzten Rettungsfahrzeugs
Fehleinsatz	Boolsche Variable, wahr bei einem Fehleinsatz, falsch sonst
Fehleinsatzbeschreibung	Grund für einen Fehleinsatz: Böswillige Alarmierung, Einsatzabbruch aus technischen Gründen, Kein Patient vorgefunden, Einsatzabbruch aus Wettergründen, Patient bereits abtransportiert, von Leitstelle abbestellt, Sonstiges
Einsatzort	Adresse des Einsatzes mit Postleitzahl, Ort, Straße, Hausnummer
Transportziel	Adresse des Transportziels mit Postleitzahl, Ort, Straße, Hausnummer
Patientendaten	Geschlecht, Alter, Gruppe der Erkrankung, spezielle Erkrankung
Alarmzeit	Zeitpunkt der Alarmierung des Rettungsfahrzeugs durch die IRLS
Ausrückzeit	Zeitpunkt, an dem das Fahrzeug zum Einsatz ausrückt
Ankunftszeit	Zeitpunkt der Ankunft am Notfallort
Abfahrtszeit	Zeitpunkt der Abfahrt vom Notfallort
Übergabezeit	Zeitpunkt der Übergabe des Patienten an das Personal der Transportziel-Gesundheitseinrichtung
Einsatzbereit	Zeitpunkt, an dem das Rettungsfahrzeug erneute Einsatzbereitschaft an die IRLS zurückmeldet
Einsatzende	Zeitpunkt, an dem der Einsatz abgeschlossen wurde
Wartezeit	Zeitspanne, die ein Rettungsmittel auf die Übergabe am Krankenhaus wartet

Tabelle 4.2: Beschreibung des Datensatzes für die Einsätze des Rettungsdienstes Cottbus

mittels Software, installiert auf einem Tablet), werden Datenfehler und fehlende Datenpunkte verursacht. Diese sind insbesondere in den an die IRLS zurückzumeldenden Zeitstempeln (Ausrückzeit, Ankunftszeit, etc.) zu berücksichtigen und Datenfehler aus dem Datensatz auszuschließen. Manche Eintragungen wurden vom Personal vergessen oder erst verzögert eingetragen, wodurch absurd lange Zeitspannen zwischen zwei Zeitstempeln auftreten. Falls Fehleinsätze eintraten oder der Transport des Patienten ausblieb, sind manche Zeitstempel auch nicht eingetragen, woraus man auch Informationen gewinnen kann. Näheres erfolgt bei der Erläuterung des konzeptionellen Modells. Bei der Präprozessierung werden Differenzen bzw. Zeitspannen aus den verschiedenen Zeitpunkten gebildet. Dazu werden zuerst durch ein Python-Skript Fehleinträge entfernt und an dann in die AnyLogic Datenbank übergeben. Über die JavaAPI von AnyLogic werden Differenzen aus den Zeitstempeln gebildet und im Datensatz vermerkt. Diese Zeitstempel sind im Format (DD.MM.YYYY hh:mm:ss) auf Minuten genau angegeben. Prinzipiell wäre diese Präprozessierung auch in nur einer der beiden Umgebungen (Python oder AnyLogic) möglich, zu Testzwecken wurde hier jedoch zweigleisig verfahren. Ein letzter Schritt beinhaltet die Vorbereitung zur zeitlichen Erzeugung von Notrufen. Genutzt wird dazu der Zeitpunkt der Alarmzeit. Das Notrufaufkommen variiert zeitlich auf verschiedenen Ebenen: Erstmal ist ein jährlich erhöhtes Notrufaufkommen festzustellen, welches auch von Mitarbeitern der IRLS ausdrücklich angeführt wurde. Dazu sind große Unterschiede des Notrufaufkommens zu unterschiedlichen Uhrzeiten festzustellen, ebenso wie an verschiedenen Wochentagen (insbesondere im Vergleich Wochenende zu unter der Woche) und Monaten. Deshalb werden über ein Präprozessierungsskript in AnyLogic die Ankunftszeiten, die in ein bestimmtes Intervall fallen, aggregiert und wirken sich später auf die Rate aus, mit der Notrufe im Simulationsmodell erzeugt werden. Diese Methode ist recht intuitiv und simpel gehalten, für bessere Prognosen sind verfeinerte Ansätze nötig. Außerdem liegen keine Daten zu den Zeitpunkten vor, an denen die Notrufe wirklich in der Leitstelle eingehen, sondern nur zu den Zeitpunkten der Alarmierung der Rettungsfahrzeuge. Deshalb entsteht eine leichte Verzerrung um wenige Minuten, die hier vernachlässigt wird.

4.2 Konzeptionelles Modell

Dieser Abschnitt behandelt das theoretische Modell zur Simulation der Rettungskette. Die Modellbeschreibung gliedert sich dabei wie folgt:

1. Agentenumgebung
2. Agenten (Eigenschaften, Methoden, Kommunikation)
3. Ereignisse (Generierung von Notrufen)
4. Notrufprozess

4.2.1 Agentenumgebung

Die Umgebung, in der sich die Agenten befinden, ist ein geografischer Raum, konkret das Stadtgebiet Cottbus, dargestellt in Abbildung 4.1. Je nach Bevölkerungsdichte (Datensatz

„Bevölkerung“) können Menschen innerhalb dieses Stadtgebiets an einem Ort einen Notfall auslösen. Dieser Ort ist unabhängig von dem Straßennetz, auf dem sich die Rettungsfahrzeuge fortbewegen. Diese können sich, wie auch in der Realität, bis zum notfallnahesten Punkt des Straßennetzes bewegen und müssen diesen, falls er sich nicht gerade an der Straße befindet, fußläufig erreichen. Diese Strecke wird linear approximiert.

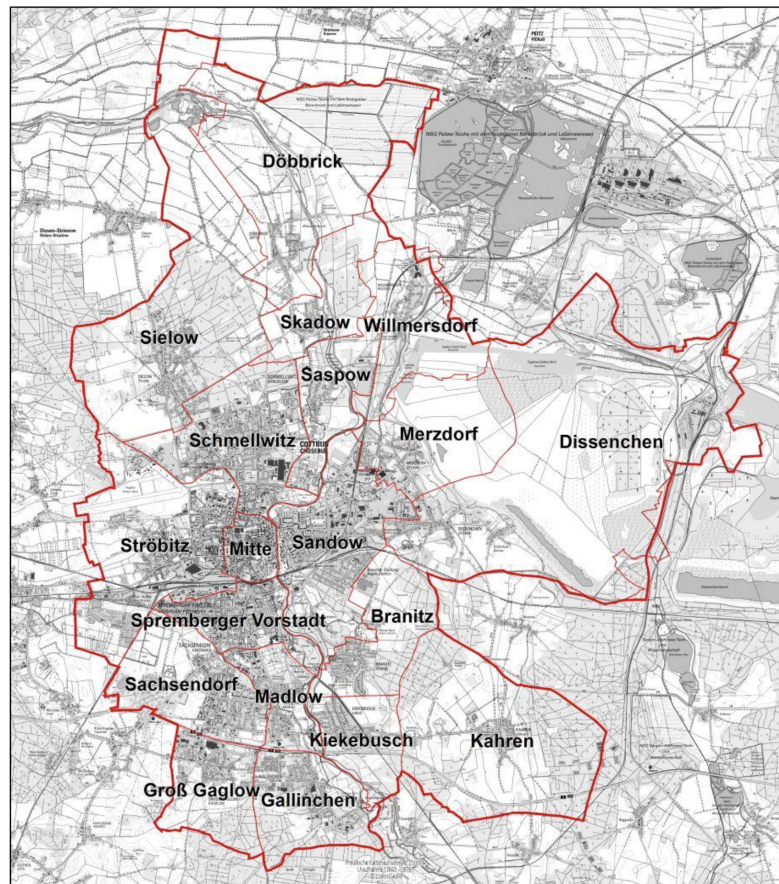


Abbildung 4.1: Stadtgebiet Cottbus nach Ortsteilen [57]

4.2.2 Agenten

Das System „Rettungsdienst“ ist gekennzeichnet durch die große Anzahl Beteiligter, die im Modell durch unterschiedliche Agententypen nachgebildet sind. In Tabelle 4.3 wird deren Funktion im Modell prägnant zusammengefasst und das zugehörige Symbol im Simulationsmodell gezeigt. Außerdem werden die jeweiligen Agententypen noch konkreter in ihren Eigenschaften, ihrem Zusammenhang und möglichen Zuständen (via Zustandsdiagramm) beschrieben.

Patient

Die Bevölkerung wird im Modell durch die einzelnen Personen dargestellt. Ein Agent wird als *Patient* bezeichnet, die gesamte Bevölkerung des betrachteten Gebiets bildet eine *Population* von Patienten. Jeder einzelne Patient kann potentiell in eine Notfallsituation







Agent	Symbol	Beschreibung
RTW		Mobiler Agent; Stationierung auf einer Rettungswache; Versetzen mit einem Einsatz- bzw. Schichtplan; Beförderungsmittel von Rettungspersonal (Notfallsanitäter, Rettungssanitäter) zum Unfallort und Transporteinheit für Patienten in ein Krankenhaus auf dem Straßennetz Cottbus
NEF		Mobiler Agent; Stationierung auf einer Rettungswache; Versetzen mit einem Einsatz- bzw. Schichtplan; Schnelles Beförderungsmittel von Rettungspersonal (Notfallsanitäter, Notarzt) zum Unfallort auf dem Straßennetz Cottbus
Leitstelle bzw. IRLS (Operation Center)		Stationärer Agent; Schalt- und Koordinationszentrale Rettungsdienst; Standort für Disponenten
Rettungswache		Stationärer Agent; Standort für Rettungsmittel (KTW, RTW) und Rettungspersonal (Notfallsanitäter, Rettungssanitäter, Notärzte) zwischen den Einsätzen
Krankenhaus		Stationärer Agent; Transportziel für Patienten; Standort für Notärzte
Patient		Mobiler Agent; Auslöser von Rettungseinsätzen (Aufträgen); Transportgut des RTW; Standort innerhalb des Stadtgebiets Cottbus
Notarzt		Mobiler Agent; Transporteinheit NEF, Stationierung auf Rettungswachen oder in Krankenhäusern
Disponent		Stationärer Agent; Standort in der Leitstelle, Nutzung als Ressource im Rettungsprozess (Anzahl an Disponenten bestimmt Anzahl annehmbarer Notrufe)
Auftrag (Order)		Verbindungsagent; Ausgelöst von einem Patienten, Initiierung von der Leitstelle und Übermittlung von Informationen an die Rettungsmittel RTW bzw. KTW bzw. ihrer Besatzung

Tabelle 4.3: Agenten des Simulationsmodells mit zugehörigem Symbol und kurzer Beschreibung

geraten und nach Aussenden eines Notrufs den Rettungsprozess durchlaufen. Er verfügt über verschiedene Eigenschaften (Parameter), wie Alter und Geschlecht und folgt einer Logik, die sein Verhalten beschreibt, vgl. Abbildung 4.2. Streng genommen sind alle Agenten erst einmal *potentielle* Patienten in Zustand *normal*. Mit Auslösen des Notrufs erfolgt ein Übergang in den Zustand *need_help*. Damit beginnt der Rettungsprozess, der Notruf geht in der Leitstelle ein und wird bearbeitet. Bei hoher Auslastung des Rettungsdiensts oder durch Nicht-Auffinden des Patienten am Notfallort kann dieser möglicherweise nicht behandelt werden und wechselt in den Zustand *not_supplied*. Läuft der Einsatz jedoch normal ab, wechselt der Patient in die Zustände *help_arrived* nach Ankunft des ersten Rettungsmittels, *to_hospital* falls ein Krankenhaus-Transport nötig ist (ansonsten zurück in den Zustand *normal*), *at_hospital* nach Ankunft in der Notaufnahme, und nach einem Krankenhausaufenthalt wieder in den Zustand *normal*. Die in Abbildung 4.2 hinterlegten Farben nimmt das Patienten-Symbol während der Simulation an, wodurch ein Nutzer dessen aktuellen Zustand einsehen kann.

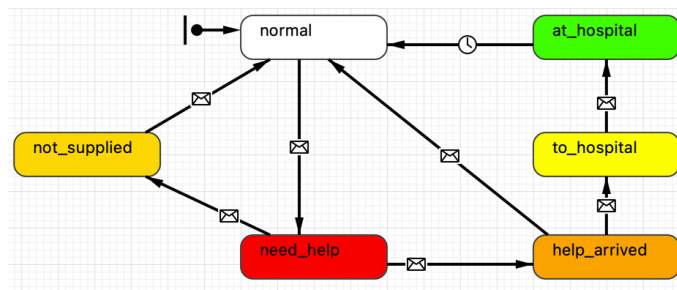
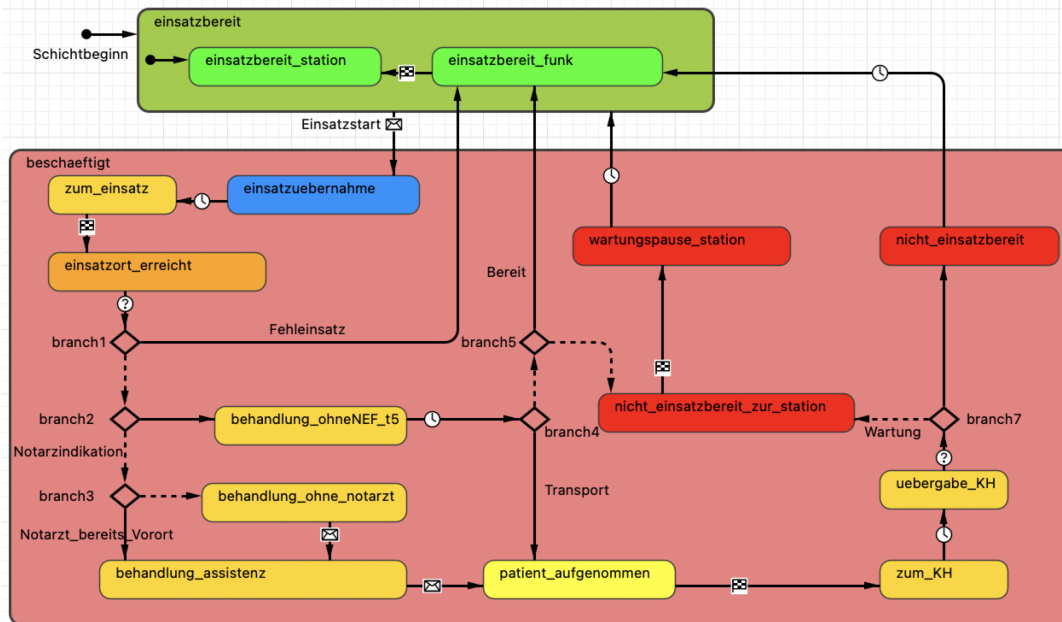


Abbildung 4.2: Logik eines Patienten

RTW

Der RTW des Realsystems wird über den Agententypen RTW (bzw. *Ambulance* in der Implementierung) abgebildet. Die eingesetzte Fahrzeugflotte aus RTW wird als *Population* von RTW-Agenten modelliert. Für diese werden die heimatliche Rettungswache, der Rufname des Fahrzeuges, sowie ein zugehöriger Schichtplan als Parameter aus dem Datensatz „Vorhaltung“ zugeordnet. Der Rufname dient zur Identifikation des Fahrzeuges, die heimatliche Rettungswache für Routingzwecke. Das Verhalten eines RTW ist als Logik-Implementierung innerhalb eines Zustandsdiagramms realisiert, siehe Abbildung 4.3. Dort wird festgelegt, welche Abläufe innerhalb einer Schicht passieren. Bei Schichtbeginn wechselt der RTW in den Zustand *einsatzbereit_station*. Dies ist gleichbedeutend damit, dass die Besatzung des RTW, die hier nicht explizit modelliert wird, ihren Dienst antritt. Der RTW steht für jeden grün hinterlegten Zustand bereit zur Disposition. Bei Disposition durch die Leitstelle wird dem RTW per Nachricht *Einsatzstart* ein *Auftrag* und damit ein *Patient* zugewiesen, sowie weitere Informationen (Notfallort, Ursache, Notarztindikation) übermittelt. Die Einsatzübernahme wird der Leitstelle bestätigt, in der Realität passiert das durch Funk-Übertragung von Status 3 (vgl. Digitalfunkrichtlinie in Tabelle 1.2), hier über eine Nachricht an den Agenten *Leitstelle*. Daraufhin wechselt der RTW die Farbe

Abbildung 4.3: Logik-Implementierung des Agenten *RTW*

von grün zu blau, genauso wird in der Konsole des Nutzers der neue Status in der Form (Zeitstempel, Fahrzeug, Status) sichtbar (wie bei jeder Statusänderung) angezeigt. Nach einer stochastischen Ausrückzeit (vgl. t_2 in Abbildung 1.1), ermittelt über die empirische Verteilung im Datensatz „Einsatzdaten“ (Tabelle 4.2), definiert durch die Differenz der zutreffenden Einträge Ausrückzeit und Alarmzeit, macht sich der RTW auf dem Weg zum Einsatzort (*zum_einsatz*). Die Ankunft wird an die Leitstelle mit Status 4 zurückgemeldet (*einsatzort_erreicht*). Danach wird an einer Verzweigung (engl.: Branch) *branch1* über eine Bernoulli-Zufallsvariable $X \sim \text{Ber}(p)$ (wobei p der Anteil an Fehleinsätzen aus „Einsatzdaten“) bestimmt, ob der Patient überhaupt am Unfallort angetroffen wird. Wenn nicht, wird der Fehleinsatz erfasst und der RTW meldet erneute Einsatzbereitschaft (Status 1). Wird der Patient am Notfallort angetroffen, gibt es folglich eine Unterscheidung (*branch2*), je nachdem, ob eine Notarztindikation vorliegt. Es wird entweder ohne Notarzt behandelt (*behandlung_ohne_NEF*) oder eine weitere Unterscheidung an *branch3* durchgeführt: Ist das NEF vor dem RTW vorort, assistiert das Personal des RTW dem Notarzt bei der Behandlung (*behandlung_assistenz*) und nimmt den Patienten danach zum Transport auf (*patient_aufgenommen*). Andernfalls beginnt die Versorgung erst ohne den Notarzt (*behandlung_ohne_notarzt*) und endet nach seiner Ankunft in der Assistenz der Behandlung und Vorbereitung des Transports. Ohne Notarztindikation benötigt das Rettungspersonal eine stochastische Zeitspanne, bis der Patient transportfähig ist (vgl. $T_{\text{Behandlung}} := t_4 + t_5$ in Abbildung 1.1). Diese wird in „Einsatzdaten“ aus der Differenz von Abfahrtszeit und Ankunftszeit ermittelt. Über die Methode der kleinsten Quadrate MLS wurden theoretische Verteilungen, die in AnyLogic zur Verfügung stehen, mittels einer Python-Anwendung den Einsatzdaten angepasst (gefittet). Die Parameter für verschiedene Verteilungen aus dem *scipy.stats* Modul werden über die *fit*-Methode den zugrundeliegenden Daten angepasst, visualisiert ist das in Abbildung 4.4. Die Verteilung mit dem kleinsten quadratischen

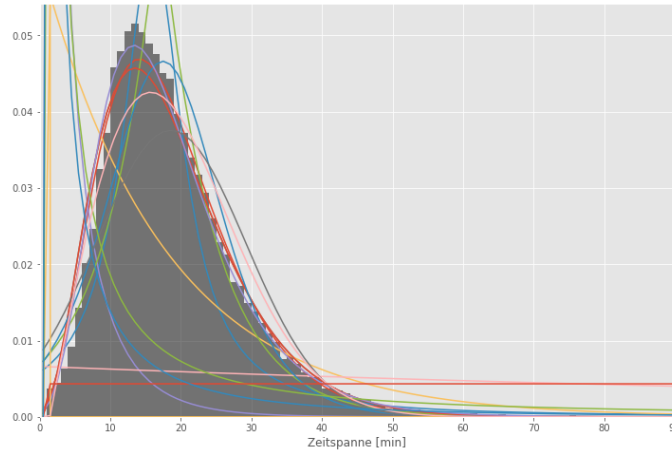
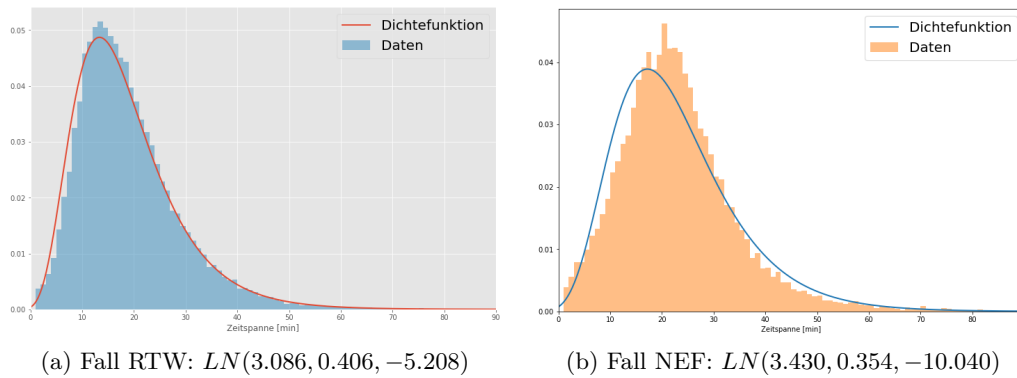


Abbildung 4.4: Beispiel Python Verteilungs-Fit mittels *Methode der kleinsten Quadrate (MLS)*

Fehler unter allen gefitteten Verteilungen wurde letztlich ausgewählt und in AnyLogic dieser Verteilung folgend Zufallsvariablen $T_{\text{Behandlung}}$, angegeben in Minuten, generiert. Die Daten lassen sich am Besten durch eine *Lognormalverteilung* beschreiben:

$$T_{\text{Behandlung}}^{\text{RTW}} \sim LN(3.086, 0.406, -5.208) \quad (4.1)$$

Diese ist in Abbildung 4.5 (links) visualisiert. Analog wurde auch bei Einsätzen mit Notarztindikation verfahren (in der Abbildung rechts, implementiert im NEF-Zustandsdiagramm). Im Anschluss an die Behandlung wird an *branch4* per Bernoulli-Zufallsvariable entschieden, ob der Patient in ein Krankenhaus transportiert werden muss oder nach der Behandlung entlassen werden kann. Der Parameter der Bernoulli-Verteilung wird dabei folgendermaßen geschätzt: Ist in „Einsatzdaten“ kein Zeitstempel in Ankunftszeit und Übergabezeit angegeben, aber alle anderen Zeitstempel eingetragen, so wurde der Patient nicht transportiert. Die Anzahl dieser Fälle setzt man in Relation mit der Gesamtanzahl an Einsätzen. Wird kein Transport angeordnet, ist das Fahrzeug danach entweder wieder einsatzbereit, oder muss zur Wartung auf die Rettungswache (*branch5*). Dies wird wiederum über eine Bernoulli-Zufallsvariable bestimmt. Dabei setzt man die Anzahl an Fällen, in denen der Einsatzbereit- dem Einsatzende-Zeitpunkt gleicht in Relation zu der Gesamtheit an Fällen. Wird der Patient aufgenommen, (*patient_aufgenommen*), folgt der Transport in ein Krankenhaus und Status 7 wird übermittelt. Sobald das Krankenhaus erreicht ist (*zum_KH*), dauert es noch eine gewisse Zeit (Wartezeit) bis der Patient dem Krankenhauspersonal überstellt ist, danach wird Status 8 an die Leitstelle gemeldet (*uebergabe_KH*) und dann an *branch7* unterschieden, ob der RTW gewartet werden muss oder nicht. Wartungsmaßnahmen sind beispielsweise das Auffüllen von Materialien oder die Reinigung des Innenraums des Fahrzeuges. In beiden Fällen wird der Leitstelle Status 6 (Nicht Einsatzbereit) per Funk übermittelt. Dies wird wieder über die Realisierung einer Bernoulli-Zufallsvariable bestimmt. Dessen Parameter wird dabei wieder aus den „Einsatzdaten“ bestimmt, analog zu dem an *branch5*. Nach einer Pause (*nicht_einsatzbereit*) (Status

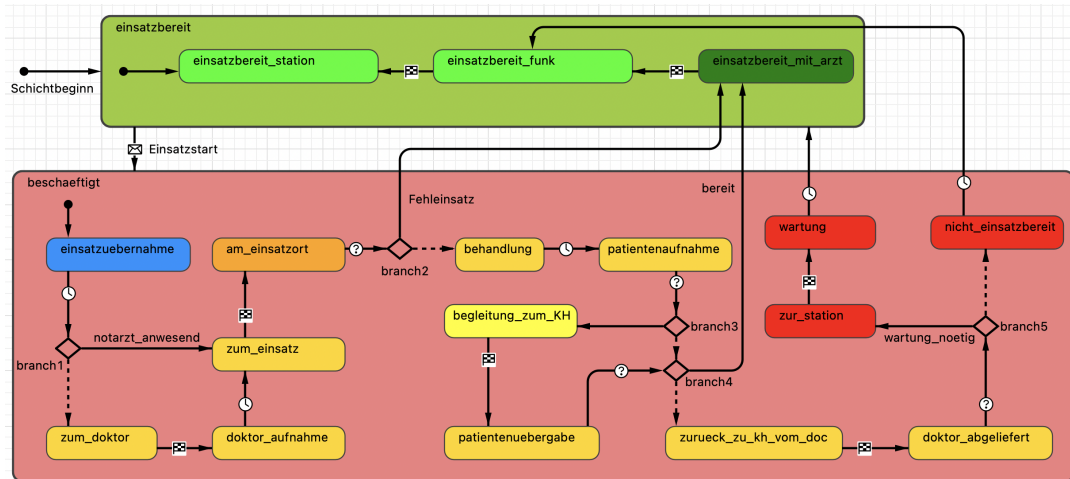
Abbildung 4.5: Verteilungs-Fits für $T_{\text{Behandlung}}$

6) meldet das Fahrzeug dann wieder Status 1 (*einsatzbereit_funk*) und nach Rückkehr zu Wache Status 2 (*einsatzbereit_station*). Ist eine Wartung nötig, fährt das Einsatzfahrzeug (im Status 6) erst zurück zur Rettungswache, die Wartung wird durchgeführt und danach wieder Einsatzbereitschaft (Status 2) übermittelt. Großer Unterschied dabei ist, dass dem Fahrzeug nicht schon auf dem Rückweg zur Wache ein neuer Einsatz zugewiesen werden kann. Zu beachten sind in diesem Zusammenhang die Verbundzustände *einsatzbereit* (grün) und *beschaeftigt* (rot). Sobald sich der RTW im Verbundzustand *einsatzbereit* befindet, kann er potentiell einem neuen Einsatz zugewiesen werden, egal ob er sich gerade in der Rettungswache oder noch auf dem Rückweg dorthin befindet. Im Zustand *beschaeftigt* ist dies nicht möglich. Die farblichen Unterlegungen (grün, blau, orange, gelb, rot) einzelner Zustände lassen sich während der Animation einsehen, so kann live auf der Karte verfolgt werden, in welchem Zustand sich ein RTW (und analog auch NEF) befindet. Für den Agenten NEF sieht die Logik-Implementierung ähnlich aus, auf Unterschiede und Besonderheiten wird im Folgenden eingegangen.

NEF

Laut Datensatz wird in rund 37% der Fälle bei einem Notfall vom Disponenten eine Notarztindikation festgestellt und daraufhin NEF und RTW im *Rendez-Vous-System* zum Notfallort ausgesendet. Der Grundaufbau des Zustandsdiagramms des NEF ist ähnlich dabei dem des RTW: Es gibt zwei Verbundstatus – *einsatzbereit* und *beschaeftigt*. Bei Schichtbeginn ist ein NEF auf der Rettungswache (*einsatzbereit_station*, Status 2). Wird nun das betreffende Fahrzeug von der Leitstelle disponiert, wird der Einsatz übernommen (*einsatzuebernahme*, Status 3). In *branch1* wird festgestellt, ob bereits ein Notarzt anwesend ist (auf der Rettungswache stationiert oder noch im NEF durch vorigen Status *einsatzbereit_mit_arzt*). Wenn nicht, wird der Notarzt aus dem Krankenhaus bzw. der Gesundheitseinrichtung abgeholt (manche Notärzte sind im Regelbetrieb eines Krankenhauses tätig) Status 9 (Notarzt aufgenommen) an die Leitstelle zurückgemeldet und anschließend zum Einsatzort gefahren und (falls kein Fehleinsatz vorliegt) die Behandlung durchgeführt. Die Dauer (in Minuten) folgt dabei einer Lognormal-Verteilung

$$T_{\text{Behandlung}}^{\text{NEF}} \sim LN(3.430, 0.354, -10.040). \quad (4.2)$$

Abbildung 4.6: Logik-Implementierung des Agenten *NEF*

Anschließend wird der Patient aufgenommen (im zugehörigen RTW). Bei dem Transport muss der Notarzt möglicherweise im RTW besitzen, in dem Falle wird in *branch3* zum Status *begleitung_zum_KH* übergegangen und der NEF folgt dem RTW zum Transportziel (Status 7 - Arzt begleitet Transport). Dies wird über eine Bernoulli-Zufallsvariable entschieden, deren Parameter durch den Anteil nicht eingetragener Zeitstempel eines NEF in der Übergabezeit resultiert, hier sind das konkret 62.3%. Ist danach eine Wartung nötig, wird der Notarzt gegebenenfalls wieder abgeliefert (*doktor_abgeliefert*), und danach wird entweder vom Personal eine Pause vorgenommen (*nicht_einsatzbereit* - Status 6), oder zur Rettungswache gefahren (*zur_station*) und das Rettungsfahrzeug gewartet. Zu beachten ist hier noch: In der Modellierung wurde angenommen, dass ein Notarzt, der nebenbei auch in einer Gesundheitseinrichtung tätig ist, nach einem Rettungseinsatz möglichst schnell wieder dorthin gebracht werden muss, deswegen ist dort keine Pause oder ähnliches (*nicht_einsatzbereit*) eingearbeitet. Gegebenfalls kann er dann in dieser Einrichtung pausieren. Ist der Notarzt auch auf der Rettungswache stationiert, so ist die Fahrt zurück zur Gesundheitseinrichtung (*zurueck_zu_kh_vom_doc*) trivial, es wird zurück zur Wache gefahren. Der Fall, dass nach dem Einsatz eine Pause eingelegt wird (Status 6), ist impliziert, wenn Status *nicht_einsatzbereit* folgt. Die Pause folgt dann eben an der Rettungswache stehend in Status 6. Darüber hinaus ist fraglich, ob $T_{\text{Behandlung}}$ tatsächlich den gefitteten Verteilungen der Einsatzdaten in Abbildung 4.5 folgt. Über die hier angewendete Methode lässt sich dies nicht beantworten, hierfür können *stochastische Anpassungstests* eingesetzt werden, wie beispielsweise der *Anderson Darling Test* oder der bekannte *Chi-Quadrat-Anpassungstest*.

4.2.3 Ereignisse

Der Zustand des Simulationsmodells ändert sich durch das Eintreten verschiedener Ereignisse und besitzt dadurch auch DES-Charakter, das wichtigste Ereignis stellt dabei der *Notruf* dar. Es simuliert das Eintreffen eines Notrufs in der Leitstelle und besitzt eine örtliche und zeitliche Auflösung. Wann und wo genau Notrufe auftreten, ist im Voraus

unbekannt und unterliegt einer gewissen Zufälligkeit, weswegen man diese über stochastische Methoden modellieren muss. In der Realität wird der Notrufort per GPS-Signal des Notruf-Geräts ermittelt, im Modell wird dieser durch die zugrundeliegenden Zensus-Daten wie folgt ermittelt: Der Ort wird je nach Bevölkerungsdichte einer bestimmten (100m x 100m)-Gitterzelle (Fläche eines Hektars innerhalb Cottbus) zugeordnet. Im Zensus-Datensatz ist der Gitterzellenmittelpunkt vermerkt, um diesen herum wird Gitterzelle konstruiert und aus dem Gebiet gleichverteilt der Notrufort gezogen. Das bedeutet, dass einer der dort wohnhaften Personen (der Population *Patienten*) einen Notruf ausgelöst hat. Betrachten wir dafür den Zellmittelpunkt $M(b, l)$ mit Breitengrad b und Längengrad l , so lassen sich für den generierten Notrufstandort $N(b^*, l^*)$ Längen- und Breitengrad b^* und l^* als Zufallsvariablen auffassen mit

$$b^* \sim \mathcal{U}(b - \Delta b, b + \Delta b) \quad \text{und} \quad l^* \sim \mathcal{U}(l - \Delta l, l + \Delta l). \quad (4.3)$$

Da der Abstand zwischen Breitenkreisen im WGS84 immer gleich groß ist, ist Δb konstant, anders der Abstand zwischen zwei Längengraden, dieser variiert abhängig vom zugehörigen Breitengrad, weswegen Δl mit $\cos(b)$ normiert werden muss, dies lässt sich durch Beziehungen der sphärischen Trigonometrie zeigen. Bezeichne mit $\overline{AB} = 100m$ die Kantenlänge der Gitterzelle in Metern. Diese muss in Gradmaß konvertiert werden:

$$d = \frac{\overline{AB} \cdot 180^\circ}{R \pi} = 8.983 \cdot 10^{-4}$$

mit dem Erdradius $R = 6378137m$ des WGS84-Referenzsystems. Es gilt für den Stadtbereich Cottbus $b \in (51.69, 51.81)$, deshalb wird dafür vereinfachend das Mittel $\bar{b} = 51.75$ zur Berechnung des vom Längengrad abhängigen Δl angenommen, die dadurch entstehende Abweichung ist vernachlässigbar (diese wäre in diesem konkreten Fall $< 0.13\%$, also höchstens $13cm$). Daraus folgen für (4.3)

$$\Delta b = \frac{d}{2} = 4.492 \cdot 10^{-4}, \quad \Delta l = \frac{d}{2} \frac{1}{\cos(\bar{b})} = 7.255 \cdot 10^{-4}. \quad (4.4)$$

Es bleibt zu bemerken, dass Gleichung (4.4) nur eine Näherungsformel für sehr kleine Abstände darstellt. Ist die Zone deutlich größer oder möchte man im Allgemeinen die Koordinaten eines weit entfernten Punktes berechnen, so muss man dafür genauere Formeln verwenden, abgeleitet aus Beziehungen der sphärischen Geometrie. Diese findet man beispielsweise in dem Werk von Bessel et al. [13].

Wie modelliert man jetzt das zeitliche Auftreten von Notrufen? Dieses unterliegt einer gewissen Zufälligkeit, die man über einen stochastischen Zählprozess – den *Poisson-Prozess* $(N_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ – modellieren kann. Die Ereignisse treten dabei in exponentialverteilten Abständen auf, die voneinander unabhängig sind, siehe Definition 3.5. Die *Rate* bzw. *Intensität* des Poisson-Prozesses lässt sich so wählen, dass im Mittel die in der Realität auftretende Anzahl an Notrufen in einem bestimmten Intervall erreicht wird. Der Wert N_t gibt in diesem Fall die Anzahl der aufgetretenen Notrufe bis zum Zeitpunkt t an und es lässt sich zeigen, dass für einen homogenen Poisson-Prozess mit Rate λ gilt: $\mathbb{E}(N_t) = \lambda t$.

Jetzt ist das Einsatzaufkommen allerdings nicht immer gleich groß, so treten am Tage viel mehr Notrufe auf als in der Nacht. Deswegen wird die Rate als Funktion über die Zeit aufgefasst und somit ein *inhomogener Poisson-Prozess* (vgl. Def. 3.6). Über die *mittlere Rate* lässt sich für den Erwartungswert Ähnliches aussagen ($\mathbb{E}(N_t) = \Lambda(t)$). Es lassen sich verschiedene Saisonalitäten feststellen, abhängig von der konkreten Tageszeit, dem Wochentag und dem Monat. Betrachtet man das monatliche Einsatzaufkommen im Einsatzgebiet Cottbus, dargestellt in Abbildung 4.7 (links), erkennt man nur minimale monatliche Veränderungen: Die schwarzen Balken zeigen die Anzahl an Einsätzen pro Monat

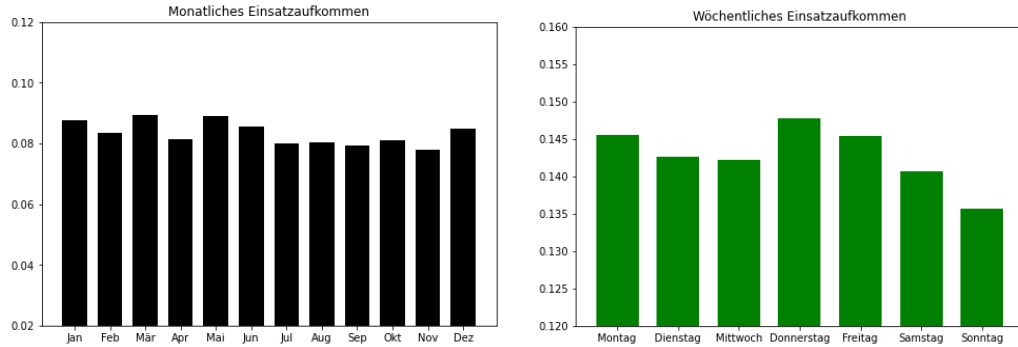


Abbildung 4.7: Monatliches und wöchentliches Einsatzaufkommen im Stadtgebiet Cottbus

prozentual, also normiert auf 1. Die Unterschiede betragen höchstens 1%. Etwas deutlichere Unterschiede sind in den wöchentlichen Einsatzzahlen zu erkennen: Am Wochenende, insbesondere sonntags (13.5%) ist ein geringeres Einsatzaufkommen zu beobachten als unter der Woche, siehe Abbildung 4.7 (rechts). Am wichtigsten für die Berücksichtigung im Modell sind die Änderungen des Notrufaufkommens im Tagesverlauf: Je nach Uhrzeit fällt diese mal stark erhöht und mal sehr niedrig aus: Grundsätzlich ist das stündliche Aufkommen in der Nacht recht gering, am höchsten ist es von 9 – 12 Uhr: Hier ist es ca. dreimal höher als nachts im Zeitraum von 1 – 7 Uhr. Dazu variiert dieses auch am Wochenende, in Abbildung 4.8 ist das stündliche Einsatzaufkommen exemplarisch für Samstag (blau) und Montag (rot) dargestellt. Die Diagramme sind ähnlich, aber es lässt sich gut erkennen, dass die Spitzen vormittags am Montag größer sind als am Samstag, dafür umgekehrt von 18 – 5 Uhr aber geringer. Das lässt sich durch Arbeitsaktivitäten zur Tageszeit unter der Woche und Wochenendaktivitäten in den Nächten von Freitag zu Samstag bzw. Samstag zu Sonntag erklären. Im Modell ändert sich die Rate, mit der Notrufe auftreten, im Stundentakt und wird durch Multiplikation von der jährlichen Anzahl an Einsätzen N_J mit dem Anteil monatlicher m_i , täglicher d_j und stündlicher $h_{k,j}$ Einsätze (mit $J \in \mathbb{N}$, $i = 1, \dots, 12$, $j = 1, \dots, 7$, $k = 1, \dots, 24$) multipliziert. Die Rate wird deshalb mit

$$\lambda_{J,i,j,k} = N_J m_i d_j h_{k,j} w \quad (4.5)$$

bezeichnet. Dabei ist $w = 12/52$. Dies entspricht einer Normierung der Rate um 4.333, der durchschnittlichen Anzahl an Wochen pro Monat. Beispielsweise für den Zeitraum von Samstag, 01.01.2022, 8 - 9 Uhr würde für die Rate $\lambda_{2022,1,6,8} = N_{2022} m_1 d_6 h_8 w$. Achtung: Durch den Wochentag Samstag gilt $j = 6$, entsprechend wäre an einem Montag $j = 1$,

Dienstag $j = 2$, usw. Die Anzahl an jährlichen Rettungseinsätzen N_j wird dabei über einen linearen Regressionsansatz – dem Spezialfall der MLS mit linearer Modellfunktion – approximiert. Die aggregierten jährlichen Einsatzzahlen liegen für die Jahre 2015 bis 2021 vor und dienen der Regression als Datengrundlage.

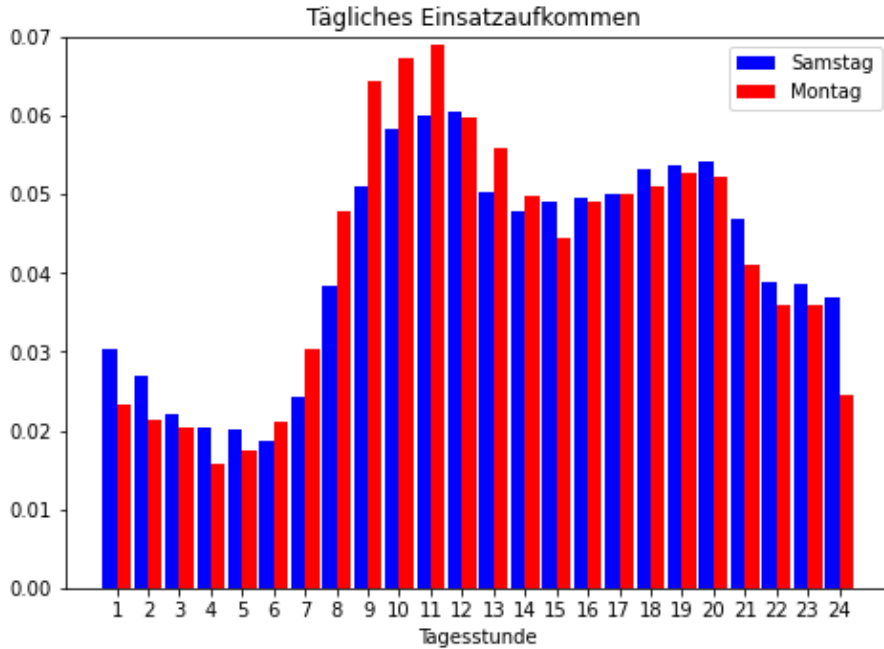


Abbildung 4.8: Einsatzaufkommen pro Tagesstunde im Stadtgebiet Cottbus

4.2.4 Rettungsprozess

Der Rettungsprozess bzw. die Rettungskette aus Abschnitt 1.1, visualisiert in Abbildung 1.1, wird im Simulationsmodell innerhalb der IRLS bzw. des Agenten *Operation Center* (zumindest in Teilen) implementiert, da die IRLS jegliche Einsätze die Feuerwehr, den Rettungsdienst und den Katastrophenschutz betreffend koordiniert. In AnyLogic lässt sich das über die *Process Modeling Library* realisieren, mithilfe derer ein funktionsfähiger und um weitere (bislang fehlende) Aspekte erweiterbarer Rettungsprozess implementiert wurde. Per Live-Monitoring lassen sich die Prozessabläufe mit zugehörigen Kennzahlen darstellen (z.B. die Anzahl an Agenten, die sich gerade an unterschiedlichen Teilen des Prozesses befinden). Die hier zur Modellierung verwendeten Elemente sind in Abschnitt 3.4 vorgestellt worden. Der Prozess startet mit dem Notrufeingang: Ein Patient gerät in den Rettungsprozess, indem er einen Notfall erleidet und daraufhin selbst oder eine andere Person für ihn einen Notruf absetzt. Den Prozess durchläuft der Verbindungsagent *Auftrag (Order)* – Nach Absetzen des Notrufs (*Notrufeingang*) befindet sich der Agent in einer Warteschlange, integriert in das Objekt *Gesprächsbeginn*, bis der Anruf von einem Disponenten entgegengenommen wird. Dieser wird zu *Gesprächsbeginn* zugewiesen, es folgt ein *Notrufgespräch*, bei *Gesprächsende* wird der Disponent wieder freigegeben und kann neue Notrufe annehmen. Anschließend wird in *Warteschlange2* die Disposition eines Einsatzfahrzeuges vorgenommen. Ist diese erledigt, wird das Stopp aufgehoben und

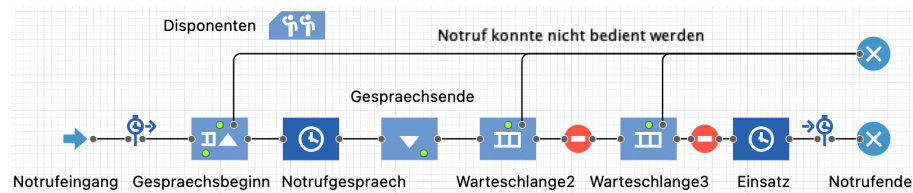


Abbildung 4.9: Der Rettungsprozess im Simulationsmodell

schließlich in *Warteschlange3* auf die Verfügbarkeit eines entsprechenden Einsatzfahrzeuges gewartet. Die Warteschlangen können vorzeitig verlassen werden (z.B. durch Ungeduld des Patienten vor Gesprächsbeginn oder wenn die Leitstelle schlichtweg den Notruf nicht bedienen kann aufgrund von Mangel an Einsatzmitteln). Ebenso kann es passieren, dass der Disponent entscheidet, keine Rettungsmittel zu disponieren, da die Anfrage nicht in den Aufgabenbereich des Rettungsdiensts fällt (sondern z.B. eher ein Krankentransport angemessen wäre). Die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Disponent eine Anfrage ablehnt, ist in diesem Fall nicht bekannt und wurde geschätzt (auf 5%). Dieser Wert wird in (4.5) draufgerechnet, damit am Ende auch wirklich so viele Einsätze von den Rettungsfahrzeugen gefahren werden, wie vorgesehen. Wird letztlich von den Rettungsfahrzeugen die Einsatzübernahme bestätigt, wird der zweite Stopp aufgehoben und der Auftrag verlässt die *Warteschlange3*. Der Einsatz wird durchgeführt. Nach dessen Abschluss folgt das *Notrufende*.

4.3 Implementierung

Der Nutzen des Simulationsmodells ist zweierlei: Einerseits sollen in verschiedenen Szenarien Daten generiert und statistisch ausgewertet werden können, zum Anderen soll die

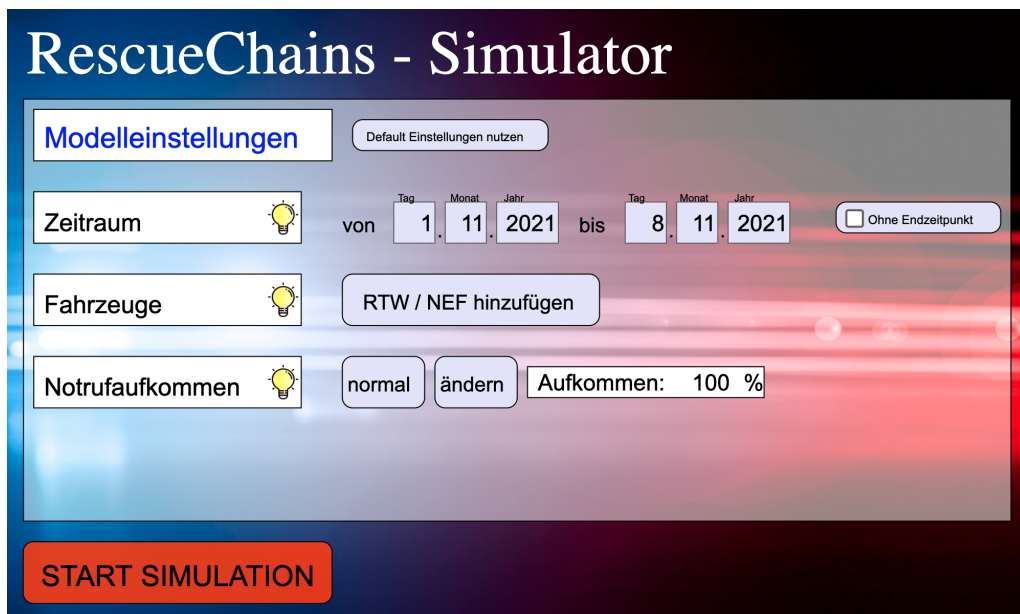


Abbildung 4.10: Szenarienkongfiguration vor Beginn der Simulation

Software anwendungsfreundlich für Praktiker sein, d.h. einem Leitstellensimulator nachempfunden sein. Vor der Simulation lässt sich durch den Nutzer ein spezielles Szenario konfigurieren. In Abbildung 4.10 ist der Startbildschirm der Simulation dargestellt. Dort lassen sich vom Nutzer der Simulationszeitraum einstellen, alternativ ohne Endzeitpunkt, dann läuft die Simulation, bis sie manuell beendet wird. Das Notrufaufkommen kann nach Wunsch erhöht oder verringert werden, um z.B. für Hitzeperioden, wo mehr Notrufe als üblich eingehen (durch vermehrte Kreislaufprobleme der Bevölkerung), die Größe der Fahrzeugflotte zu justieren. Der Nutzer erhält außerdem die Möglichkeit, Fahrzeuge mit dazugehörigen Standorten und Schichtpläne zu erfassen, vgl. Abbildung 4.11. Auffällig ist dort, dass die voreingetragenen Schichten von 6 Uhr bis 6 Uhr dauern. Das ist auf den Einsatzrhythmus des Rettungsdiensts in Cottbus zurückzuführen, wo einige Rettungsfahrzeuge rund um die Uhr besetzt sind und die Schichten einer Besatzung von 6 Uhr eines Tages bis 6 Uhr des Folgetages dauern. Ebenso gibt es aber auch kürzere Schichten von z.B. 7 – 19 Uhr. Die Glühbirnen in den Abbildungen geben Hilfestellungen für den Nutzer.

The screenshot shows the 'AI Rescue - Demonstrator' interface. It features a form for adding vehicles and a table for shift planning.

Fahrzeuge hinzufügen Anzahl: 1

Fahrzeugtyp: RTW NEF

Fahrzeugname: 0000

Rettungswache: CB FW Cottbus 1 (520101)

Schichtplan:

Tag	im Einsatz	Beginn	Ende
Montag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Dienstag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Mittwoch	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Donnerstag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Freitag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Samstag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6
Sonntag	<input checked="" type="checkbox"/>	6	6

Einsatzfahrzeuge:

```
[01] NEF | CB 03/82-01 | CB FW Cottbus CTK
[02] NEF | CB 03/82-02 | CB FW Cottbus CTK
[03] NEF | CB 01/82-03 | CB FW Cottbus 1 (520101)
[04] RTW | CB 01/83-07 | CB FW Cottbus 1 (520101)
[05] RTW | CB 01/83-01 | CB FW Cottbus 1 (520101)
[06] RTW | CB 01/83-02 | CB FW Cottbus 1 (520101)
[07] RTW | CB 01/83-03 | CB FW Cottbus 1 (520101)
[08] RTW | CB 02/83-04 | CB FW Cottbus 2 (520202)
[09] RTW | CB 02/83-05 | CB FW Cottbus 2 (520202)
[10] RTW | CB 02/83-06 | CB FW Cottbus 2 (520202)
```

Buttons: Letzten Eintrag löschen, Alles löschen, HINZUFÜGEN

Abbildung 4.11: Positionierung und Schichtplan von Rettungsfahrzeugen

Während eines Simulationslaufs kann man innerhalb des Modells mit Hilfe von Reitern (engl.: Tabs) zwischen verschiedenen Modellelementen navigieren (vgl. Abbildung 4.12). Dabei kann man zwischen *Animation*, *Konsole*, *Logik*, *Statistik* und *Daten* auswählen. Unter *Animation* sieht man die integriert GIS-Karte mit den zugehörigen Agenten. Diese Karte ist interaktiv: Per Maus kann das Gebiet gewählt und vergrößert oder verkleinert werden und Informationen über Agenten per Klick sichtbar gemacht werden (vgl. Abbil-

ANIMATION KONSOLE LOGIK STATISTIK DATEN

Abbildung 4.12: Reiter zur Navigation des Simulationsmodells

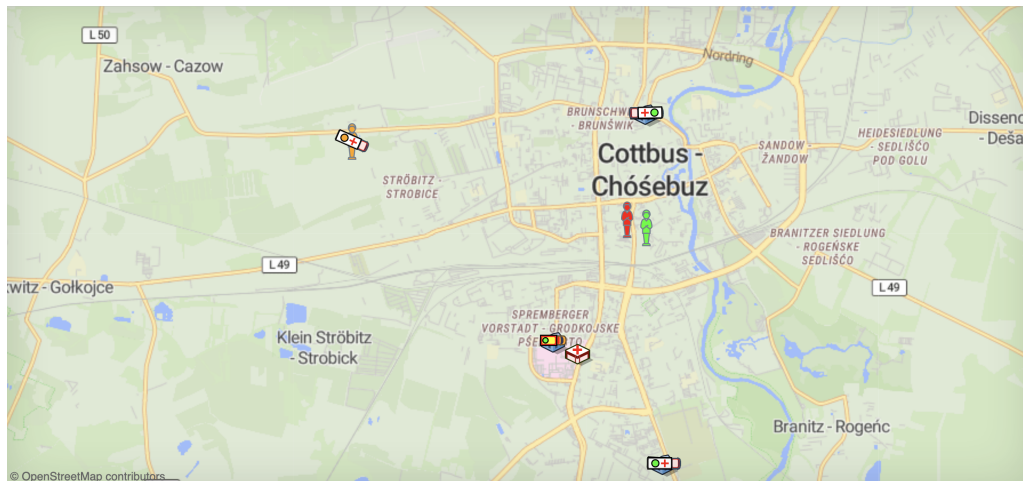


Abbildung 4.13: GIS-Karte im GUI des Simulationsmodells mit den Rettungsfahrzeugen und ihren Status, Patienten, Rettungswachen und dem Krankenhaus (Cottbuser Carl-Thiem-Klinikum)

Abbildung 4.13). In der *Konsole* werden standardmäßig alle Ereignisse, wie etwa eintreffende Notrufe und Funkrückmeldungen der Rettungsfahrzeuge mit dem zugehörigen Zeitstempel angezeigt, um Einsatzverläufe für den Nutzer zu veranschaulichen. Diese werden in der integrierten Datenbank gespeichert und können auch nach dem Simulationsdurchlauf dort eingesehen und gegebenenfalls weiterverarbeitet oder analysiert werden. Alternativ kann man die Zeitstempel der Status für jedes einzelne Rettungsmittel aufrufen. Ein Auszug aus der Gesamt-Konsole ist in Abbildung 4.14 zu sehen. Unter *Statistik* werden statistische Kennzahlen per Live-Monitoring dargestellt. Für die Rettungsfahrzeuge können einzeln oder auch in der Gesamtheit erfasste Zeitintervalle in Form von Histogrammen mit zugehörigen Mittelwerten eingesehen werden, dazu gehören die Reaktionszeit, die mit der Hilfsfrist verknüpft ist (vgl. Reaktionszeit T_3 aus Abbildung 1.1), die Prähospitalzeit T_4 und die Gesamteinsatzzeit (T_2). Weiterhin wird auch die Vorlaufzeit T_1 , die durch Notrufgespräch, Wartezeit und Disposition entstehen, dargestellt. Die Auslastung der Rettungsfahrzeuge ist sichtbar, diese ermittelt sich aus dem Verhältnis der Zeitspanne, in der sich ein Rettungsfahrzeug im Status *beschaeftigt* befinden und der Zeitspanne der gesamten Schicht. Dies ist beispielhaft in Abbildung 4.15 dargestellt und lässt sich jeweils für die Gesamtheit an RTWs und NEFs, sowie auch für einzelne Fahrzeuge ausgeben. Außerdem wird in einem weiteren Fenster visualisiert, inwiefern (also zu welchem Prozentsatz) die Hilfsfrist eingehalten wird. Unter dem Reiter *Daten* ist die in das Modell eingespeiste Datengrundlage visualisiert. Dieser ist noch nicht ganz ausentwickelt, bislang sind dort (soweit aus Datenschutzgründen möglich) die Altersverteilung der behandelten Patienten, sowie historische Gesamteinsatz-, Prähospital- und Reaktionszeit der RTW und NEF integriert.

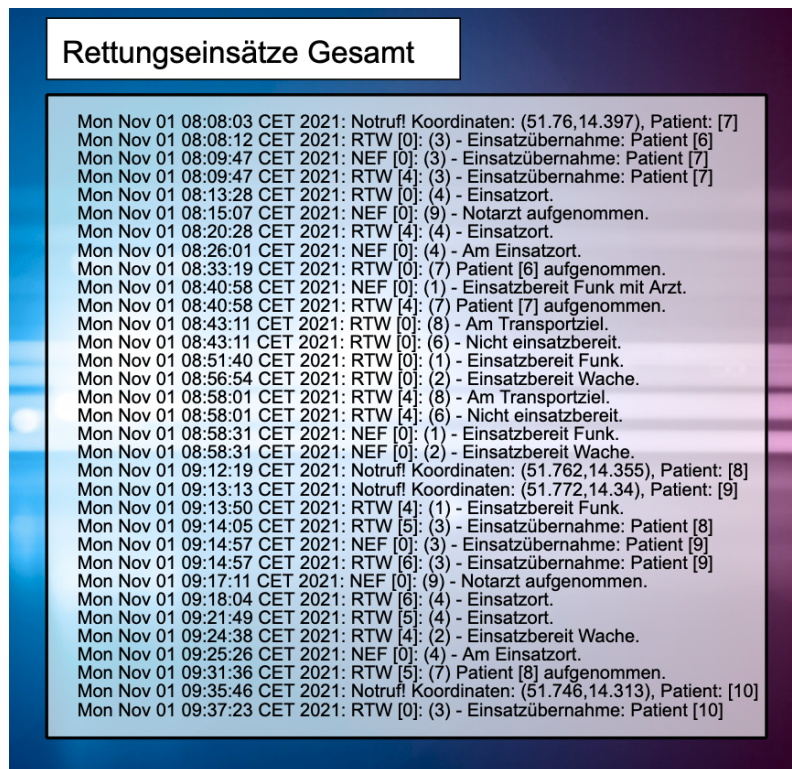


Abbildung 4.14: Live-Monitoring der Fahrzeugstatus und Notrufe per Konsole

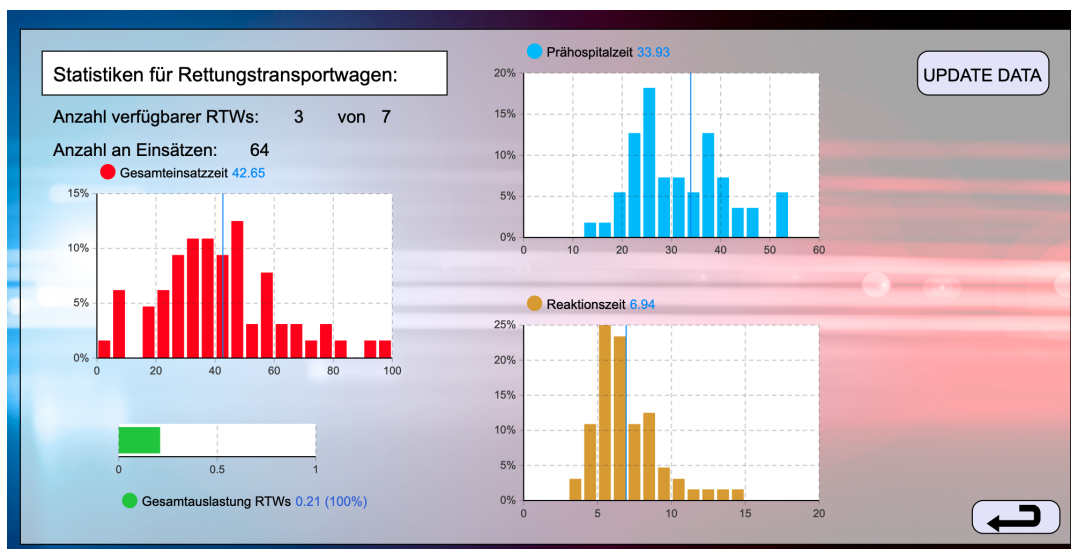


Abbildung 4.15: Live-Monitoring von Kennzahlen eines RTW

5 Simulationsexperimente

Das Simulationsmodell besteht aus zwei verschiedenen Versionen: Die Erste ist eine Live-Simulation, in der ein einzelner Simulationslauf durchgeführt und vom Nutzer nachvollzogen werden kann. Die zweite Version wird in diesem Kapitel behandelt: Eine Monte-Carlo Simulation, durch welche man in der Lage ist, verschiedene Szenarien über mehrere Simulationsläufe zu analysieren.

5.1 Monte-Carlo Simulation eines EMS-Systems

Für ein EMS-System gibt es verschiedene Leistungsmaße (engl.: Performance measures), mit denen man dessen Qualität und Effektivität feststellen kann. In diesem Modell werden *zeitbezogene* Leistungsmaße ausgewertet, daneben existieren noch einige weitere, um beispielsweise Überlebenschancen der Patienten oder Gerechtigkeit bei der Notfallrettung unter der Bevölkerung zu messen (vgl. z.B. Moore [84]). Diese werden hier nicht genutzt. Verschiedene Szenarien werden exemplarisch simuliert, um mögliche praktische Anwendungsgebiete des Simulationsmodells zu demonstrieren. Es handelt sich hierbei um eine dynamische Simulation mit endlichem Zeithorizont, d.h. die Simulation läuft über ein festes Zeitintervall $T = [0, t_{max}]$. Im Folgenden werden die gemessenen Kenngrößen vorgestellt.

Die erste gemessene Kenngröße eines Simulationslaufs ist die Anzahl an Notrufen innerhalb des Zeitintervalls, diese ist ein inhomogener Poisson-Prozess $(N_t)_{t \in T}$. Gemittelt über die Simulationsläufe wurde diese Kenngröße zur *Input-Modellvalidierung* des Modells genutzt. Zum gleichen Zweck (sowie zur Modellverifizierung) wurde auch der durchschnittliche Anteil von Disponenten abgelehnter Notrufe ermittelt. Dieser lässt sich zuvor durch den Nutzer in Parameterform festlegen. Für den konkreten Fall liegen keine Daten vor, dazu muss man die Anzahlen an eingehenden Notrufen in der Leitstelle kennen, sowie die Anzahl von Disponenten abgelehnter Notruf-Anfragen, dies bedarf weiterer Analyse.

Für die Qualität eines EMS-Systems ist entscheidend, wie groß der Anteil erfolgreich bedienter bzw. nicht bedienbarer Notrufe ist. In diesem Modell wird das im Rettungsprozess (vgl. Abbildung 4.9) evaluiert. Neben dem Anteil nicht bedienbarer und abgelehnter Notrufe werden auch die aufgeführt, bei denen zwar eine Notarztindikation vorlag (d.h. eigentlich hätte ein NEF disponiert werden müssen), jedoch kein Fahrzeug verfügbar war. Dort konnte man nicht die bestmögliche Versorgungsqualität des Patienten garantieren. Weitere statistische Kenngrößen sind fahrzeugbezogen: Die erwartete Anzahl an RTW- und NEF-Einsätzen (nutzbar zur Input-Modellvalidierung), sowie die prozentuale Auslastung der Fahrzeugflotte, werden geschätzt. Das gibt Aufschluss darüber, wie ausgelastet das eingesetzte Personal ist. Das Wichtigste für den Patienten fehlt noch: Er ist darauf angewiesen, möglichst zeitnah medizinisch versorgt zu werden. Die gesetzliche Bestimmung dazu zielt nur auf eine Zeitspanne ab, die Reaktionszeit (T_3 in Abbildung 1.1). In Brandenburg muss diese in 95% der Fällen unter 15 Minuten liegen, dann gilt die *Hilfsfrist* als eingehalten. Aus Gesprächen mit Praktikern ging aber hervor, dass insbesondere auch die Zeitspanne der Prähospitalzeit T_4 von großer Relevanz ist, der bei der gesetzlichen

Name	RW	Typ	Schichtplan						
			Mo	Di	Mi	Do	Fr	Sa	So
01/83-07	1	RTW	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19
01/83-01	1	RTW	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19
01/83-02	1	RTW	10-22	10-22	10-22	10-22	10-22	10-22	
01/83-03	1	RTW	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6
01/82-03	1	NEF	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19
02/83-04	2	RTW	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6
02/83-05	2	RTW	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6
02/83-06	2	RTW	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	7-19	
03/82-01	3	NEF	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6
03/82-02	3	NEF	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6	6-6

Tabelle 5.1: Vorgehaltene Rettungsfahrzeuge des Rettungsdiensts Cottbus

Regelung und im Praxisalltag einer viel zu niedrigen Bemessung zukommt. Dementsprechend werden hier die durchschnittliche Prähospitalzeit T_4 und darüber hinaus auch die Gesamteinsatzzeit T_2 ermittelt. Dafür werden Schätzungen des Erwartungswertes von T_2 , T_3 , T_4 über die Gleichung (3.22) und für das Konfidenzintervall über (3.23) ermittelt. Dies erfolgt über interne Routinen in AnyLogic. Letztlich werden Histogramme der drei Zeitspannen erstellt.

Das bestehende EMS-System des Rettungsdienstes Cottbus besitzt folgende Konfiguration, welche in einem ersten Testlauf simuliert wurde: Es gibt ein zentrales Krankenhaus mit einer Notaufnahme, das Carl-Thiem-Klinikum (CTK). Dort befindet sich auch eine Rettungswache (RW), an der die NEF stationiert sind. Das ist praktisch, um den Anfahrtsweg zum Notarzt zu minimieren. Außerdem gibt es zwei weitere Rettungswachen, deren Standort lässt sich Abbildung 4.13 entnehmen. Die südliche Rettungswache ist dabei die *Feuerwache 1* in der Spremberger Vorstadt, die Nördliche die *Feuerwache 2* in Schmellwitz und *Feuerwache 3* am CTK. Die Aufteilung der Rettungsfahrzeuge auf die einzelnen Rettungswachen und zugehörige Schichtpläne sind in Tabelle 5.1 dargestellt und lassen sich auch im Rettungsdienstbereichsplan (des jeweiligen Landkreises) einsehen. Etwaige Reservefahrzeuge sind in der Simulation nicht einbegriffen. Mit dieser Konfiguration wurde exemplarisch eine Simulation (Fall 1) für den Zeitraum vom 04.7.–11.07.22 durchgeführt, also eine Woche, die in der Zukunft liegt, simuliert. Der Stichprobenumfang betrug dabei $n = 100$.

In den folgenden Abbildungen 5.1 – 5.5 sind die Ergebnisse des Simulationslaufs dargestellt. Zu bemerken ist, dass die Hilfsfrist in 95.3% der Fällen mit der aktuellen Konfiguration eingehalten wird, die gesetzliche Vorgabe also innerhalb von Cottbus erfüllt werden kann. Der Anteil durch Disponenten abgelehnter Notrufe war zuvor auf 5% festgelegt worden, dies deckt sich mit dem in der Simulation erhaltenen Anteil abgelehnter Notrufe. Zu erkennen ist, dass in 1.3% der Fälle ein Notruf nicht von der Leitstelle bedient werden kann, ebenso kann in 1.38% der Fälle kein Notarzt bereitgestellt werden. Betrachtet man die Histogramme der Reaktionszeit, lässt sich vermuten, dass diese einer gängigen theoretischen Verteilung folgen könnten, es bieten sich nachgehende Verteilungsanalysen an. Weiterhin

Monte-Carlo Simulation der Rettungskette

Anz. Iterationen: 100

Notrufe:

Durchschnittliche Anz. Notrufe: 276.48
 Anteil nicht bedienbarer Notrufe [%]: 1.33
 Anteil abgelehnter Notrufe [%]: 4.96
 Anteil nicht verfügbarer NEF [%]: 1.38

Rettungsfahrzeuge:

Durchschnittliche Anz. RTW-Einsätze: 259.2
 Durchschnittliche Anz. NEF-Einsätze: 95.4
 RTW Auslastung [%]: 23.9
 NEF Auslastung [%]: 13.8
 Einhaltung der Hilfsfrist [%]: 95.3

Abbildung 5.1: Kenngrößen der Monte-Carlo-Simulation der Konfiguration aus Tabelle 5.1

Monte-Carlo Simulation der Rettungskette

Anz. Iterationen: 64

Notrufe:

Durchschnittliche Anz. Notrufe: 360.53
 Anteil nicht bedienbarer Notrufe [%]: 2.55
 Anteil abgelehnter Notrufe [%]: 5.06
 Anteil nicht verfügbarer NEF [%]: 1.95

Rettungsfahrzeuge:

Durchschnittliche Anz. RTW-Einsätze: 333.5
 Durchschnittliche Anz. NEF-Einsätze: 118.8
 RTW Auslastung [%]: 30.9
 NEF Auslastung [%]: 17.4
 Einhaltung der Hilfsfrist [%]: 94

Abbildung 5.2: Monte-Carlo Simulation bei um 30% erhöhtem Notrufaufkommen

ist die Reaktionszeit für NEF höher als die der RTW (im Mittel 1,5 Minuten), was daran liegt, dass die mit RTW besetzten Wachen deutlich besser im Gesamtgebiet verteilt sind. Die NEF ähnlich aufzuteilen, hätte in der Praxis allerdings nur Sinn, wenn der Notarzt in der gesamten Schicht auf der gleichen Rettungswache stationiert wäre, ansonsten würde sich der Anfahrtsweg des NEF zum Standort des Notarztes deutlich verlängern und somit auch alle betrachteten Zeitspannen. Für die Gesamteinsatzzeit in Abbildung 5.5 erkennt man eine typische *bimodale* Verteilung – eine Verteilung mit zwei Spitzen. Die erste, kleinere Spitze entsteht dabei durch Fehleinsätze und Einsätze ohne anschließenden Krankenhaustransport. Dort gilt es zukünftig, verbesserte Methoden zur Ermittlung von Konfidenzintervallen zu konstruieren. In einem zweiten Fall wurde dieselbe Konfiguration wie im ersten Fall gewählt, diesmal allerdings mit einer um 30% erhöhten Rate, mit der Notrufe auftreten. Dies kann zum Beispiel bei Hitzewellen passieren, dabei sind 30% Erhöhung noch recht mild. Ergebnisse dieser Simulation sind in Abbildung 5.2 dargestellt. Die Anzahl nicht bedienbarer Anrufe stieg auf 2.55%, die Hilfsfrist konnte nur noch in 94% der Fällen eingehalten werden. Nachfolgend könnte man noch untersuchen, wie viele Fahrzeuge man bräuchte, um die Hilfsfrist bei einem temporär erhöhten Einsatzaufkommen dennoch einhalten zu können. Sind Hitzewellen im Voraus angekündigt, lässt sich dies simulieren und darauf reagieren.

Eine weiteres Szenario ist die Akquise neuer Rettungswachen, oder alternativ der Nutzung von Feuerwachen der freiwilligen Feuerwehr. Zur Demonstration wurde die aktuelle Konfiguration insofern modifiziert, dass RTW „01/83-07“ von Feuerwache 1 auf die Feuerwache der freiwilligen Feuerwehr Schmellwitz (im Norden Cottbus) und der RTW „02/83-04“ von Feuerwache 2 auf die Feuerwache der freiwilligen Feuerwehr Ströbitz (im Westen Cottbus)

versetzt wurden. Allein durch diese kleinen intuitiven Änderungen lassen sich bereits Systemverbesserungen erkennen: Im Vergleich zum Normalfall (Fall 1) verbessert sich die RTW-Reaktionszeit um durchschnittlich 0,2 Minuten, die Prähospitalzeit um 0,3 Minuten und die Gesamteinsatzzeit um 0,2 Minuten. Ein deutlicher Einfluss auf die Hilfsfrist ist allerdings noch nicht zu erkennen.

Ziel wird nachfolgend sein, diesbezüglich Optimierungsansätze diesbezüglich in AnyLogic

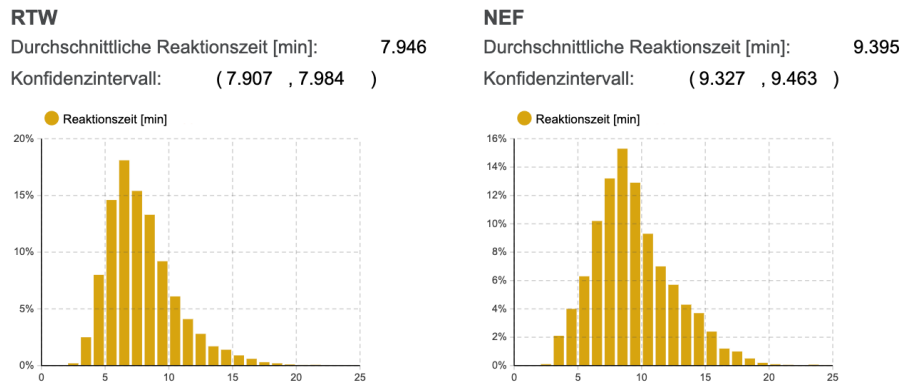


Abbildung 5.3: Histogramm für die Reaktionszeit

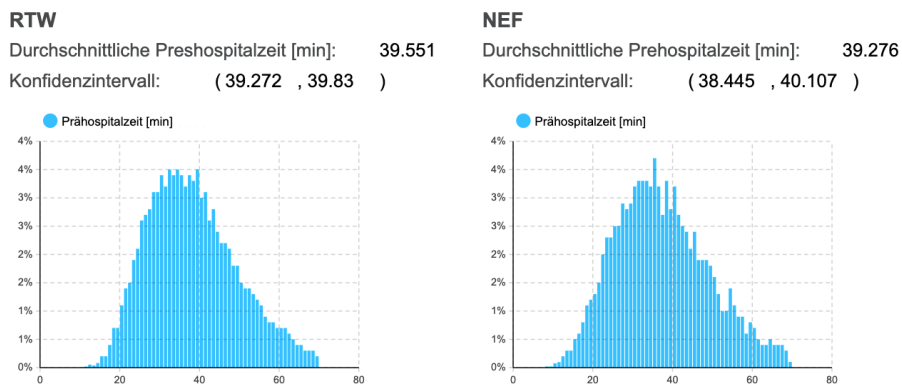


Abbildung 5.4: Histogramm für die Prähospitalzeit

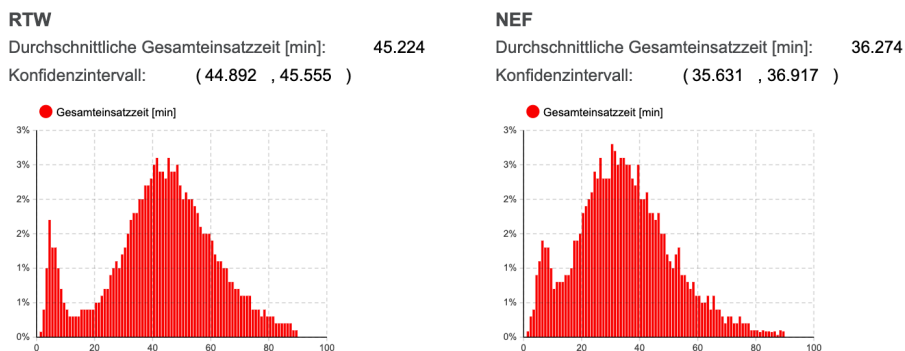


Abbildung 5.5: Histogramm für die Gesamteinsatzzeit

umzusetzen. Die hier durchgeführten Simulationsexperimente stellen bislang nur Ansätze zu Demonstrationszwecken dar. AnyLogic bietet noch umfassendere Möglichkeiten, das System weiter zu analysieren: Es können Parametervariationen, Sensitivitätsanalysen, Reinforcement Learning oder Parameteroptimierungen implementiert werden.

5.2 Diskussion

Das entwickelte Simulationsmodell ist in der Lage, den bodengebundenen Rettungsdienst für das Stadtgebiet Cottbus digital abzubilden. Es lassen sich verschiedene Szenarien erproben und miteinander vergleichen. Außerdem kann man die Simulationsumgebung nutzen, um die Systemverbesserung durch gefundene Lösungen von Teilproblemen der Rettungskette (vgl. Kapitel 2) analysieren zu können. Durch den agentenbasierten Charakter des Modells lassen sich Modellzusammenhänge erschließen und Verbesserungspotential erkennen. Dennoch ist dieses Modell noch weit entfernt von einem *digitalen Zwilling* des Realsystems. Es fehlen weitere wichtige Modellbestandteile und allgemeingültige Aussagen lassen sich über agentenbasierte Simulationsmodelle erst treffen, wenn auch tatsächlich das komplette System abgebildet ist. Natürlich hat man hier noch Spielraum aufgrund der Abstraktionsebene und muss eher unwichtige Sachverhalte nicht modellieren, einige entscheidende Aspekte fehlen dem Modell aktuell jedoch noch. Dazu zählt vor allem der luftgebundene Rettungsdienst, der von der Methodik her recht ähnlich zu den Agenten NEF und RTW modelliert werden kann. Da sich der Standort der luftgebundenen Rettungsmittel für das Versorgungsgebiet der IRLS Lausitz in Senftenberg befindet, weit außerhalb vom Stadtgebiet Cottbus, hat in den allermeisten Fällen ein bodengebundenes Rettungsmittel einen deutlich zeitkürzeren Anfahrtsweg. Außerdem können die in Cottbus stationierten Rettungsmittel auch in den umliegenden Landkreisen eingesetzt werden, dementsprechend ist eine Erweiterung auf das gesamte Versorgungsgebiet essentiell. Dazu müssen die Datengrundlagen verschiedener Rettungsdienstbereiche fusioniert werden. Diesbezüglich ist es von Vorteil, dass das entwickelte Simulationsmodell auf Zensus-Daten basiert. Diese liegen für ganz Deutschland einheitlich vor und werden auch in anderen EU-Staaten erhoben. Bislang haben Sekundärtransporte und deren Planung im Modell keine Rolle gespielt. Werden diese zusätzlich in das System integriert, sinkt automatisch die prozentuale Einhaltung der Hilfsfrist, da mehr Einsätze anstehen und dafür für Primärtransporte weniger RTW zur Verfügung stehen. Im Simulationsmodell wird außerdem mit einem Notruf immer nur ein einzelner Patient assoziiert. In der Realität kann es aber auch mehrere Verletzte geben (z.B. bei einem Verkehrsunfall), in dem Fall spricht man von einem MANV. Für diese gibt es verschiedene Stufen, abhängig von der konkreten Anzahl an Verletzten und auch entsprechende Bewältigungsstrategien. Bei solchen Ereignissen treten Notrufe nicht unabhängig voneinander auf, die Modellierung als Poisson-Prozess kann diese Eigenschaft allerdings nicht abbilden. An dieser Stelle bräuchte man andere Methoden zur zeitlichen Erzeugung von Notrufen. Die örtliche Erzeugung, basierend auf der Bevölkerungsverteilung, ist eine Neuheit auf dem Gebiet der EMS-Systeme. In der Regel werden historische Einsatzdaten genutzt, um daraus Notfallstandorte zu erzeugen. Dies birgt Vor- und Nachteile. Die Erzeugung von neuen, historisch nicht verzeichneten Notrufstandorten ist durch einen

populationsbasierten Ansatz einfacher. Dafür können andere Gebiete unterrepräsentiert sein. Manche können dünn besiedelt, aber trotzdem häufig besucht sein, beispielsweise in Gewerbegebieten: Dort sind wenige Menschen ansässig, aber zu Arbeitszeiten dennoch viele unterwegs und dementsprechend können dort auch vermehrt Notrufe auftreten. Auch hier bietet der Zensus-Datensatz weiteres Potential: Gewerbeflächen können dabei auch entnommen werden. Bislang sind in dem Modell auch keine Korrelationen berücksichtigt: Es liegt auf der Hand, dass ältere Menschen krankheitsanfälliger sind und somit häufiger Notrufe erzeugen, deshalb könnte man auch die Altersverteilung des Gebiets analysieren und im Modell integrieren. Auch diese Daten lassen sich dem Zensus entnehmen. Generell ließen sich mit einer fundierteren Datengrundlage noch konkretere Aussagen treffen. Eine Schwierigkeit stellt das Verkehrsaufkommen dar. Die Geschwindigkeiten von Rettungsfahrzeugen können stark variieren, z.B. aufgrund der Straßenart oder der Verkehrsdichte. Im Modell wurden die Geschwindigkeiten der Rettungsfahrzeuge bislang ohne jegliche Datengrundlage festgelegt. Durch den modularen Aufbau des agentenbasierten Modells ist es aber prinzipiell möglich, jegliche Erweiterung vorzunehmen. Um welche Aspekte man es erweitert, hängt insbesondere von dem konkreten Problem ab, welches man untersuchen möchte. Weitere Bestrebungen müssen nachfolgend außerdem eine vollständige Prozess-Validierung, sowie deskriptive und vorhersagende Output-Validierung des Modells beinhalten.

6 Fazit

Den Abschluss dieser Arbeit bildet das Fazit, welches sich in eine Zusammenfassung und einen anschließenden Ausblick auf zukünftige Entwicklungen gliedert. Dabei wird der Inhalt der Masterarbeit prägnant resümiert, die Arbeit in den Gesamtkontext eingeordnet und der Nutzen der Forschungsergebnisse perspektivisch dargestellt.

6.1 Zusammenfassung

Diese Masterarbeit verfolgte das Ziel, die digitale Abbildung der Rettungskette eines bestimmten Gebiets in Form eines agentenbasiertes Simulationsmodell zu analysieren. Die Rettungskette umfasst dabei das System der Notfallrettung, welches eine notleidende Person nach Absetzen eines Notrufs bis zur Hospitalisierung durchlaufen kann. Dieses System – das EMS-System – wurde dafür zunächst in seinen Eigenschaften und möglichen Ausprägungen eingeführt, die Rettungskette zur digitalen Abbildung formalisiert und das EMS-System des untersuchten Gebiets (Cottbus, Brandenburg, Deutschland) charakterisiert. Mittels in Brandenburg geltender Gesetze wurden die Rahmenbedingungen für die Umsetzung eines digitalen Modells geschaffen, in dem Akteure vorgestellt und etwaige Handlungsrichtlinien und gesetzliche Vorgaben ausgeführt wurden. Die in einem EMS-System entstehenden Planungsprobleme wurden vorgestellt und nach strategischer, taktischer und operativer Planungsebene differenziert.

Daraufhin wurde eine umfassende Literaturübersicht historisch wichtiger und aktueller Publikationen auf dem Gebiet der Optimierung von EMS-Systemen im Zuge des Operations Research gegeben, um das große Optimierungspotential zu verdeutlichen und eine Grundlage für die Forschung auf diesem Gebiet zu schaffen. Dazu wurde der Review nach den einzelnen Teilproblemen gegliedert, deren mathematische Lösungsansätze angegeben und etwaige Abhängigkeiten einzelner Teilprobleme des Forschungsgebiets identifiziert. Es wurde deutlich, dass gefundene Lösungen aufgrund dieser Interdependenzen nicht ausreichen, ein EMS-System in seiner Gesamtheit zu optimieren. Dafür bieten Simulationsmethoden einen möglichen Ausweg: Per Simulation lässt sich ein EMS-System beliebig detailliert computergestützt nachbilden, somit können heuristisch Lösungen ermittelt werden oder die Qualität bestehender Instanzen, die aus Lösung eines Teilproblems stammen, geprüft werden.

Für die Entwicklung einer Simulationsumgebung wurden mathematische Grundlagen eingeführt, die für das Verständnis des konzipierten Simulationsmodells und dessen statistische Auswertung nötig sind. Dazu gehörte neben stochastischen und graphentheoretischen Grundlagen auch ein kurzer Überblick der Implementierungsmöglichkeiten durch die Software AnyLogic. Darüber hinaus wurde das Vorgehen bei der Durchführung einer Simulationsstudie, sowie verschiedene Simulationsstrategien erläutert. Die Methode der agentenbasierten Modellierung und Simulation erwies sich dabei aufgrund ihrer Flexibilität und Nachvollziehbarkeit als geeignet, um die hohe Komplexität des Systems adäquat abzubilden. Durch seinen modularen Aufbau kann ein agentenbasiertes Modell stetig um weitere Elemente (in Form neuer Agenten) erweitert werden.

Ein in AnyLogic entwickeltes, agentenbasiertes Simulationsmodell wurde vorgestellt. Vor der Modellierung erfolgte die Analyse der Rohdaten, die in Kooperation mit der Integrierten Regionalleitstelle Lausitz erhoben wurden, sowie dem frei verfügbaren Zensus-Datensatz, in Form verschiedener Präprozessierungsschritte. Es wurde eine umfassende Ausführung des theoretischen Modells mit den Bestandteilen Agentenumgebung, Agenten, Ereignissen und Prozessen geliefert, um das mathematische Modell für Praktiker verständlich zu machen. Die graphische Nutzeroberfläche wurde dabei möglichst anwenderfreundlich konzipiert und liefert ein Live-Monitoring von Routing, Protokollierung des Einsatzgeschehens und statistischen Kennzahlen. Eine Monte-Carlo Version des Simulationsprogramms ermöglicht es, die Leistung des Systems in verschiedenen Szenarien zu untersuchen. Die durchgeführten Szenarienexperimente verdeutlichen das Potential, welches hinter simulationsbasierten Optimierungsansätzen steckt. Die Ergebnisse sind nur bedingt aussagekräftig, da nur ein Auszug aus dem Versorgungsgebiet betrachtet wurde, ebenso wie nur ein Teil des EMS-Systems modelliert wurde. Es ist erkennbar, dass es an einigen Stellen Erweiterungsbedarf gibt und das Modell in seiner aktuellen Form noch nicht bereit für den Praxiseinsatz ist. Dennoch bietet es eine essentielle Grundlage, um EMS-Systeme verstehen und detaillierter untersuchen zu können. Potentielle Richtungen neuer Forschungsansätze werden nachfolgend im Ausblick aufgegriffen.

6.2 Ausblick

In dieser Arbeit wurde deutlich, dass das Gebiet der Simulation und Optimierung von EMS-Systemen trotz des bereits betriebenen Aufwands noch großes Forschungspotential besitzt. Dies bestätigen aktuelle sozioökonomische Entwicklungen, die den Rettungsdienst in den kommenden Jahren vor weitere Probleme stellen werden. Praktiker sind darauf angewiesen, dass im Einklang mit dem technischen Fortschritt weitere Strategien und Ansätze entwickelt werden, um eine bestmögliche Notfallversorgung für den Patienten zu gewährleisten. Im Rahmen dieser Studie wurde gezeigt, dass agentenbasierte Modellierung und Simulation einen großen Teil dazu beitragen kann. Bislang ist das Modell beschränkt auf den Regelbetrieb des Rettungsdiensts. Ausnahmesituationen, die besonders spannend sind, da sie die Beteiligten in der Praxis an ihre Grenzen bringen und das gesamte System auf seine Belastbarkeit prüfen, können noch nicht zureichend abgebildet werden. Im Fokus stehen dabei zunehmend Klimaereignisse oder ähnliche Umstände, die Massenanfälle von Verletzten auslösen. Durch den modularen Aufbau eines agentenbasierten Simulationsmodells ist es unter weiteren Anstrengungen möglich, das Modell um diese fehlenden Bestandteile des Realsystems zu erweitern. Hierzu gehören unter anderem der luftgebundene Rettungsdienst, Sekundärtransporte, Disponentenaufgaben, Personaldienstplanung oder Kooperation mit anderen Organisationen (Feuerwehr, Polizei, Katastrophenschutz). Es ist nötig, noch engere Zusammenarbeit mit Praxiseinrichtungen, wie Leitstellen oder Gesundheitseinrichtungen, einzugehen. Ein interdisziplinärer Wissenstransfer ermöglicht es, den künftigen Einsatzzweck der entwickelten Simulationsumgebung zu konkretisieren. Die Anzahl möglicher Anwendungsfälle ist dabei groß. In der Praxis mangelt es an Möglichkeiten, Ressourcenbedarf fundiert nachzuweisen. Außerdem ist die Schulung von Disponenten zeit-

aufwendig und komplex. Daher bietet sich die Weiterentwicklung des Simulationsmodells zur Nutzung als Planungs- oder Trainingswerkzeugs in der Praxis an. Ferner lässt sich der Einfluss und Nutzen neuer Strategien oder der Einsatz von Innovationstechnologien (Drohneinsatz, Apps zur Notfallalarmierung, etc.) abschätzen. Großes Potential liegt auch bei der integrierbaren Lernfähigkeit der Agenten. Ein trainiertes KI-Modell könnte Reaktionsvorschläge auf bestimmte Situationen liefern. Dazu müssen vorhandene Datensätze erschlossen und eingesetzt werden.

Eine große Hürde sind deutschlandweit die verschiedenen Regelungen des Rettungsdiensts auf Landesebene, welche die Übertragbarkeit des Modells erschweren. Über eine Ausweitung auf Versorgungsgebiete mehrerer Leitstellen kann man deren Kooperation untersuchen und langfristig stärken. Eine der großen Hindernisse wird dabei sein: Wie integriert man in der Forschung entstandene Konzepte in die Praxis? Hierfür braucht es ein Fundament, welches so konzipiert ist, dass auch gebietsferne Personen mit ein wenig Mathematikverständnis die Modellzusammenhänge verstehen. Diese Arbeit bildet einen ersten Ansatz. Das wird für das Verständnis der Anwender besonders wichtig sein, die jetzt schon mit einer großen Anzahl komplexer Software-Programme hantieren, sodass weitere Technologien ihr Verständnis nicht übersteigen dürfen. Damit könnte man auch sicherstellen, dass Anwender durch ihr Praxiswissen einen Beitrag zur Forschung leisten können.

Die Optimierung von Elementen des Rettungsdiensts wird fortwährend forschungsrelevant bleiben, da sich Gesellschaft und Technologie stetig verändern und neue Lösungsansätze für auftauchende Probleme bedürfen. An erster Stelle steht dabei, unter allen Umständen die bestmögliche Gesundheitsvorsorge jedes Einzelnen zu gewährleisten.

Literatur

- [1] L. Aboueljinane, E. Sahin und Z. Jemai, “A review on simulation models applied to emergency medical service operations,” *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 66, Nr. 4, S. 734–750, 2013.
- [2] S. Al-Shaqsi, “Models of international emergency medical service (EMS) systems,” *Oman Medical Journal*, Vol. 25, Nr. 4, S. 320–323, Oct 2010.
- [3] R. Alanis, A. Ingolfsson und B. Kolfal, “A Markov chain model for an EMS system with repositioning,” *Production and Operations Management*, Vol. 22, Nr. 1, S. 216–231, 2013.
- [4] S. Andrae und P. Pobuda, *Agentenbasierte Modellierung: Eine interdisziplinäre Einführung*, Serie Springer essentials. Wiesbaden: Springer, 2021.
- [5] B. H. Andrews und S. M. Cunningham, “LL Bean improves call-center forecasting,” *Interfaces*, Vol. 25, Nr. 6, S. 1–13, 1995.
- [6] R. Aringhieri, G. Carello und D. Morale, “Ambulance location through optimization and simulation: The case of Milano urban area,” Università degli Studi di Milano, Polo didattico e di ricerca di Crema, Tech. Rep., 2007.
- [7] R. Aringhieri, M. E. Bruni, S. Khodaparasti und J. T. van Essen, “Emergency medical services and beyond: Addressing new challenges through a wide literature review,” *Computers & Operations Research*, Vol. 78, S. 349–368, 2017.
- [8] J. Baker und K. Fitzpatrick, “Determination of an optimal forecast model for ambulance demand using goal programming,” *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 37, Nr. 11, S. 1047–1059, 1986.
- [9] B. K. Bala, F. M. Arshad, K. M. Noh *et al.*, “System dynamics,” *Springer Texts in Business and Economics*, 2017.
- [10] A. Başar, B. Çatay und T. Ünlüyurt, “A multi-period double coverage approach for locating the emergency medical service stations in Istanbul,” *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, Nr. 4, S. 627–637, 2011.
- [11] A. Başar, B. Çatay und T. Ünlüyurt, “A taxonomy for emergency service station location problem,” *Optimization letters*, Vol. 6, Nr. 6, S. 1147–1160, 2012.
- [12] V. Bélanger, A. Ruiz und P. Soriano, “Recent optimization models and trends in location, relocation, and dispatching of emergency medical vehicles,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 272, Nr. 1, S. 1–23, 2019.
- [13] F. W. Bessel, C. F. Karney und R. E. Deakin, “Über die Berechnung der geographischen Längen und Breiten aus geodätischen Vermessungen,” *arXiv preprint arXiv:0908.1823*, 2009.
- [14] L. Bianchi, J. E. Jarrett und R. C. Hanumara, “Forecasting incoming calls to tele-marketing centers,” *The Journal of Business Forecasting*, Vol. 12, Nr. 2, S. 3, 1993.
- [15] A. Borshchev und I. Grigoryev, *The big book of simulation modeling: multimethod modeling with AnyLogic 8*. AnyLogic North America, 2020, <https://www.anylogic.de/resources/books/big-book-of-simulation-modeling/> [Abgerufen am: 24.01.2022].
- [16] D. R. Boyd, “Emergency medical services systems development: A national initiative,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 25, Nr. 4, S. 104–115, 1976.

- [17] P. V. G. Bradbeer, C. Findlay und T. C. Fogarty, "An ambulance crew rostering system," in *Real-World Applications of Evolutionary Computing, EvoWorkshops 2000: EvoIASP, EvoSCONDI, EvoTel, EvoSTIM, EvoROB, and EvoFlight*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2000, S. 267–276.
- [18] L. Brotcorne, G. Laporte und F. Semet, "Ambulance location and relocation models," *European Journal of Operational Research*, Vol. 147, Nr. 3, S. 451–463, 2003.
- [19] A. J. Carter, J. B. Gould, P. Vanberkel, J. L. Jensen, J. Cook, S. Carrigan, M. R. Wheatley und A. H. Travers, "Offload zones to mitigate emergency medical services (EMS) offload delay in the emergency department: A process map and hazard analysis," *Canadian Journal of Emergency Medicine*, Vol. 17, Nr. 6, S. 670–678, 2015.
- [20] G. M. Carter, J. M. Chaiken und E. Ignall, "Response areas for two emergency units," *Operations Research*, Vol. 20, Nr. 3, S. 571–594, 1972.
- [21] T. C. Chan, D. Demirtas und R. H. Kwon, "Optimizing the deployment of public access defibrillators," *Management Science*, Vol. 62, Nr. 12, S. 3617–3635, 2016.
- [22] N. Channouf, P. L'Ecuyer, A. Ingolfsson und A. N. Avramidis, "The application of forecasting techniques to modeling emergency medical system calls in Calgary, Alberta," *Health Care Management Science*, Vol. 10, Nr. 1, S. 25–45, 2007.
- [23] A. Y. Chen, T.-Y. Lu, M. H.-M. Ma und W.-Z. Sun, "Demand forecast using data analytics for the preallocation of ambulances," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol. 20, Nr. 4, S. 1178–1187, 2015.
- [24] K. C. Chong, S. G. Henderson und M. E. Lewis, "The vehicle mix decision in emergency medical service systems," *Manufacturing & Service Operations Management*, Vol. 18, Nr. 3, S. 347–360, 2016.
- [25] R. Church und C. ReVelle, "The maximal covering location problem," *Papers of the Regional Science Association*, Vol. 32, Nr. 1, S. 101–118, 1974.
- [26] J. K. Cochran und A. Bharti, "A multi-stage stochastic methodology for whole hospital bed planning under peak loading," *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, Vol. 1, Nr. 1-2, S. 8–36, 2006.
- [27] J. K. Cochran und K. T. Roche, "A multi-class queuing network analysis methodology for improving hospital emergency department performance," *Computers & Operations Research*, Vol. 36, Nr. 5, S. 1497–1512, 2009.
- [28] J.-F. Cordeau, G. Laporte und S. Ropke, "Recent models and algorithms for one-to-one pickup and delivery problems," in *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges*. Springer, 2008, S. 327–357.
- [29] J.-F. Cordeau, "A branch-and-cut algorithm for the dial-a-ride problem," *Operations Research*, Vol. 54, Nr. 3, S. 573–586, 2006.
- [30] M. S. Daskin, "A maximum expected covering location model: formulation, properties and heuristic solution," *Transportation Science*, Vol. 17, Nr. 1, S. 48–70, 1983.
- [31] M. Defraeye und I. Van Nieuwenhuysse, "Controlling excessive waiting times in small service systems with time-varying demand: An extension of the ISA algorithm," *Decision Support Systems*, Vol. 54, Nr. 4, S. 1558–1567, 2013.

- [32] M. K. Delgado, L. J. Meng, M. P. Mercer, J. M. Pines, D. K. Owens und G. S. Zaric, “Reducing ambulance diversion at hospital and regional levels: Systemic review of insights from simulation models,” *Western Journal of Emergency Medicine*, Vol. 14, Nr. 5, S. 489, 2013.
- [33] C. Delhomme, M. Njeim, E. Varlet, L. Pechmajou, N. Benameur, P. Cassan, C. Derkenne, D. Jost, L. Lamhaut, E. Marijon *et al.*, “Automated external defibrillator use in out-of-hospital cardiac arrest: Current limitations and solutions,” *Archives of Cardiovascular Diseases*, Vol. 112, Nr. 3, S. 217–222, 2019.
- [34] W. F. Dick, “Anglo-American vs. Franco-German emergency medical services system,” *Prehospital and Disaster Medicine*, Vol. 18, Nr. 1, S. 29–37, 2003.
- [35] W. A. N. Dorland, *Dorland’s illustrated medical dictionary*. WB Saunders, 1925.
- [36] G. Erdoğan, E. Erkut, A. Ingolfsson und G. Laporte, “Scheduling ambulance crews for maximum coverage,” *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 61, Nr. 4, S. 543–550, 2010.
- [37] E. Erkut, A. Ingolfsson und G. Erdoğan, “Ambulance location for maximum survival,” *Naval Research Logistics (NRL)*, Vol. 55, Nr. 1, S. 42–58, 2008.
- [38] E. Erkut, A. Ingolfsson, T. Sim und G. Erdoğan, “Computational comparison of five maximal covering models for locating ambulances,” *Geographical Analysis*, Vol. 41, Nr. 1, S. 43–65, 2009.
- [39] L. Fahrmeir, C. Heumann, R. Künstler, I. Pigeot und G. Tutz, *Statistik*. Springer Berlin Heidelberg, 2016.
- [40] M. Fischer, J. Wnent, J. Gräsner, S. Seewald, S. Brenner, B. Bein, P. Ristau und A. Bohn, “Jahresbericht des Deutschen Reanimationsregisters–Außerklinische Reanimation 2019,” *Anästhesiologie & Intensivmedizin*, Vol. 61, S. V89–V93, 2020.
- [41] M. Gendreau, G. Laporte und F. Semet, “Solving an ambulance location model by tabu search,” *Location Science*, Vol. 5, Nr. 2, S. 75–88, 1997.
- [42] M. Gendreau, G. Laporte und F. Semet, “A dynamic model and parallel tabu search heuristic for real-time ambulance relocation,” *Parallel Computing*, Vol. 27, Nr. 12, S. 1641–1653, 2001.
- [43] M. Gendreau, G. Laporte und F. Semet, “The maximal expected coverage relocation problem for emergency vehicles,” *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 57, Nr. 1, S. 22–28, 2006.
- [44] N. Gilbert, “Agent-based models,” *The Centre for Research in Social Simulation*, S. 1–20, Jan 2007.
- [45] J. B. Goldberg, “Operations research models for the deployment of emergency services vehicles,” *EMS Management Journal*, Vol. 1, Nr. 1, S. 20–39, 2004.
- [46] C. Gräbner, “Unrealistic models and how to identify them: On accounts of model realisticness,” ICAE Working Paper Series, Tech. Rep., 2019.
- [47] A. Haghani, Q. Tian und H. Hu, “Simulation model for real-time emergency vehicle dispatching and routing,” *Transportation Research Record*, Vol. 1882, Nr. 1, S. 176–183, 2004.

- [48] R. Hagtvedt, M. Ferguson, P. Griffin, G. T. Jones und P. Keskinocak, “Cooperative strategies to reduce ambulance diversion,” in *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2009, S. 1861–1874.
- [49] C. Hellmich, *Qualitätsmanagement und Zertifizierung im Rettungsdienst*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010.
- [50] S. Helmis und R. Hollmann, *Webbasierte Datenintegration*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner, 2009.
- [51] K. Hogan und C. ReVelle, “Concepts and applications of backup coverage,” *Management Science*, Vol. 32, Nr. 11, S. 1434–1444, 1986.
- [52] J. Holliman, “International development of emergency medicine,” in *Lecture at the 1st International Congress of the Polish Society for Emergency Medicine: Emergency Medicine in Middle and Eastern Europe*, 2000, S. 13–16.
- [53] N. R. Hoot und D. Aronsky, “Systematic review of emergency department crowding: Causes, effects, and solutions,” *Annals of Emergency Medicine*, Vol. 52, Nr. 2, S. 126–136, 2008.
- [54] S. Ibri, M. Nourelfath und H. Drias, “A multi-agent approach for integrated emergency vehicle dispatching and covering problem,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 25, Nr. 3, S. 554–565, 2012.
- [55] A. Ingolfsson, S. Budge und E. Erkut, “Optimal ambulance location with random delays and travel times,” *Health Care Management Science*, Vol. 11, Nr. 3, S. 262–274, 2008.
- [56] C. J. Jagtenberg, S. Bhulai und R. D. van der Mei, “An efficient heuristic for real-time ambulance redeployment,” *Operations Research for Health Care*, Vol. 4, S. 27–35, 2015.
- [57] M. Janotta, H. Herbst, S. Hausmann, L. Heinsch und M. Schläger, *Stadt Cottbus Landschaftsplan*. FUGMANN JANOTTA PARTNER, 2016.
- [58] R. D. Kamenetzky, L. J. Shuman und H. Wolfe, “Estimating need and demand for prehospital care,” *Operations Research*, Vol. 30, Nr. 6, S. 1148–1167, 1982.
- [59] Y. Kergosien, C. Lente, D. Piton und J.-C. Billaut, “A tabu search heuristic for the dynamic transportation of patients between care units,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 214, Nr. 2, S. 442–452, 2011.
- [60] Y. Kergosien, V. Bélanger, P. Soriano, M. Gendreau und A. Ruiz, “A generic and flexible simulation-based analysis tool for EMS management,” *International Journal of Production Research*, Vol. 53, Nr. 24, S. 7299–7316, 2015.
- [61] V. A. Knight und P. R. Harper, “Modelling emergency medical services with phase-type distributions,” *Health Systems*, Vol. 1, Nr. 1, S. 58–68, 2012.
- [62] A. Kolker, “Process modeling of emergency department patient flow: Effect of patient length of stay on ED diversion,” *Journal of Medical Systems*, Vol. 32, Nr. 5, S. 389–401, 2008.
- [63] M. Kolonko, *Stochastische Simulation*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner, 2008.

- [64] R. C. Larson, "A hypercube queuing model for facility location and redistricting in urban emergency services," *Computers & Operations Research*, Vol. 1, Nr. 1, S. 67–95, 1974.
- [65] R. C. Larson, "Approximating the performance of urban emergency service systems," *Operations Research*, Vol. 23, Nr. 5, S. 845–868, 1975.
- [66] S. Lee, "The role of centrality in ambulance dispatching," *Decision Support Systems*, Vol. 54, Nr. 1, S. 282–291, 2012.
- [67] S. Lee, "Centrality-based ambulance dispatching for demanding emergency situations," *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 64, Nr. 4, S. 611–618, 2013.
- [68] Leitstelle Lausitz. IVENA eHealth. [Online]. Verfügbar: <https://www.leitstelle-lausitz.de/service/ivena> [Abgerufen am: 15.01.2022].
- [69] Leitstelle Lausitz. KATRETTTER. [Online]. Verfügbar: <https://www.leitstelle-lausitz.de/service/katretter> [Abgerufen am: 15.01.2022].
- [70] Leitstelle Lausitz. (2022) Digitalfunk. [Online]. Verfügbar: <https://www.leitstelle-lausitz.de/leitstelle/digitalfunk/> [Aufgerufen am 07.02.2022].
- [71] Leitstelle Lausitz. (2022) Versorgungsbereich. [Online]. Verfügbar: <https://www.leitstelle-lausitz.de/leitstelle/region-lausitz/> [Aufgerufen am 27.01.2022].
- [72] X. Li, Z. Zhao, X. Zhu und T. Wyatt, "Covering models and optimization techniques for emergency response facility location and planning: A review," *Mathematical Methods of Operations Research*, Vol. 74, Nr. 3, S. 281–310, 2011.
- [73] X. Li, Z. Zhao, X. Zhu und T. Wyatt, "Covering models and optimization techniques for emergency response facility location and planning: A review," *Mathematical Methods of Operations Research*, Vol. 74, Nr. 3, S. 281–310, 2011.
- [74] Y. Li und E. Kozan, "Rostering ambulance services," in *Proceedings of Asia Pacific Industrial Engineering & Management Systems Conference 2009*. APIEMS, 2009, S. 795–801.
- [75] C. S. Lim, R. Mamat und T. Braunl, "Impact of ambulance dispatch policies on performance of emergency medical services," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 12, Nr. 2, S. 624–632, 2011.
- [76] D. S. Matteson, M. W. McLean, D. B. Woodard und S. G. Henderson, "Forecasting emergency medical service call arrival rates," *The Annals of Applied Statistics*, Vol. 5, Nr. 2B, S. 1379–1406, 2011.
- [77] M. S. Maxwell, M. Restrepo, S. G. Henderson und H. Topaloglu, "Approximate dynamic programming for ambulance redeployment," *INFORMS Journal on Computing*, Vol. 22, Nr. 2, S. 266–281, 2010.
- [78] C. E. McConnel und R. W. Wilson, "The demand for prehospital emergency services in an aging society," *Social Science & Medicine*, Vol. 46, Nr. 8, S. 1027–1031, 1998.
- [79] L. A. McLay und M. E. Mayorga, "A dispatching model for server-to-customer systems that balances efficiency and equity," *Manufacturing & Service Operations Management*, Vol. 15, Nr. 2, S. 205–220, 2013.

- [80] L. A. McLay und M. E. Mayorga, “A model for optimally dispatching ambulances to emergency calls with classification errors in patient priorities,” *IIE Transactions*, Vol. 45, Nr. 1, S. 1–24, 2013.
- [81] D. Meintrup und S. Schäffler, *Stochastik*. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [82] M. I. Mermiri, G. A. Mavrovounis und I. N. Pantazopoulos, “Drones for automated external defibrillator delivery: where do we stand?” *The Journal of Emergency Medicine*, Vol. 59, Nr. 5, S. 660–667, 2020.
- [83] M. Moeini, Z. Jemai und E. Sahin, “Location and relocation problems in the context of the emergency medical service systems: A case study,” *Central European Journal of Operations Research*, Vol. 23, Nr. 3, S. 641–658, 2015.
- [84] L. Moore, “Measuring quality and effectiveness of prehospital EMS,” *Prehospital Emergency Care*, Vol. 3, Nr. 4, S. 325–331, 1999.
- [85] S. Nickel, M. Reuter-Oppermann und F. Saldanha-da Gama, “Ambulance location under stochastic demand: A sampling approach,” *Operations Research for Health Care*, Vol. 8, S. 24–32, 2016.
- [86] N. Noyan, “Alternate risk measures for emergency medical service system design,” *Annals of Operations Research*, Vol. 181, Nr. 1, S. 559–589, 2010.
- [87] S. N. Parragh, K. F. Doerner, R. F. Hartl und X. Gandibleux, “A heuristic two-phase solution approach for the multi-objective dial-a-ride problem,” *Networks: An International Journal*, Vol. 54, Nr. 4, S. 227–242, 2009.
- [88] H. K. Rajagopalan, C. Saydam, H. Setzler, E. Sharer *et al.*, “Ambulance deployment and shift scheduling: An integrated approach,” *Journal of Service Science and Management*, Vol. 4, Nr. 01, S. 66, 2011.
- [89] A. Ramirez, J. W. Fowler und T. Wu, “Analysis of ambulance diversion policies for a large-size hospital,” in *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2009, S. 1875–1886.
- [90] A. Ramirez-Nafarrate, J. W. Fowler und T. Wu, “Design of centralized ambulance diversion policies using simulation-optimization,” in *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2011, S. 1251–1262.
- [91] A. Ramirez-Nafarrate, A. B. Hafizoglu, E. S. Gel und J. W. Fowler, “Comparison of ambulance diversion policies via simulation,” in *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2012, S. 1–12.
- [92] J. F. Repede und J. J. Bernardo, “Developing and validating a decision support system for locating emergency medical vehicles in Louisville, Kentucky,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 75, Nr. 3, S. 567–581, 1994.
- [93] M. Reuter-Oppermann, P. L. van den Berg und J. L. Vile, “Logistics for emergency medical service systems,” *Health Systems*, Vol. 6, Nr. 3, S. 187–208, 2017.
- [94] C. ReVelle und K. Hogan, “The maximum availability location problem,” *Transportation Science*, Vol. 23, Nr. 3, S. 192–200, 1989.
- [95] C. ReVelle, D. Bigman, D. Schilling, J. Cohon und R. Church, “Facility location: A review of context-free and EMS models,” *Health Services Research*, Vol. 12, Nr. 2, S. 129, 1977.

- [96] U. Ritzinger, J. Puchinger, C. Rudloff und R. F. Hartl, “Real-world patient transportation,” in *ODYSSEUS 2012 5th International Workshop on Freight Transportation and Logistics*, 2012.
- [97] R. Y. Rubinstein und D. P. Kroese, *Simulation and the Monte Carlo method*, 2. Auflage. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2016.
- [98] E. S. Savas, “Simulation and cost-effectiveness analysis of new york’s emergency ambulance service,” *Management Science*, Vol. 15, Nr. 12, S. B608–B627, 1969.
- [99] M. Schilde, K. F. Doerner und R. F. Hartl, “Metaheuristics for the dynamic stochastic dial-a-ride problem with expected return transports,” *Computers & Operations Research*, Vol. 38, Nr. 12, S. 1719–1730, 2011.
- [100] V. Schmid, “Solving the dynamic ambulance relocation and dispatching problem using approximate dynamic programming,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 219, Nr. 3, S. 611–621, 2012.
- [101] V. Schmid und K. F. Doerner, “Ambulance location and relocation problems with time-dependent travel times,” *European Journal of Operational Research*, Vol. 207, Nr. 3, S. 1293–1303, 2010.
- [102] A. Schwartz, “Einführung in die Graphentheorie,” Institut für Mathematik, Julius-Maximilians-Universität Würzburg, Tech. Rep., 2013.
- [103] H. Setzler, C. Saydam und S. Park, “EMS call volume predictions: A comparative study,” *Computers & Operations Research*, Vol. 36, Nr. 6, S. 1843–1851, 2009.
- [104] S. Shang, B. Yuan, K. Deng, K. Xie und X. Zhou, “Finding the most accessible locations: Reverse path nearest neighbor query in road networks,” in *Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, 2011, S. 181–190.
- [105] P. Sorensen und R. Church, “Integrating expected coverage and local reliability for emergency medical services location problems,” *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol. 44, Nr. 1, S. 8–18, 2010.
- [106] P. Sprivulis und B. Gerrard, “Internet-accessible emergency department workload information reduces ambulance diversion,” *Prehospital Emergency Care*, Vol. 9, Nr. 3, S. 285–291, 2005.
- [107] Statistisches Bundesamt (Destatis). (2021) Kreisfreie Städte und Landkreise nach Fläche, Bevölkerung und Bevölkerungsdichte am 31.12.2020. [Online]. Verfügbar: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Laender-Regionen/Regionales/Gemeindeverzeichnis/Administrativ/04-kreise.html> [Aufgerufen am 27.01.2022].
- [108] Statistisches Bundesamt (Destatis). (2015) Zensus 2011, Einwohnerzahl je Hektar, Ergebnisse des Zensus am 9.Mai 2011 pro ha. Wiesbaden. [Online]. Verfügbar: https://www.zensus2011.de/DE/Home/home_node.html [Aufgerufen am 27.01.2022].
- [109] K. Sudtachat, M. E. Mayorga und L. A. McLay, “Recommendations for dispatching emergency vehicles under multitiered response via simulation,” *International Transactions in Operational Research*, Vol. 21, Nr. 4, S. 581–617, 2014.

- [110] K. Sudtachat, M. E. Mayorga und L. A. Mclay, "A nested-compliance table policy for emergency medical service systems under relocation," *Omega*, Vol. 58, S. 154–168, 2016.
- [111] L. Sun, L. J. Hong und Z. Hu, "Balancing exploitation and exploration in discrete optimization via simulation through a gaussian process-based search," *Operations Research*, Vol. 62, Nr. 6, S. 1416–1438, 2014.
- [112] The AnyLogic Company. (2022) Anylogic simulation software. [Online]. Verfügbar: <https://www.anylogic.de> [Aufgerufen am 27.01.2022].
- [113] C. Toregas, R. Swain, C. ReVelle und L. Bergman, "The location of emergency service facilities," *Operations research*, Vol. 19, Nr. 6, S. 1363–1373, 1971.
- [114] T. Uno, K. Kato und H. Katagiri, "An application of interactive fuzzy satisficing approach with particle swarm optimization for multiobjective emergency facility location problem with a-distance," in *2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Multi-Criteria Decision-Making*. IEEE, 2007, S. 368–373.
- [115] T. Van Barneveld, R. D. van der Mei und S. Bhulai, "Compliance tables for an EMS system with two types of medical response units," *Computers & Operations Research*, Vol. 80, S. 68–81, 2017.
- [116] M. Van Buuren, R. van der Mei, K. Aardal und H. Post, "Evaluating dynamic dispatch strategies for emergency medical services: Tifar simulation tool," in *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2012, S. 1–12.
- [117] M. van Buuren, R. van der Mei und S. Bhulai, "Demand-point constrained ems vehicle allocation problems for regions with both urban and rural areas," *Operations Research for Health Care*, Vol. 18, S. 65–83, 2018.
- [118] P. L. van den Berg und K. Aardal, "Time-dependent MEXCLP with start-up and relocation cost," *European Journal of Operational Research*, Vol. 242, Nr. 2, S. 383–389, 2015.
- [119] J. Van den Bergh, J. Beliën, P. De Bruecker, E. Demeulemeester und L. De Boeck, "Personnel scheduling: A literature review," *European Journal of Operational Research*, Vol. 226, Nr. 3, S. 367–385, 2013.
- [120] J. L. Vile, J. W. Gillard, P. R. Harper und V. A. Knight, "Predicting ambulance demand using singular spectrum analysis," *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 63, Nr. 11, S. 1556–1565, 2012.
- [121] K.-H. Waldmann und W. E. Helm, *Simulation stochastischer Systeme*. Springer, 2016.
- [122] B. Werners und L. Wiesche, *Bedarfsplanung für kommunale Rettungsdienste*. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2018, S. 31–43.
- [123] J. Weyer und M. Roos, "Agentenbasierte Modellierung und Simulation: Instrument prospektiver Technikfolgenabschätzung," *TATuP-Zeitschrift für Technikfolgenabschätzung in Theorie und Praxis*, Vol. 26, Nr. 3, S. 11–16, 2017.
- [124] L. Wiesche, S. Rachuba und D. Degel, *Entscheidungsunterstützung im Rettungsdienst*. Hamburg: Verlag Dr. Kovac, 2013, S. 119–130.

- [125] W. Yang, Q. Su, S. H. Huang, Q. Wang, Y. Zhu und M. Zhou, “Simulation modeling and optimization for ambulance allocation considering spatiotemporal stochastic demand,” *Journal of Management Science and Engineering*, Vol. 4, Nr. 4, S. 252–265, 2019.
- [126] Y. Yue, L. Marla und R. Krishnan, “An efficient simulation-based approach to ambulance fleet allocation and dynamic redeployment,” in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 26, Nr. 1, 2012.
- [127] M. Zarkeshzadeh, H. Zare, Z. Heshmati und M. Teimouri, “A novel hybrid method for improving ambulance dispatching response time through a simulation study,” *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 60, S. 170–184, 2016.
- [128] J. K. Zègre-Hemsey, B. Bogle, C. J. Cunningham, K. Snyder und W. Rosamond, “Delivery of automated external defibrillators (AED) by drones: implications for emergency cardiac care,” *Current Cardiovascular Risk Reports*, Vol. 12, Nr. 11, S. 1–5, 2018.
- [129] O. Zhang, A. Mason und A. Philpott, “Simulation and optimisation for ambulance logistics and relocation,” in *Presentation at the INFORMS 2008 Conference*, 2008.
- [130] Z.-H. Zhang und H. Jiang, “A robust counterpart approach to the bi-objective emergency medical service design problem,” *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 38, Nr. 3, S. 1033–1040, 2014.
- [131] Z.-H. Zhang und K. Li, “A novel probabilistic formulation for locating and sizing emergency medical service stations,” *Annals of Operations Research*, Vol. 229, Nr. 1, S. 813–835, 2015.
- [132] L. Zhen, K. Wang, H. Hu und D. Chang, “A simulation optimization framework for ambulance deployment and relocation problems,” *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 72, S. 12–23, 2014.

IMPRESSUM

Brandenburgische Technische Universität Cottbus-Senftenberg
Fakultät 1 | MINT - Mathematik, Informatik, Physik, Elektro- und Informationstechnik
Institut für Mathematik
Platz der Deutschen Einheit 1
D-03046 Cottbus

Professur für Ingenieurmathematik und Numerik der Optimierung
Professor Dr. rer. nat. Armin Fügenschuh

E fuegenschuh@b-tu.de
T +49 (0)355 69 3127
F +49 (0)355 69 2307

Cottbus Mathematical Preprints (COMP), ISSN (Print) 2627-4019
Cottbus Mathematical Preprints (COMP), ISSN (Online) 2627-6100

www.b-tu.de/cottbus-mathematical-preprints
cottbus-mathematical-preprints@b-tu.de
doi.org/10.26127/btuopen-5873