

**Forschungsbericht
Institut für Automatisierungstechnik
und Softwaresysteme**

Hrsg.: Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich

Andreas Löcklin

Trajektorienvorhersage für die automatische Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter in der Intralogistik

Band 2/2025

Universität Stuttgart

Trajektorienvorhersage für die automatische Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter in der Intralogistik

Von der Fakultät Informatik, Elektrotechnik und Informationstechnik
der Universität Stuttgart zur Erlangung der Würde eines
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.) genehmigte Abhandlung

Vorgelegt von
Andreas Löcklin
aus Sindelfingen

Hauptberichter: Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich

Mitberichter: Prof. Dr.-Ing. Robert Schulz

Tag der Einreichung: 15.05.2024

Tag der mündlichen Prüfung: 21.11.2024

Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme
der Universität Stuttgart

2025

IAS-Forschungsberichte

Band 2/2025

Andreas Löcklin

**Trajektorienvorhersage für die automatische
Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter
in der Intralogistik**

D 93 (Diss. Universität Stuttgart)

Shaker Verlag
Düren 2025

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

Zugl.: Stuttgart, Univ., Diss., 2024

Copyright Shaker Verlag 2025

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany.

Print-ISBN 978-3-8440-9773-3
PDF-ISBN 978-3-8440-9868-6
ISSN 1610-4781
eISSN 2944-8417
<https://doi.org/10.2370/9783844098686>

Shaker Verlag GmbH • Am Langen Graben 15a • 52353 Düren
Telefon: 02421 / 99 0 11 - 0 • Telefax: 02421 / 99 0 11 - 9
Internet: www.shaker.de • E-Mail: info@shaker.de

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Automatisierungstechnik und Softwaresysteme (IAS) der Universität Stuttgart. In dieser Zeit hatte ich das große Glück, von vielen bemerkenswerten Personen unterstützt zu werden. Die Zusammenarbeit im Institutsalltag und im Rahmen von Projekten, die wertvollen Diskussionen von Fragestellungen und Forschungsinhalten und das gemeinsame Durchleben von Fachveranstaltungen, Vorträgen und Dienstreisen haben mich stets aufs Neue beflügelt.

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr.-Ing. Dr. h. c. Michael Weyrich. In meiner Zeit am IAS hat er mich eng begleitet und motiviert, den Weg hin zu einer Dissertation zu beginnen, zu gehen und zu vollenden. Vielen herzlichen Dank für die vielen konstruktiven Diskussionen, Hinweise und Anregungen bei der Erstellung der Arbeit.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Robert Schulz danke ich für das Interesse an meiner Arbeit, für die Diskussion der Themenstellung und für die Übernahme des Mitberichts.

Herrn Dr.-Ing. Nasser Jazdi danke ich für die wertvolle Zusammenarbeit. Lieber Nasser, vielen Dank, dass du das IAS zu einem besonderen Ort machst und uns mit Rat und Tat unterstützt!

Allen meinen Kolleginnen und Kollegen sowie Projektpartnern danke ich für die gute Zusammenarbeit und fortwährende Unterstützung, insbesondere etwa beim kräftezehrenden Transport von 800kg Material in die Forschungsfabrik ARENA2036 zur Ermöglichung der dort durchgeführten Evaluierung. Ebenso gilt mein Dank allen Studierenden, die ich bei Ihren Studienarbeiten begleiten durfte und die Ihren Teil zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Schließlich möchte ich meinen Eltern, Susanne und Eberhard, und meiner Schwester Stefanie von Herzen danken für die enge Begleitung in dieser intensiven Zeit – ohne euch hätte ich das nicht geschafft!

Stuttgart, im Jahr 2025

Andreas Löcklin

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	iii
Tabellenverzeichnis.....	v
Abkürzungsverzeichnis.....	vi
Zusammenfassung.....	viii
Abstract.....	ix
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation und Problemstellung	1
1.2 Herausforderungen und erste Abgrenzungen	2
1.3 Zielsetzung und Anforderungen	5
1.4 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit	8
2 Stand der Wissenschaft und Technik.....	12
2.1 Intralogistik mit mobilen Robotern	12
2.2 Navigation und Routenplanung	15
2.3 Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter mit vorhergesagten Trajektorien ..	17
2.4 Vorhersage von Trajektorien von Menschen.....	19
2.5 Erfassung von Trajektorien und Kontext von Menschen	26
2.6 Aufzeigen des Forschungsbedarfs	28
3 Modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen für vorausschauende Routenplanung mobiler Roboter.....	33
3.1 Entwurf der Methodik	34
3.1.1 Modulare Methodik zur Trajektorienvorhersage	37
3.1.2 Nutzung von Kontextinformationen	41
3.1.3 Datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen durch Modularität und Serviceorientierung	46
3.2 Analyse von Anfragen nach Trajektorienvorhersagen	51
3.3 Aufbereitung von Sensordaten	54
3.3.1 Erfassung des Bewegungszustands mit UWB-RTLS	54
3.3.2 Erfassung von statischen Kontextinformationen aus Karten	56
3.3.3 Erfassung von dynamischen Kontextinformationen aus Kalendern	58
3.4 Erstellung von Trajektorienvorhersagen	60
3.4.1 Auswertung dynamischer Kontextinformationen	61
3.4.2 Auswertung statischer Kontextinformationen	62
3.4.3 Berechnung von Trajektorienvorhersagen.....	63
3.5 Bewertung von Vorhersagen	68

3.6	Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter durch Nutzung von Trajektorienvorhersagen.....	70
3.7	Überblick zu Entwurfsentscheidungen.....	72
4	Realisierung der Artefakte für Routenplanung und Trajektorienvorhersage.....	75
4.1	Routenplanung mobiler Roboter mit D* Suchalgorithmus	75
4.2	Realisierung der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen als Webapplikation.....	78
4.2.1	Infrastruktur für Modularität und sensitive Datennutzung	78
4.2.2	Analyse von Anfragen und Schnittstelle zum beauftragenden System	83
4.2.3	Modulare Umsetzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage	84
4.2.4	Modul zur Bewertung	92
4.3	Diskussion der Skalierbarkeit.....	93
5	Evaluierung der Methodik und der vorausschauenden Routenplanung.....	95
5.1	Strukturierung und Rahmenbedingungen der Evaluierung	95
5.2	Entwurf von Evaluierungsszenarien	96
5.3	Erfüllung der Anforderung	101
5.3.1	Trajektorienvorhersage im Bereich mehrerer Sekunden (A1).....	101
5.3.2	Flexibilität bei den zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und Unterstützung heterogener Sensoren (A2).....	104
5.3.3	Vorhersage auch nach Änderung der Umgebung (A3)	105
5.3.4	Vorhersage auch ohne große Datenbasis möglich (A4)	106
5.3.5	Routenplanung mit dynamischen Hindernissen (A5).....	107
5.4	Abgleich mit Zielsetzung und Diskussion der Ergebnisse	111
5.4.1	Vorausschauende Routenplanung, höherer Transportdurchsatz.....	111
5.4.2	Flexible Vorhersage der Bewegungstrajektorie von Menschen	112
5.4.3	Mehrwerte der Lösungsartefakte	114
6	Schlussbetrachtung	118
6.1	Zusammenfassung der Ergebnisse.....	118
6.2	Ausblick auf weiterführende Forschungsaktivitäten	120
	Begriffsverzeichnis	122
	Literaturverzeichnis.....	125

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Betrachtete Sub-Problemstellungen.....	9
Abbildung 2: Aufbau der Arbeit, Unterteilung in sechs Kapitel	11
Abbildung 3: Ziel der Arbeit	35
Abbildung 4: Abstrakte und verfeinerte Darstellung von Trajektorienvorhersage.....	37
Abbildung 5: Flexible Nutzung mehrerer Trajektorienvorhersageansätze	39
Abbildung 6: Verfeinerte Methodik zur Trajektorienvorhersage	44
Abbildung 7: Modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen.....	48
Abbildung 8: SOA-Paradigma zur flexiblen Koordinierung aller beteiligten Dienste	50
Abbildung 9: Ein- und Ausgänge von Schritt 1) „Anfrage analysieren“	53
Abbildung 10: Ein- und Ausgänge von Schritt 2a) „Bewegungszustand erfassen“	54
Abbildung 11: Ein- und Ausgänge von Schritt 2b) „Statische Kontextinformationen erfassen“	57
Abbildung 12: Beispiel einer semantisch-erweiterten Karte	57
Abbildung 13: Ein- und Ausgänge Schritt 2c) „Dynamische Kontextinformationen erfassen“	58
Abbildung 14: Dynamische Kontextinformationen direkt und indirekt aus Kalendern ableiten	60
Abbildung 15: Ein- und Ausgänge von Schritt 3c) „Wünsche berücksichtigen“	61
Abbildung 16: Ein- und Ausgänge von Schritt 3b) „Intentionen berücksichtigen“	63
Abbildung 17: Ein- und Ausgänge von Schritt 3a) „Trajektorienvorhersage berechnen“	64
Abbildung 18: Trajektorienvorhersage mit Forward-Planning Ansatz.....	68
Abbildung 19: Ein- und Ausgänge von Schritt 4) „Vorhersage bewerten“	69
Abbildung 20: Ein- und Ausgänge für das „Beauftragende System“	72
Abbildung 21: Evaluierungsplattform Robotino in der Einsatzumgebung ARENA2036 [162]	76
Abbildung 22: Dienstverzeichnis der als Trajectias benannten prototypischen Realisierung	81
Abbildung 23: Verwaltung der realisierten Dienst-Ketten	82
Abbildung 24: Verwaltung der Verknüpfungen zwischen Diensten und Dienst-Ketten	82
Abbildung 25: Aktivitätsablauf des Moduls RequestHandler_AGV	84
Abbildung 26: Module zur Realisierung der verschiedenen Methodik-Schritte	85
Abbildung 27: Erfassung der Position des Menschen mittels UWB-RTLS	86
Abbildung 28: Lineare Bewegung, Anwendung Constant-Velocity-Trajektorienvorhersage.....	88
Abbildung 29: Aktivitätsdiagramm bei Ausführung der Forward-Planning Dienst-Ketten.....	91
Abbildung 30: ADE-Bestimmung bei Vorhersage einer linearen Bewegung	92
Abbildung 31: Kopfgang-Grundriss und Werkstätten-Fertigungs-Grundriss in ARENA2036... ..	98
Abbildung 32: Evaluierung mit 22 Vorhersage- und 12 Routenplanungsszenarien.....	100
Abbildung 33: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 4,8 Sekunden.....	102
Abbildung 34: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 10 Sekunden.....	102
Abbildung 35: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 20 Sekunden.....	102
Abbildung 36: Anzahl, wie häufig ein Ansatz die beste Vorhersage liefern konnte	102

Abbildung 37: Routenplanungsszenario wird in der ARENA2036 mehrfach ausgeführt.....	108
Abbildung 38: Fahrzeit ohne (schwarz) und mit (blau) vorausschauender Routenplanung.....	109
Abbildung 39: Abstände ohne (schwarz) und mit vorausschauender Routenplanung (blau)....	110
Abbildung 40: Mittlere Berechnungszeit für die Erstellung einer Trajektorienvorhersage.....	114

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Aufbau der Arbeit bezogen auf Design Science Research Artefakte	10
Tabelle 2: Zunehmende Verbreitung von AGV	12
Tabelle 3: Aktuelle Entwicklungsschwerpunkte im Themenbereich AGV	13
Tabelle 4: Routenplanung mobiler Roboter	17
Tabelle 5: Stand der Wissenschaft und Technik bezüglich vorausschauender Routenplanung ..	18
Tabelle 6: Trajektorienvorhersage – Leitvorstellungen bei unterschiedlichen Verwendungen...	20
Tabelle 7: Leistungsfähigkeit unterschiedlicher Lokalisierungslösungen gemäß [33–36]	27
Tabelle 8: Kontextinformationen für Trajektorienvorhersagen gemäß [27, 147]	28
Tabelle 9: Bewertung des Stands der Wissenschaft	30
Tabelle 11: Ausgewertete Kontextinformationen gemäß [27, 147]	42
Tabelle 12: Erfassbarkeit von Kontextinformationen in der Problemdomäne Intralogistik	47
Tabelle 13: Abzuprüfende Voraussetzungen an den Entscheidungspunkten	49
Tabelle 14: Ansätze zur Steuerung modularer Software (angelehnt an Tabelle 1 aus [160])	49
Tabelle 15: Auswahlaspekte des am besten geeigneten Ansatzes zur Trajektorienvorhersage...	53
Tabelle 16: Statische und dynamische Kontextinformationen	56
Tabelle 17: Bewertung der Relevanz dynamischer Kontextinformationen	59
Tabelle 18: Entwurfsentscheidungen	74
Tabelle 19: Vor- und Nachteile bei Nutzung Django Framework gemäß [163]	79
Tabelle 20: Analyse von Anfragen	83
Tabelle 21: UCY- und ETH-Datensatz	89
Tabelle 22: Mehrwerte der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter	115
Tabelle 23: Mehrwerte der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen	117

Abkürzungsverzeichnis

A*	A-Star (dt. A-Stern Algorithmus)
ADE	Average D isplacement E rror (entspricht “mean L2 distance”, dt. Mittlerer Euklidische Distanz Fehler)
AGV	Automated G uided V ehicle (dt. Automatisiert geleitetes Fahrzeug)
AMR	Autonomous M obile R obot (dt. Autonomer mobiler Roboter)
CNN	Convolutional N eural N etwork (dt. Faltendes neuronale Netzwerke)
D*	D-Star (dt. D-Stern Algorithmus)
DSR	Design S cience R esearch (dt. Wissenschaftliche Entwurfsforschung)
FTF	Fahrerloses Transportfahrzeug
FTS	Fahrerloses Transportsystem
GAN	Generative A dversarial N etwork (dt. generatives künstliches Netzwerk)
GNSS	Globales Navigations S atelliten S ystem
GPS	Global P ositioning S ystem (dt. globales Positionierungssystem)
IAS	Institut für A utomatisierungstechnik und S oftwaresysteme
IT	I nformations T echnik
JSON	J ava S cript O bject N otation
LSTM	Long Short-Term M emory (dt. Langes Kurzzeitgedächtnis)
MQTT	Message Q ueuing T elemetry T ransport (Kommunikationsprotokoll, dt. Nachrichten-Warteschlangen-Telemetrie-Transport)
POI	Point-Of-Interest (dt. Ort von Interesse, OVI)
RNN	Rückgekoppeltes Neuronales Netz
RTK	Real-Time K inematic (dt. Echtzeitkinematik)
RTLS	Real-Time Locating S ystem (dt. Echtzeit-Lokalisierungssystem)

SLAM	S imultaneous L ocalization A nd M apping (dt.: Simultane Lokalisierung und Kartierung)
SOA	S ervice- O riented A rchitecture (dt. serviceorientierte Architektur)
TRAJECTIAS	T rajectorienvorhersage am I AS (Name der prototypischen Realisierung)
UWB	U ltra- W ide B and (dt. Ultra-Breitband, Bandbreite von mind. 500MHz)
VDA	V erband D er A utomobilindustrie
VDI	V erein D eutscher I ngenieure
WLAN	W ireless L ocal A rea N etwork (dt. kabelloses lokales Netzwerk)

Zusammenfassung

Fahrerlose Transportfahrzeuge (engl. Automated Guided Vehicles, AGV) können im Vergleich zu fest installierten Flurfördersystemen einfacher integriert und flexibler betrieben werden. AGV können sich den Verkehrsraum mit Menschen teilen und gemeinsam nutzen, für die Erfüllung von Sicherheitsanforderungen sind aufgrund der Gefahr von Begegnungen und Kollisionen dann aber nur langsame Robotergeschwindigkeiten zulässig.

Die in dieser Arbeit erstellte modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht die Bereitstellung von Vorhersage der menschlichen Bewegungstrajektorie. Mittels solcher Trajektorienvorhersagen wird die Routenplanung mobiler Roboter optimiert. Durch die Kenntnis der zukünftigen Bewegung von Menschen können Roboter vorausschauend prüfen, ob Routen zum aktuellen Zielort bestehen, auf denen keine Begegnungen zwischen Roboter und Mensch vorkommen. Dadurch können Situationen verhindert werden, bei denen der Roboter aufgrund eines sich nähernden Menschen abbremsen und abwarten muss, bis sich der Mensch wieder vom Roboter entfernt hat.

Für die Erstellung der Trajektorienvorhersagen werden mehrere Vorhersageansätze genutzt und situationsabhängig wird der am besten geeignete Ansatz ausgewählt. Die zur Laufzeit verfügbaren Daten bestimmen dabei, welche Ansätze genutzt werden können. Durch die Nutzung von Kontextinformationen, wie etwa Umgebungskarte, Terminkalender oder Produktionsplan, kann die Trajektorienvorhersage verbessert werden. Die Methodik trennt Module zur Datenaufbereitung von solchen zur Vorhersageerstellung. Durch Wiederverwendung von Modulen können weitere Ansätze zur Trajektorienvorhersage effizient integriert werden.

Für die Evaluierung wurde die Methodik als Webapplikation umgesetzt. Für die Nutzung der erstellten Trajektorienvorhersagen wurde eine angepasste Routenplanung für das Robotic Operating System (ROS) realisiert. Im Zuge der Evaluierung wurden 34 Szenarien auf einer 700 Quadratmeter großen Fläche in der Forschungsfabrik ARENA2036 durchgeführt. Durch die Nutzung der Trajektorienvorhersagen konnte die Fahrzeit mobiler Roboter reduziert werden. Außerdem konnte gezeigt werden, dass die Vorhersageerstellung flexibel bezüglich der zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und robust gegen Veränderungen der Umgebung ist. Damit konnte nachgewiesen werden, dass die in dieser Arbeit vorgestellte modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersage einen Beitrag zur Verbesserung des Transportdurchsatzes mobiler, für Intralogistik eingesetzter Roboter leistet.

Schlagwörter: Trajektorienvorhersage, Intralogistik, AGV, Routenplanung

Abstract

Automated Guided Vehicles (AGVs) can be integrated more easily and operated more flexibly than permanently installed floor conveyor systems. AGVs can share the traffic space with humans and use it together, but only slow robot speeds are permitted to meet safety requirements due to the risk of encounters and collisions.

The modular methodology for data-sensitive trajectory prediction developed within the scope of this work makes it possible to provide predictions of the human movement trajectory. Such trajectory predictions are used to optimize the pathfinding of mobile robots. By knowing the future movement of humans, robots can check in advance whether there are paths to the current destination on which no encounters between robots and humans occur. This can prevent situations in which the robot has to slow down due to an approaching human and wait until the human has moved away from the robot again.

Several prediction approaches are used to calculate the trajectory predictions and the most suitable approach is selected depending on the situation. The data available at runtime determines which approaches can be used. Trajectory prediction can be improved by using contextual information such as a map of the surroundings, a schedule or a production plan. The methodology separates modules for data processing from those for prediction generation. By reusing modules, further approaches to trajectory prediction can be efficiently integrated.

The methodology was implemented as a web application for the evaluation. An adapted pathfinding algorithm for the Robotic Operating System (ROS) was implemented to use the trajectory predictions calculated. In the scope of the evaluation, 34 scenarios were conducted on a 700 square meter area in the ARENA2036 research factory. By using the trajectory predictions, the travel time of mobile robots could be reduced. It was also shown that the prediction generation is flexible with regard to the data available at runtime and robust against changes in the environment. It was thus demonstrated that the modular methodology for data-sensitive trajectory prediction presented in this thesis contributes to improving the transportation throughput of mobile robots used for intralogistics.

Keywords: trajectory prediction, intralogistics, AGV, pathfinding

1 Einleitung

1.1 Motivation und Problemstellung

Die Industrieproduktion in Hochlohnländern erfordert den Einsatz von Automatisierungstechnik, um weiterhin wirtschaftlich konkurrenzfähige Produkte herstellen zu können [1–3]. Große Fortschritte im Bereich der Robotik ermöglichen dabei Automatisierungslösungen, die nachträglich in Produktionssysteme integriert werden können, wie etwa die auf sichere Zusammenarbeit mit Menschen ausgelegten Roboterarme (Cobots) [4] und die auf die Erledigung von einfachen Hol- und Bringdiensten ausgelegten mobilen Robotern (Automated Guided Vehicles, AGV) [5, 6].

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf mobilen Robotern. Diese werden zunehmend von der Industrie für die Intralogistik eingesetzt [7, 8]. Als größte Vorteile von mobilen Robotern gilt die große Flexibilität verbunden mit der einfachen Nachrüstbarkeit in bestehende Produktions- und Lagerhaltungsprozesse. Da mobile Roboter die gleichen Verkehrsflächen nutzen können wie Menschen, muss im Rahmen einer Nachrüstung bzw. bei Änderungen von Betriebsabläufen an den örtlichen Gegebenheiten nichts verändert werden und die Umprogrammierung der mobilen Roboter ist mit geringem Arbeitsaufwand verbunden [9, 10]. Der Transportdurchsatz sogenannter Automated Guided Vehicles (AGV) ist aber bei vergleichbarer Systemkomplexität schlechter als bei fest installierten Alternativen wie Rollenbahnen, Gurtförderern, Modulbandförderern, Zahnriemenförderern, Kettenförderern oder Scharnierbandförderern [11–13]. Gemäß einer industrienahe Vergleichsstudie von mk technologies erreichen AGV im Durchschnitt nur Arbeitsgeschwindigkeiten von 18 Meter pro Minute, während Förderbänder bis zu 82 Meter pro Minute erreichen können [12]. Die gemeinsame Benützung von Verkehrsflächen begrenzt dabei die Arbeitsgeschwindigkeit der AGV, da diese zur Gewährleistung der Sicherheit so gewählt werden muss, dass ein rechtzeitiges Anhalten bei Begegnungen mit Menschen garantiert ist [14]. Besonders viel Zeit kostet es dabei, wenn es zu einer gegenseitigen Blockierung aufgrund fehlender Ausweichmöglichkeiten kommt [15]. In diesem Fall bleibt der Roboter stehen, bis die vom Roboter geplante Route wieder frei ist [1].

Roboter agieren in diesen Situationen nicht vorausschauend. Wenn sich Menschen nicht statisch verhalten, sondern sich bewegen, stößt die aktuelle Technik an ihre Grenzen, da bei der Berechnung von Fahrtrajektorien bewegliche Hindernisse nicht berücksichtigt werden [1, 5, 6]. Dass autonome Navigation und vorausschauendes Verhalten aber nicht nur von Menschen, sondern auch durch Technik geleistet werden kann, zeigt sich bereits im Bereich der autonomen Fahrfunktionen für Kraftfahrzeuge. Hier müssen Spurwechsel anderer Fahrzeuge [16–18] und das Verhal-

ten von Passanten am Straßenrand [19–23] automatisiert vorausgeahnt werden. Für vorausschauendes Verhalten setzen autonome Fahrzeuge Algorithmen zur Vorhersage zukünftiger Bewegungen von anderen Fahrzeugen und Passanten ein. Diese sogenannten Trajektorienvorhersagen ermöglichen ein frühzeitiges Reagieren auf das Verhalten von anderen, dynamisch agierenden Verkehrsteilnehmenden.

In dieser Arbeit wird untersucht, inwiefern Trajektorienvorhersagen auch den in Produktion und Lagerlogistik eingesetzten mobilen Robotern ein vorausschauendes Verhalten ermöglichen können. Ziel dabei ist nicht die Ersetzung etablierter Sicherheitsmechanismen, sondern vielmehr die Erweiterung der Fähigkeiten mobiler Roboter, mögliche Begegnungen mit sich bewegenden Menschen vorherzusehen und diese bei der Routenplanung so zu berücksichtigen, dass die für die Zielerreichung benötigte Zeit reduziert wird. Statt wie bisher nur die bezüglich der zurückgelegten Fahrdistanz „kürzeste“ Route zu bestimmen, wird zusätzlich die Bestimmung der voraussichtlich „schnellsten“ Route ermöglicht. Die Befolgung der schnellsten Route führt zu einer Steigerung des Transportdurchsatzes, da Transportaufträge in kürzerer Zeit erledigt werden.

1.2 Herausforderungen und erste Abgrenzungen

Damit mobile, für die Intralogistik eingesetzte Roboter vorausschauend auf sich bewegende Menschen reagieren können, ergeben sich die nachfolgend dargestellten Herausforderungen. Dabei ist es für Roboter gleichbedeutend, ob die Bewegung eines Menschen oder die eines anderen, autonomen und nicht direkt mit dem Roboter kommunizierenden Systems berücksichtigt werden muss. Die vorliegende Arbeit behandelt keine der in [24–26] beschriebenen Aspekte der kooperativen Steuerung von Roboterschwärmen. Der Fokus liegt stattdessen auf der Vorhersage der Bewegung von autonom agierenden Menschen [27] und der Nutzung dieser Vorhersagen für die vorausschauende Navigation mobiler Roboter in Produktions- und Lagerumgebungen [5]. Hierfür ergeben sich die nachfolgend genannten sechs Herausforderungen.

Herausforderung H1: Für die Verbesserung des Transportdurchsatzes werden Trajektorienvorhersagen mit möglichst großem Vorhersagehorizont benötigt

Nichttriviales und möglichst sicheres Wissen über die Zukunft hilft bei der Prozessoptimierung [28]. Vorhersagen über Prozessstörungen ermöglichen vorausschauende Reaktionen, bevor die Störung eintritt. Je früher mittels einer zuverlässigen Vorhersage eine Störung bekannt wird, desto mehr Zeit bleibt für eine vorausschauende Reaktion. Angewendet auf die in dieser Arbeit betrachtete Problemdomäne der mittels mobiler Roboter durchgeführten Intralogistik in Produktionsbereichen und Lagerhallen gilt: Je früher die zukünftigen Positionen und Bewegungen von Menschen einem Roboter bekannt sind, desto früher kann der Roboter darauf vorausschauend reagieren und desto größer ist sein Handlungsspielraum [29]. Die präzise Vorhersage der zukünftigen Bewegung von Menschen ist dabei umso herausfordernder, je größer der Vorhersagehorizont ist

[21, 27, 30, 31]. Der Vorhersagehorizont beschreibt dabei den Zeitraum, über den eine Vorhersage gemacht wird und kann auch als Vorhersagefenster, Vorhersagezeitraum oder Vorhersageintervall bezeichnet werden [29]. Gründe für die zunehmende Komplexität der Erstellung von Vorhersagen mit großem Vorhersagehorizont sind die zunehmende Reduzierung der Bedeutung der aktuellen Position im Raum, der aktuellen Körperpose, der aktuellen Bewegungsrichtung und der aktuellen Bewegungsgeschwindigkeit für den in weiter Zukunft eingenommenen Bewegungszustand [27].

Herausforderung H2: In der Problemdomäne besteht eine große Heterogenität hinsichtlich der im Einsatz befindlichen Sensortechnologien

Mobile, in der Intralogistik eingesetzte Roboter verwenden zur Umgebungserfassung und Lokalisierung eine Vielzahl von Sensoren mit unterschiedlichen Blickfeldern und Messparametern [1, 5, 32]. Sensoren lassen sich gemäß [5] in die Kategorien der taktilen Sensoren (z.B. Taster), Rad-drehgeber-Sensoren (z.B. Encoder), optischen Sensoren (z.B. Lidar), Gyrosensoren (Gyroskop), kamerabasierten Sensoren und aktiven Abstandsbestimmungssensoren (z.B. Ultraschallsensoren) untergliedern. Diese Sensoren dienen einerseits der Umgebungserfassung, andererseits ermöglicht die Auswertung dieser Sensoren die relative oder absolute Lokalisierung des Roboters in seiner Umgebung [5]. Für eine präzise absolute Lokalisierung können zusätzliche Echtzeit-Lokalisierungssysteme eingesetzt werden. Es bestehen dabei satellitengestützte, Bluetooth- und WLAN-basierte, Ultra-Wideband-basierte, Kamera-basierte und 5G-Mobilfunk-basierte Lösungen [5, 33–37]. Für spurgebundene Roboter eignen sich auch auf der Fahrbahn aufgebrachte Markierungen bzw. in die Fahrbahn integrierte Magnetstreifen [37]. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der Umgebungserfassung und Lokalisierung stellt die Nutzung von Methoden der Sensorfusion dar [5]. Hierbei ist es auch möglich, die Sensoren verschiedener Roboter miteinander zu fusionieren [38]. Jede Sensortechnologie zeichnet sich durch technische oder wirtschaftliche Vorteile aus und bei der Konstruktion von mobilen, in der Intralogistik eingesetzten Robotern muss abgewogen werden, welche Sensortechnologien genutzt werden sollen [5]. Dies schafft eine sehr heterogene Ausgangsbasis, Roboter können sich stark voneinander unterscheiden.

Herausforderung H3: Erlaubnis zur Datennutzung für die Erstellung der Trajektorienvorhersage

Für die Ermöglichung eines vorausschauenden Roboterhaltens mittels der Vorhersage der Bewegungstrajektorie von Menschen, werden personenbezogene Positionsdaten und Umgebungsinformationen benötigt. Die Nutzung von personenbezogenen Daten zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen benötigt gemäß der in der Europäischen Union gültigen Datenschutz-Grundverordnung [39] eine Aufklärung über die Datennutzung und eine anschließende Einwilligung. Ohne eine Einwilligung dürfen keine personenbezogenen Daten erfasst und verarbeitet werden. Dies

schließt die Datennutzung nicht aus [40], aber das gültige Recht und dabei insbesondere die Datenschutz-Grundverordnung müssen bei einem Transfer der in dieser Arbeit betrachteten Thematik in die Industrieanwendung berücksichtigt werden.

Herausforderung H4: AGV werden in veränderlichen Betriebsumgebungen genutzt

Mobile Roboter werden in der Intralogistik vor allem aufgrund ihrer Flexibilität eingesetzt [1, 11, 12, 41–43]. Roboter können sehr einfach an veränderte Betriebsumgebungen mit neuen statischen Hindernisstrukturen angepasst werden. Die Umprogrammierung der Roboter ist mit geringem Aufwand verbunden. Diese einfache Anpassbarkeit stellt einen großen Mehrwert dar [1, 11, 12, 41–43] und dieser Mehrwert muss auch bei Funktionserweiterungen erhalten bleiben. Zusätzliche Funktionen, wie etwa die Erstellung und Nutzung von Trajektorienvorhersagen, müssen daher ebenso flexibel gestaltet sein und sich mit geringem Aufwand an veränderte Gegebenheiten hinsichtlich der in der Umgebung befindlichen Hindernisstrukturen anpassen lassen.

Herausforderung H5: Mangelnde Verfügbarkeit von Trainingsdaten für maschinelles Lernen

Moderne Automatisierungstechnik setzt häufig auf Autonomie und künstliche Intelligenz [1, 44]. Insbesondere Methoden des maschinellen Lernens sind vielversprechend, um hoch komplexe Vorhersagen zu treffen [1, 45, 46]. Voraussetzung hierzu ist die Verfügbarkeit von Trainingsdaten [47]. Kennzeichnend für den Einsatz mobiler Roboter in der Intralogistik ist aber der Fokus auf Flexibilität und schnelle Anpassbarkeit [1, 11, 12, 41–43]. Insbesondere nach der erstmaligen Installation oder der Umprogrammierung mangelt es zunächst an Vergleichsdaten, welche die Realität abbilden. Trainingsdaten, welche die aktuelle Umgebung abbilden, können erst während des Betriebs durch Datenaufzeichnung gebildet werden.

Herausforderung H6: Trajektorienvorhersage nutzen und vorausschauend agieren

Damit mobile Roboter von einer Trajektorienvorhersage profitieren können, müssen diese die Vorhersagen auch automatisiert interpretieren können [5, 48–50]. Die Berechnung möglicher Routen zwischen der Startposition und der Zielposition ist dabei nicht mehr ein Problem der Bestimmung der kürzesten Route in einer Umgebung mit statischen Hindernisstrukturen. Stattdessen müssen auch dynamische, sich bewegende Hindernisse bei der Routenplanung berücksichtigt werden. Dies erfordert die zusätzliche Auswertung der Zeitdimension bei der Routenplanung von mobilen Robotern [5, 48–50].

Die genannten Herausforderungen behandeln bis auf H6 den Bereich der Trajektorienvorhersage. Es werden Vorhersagen mit weitem Vorhersagehorizont benötigt, um ein vorausschauendes Agieren von mobilen, für Intralogistikaufgaben eingesetzten Robotern zu ermöglichen. Um Vorhersage zu treffen, werden wiederum Positionsdaten und Umgebungsinformationen benötigt, welche vor dem Hintergrund einer heterogenen Sensorlandschaft und Regelungen bezüglich personenbe-

zogener Daten erfasst werden. Schließlich beeinflusst der flexible Betrieb von mobilen, für Intralogistikaufgaben eingesetzten Robotern die Verfügbarkeit von Daten. Die Nutzung von Trajektorienvorhersagen ist ebenfalls herausfordernd, Kern der vorliegenden Arbeit ist aber die Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen.

Mit der Überwindung der sechs genannten Herausforderungen kann vorausschauende Navigation für mobile Roboter in der Problemdomäne Intralogistik erreicht werden. Vorausschauende Navigation ermöglicht dabei die Bestimmung der schnellsten Route, welche sich je nach dem aktuellen Verkehrsgeschehen von der kürzesten Route unterscheiden kann. Dies stellt einen Ansatz zur Steigerung des Transportdurchsatzes von AGV dar. Durch einen gesteigerten Transportdurchsatz wird die Effizienz mobiler Roboter verbessert. Dadurch werden diese für noch mehr Intralogistikanwendungen eine Alternative zu fest installierten Flurfördereinrichtungen.

1.3 Zielsetzung und Anforderungen

Ziel dieser Arbeit ist die Ermöglichung einer vorausschauenden Navigation von mobilen Robotern, die in der Intralogistik eingesetzt werden. Der Ansatz zur Erreichung dieses Ziels basiert auf der Bereitstellung und Nutzung von Trajektorienvorhersagen, also von Vorhersagen der Bewegungstrajektorien von sich in der Nähe befindlichen Menschen. Die Nutzung solcher Vorhersagen ermöglicht die Realisierung eines vorausschauenden Roboterverhaltens.

Der Transportdurchsatz der mobilen Roboter wird erhöht, wenn Roboter vorausschauend auf mögliche Verzögerungen reagieren können und dadurch schneller ihr Ziel erreichen. Die vorliegende Arbeit behandelt den Fall, dass mobile Roboter in einer Umgebung mit Menschen, also autonom agierenden Verkehrsteilnehmern, operieren. Gemäß [2, 9, 15] stellt dies einen häufigen Anwendungsbereich mobiler Roboter in der Intralogistik dar, insbesondere für die in [51–59] diskutierten teilautomatisierten Produktionen, bei denen auch in Zukunft der Mensch eine wichtige Rolle einnimmt. Aufgrund der einfachen Nachrüstbarkeit mobiler Roboter werden diese häufig als Entlastung von Fachkräften eingesetzt und operieren auf denselben Verkehrsflächen, welche auch die menschlichen Fachkräfte zur Fortbewegung nutzen [1, 11, 12, 41–43]. Infolge der Autonomie menschlicher Verkehrsteilnehmer kann ihre zukünftige Bewegungstrajektorie nur vorhergesagt und nicht automatisiert abgefragt werden [27]. Die Ergebnisse dieser Arbeit sind übertragbar auf Problemstellungen, bei denen Roboter sich mit anderen, autonom agierenden Systemen einen beschränkten Operationsraum teilen. In dieser Arbeit repräsentiert der Mensch solch ein autonomes System und die gemeinsam benutzte Verkehrsfläche stellt den beschränkten Operationsraum dar. Diese Arbeit ordnet sich in den Forschungsbereich der Erstellung und Anwendung von Trajektorienvorhersagen (engl. trajectory prediction) ein [27].

Aus den dargestellten Herausforderungen der Erfordernis eines möglichst großen Vorhersagehorizonts (H1), großen Heterogenität der in der Problemdomäne verwendeten Sensortechnologien

(H2), Nutzung personenbezogener Daten nur nach Zustimmung (H3), Nutzung von AGV in veränderlichen Betriebsumgebungen (H4), mangelnder Verfügbarkeit von Trainingsdaten (H5) und der Nutzung von Trajektorienvorhersagen im Rahmen der Roboternavigation (H6) folgt, dass in dieser Arbeit drei miteinander verknüpfte Sub-Problemstellungen betrachtet werden müssen:

1. **Datenerfassung:** Zunächst müssen Daten bezüglich des aktuellen Bewegungszustands von Menschen erfasst werden, da diese Daten zwingend für Trajektorienvorhersage benötigt werden [27]. Hierzu müssen die Herausforderungen H2 (Heterogene Sensortechnologien) und H3 (Erlaubnis zur Datennutzung) gemeistert werden.
2. **Erstellung Trajektorienvorhersagen:** Aus den erfassten Daten müssen Trajektorienvorhersagen berechnet werden. Dies ist aufgrund der Unsicherheit bezüglich des weiteren Bewegungsverlaufs autonomer Einheiten mit hoher Komplexität verbundenen [27]. Hierzu müssen die Herausforderungen H1 (Trajektorienvorhersage mit großem Vorhersagehorizont benötigt), H4 (Veränderliche Betriebsumgebung) und H5 (Mangelnde Verfügbarkeit von Trainingsdaten für maschinelles Lernen) gemeistert werden.
3. **Nutzung Trajektorienvorhersagen:** Die vorhergesagten Trajektorien können mobile Roboter, wie in Herausforderung H6 beschrieben, nutzen, um die schnellste Route zum nächsten Zielort zu berechnen und so ein vorausschauendes Roboterverhalten zu realisieren [5, 48–50].

Die **Zielsetzung dieser Arbeit** umfasst diese drei miteinander verknüpften Sub-Problemstellungen und lässt sich wie folgt zusammenfassen:

Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien, auf Basis derer mobile, für Intralogistik eingesetzte Roboter vorausschauend navigieren können.

Die Zielsetzung der Arbeit und die hierzu untersuchten Sub-Problemstellungen zur Adressierung aller Herausforderungen führen zu den folgenden spezifischen Anforderungen an eine Lösung.

Anforderung A1: Trajektorienvorhersage im Bereich mehrerer Sekunden

Gemäß Herausforderung H1 wird für die Erreichung der Zielsetzung eine Trajektorienvorhersage mit großem Vorhersagehorizont benötigt [29]. Je größer dieser Vorhersagehorizont ist, desto besser. Da AGV meist mit einer Geschwindigkeit von etwa 0,1 bis 2 Meter pro Sekunde [12, 29] operieren, sind Trajektorienvorhersagen mit einem Vorhersagehorizont kleiner als eine Sekunde nicht geeignet für eine Optimierung der Routenplanung solcher Roboter [29]. Befindet sich ein Mensch nur wenige Zentimeter vom Roboter entfernt, so wird keine Trajektorienvorhersage benötigt, da der Roboter dann in jedem Fall abbremsen muss [56]. Erst wenn sich ein Mensch meh-

rere Meter vom Roboter entfernt befindet, kann der Roboter vorausschauend reagieren. Entsprechende Trajektorienvorhersagen müssen bei den üblichen Fahrgeschwindigkeiten mobiler Roboter daher einen Vorhersagehorizont im Bereich mehrerer Sekunden bieten.

Anforderung A2: Flexibilität bei den zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und Unterstützung heterogener Sensoren

Für die Erstellung von Trajektorienvorhersage ist die Erfassung des aktuellen Bewegungszustands notwendig [27]. Allerdings besteht eine große Heterogenität bei der zur Bewegungszustandserfassung geeigneten und verfügbaren Sensorik [5, 32–37], dies stellt die Herausforderung H2 dar. Technologien unterscheiden sich hinsichtlich Messgenauigkeit, Messbereich und Messwiederholfrequenz. Des Weiteren wird gemäß Herausforderung H3 für die Datenverarbeitung eine vollständige oder teilweise Erlaubnis zur Datennutzung benötigt, sofern es sich bei den Daten um personenbezogene Daten handelt [39, 40]. Dies entspricht einer weiteren Erhöhung der Heterogenität der Sensorik, da es hierdurch zu Situationen kommen kann, bei denen nur für einen Teil der erfassbaren Daten auch eine Erlaubnis zur Datennutzung vorliegt, die Sensortechnologien also nur partiell genutzt werden können. Zur Erreichung der Zielsetzung in der betrachteten Problemdomäne muss es möglich sein, unterschiedliche Sensorik für die Datenerfassung zu nutzen und zur Laufzeit auf Einschränkungen bei der Datennutzung zu reagieren.

Anforderung A3: Vorhersage auch nach Änderung der Umgebung

Im Bereich der Intralogistik werden mobile Roboter aufgrund der damit verbundenen großen Flexibilität eingesetzt, mobile Roboter lassen sich mit wenig Aufwand an veränderte Umgebungen anpassen [1, 11, 12, 41–43]. Diese Flexibilität hinsichtlich veränderlichen Betriebsumgebungen muss gemäß Herausforderung H4 auch weiterhin bestehen bleiben. Daher muss ein Ansatz, bei dem mittels Trajektorienvorhersage die Routenplanung von Robotern verbessert wird, sich ebenso mit wenig Aufwand an veränderte Umgebungen anpassen lassen.

Anforderung A4: Vorhersage auch ohne große Datenbasis möglich

Zur Vorhersage komplexer Systemzustände werden in der Automatisierungstechnik zunehmend Ansätze, welche maschinelles Lernen anwenden, verfolgt [1, 45, 46]. Hierbei können präzise Vorhersagen erstellt werden, sofern eine geeignete, große Datenbasis besteht. Nach der Inbetriebnahme stehen aber gemäß Herausforderung H5 für die Erfüllung der in dieser Arbeit betrachteten Zielsetzung zunächst keine Vergleichsdaten zur Verfügung und mobile Roboter können erst zur Laufzeit Vergleichsdaten aufzeichnen [47]. Daher muss ein Ansatz, bei dem mittels Trajektorienvorhersage die Routenplanung von Robotern verbessert wird, damit umgehen können, dass nach erstmaliger und nach erneuter Inbetriebnahme zunächst keine aktuelle Datenbasis vorhanden ist.

Anforderung A5: Routenplanung mit dynamischen Hindernissen

Für die Berechnung der schnellsten Route unter Berücksichtigung möglicher Begegnungen zwischen Menschen und mobilem Roboter ist die Nutzung von Vorhersagen über die menschliche Bewegungstrajektorie notwendig (siehe Herausforderung H6) [5, 48–50]. Zur Erfüllung der in dieser Arbeit betrachteten Zielsetzung muss daher neben den Ortsdimensionen auch die Zeit als weitere Dimension bei der Routenplanung berücksichtigt werden [5, 48–50].

Die aufgeführten Anforderungen A1 bis A5 müssen von einer Lösung zur Erreichung der Zielsetzung erfüllt werden und richten sich nicht an einen spezifischen Algorithmus. Es ergibt sich die Notwendigkeit der Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik bezüglich der Sub-Problemstellungen „Datenerfassung“, „Erstellung von Trajektorienvorhersagen“ und „Nutzung von Trajektorienvorhersagen“.

1.4 Forschungsmethodik und Aufbau der Arbeit

Zur Erforschung der in dieser Dissertation adressierten Forschungsfrage wurde nach der Design Science Research Methodik nach Hevner [60, 61] vorgegangen. Die Herausforderungen und Anforderungen lassen auf ein konkretes ingenieurswissenschaftliches Problem schließen. Die Methodik der Design Science Research unterstützt bei der Entwicklung einer übertragbaren Lösung und verfolgt den Ansatz, dass konkrete Probleme mithilfe von sogenannten Artefakten gelöst werden können [62]. Ein Artefakt ist dabei nach [62] ein Objekt, das von Menschen mit der Absicht hergestellt wurde, es zur Lösung eines praktischen Problems einzusetzen. Artefakte können physische Objekte, Zeichnungen, Methoden oder Richtlinien darstellen [62].

Design Science Research ist geprägt von einem iterativen Vorgehen in Zyklen [60–63]. Artefakte werden nach der Erstellung überprüft und ggf. verbessert, um schließlich der Problemstellung gerecht zu werden. Bei Design Science werden nach der Untersuchung der Problemstellung (Explicate Problem) dann Anforderungen an Artefakte (Define Requirements) abgeleitet. Diese fließen beim Entwurf und bei der Entwicklung eines Artefakts ein (Design, Develop & Demonstrate Artefact) und bilden die Basis für die abschließende Evaluierung des Artefakts (Evaluate Artefact) [62].

Design Science Research bringt Beiträge in Form von Artefakten hervor, die sich gemäß [62] kategorisieren lassen in:

- Verbesserung: Neue Lösung für bekanntes Problem anwenden
- Anpassung: Bekannte Lösung auf neues Problem anwenden
- Standardlösung: Bekannte Lösung für bekanntes Problem anwenden

Kern der vorliegenden Arbeit ist der Entwurf, die Demonstration und Evaluierung des Artefakts der sogenannten modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Hierbei handelt es sich um eine neue Lösung für das bekannte Problem des geringen Transportdurchsatzes von AGV. Die Umsetzung und Demonstration erfordert die Anpassung bekannter Artefakte. Die auf der nächsten Seite folgende Tabelle 1 gibt einen Überblick zum Aufbau der Arbeit bezogen auf die für diese Arbeit maßgeblichen Artefakte.

Hierbei wird deutlich, dass für die Demonstration und Evaluierung des für diese Arbeit maßgeblichen Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen auch der Aspekt der Nutzung der damit erzeugten Trajektorienvorhersagen durch AGV betrachtet werden muss. Für eine leichtere Unterscheidbarkeit der Aspekte wird in den Abbildungen dieser Arbeit die in Abbildung 1 dargestellte Einfärbung von Problemaspekten genutzt. Aspekte, die dem zentralen Bereich der „Erstellung von Trajektorienvorhersagen“ zugeordnet werden, sind in Abbildungen in orange dargestellt. Die Erstellung von Vorhersagen benötigt auch die Betrachtung des mit grauer Farbe dargestellten Problembereichs „Datenerfassung“. Aspekte, welche die „Nutzung von Trajektorienvorhersagen“ durch AGV für eine vorausschauende Routenplanung behandeln, sind in Abbildungen hellblau gehalten.



Abbildung 1: Betrachtete Sub-Problemstellungen

Tabelle 1: Aufbau der Arbeit bezogen auf Design Science Research Artefakte

Aktivität gemäß [62]	Inhalt im Rahmen dieser Arbeit	Kapitel
Explicate Problem	Herleitung der Problemstellung und Benennung der Herausforderungen	1.1, 1.2
Define Requirements	Ableiten von Anforderungen zur Problemlösung	1.3
Design and Develop Artefact	Untersuchung des Stands der Wissenschaft und Technik, Benennung bereits bestehender Artefakte	2
	Beschreibung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen	3.1 bis 3.5
	Beschreibung des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter	3.6
Demonstrate Artefact	Beschreibung der Umsetzung des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter, Anpassung des bekannten Artefakts D* Suchalgorithmus	4.1
	Beschreibung der Umsetzung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen:	4.2
	Umsetzung der notwendigen Infrastruktur, Anpassung der bekannten Artefakte Webapplikation und service-orientierte Architektur	4.2.1
	Umsetzung des Aspekts der Auswahl von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage zur Laufzeit durch Anpassung der bekannten Artefakte der Vorhersage-Gütekriterien	4.2.2, 4.2.4
	Anpassung des bekannten Artefakts Real-Time-Locating System zur Erfassung des Bewegungszustands	4.2.3.1
	Anwendung des in [64] beschriebenen Artefakts der Nutzung von Kontextinformationen	4.2.3.2
	Umsetzung der Methodik durch Anpassung der bekannten Artefakte der Trajektorienvorhersage	4.2.3.3-4.2.3.5
Evaluate Artefact	Evaluierung gegen die Anforderungen und die Zielsetzung	5

Der vollständige Aufbau der vorliegenden Dissertationsschrift wird in der nachfolgenden Abbildung 2 verdeutlicht, deren Farbgebung orientiert sich an den in Abbildung 1 verwendeten Farben. In Kapitel 2 erfolgt die Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik. Ausgehend von Fragestellungen hinsichtlich der Nutzung von Trajektorienvorhersagen erfolgt dann die Analyse der Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Anschließend wird untersucht, wie die Datenerfassung in der betrachteten Problemdomäne gelingen kann. Das Kapitel 3 beschreibt den Kern der Arbeit, den Entwurf des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen und den Entwurf des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter, also eines Artefakts zur Nutzung von Trajektorienvorhersagen durch mobile Roboter. Für die Demonstration dieser Artefakte werden prototypischen Realisierungen benötigt, diese werden in Kapitel 4 diskutiert und vorgestellt. Das Kapitel 5 umfasst die Evaluierung. Hier wird der Entwurf und die Durchführung von Evaluierungsszenarien beschrieben. Anschließend werden die Ergebnisse analysiert und es wird die Erfüllung der Anforderungen überprüft. Es folgt die Zusammenfassung der Arbeit und die Darstellung möglicher weiterführender Forschungsaktivitäten in Kapitel 6.

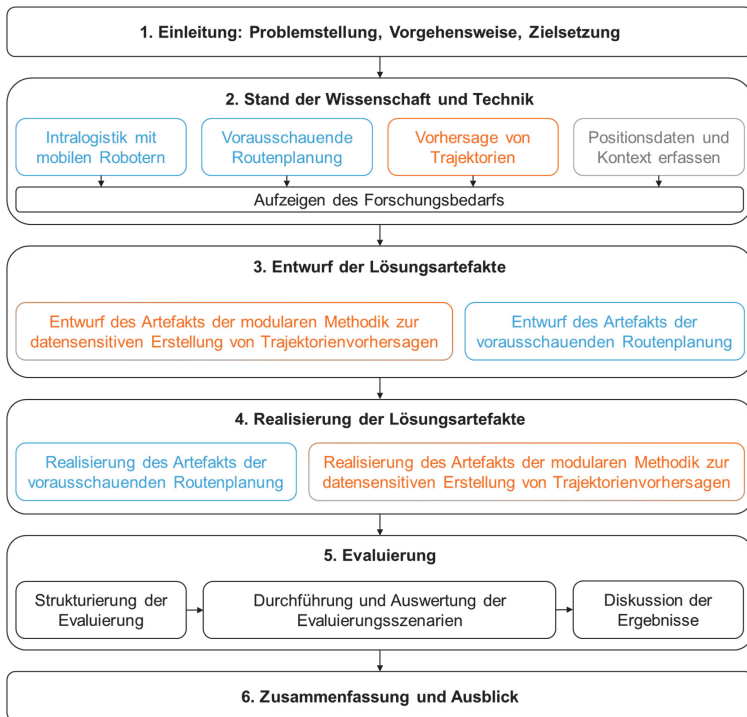


Abbildung 2: Aufbau der Arbeit, Unterteilung in sechs Kapitel

2 Stand der Wissenschaft und Technik

In diesem Kapitel wird zunächst die betrachtete Problemdomäne der Intralogistik mit mobilen Robotern dargestellt. Es folgt in Kapitel 2.2 die Zusammenfassung des Stands der Technik bezüglich der Navigation und Routenplanung mobiler Roboter. Auf Basis dieser Analysen erfolgt in Kapitel 2.3 die Betrachtung des Stands der Wissenschaft zur Routenplanung und die Erfordernis von Trajektorienvorhersagen für die Umsetzung vorausschauender Navigation.

Der Hauptfokus dieses Kapitels liegt auf der Analyse des Themenkomplexes der Vorhersage von Bewegungstrajektorien von Menschen. In Kapitel 2.4 werden dazu die verschiedenen Möglichkeiten zur Erstellung von Vorhersagen dargestellt. Da die Erfassung von menschlichen Bewegungstrajektorien in der betrachteten Problemdomäne nicht ohne Einschränkungen möglich ist, erfolgt in Kapitel 2.5 eine Gegenüberstellung von den benötigten und den in der Problemdomäne verfügbaren Daten und Informationen. Schließlich werden in Kapitel 2.6 die Analyseergebnisse diskutiert und der Forschungsbedarf aufgezeigt.

2.1 Intralogistik mit mobilen Robotern

Tabelle 2: Zunehmende Verbreitung von AGV

Vorteile AGV	Erläuterung	Quelle
Ausgereifte Technik	Sehr viele Hersteller können den Aufbau einer zuverlässigen, mobilen Hardware gewährleisten, es gibt sehr viele erfolgreiche Anbieter von AGV. Diese fokussieren aktuell häufig die Einführung und Weiterentwicklung von Software zum Flottenmanagement.	[37, 65]
Einfache Integrierbarkeit	Durch den Einsatz von Laserscannern kann die Sicherheit gewährleistet werden und AGV können den gleichen Verkehrsraum wie Menschen nutzen. Die benötigte Infrastruktur zum Laden der AGV-Batterie ist leicht installierbar. Das automatisierte Transportieren von Waren oder das Ziehen von Warenträgern erfordert keine weiteren Anpassungen des Produktionsprozesses.	[2, 9, 15]
Hohe Flexibilität	Durch die Nutzung präziser Laserscanner und SLAM-Algorithmen zur Kartierung der Umgebung kann die Installation von festen Fahrspuren mittels Führungsschienen, etc. entfallen. Die Rekonfiguration von Produktion oder Lager erfordert im Bereich der AGV nur Anpassungen der Steuerungssoftware, diese einfache Anpassbarkeit erhöht die Resilienz.	[3, 12, 66]

Tabelle 3: Aktuelle Entwicklungsschwerpunkte im Themenbereich AGV

Entwicklungsschwerpunkt	Erläuterung	Quelle
Verbesserte Infrastruktur	AGV sind universell einsetzbar, erfordern aber Intelligenz in Form von Umgebungswahrnehmung, Steuersoftware und Infrastruktur zum Laden der Batterien. Einheitliche Softwarestandards unterstützen bei der Integration. Intelligente Böden mit Leitfunktion und der Möglichkeit zum Batterieladen während der Fahrt fördern die bestmögliche Ausnutzung verfügbarer Flächen.	[67]
Kombination mobiler Roboter mit Roboterarmen	Durch die Kombination mobiler Roboter mit Aktoren zur Bearbeitung des Transportguts steigt die Komplexität, gleichzeitig kann so eine bestmögliche Ausnutzung teurer Komponenten wie Roboterarmen erreicht werden. Zudem können Prozesszeiten reduziert werden, wenn Transport und Verarbeitung gleichzeitig stattfinden.	[68]
Erweiterung der Sensorik von 2D auf 3D Umgebungserfassung	Standardmäßig nutzen AGV 2D Laserscanner, um einen sicheren Betrieb zu gewährleisten. Durch die holistischere Erfassung der Umgebung, beispielsweise durch den Einsatz von 3D Laserscannern, kann der Betrieb weiter optimiert werden.	[32]
Neuartige Ansätze beim Antrieb	Einsatz von schwebenden Robotern, welche eine noch größere Flexibilität bieten als AGV mit Rädern.	[67]
Flottenmanagement	Umsetzung der VDA5050 und der Forschungsrichtung Intralogistik 4.0 durch Nutzung von Schwarmintelligenz zur Erhöhung der Effizienz.	[10, 69]
Präzises Docking	Verbesserung der Genauigkeit der Navigation, insbesondere beim Auf- und Abladen von Warenträgern.	[70]
5G Integration	Nutzung von 5G für die Echtzeit-Kommunikation.	[37]

Mobile Roboter sind für viele Anwendungen interessant und werden zunehmend eingesetzt [37]. Einsatzbereiche mobiler Roboter sind beispielsweise die Auslieferung von Lebensmitteln (Service- bzw. Dienstroboter), die Objektsicherung (Perimeter-Security- bzw. Wachroboter) oder die Gartenpflege (Rasenmäroboter). In dieser Arbeit liegt der Fokus auf dem Einsatz von Automated Guided Vehicles (AGV) für Intralogistikaufgaben in Produktion und Warenlagern, also auf

Robotern, die Waren innerhalb eines Lagers oder einer Produktionshalle automatisiert transportieren. Prognosen gehen für diesen Einsatzbereich von einer Vervielfachung der im Einsatz befindlichen AGV bis 2030 aus [7, 8]. Die Gründe für diesen Anstieg sind vielfältig und werden in Tabelle 2 dargestellt.

Die positiven Marktaussichten begünstigen dabei die Weiterentwicklung der für den Betrieb von AGV notwendigen Technologien. Ohne Anspruch auf Vollständigkeit zeigt Tabelle 3 eine Übersicht über die aktuellen Trends im Bereich der Weiterentwicklung von AGV.

Tabelle 3 zeigt, dass einerseits die Erhöhung der Intelligenz und andererseits die möglichst einfache Integrierbarkeit fokussiert bearbeitet werden. Problematisch ist aber weiterhin der vergleichsweise niedrige Transportdurchsatz von AGV-basierten Intralogistiklösungen [12].

In [12] wurden die Leistungsfähigkeit von verschiedenen Intralogistiklösungen verglichen. Es wurden fest installierte Transportsysteme (z.B. Förderbänder), manuell gesteuerte Routenzüge (engl. Tugger train) und AGV berücksichtigt. AGV besitzen die niedrigste Durchschnittsgeschwindigkeit und den niedrigsten Transportdurchsatz. Wenn AGV sich die Verkehrsfläche mit Menschen teilen, ist aus Sicherheitsgründen eine sehr niedrige Geschwindigkeit notwendig und die erzielten Durchschnittsgeschwindigkeiten sind maximal halb so hoch als bei fest installierten Transportsystemen oder manuell gesteuerten Routenzügen. Dieses Verhältnis bleibt auch dann gleich, wenn die transportierten Lasten höher werden und der Transport allgemein langsamer stattfinden muss. [12]

Für einen besseren Transportdurchsatz müsste die Durchschnittsgeschwindigkeit von AGV erhöht werden. Maßgeblichen Einfluss auf die Geschwindigkeit von AGV haben dabei Sicherheitsanforderungen [12]. Sobald AGV sich mit Menschen den Verkehrsraum teilen, müssen die Geschwindigkeiten reduziert werden, um stets ein sicheres Anhalten zu gewährleisten. Nähert sich ein Mensch einem AGV, so muss dieses stehen bleiben und warten, bis der Mensch den Nahbereich des AGV verlassen hat. Weitere, für den sicheren Betrieb von AGV relevante Hinweise finden sich im vom VDI veröffentlichten Leitfaden Sicherheit [56] sowie den Normen VDI 2510 (Fokus Betrieb) und VDI 2710 (Fokus Planung).

Insgesamt stellen AGV eine hervorragend flexible Lösung für die Automatisierung von Intralogistik-Prozessen dar. Für eine bessere Einsetzbarkeit, insbesondere bei Szenarien mit höheren Anforderungen an den Transportdurchsatz, ist aber eine Verbesserung der Durchschnittsgeschwindigkeit notwendig.

Für die Erhöhung der Durchschnittsgeschwindigkeit bei gleichzeitiger Beibehaltung des Sicherheitsniveaus sind zwei unterschiedliche Ansätze vorstellbar:

- Betrieb der AGV auf eigenen Verkehrsflächen:

Wenn AGV in einem abgetrennten Bereich operieren können, werden laut [12] Durchschnittsgeschwindigkeiten von bis zu 30m/min erreicht. Dass ist immer noch langsamer als Förderbänder, stellt aber trotzdem eine signifikante Verbesserung des Transportdurchsatzes dar. Problematisch bei dieser Lösung ist aber die durch die Schaffung abgetrennter Verkehrswege eingeschränkte Flexibilität beim Betrieb der AGV. Dadurch wird ein zentrales vorteilhaftes Merkmal von AGV verschlechtert. Darüber hinaus ist hohe Flexibilität immer dann besonders relevant, wenn in einem flexiblen Produktionsumfeld operiert wird. In solchen Umgebungen ist aber gemäß Colangelo et al. [51], Mailik and Bilberg [53], Hanna et al. [52], Segura et al. [54] und Ruppert et al. [71] besonders häufig der Einsatz menschlicher Arbeitskräfte notwendig. Dieser Lösungsansatz ist daher nur bei solchen Problemstellungen interessant, bei denen allgemein ein sehr geringer Anteil menschlicher Arbeitskräfte vorliegt und wird im Rahmen dieser Arbeit nicht weiterverfolgt.

- Vorausschauende Navigation und Wahl der schnellsten Route:

Die Erhöhung des Transportdurchsatzes ist möglich, indem größere Mengen zugleich transportiert oder die Zeit für die Erledigung eines Transports verringert wird. Die Erhöhung der Transportmengen pro Fahrt ist meist nicht möglich, da am Zielort nur begrenzt Lagerflächen zur Verfügung stehen. Die Verbesserung der Zeit zur Erledigung eines Transports lässt sich hingegen durch die Vermeidung von Situationen, bei denen AGV abbremesen müssen und der generellen Anhebung der maximal erlaubten Geschwindigkeit erreichen. Hierzu müssen AGV vorausschauend handeln und mögliche Begegnungen mit Menschen bereits frühzeitig erkennen und darauf intelligent reagieren. Dieser Ansatz wird in dieser Arbeit als vorausschauende Navigation bezeichnet, es geht um die Vermeidung von durch Begegnungen verursachten Bremsmanövern.

Im Folgenden wird die Möglichkeit der Umsetzung einer vorausschauenden Navigation durch Vermeidung von Situationen, bei denen AGV abbremesen müssen, untersucht. Ziel hierbei ist die frühzeitige Erkennung und die intelligente Vermeidung von Begegnungen zwischen Menschen und AGV. Eine Erhöhung der erlaubten Fahrgeschwindigkeiten wird hingegen nicht weiter betrachtet, da dies die Neubewertung des Gefahrenpotentials mobiler Roboter erfordert. Die Diskussion der Anhebung zulässiger Geschwindigkeiten kann aber einen Folgeschritt darstellen, welcher der Einführung von Techniken zur vorausschauenden Navigation nachfolgt.

2.2 Navigation und Routenplanung

Navigation ist ein Überbegriff, welcher im Bereich der Robotik sowohl die Planung als auch die Ausführung einer Bewegung beinhaltet. Roboter nutzen dabei für die Planung und die Ausführung einer Bewegung unterschiedliche Software. Bei dem im Robotik-Bereich weit verbreiteten

Framework Robotic Operating System (ROS) [72] ist beispielsweise die Navigationssoftware unterteilt in Software für die Routenplanung und die Befolgung einer geplanten Route [73, 74].

Für vorausschauende Navigation im Sinne einer frühzeitigen Erkennung und Vermeidung von Situationen, bei denen AGV abbremsen müssen, ist die Routenplanung entscheidend. Hingegen steht bei der Steuerungssoftware zur Befolgung der geplanten Route die Ausführung der Bewegung sowie die Reaktion auf unvorhergesehene Ereignisse im Mittelpunkt [75]. Ebenfalls fokussiert Forschung bezüglich der Lokalisierung und gleichzeitigen Kartierung (oft als SLAM bezeichnet, steht für Simultaneous Localization and Mapping) nicht die vorausschauende Navigation an sich, sondern die korrekte Erkennung der Umgebung [76]. Die Ergebnisse von SLAM-Problemmstellungen bilden dabei den Ausgangspunkt für die Reaktion auf unvorhergesehene Ereignisse, lediglich der Aspekt der Aktualisierung der Karte kann auch für die Routenplanung eingesetzt werden.

Für die Routenplanung sind zwei Aspekte entscheidend: Wie werden Informationen zur Umgebung abgespeichert und wie wird dann eine Route von der aktuellen Position zur Zielposition berechnet. Tabelle 4 zeigt den Stand der Wissenschaft und Technik zur Routenplanung mobiler Roboter.

Wie in Tabelle 4 dargestellt nutzen die Ansätze Graph-basiert, Skelettierungs-basiert und Probabilistic Roadmap zur Bestimmung der kürzesten Route innerhalb der abgebildeten Umgebung einen aus der Graphentheorie bekannten Suchalgorithmus, in der Robotik ist der A* Algorithmus weit verbreitet [74, 77, 78]. Dabei adressieren die in Tabelle 4 aufgeführten Technologien die Routenplanung mobiler Roboter in einer Umgebung mit statischen, unbeweglichen Hindernissen. Diese stellen die Grundlage für vorausschauende Routenplanung in einer Umgebung mit statischen und dynamischen Hindernissen dar. Im nächsten Kapitel werden Erweiterungen vorgestellt, welche darauf aufbauend auch die Berücksichtigung von dynamischen, sich bewegenden Hindernissen erlauben.

Tabelle 4: Routenplanung mobiler Roboter

Ansatz	Erläuterung	Quelle
Graph-basiert	Abbildung der Umgebung als Graph, Anwendung Suchalgorithmus (z.B. A* Algorithmus) zur Routenplanung.	[74, 77]
Skelettierungs-basiert	Untergliederung des verfügbaren Verkehrsraums in ein Skelettmodell z.B. durch Anwendung eines Voronoi-Diagramms. Anwendung eines Suchalgorithmus (z.B. A* Algorithmus) zur Routenplanung.	[74]
Probabilistic Roadmap	Stochastische Abtastung des verfügbaren Verkehrsraums und Anwendung eines Suchalgorithmus (z.B. A* Algorithmus) zur Routenplanung.	[74, 78]
Rapidly exploring Random Tree (RRT)	Aufbau eines Baums aus Knoten und Kanten zur Routenplanung. Vorteilhaft in hochdimensionalen Problemstellungen, z.B. bei Robotern mit vielen Bewegungsachsen.	[74, 78, 79]
Zustandsgitter	Beschreibung des Suchraums als Gitter, welches aus erreichbaren Zielpositionen und den zu den jeweiligen Zielen führenden Routen besteht.	[74]
Potentialfeld	Beschreibung der Umgebung als Bereiche hohen und niedrigen Potentials.	[74, 77]
Künstliche Neuronale Netze	Einsatz von maschinellem Lernen und Vergleichsdaten zur daten-basierten Erstellung eines Routenplanungs-Modells.	[77, 80]
Fuzzylogik	Einsatz von Fuzzylogik zur Steuerung des Roboters.	[77, 80, 81]
Wavelet Transformation	Nutzung von Zeit-Frequenz-Transformationen zur Bestimmung geeigneter Routen.	[77]
Genetische Algo.	Nutzung Variierung zur Identifikation der kürzesten Route.	[77, 80]

2.3 Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter mit vorhergesagten Trajektorien

Die vorausschauende Routenplanung für mobile Roboter in Umgebungen mit sich bewegenden Hindernissen erfordert eine hierfür angepasste Algorithmik. In Tabelle 5 sind die Ansätze aus dem Stand der Wissenschaft und Technik dargestellt.

Tabelle 5: Stand der Wissenschaft und Technik bezüglich vorausschauender Routenplanung

Ansatz	Erläuterung	Quelle
Geo-Fence-basierte Berücksichtigung von Menschen	Relativ zur aktuellen Ortsposition von Menschen wird um diese Position herum ein logischer Schutzbereich definiert. Roboter dürfen diesen Schutzbereich nicht durchfahren. Mobile Roboter kalkulieren weiterhin die kürzeste Route. Dabei enthält die vom Roboter verwendete Umgebungskarte zusätzlich die Schutzbereiche. Die Schutzbereiche werden häufig als Geo-Fences bezeichnet. Keine Berücksichtigung der Bewegung der Schutzbereiche.	[33]
Multi-Agenten Pfadfindung und Flottenmanagement	Adressiert die Routenplanung für Roboterschwärme. Roboter berechnen kürzeste Route zum Ziel und tauschen diese mit den anderen Schwarmmitgliedern aus. Konflikte werden kooperativ gelöst. Nicht direkt anwendbar für die Berücksichtigung der Bewegung von Menschen, da diese über keine digitale Schnittstelle zum automatisierten Austausch von geplanten Bewegungsrouten verfügen.	[5, 48–50]
Optimal Reciprocal Collision Avoidance	Zunächst Bestimmung der kürzesten Routen aller beteiligten Teilnehmer. Anschließend lokale Auflösung aller Konflikte, priorisierte Roboter behalten ihre Route, alle anderen müssen die Geschwindigkeit reduzieren. Dient häufig als Vergleichsansatz für den Forschungsbereich Multi-Agenten Pfadfindung.	[82]
Graph-basiert mit D* Algorithmus	Erweiterung des A* Algorithmus zur Berücksichtigung von Änderungen der Karte während der Berechnung der kürzesten Route. Ermöglicht die Berücksichtigung von dynamischen Hindernissen, wenn die Umgebungskarte zeitabhängig die aktuelle Position von sich bewegenden Hindernissen abbildet.	[78]
Safe Interval Path Planning	Auswertung der Zeitinformation bei möglicher Kollision mit einem sich bewegenden Hindernis. Einteilung der Route in Abschnitte bzw. Intervalle. In kollisionsfreien Abschnitten erfolgt die Routenplanung nach A*. Trajektorienvorhersagen benötigt für Abschnitte mit möglicher Kollision. Für Trajektorienvorhersagen wird die Position des Menschen mittels Roboter-Sensorik bestimmt. Nutzung des Constant-Velocity Trajektorienvorhersage-Ansatzes für die Vorhersage. Ziel ist ein verbessertes Verhalten an Engstellen, Roboter kann vorausschauend warten bis die Engstelle wieder frei ist.	[83]

Die Ansätzen Geo-Fence, Multi-Agenten Pfadfindung und Optimal Reciprocal Collision Avoidance ermöglichen nur eine eingeschränkte vorausschauende Routenplanung:

- Geo-Fence: Um Menschen herum wird mobilen Robotern die Durchfahrt verboten. Die Routenplanung der Roboter behandelt aber diese Schutzräume wie zusätzliche statische Hindernisse. Daher funktioniert dieser Ansatz nur dann gut, wenn Menschen sich nicht bewegen.
- Multi-Agenten Pfadfindung und Optimal Reciprocal Collision Avoidance: Hierbei können Roboterschwärme koordiniert werden und es werden die Bewegungen aller Roboter berücksichtigt. Im Falle autonomer Verkehrsteilnehmer, wie etwa Menschen, gelingt das aber nicht, da diese keine Informationen bezüglich der geplanten Bewegung in digitaler Form bereitstellen und direkt kommunizieren.

Demgegenüber eignet sich der D* Algorithmus zur Routenplanung in Umgebungen, welche sowohl unbewegliche als auch bewegliche Hindernisse beinhalten. Diese Lösung lässt allerdings offen, wie die Information über die Bewegung von Hindernissen erhalten werden kann. Der Safe Interval Path Planning Algorithmus berücksichtigt hierzu die vorhergesagten Trajektorien von Menschen. Die eigentliche vorausschauende Routenplanung bei Safe Interval Path Planning besteht dann allerdings nur darin, den Roboter rechtzeitig in eine Warteposition zu navigieren und abzuwarten, bis die ursprünglich geplante Route wieder frei ist. Hier bietet der D* Algorithmus die größere Flexibilität, es können hiermit auch von der kürzesten Route abweichende, alternative Routen gefunden werden.

Nachdem der D* Algorithmus eine geeignete Lösung für das Problem der vorausschauenden Routenplanung darstellt, wird nachfolgend näher betrachtet, wie Informationen über die Bewegung von Menschen in die Umgebungsabbildung integriert werden können. Da Menschen über keine direkte Schnittstelle verfügen und ihre Bewegungsplanung nicht digital kommunizieren, wird ein Ersatzmechanismus benötigt. Eine mögliche Lösung stellen hierbei die Erstellung und Nutzung von Trajektorienvorhersagen dar. Hierbei wird die Information bezüglich der zukünftigen Aufenthaltsposition von Menschen als Vorhersage bereitgestellt und kann so bei der Routenplanung berücksichtigt werden.

2.4 Vorhersage von Trajektorien von Menschen

Die zuvor beschriebenen Ansätze aus der Robotik dienen der vorausschauenden Routenplanung. Dabei ist bereits möglich, bei der Routenplanung auch auf sich bewegende Hindernisse vorausschauend zu reagieren. Allerdings werden für die Berücksichtigung von sich bewegenden Menschen entsprechende Daten bezüglich der geplanten Bewegungstrajektorie benötigt. Da Menschen autonom agieren und ihre geplante Bewegung nicht direkt mit Robotern kommunizieren, wird ein

Ersatzmechanismus benötigt, über den Roboter Informationen bezüglich der Bewegungstrajektorien von Menschen erhalten können. Einen solchen Ersatzmechanismus stellen Trajektorienvorhersagen dar. Für Trajektorienvorhersagen werden Modelle benötigt, mit denen die Bewegungstrajektorien von Menschen oder anderer autonomer Systeme vorhergesagt werden können.

Die Problemstellung der Vorhersage der zukünftigen Bewegungstrajektorie von Menschen wird in den Forschungsbereichen Robotik, Autonomes Fahren, öffentliche Sicherheit und Mobilfunk untersucht [27]. Hierbei bestehen jeweils unterschiedliche Ansprüche an das Ergebnis einer Trajektorienvorhersage. In Tabelle 6 sind unterschiedliche Leitvorstellungen dargestellt und erläutert. Je nach späterer Verwendung der Trajektorienvorhersage ergeben sich spezifische Anforderungen. Die Auflistung zeigt das breite Anwendungsfeld von Trajektorienvorhersagen.

Tabelle 6: Trajektorienvorhersage – Leitvorstellungen bei unterschiedlichen Verwendungen

Leitvorstellungen	Erläuterung	Anforderungen an Trajektorienvorhersage	Quellen
Fußgänger bzw. andere autonome Einheiten, Sichtweise der Robotik	Vorhersage der zukünftigen Bewegungstrajektorie von Menschen, welche sich innerhalb von Gebäuden oder auf öffentlichen Plätzen bewegen.	Heterogene Anforderungen.	[27, 30, 84–87]
Fußgänger beim Überqueren der Straße, Sichtweise autonomes Fahren	Vorhersage ob Fußgänger demnächst die Straße überqueren möchten.	Nutzung der Sensorik eines autonomen Fahrzeugs. Nur kurzer Vorhersagehorizont interessant, es muss nur entschieden werden, ob vorausschauend eine Bremsung eingeleitet werden soll.	[21, 31, 88]
Menschliche Autofahrer, Sichtweise autonomes Fahren	Vorhersage, ob von Menschen gesteuertes bzw. autonomes Kfz demnächst die Spur wechselt, etc.	Nutzung der Sensorik eines autonomen Fahrzeugs. Nur kurzer Vorhersagehorizont interessant, es muss nur entschieden werden, ob vorausschauend eine Bremsung eingeleitet werden soll.	[31, 89–93]
Menge an Fußgängern, Sichtweise öffentliche Sicherheit	Vorhersage der zukünftigen Bewegungen aller Fußgänger auf einem öffentlichen Platz.	Nutzung von Überwachungskameras. Nur kurzer Vorhersagehorizont benötigt, dient zum Abgleich, ob sich Fußgänger wie erwartet verhalten oder ob z.B. eine (Massen-)Panik ausbricht.	[94]
Mobilfunknutzer, Sichtweise der Netzbetreiber	Vorhersage, ob ein Mobilfunknutzer demnächst in eine andere Mobilfunkzelle übertritt.	Grobe Vorhersage ausreichend, es muss nur entschieden werden, ob eine Verbindungsübergabe zwischen Mobilfunkzellen eingeleitet werden soll.	[95]

Für die in dieser Arbeit betrachtete Nutzung von Trajektorienvorhersage zur Ermöglichung einer vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter sind Ansätze aus dem Bereich Mobilfunk nicht geeignet. Zwar wird auch hier das menschliche Bewegungsverhalten vorhergesagt, das aber sehr grob [95]. Im Bereich Autonomes Fahren muss berücksichtigt werden, dass viele Ansätze nur einen äußerst kurzen Vorhersagehorizont behandeln. Beispielsweise werden bei Fragestellungen, ob ein Fußgänger auf die Straße treten wird, nur wenige Millisekunden an Vorhersagehorizont benötigt [21, 27]. Die weitergehende Analyse des Stands der Forschung konzentriert sich daher auf Arbeiten aus dem Bereich der Robotik und auf Arbeiten aus dem Bereich Autonomes Fahren, sofern diese einen Vorhersagehorizont im Bereich mehrerer Sekunden bieten. Eine Sonderrolle nimmt der Bereich öffentliche Sicherheit aufgrund der Datenverfügbarkeit ein. Die Anwendung von maschinellem Lernen steht im Fokus vieler Forschungsgruppen [27]. Von maschinellem Lernen profitieren alle Problemstellungen, bei denen ausgehend von großen Datenmengen die Modelle automatisiert trainiert werden können. Im Bereich der Trajektorienvorhersage gibt es mit dem ETI [96] und UYC [97] zwei über alle Anwendungsbereiche oftmals eingesetzte Datensätze, welche für viele neue Entwicklungen die Ausgangsbasis bilden. Diese Datensätze sind dem Bereich der öffentlichen Sicherheit zuzuordnen. Bei beiden Datensätzen werden öffentliche Plätze von einer erhöhten Position aus mit Kameras gefilmt. Aus dem Filmmaterial wurden anschließend Positionsinformationen der gefilmten Passanten extrahiert.

Nachfolgend wird der Stand der Wissenschaft gemäß des Klassifizierungsschemas von Rudenko et al. [27] vorgestellt. Ansätze zur Trajektorienvorhersage lassen sich gemäß ihres Modellierungsansatzes entweder zur Klasse der Physik-basierten Ansätze (engl. Physics-based), Muster-basierten Ansätze (engl. Pattern-based) oder Plan-basierten Ansätze (engl. Planning-based) zuordnen [27]. Alternative Klassifikationsschemas sind hierzu kompatibel. So unterscheiden Gulzar et al. [31] zwischen Physik-basierten und lernbasierten Verfahren. Es wird hierbei also nicht zwischen Muster-basierten und Plan-basierten Verfahren unterschieden, da beide ähnliche Lernverfahren einsetzen. Zhang et al. [88] wiederum unterscheiden gemäß der gelösten Aufgabe in Ansätze zur reinen Trajektorienvorhersage, zur Intentionsvorhersage (entspricht der Vorhersage der Motivation) sowie zur kombinierten Intentions- und Trajektorienvorhersage. Dieses Klassifikationsschema ist ebenfalls kompatibel, da Physik-basierte und Muster-basierte Ansätze der reinen Trajektorienvorhersage dienen, Plan-basierte Ansätze wiederum die Intentionsvorhersage fokussieren.

Physik-basierte Ansätze:

Die Vorhersage einer Bewegungstrajektorie erfolgt gemäß eines von physikalischen Prinzipien abgeleiteten, einfachen Bewegungsmodells [27]. Es kommen White-Box-Modelle zum Einsatz, welche allgemein in diskreter Form über die Formel 2.1 beschrieben sind. Dabei beschreibt $\vec{b}_k \in \mathbb{R}^n$ den aktuellen Bewegungszustand. Die Vorhersage des nächsten Bewegungszustands

lässt sich beschreiben als Funktion f , welche aus dem aktuellen Bewegungszustandsvektor $\vec{b}_k$ und den aktuellen Einflüssen $\vec{u}_k$ die Trajektorienvorhersagematrix $\mathbf{T}$ berechnet. [27]

$$\mathbf{T} = f(\vec{b}_k, \vec{u}_k) \quad (2.1)$$

Physik-basierte Ansätze können auf einem einzelnen kinematischen Modell basieren [27]. Aktuelle Ansätze bauen dabei auf Arbeiten auf, welche auf der Annahme von einer konstanten Geschwindigkeit, konstanten Beschleunigung oder konstanten Drehbewegung basieren [27]. Liu und Hedrick nutzen Model Predictive Control zur Trajektorienvorhersage [98]. Chinag und Ding zeigen eine effiziente Implementierung mittels Umsetzung als Trajektorienvorhersage-Tabelle [99]. Gopalakrishnan et al. modellieren die Vorhersageunsicherheit hinsichtlich Position und Geschwindigkeit mittels eines Kollisionskegels [100]. Dieser Ansatz wird auch von Shahidi et al. verfolgt, statt kreisförmiger Kollisionskegel erhalten dynamische Objekte auf Basis der vorhergesagten Geschwindigkeit einen Ellipsoid-Kegel [101]. Park et al. hingegen vergrößern die von Robotern nicht zu befahrende Schutzzone um Hindernisse umso mehr, je stärker sich das Hindernis bewegt [102, 103]. Nishitani et al. befassen sich mit der Überführung einer vorhergesagten Trajektorie auf eine Rasterkarte [104]. Zardykh et al. zeigen, wie Trajektorienvorhersage für den Bereich Kollaborative Roboter adaptiert werden kann [105]. Mogelmoose et al. nutzen Partikelfilter für die Vorhersage der weiteren Bewegung von Fußgängern [106].

Insgesamt stellen Physik-basierte Ansätze eine einfache Art der Trajektorienvorhersage dar, welche keine Trainingsdaten erfordern und für Vorhersagen mit kurzem Vorhersagehorizont geeignet sind [27].

Muster-basierte Ansätze:

Die Modelle zur Vorhersage einer Bewegungstrajektorie können auch aus Daten gelernt werden. Es kommen dann Black-Box-Modelle zum Einsatz. Neuronale Netze, Gaußprozesse und Hidden Markov Modelle können auf Trainingsdaten die Datenvervollständigung trainieren und dann zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen auf Basis von Messdaten genutzt werden. Durch große Fortschritte im Bereich des maschinellen Lernens liegt auch im Bereich der Trajektorienvorhersage der Fokus vieler Forschenden auf dem Einsatz Muster-basierter Ansätze. [27]

Chen et al. lernen mittels **Clustering** aus beobachteten Trajektorien die Bewegungsmuster [107]. Ellis et al. setzen Gaußprozesse für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen ein [108]. Quintero R. et al. und Quintero M. et al. nutzen Beobachtungen der Körpersprache, um mittels **Gaußprozessen** den weiteren Verlauf der Bewegungstrajektorie vorherzusagen [109, 110]. Chen et al. entwickeln den Ansatz, Bewegungsmuster aus Daten mittels Gaußprozessen zu lernen, weiter und setzen Dirichlet-Prozesse ein, um bessere Clustering-Ergebnisse für ähnliche Trajektorien zu erhalten [111]. Bennewitz et al. nutzen den **Erwartungs-Maximierungs-Algorithmus** und **Hidden**

Markov Modelle für Trajektorienvorhersage [112]. Bera et al. nutzen den Erwartungs-Maximierungs-Algorithmus zusammen mit Ensemble Kalman Filtern, um insbesondere bei Szenen mit sehr vielen Fußgängern gute Vorhersagen treffen zu können [113]. Liu und Wang nutzen Hidden Markov Modelle, um eine Folgebewegung-Wahrscheinlichkeitsmatrix zu erhalten [114]. Wang et al. modellieren die Umgebung mittels Rasterkarten und nutzen angepasste Hidden Markov Modelle [115].

Ridel et al. diskretisieren Trajektorien mittels Rasterkarten und nutzen Neuronale Netze für die Trajektorienvorhersage [116]. Ballan et al. lernen für jede Rasterposition, wie beliebt diese ist und wie schnell sich hier bewegt wird [117]. Jain et al. nutzen faltende neuronale Netzwerke (CNN), um auf Basis einer Rasterkarte Trajektorien vorherzusagen [118]. Zamboni et al. setzen ein faltendes neuronales Netzwerk (CNN) ein und fokussieren die Aufbereitung und Variation der Trainingsdaten [119]. Radwan et al. nutzen faltende neuronale Netzwerke (CNN), welche auch Eingangsdaten vergangener Zeitwerte berücksichtigen [120, 121]. Park und Manocha nutzen faltende neuronale Netzwerke (CNN) und LSTM-Zellen, um die Bewegung von teilweise verdeckten Menschen vorherzusagen [122].

Saleh et al. nutzen rückgekoppelte Neuronal Netze (RNN) mit LSTM-Zellen für die Bewertung, ob ein Fußgänger weitergeht oder stoppt [123]. Xue et al. nutzen bidirektionale LSTM, die sowohl Vergangenes als auch, basierend auf anderen Vorhersagen, Zukünftiges berücksichtigen können [124], was insbesondere bei der Berücksichtigung von sozialem Gruppenverhalten wichtig ist [125]. In einer weiteren Arbeit fokussieren Xue et al. bei ihrem LSTM-basierten Ansatz die ortsabhängige Optimierung der Ergebnisse, so wird der spezifische Ort als Hyperparameter behandelt und es wird diesbezüglich nicht verallgemeinert [126]. Xu et al. kombinieren zwei LSTM, eines zur Abbildung aller bekannter Eingangsdaten und ein weiteres zur Bildung der Trajektorienvorhersage [127]. Zhang et al. nutzen ein LSTM, bei dem individuelle oder pauschale Eingangsparameter genutzt werden können [128]. Sun et al. und Hasan et al. setzen Neuronale Netze mit LSTM-Zellen für die Trajektorienvorhersage auf Basis von Positions- und Blickrichtungsdaten ein [129, 130].

Van der Heiden et al. nutzen generative künstliche Netzwerke (GAN) und bestärkendes Lernen, um mögliche Trajektorien(-vorhersagen) zu erzeugen und anschließend mit den Beobachtungen abzugleichen [131]. Gupta et al. setzen generative künstliche Netzwerke (GAN) ein, um sinnvolle Trajektorienvorhersagen zu erzeugen, bei denen auch der Abstand zu anderen Fußgängern gewahrt wird [132].

Bei der Entwicklung Muster-basierter Ansätze spielen Daten eine große Rolle. Amirian et al. geben eine Übersicht zu öffentlich verfügbaren Datensätzen [133]. Am häufigsten nutzen Forschende die ETH [96] und UCY [97] Datensätze. Diese beinhalten Daten über Fußgänger, die sich auf einem öffentlichen Platz bewegen. Auch viele weitere öffentlich verfügbare Datensätze

beinhalten die Bewegung anonymer Fußgänger auf einem öffentlichen Platz. Zur Verbesserung der Trajektorienvorhersage in solchen Szenarien ist die **Berücksichtigung sozialer Faktoren** (engl. Social Forces) sinnvoll, da hierüber das Verhalten von sich gemeinsam bewegendenden Menschengruppen besser abgebildet werden kann [27, 30]. Alahi et al. werten bei ihrem Social LSTM Ansatz nicht nur die Eingangsdaten eines einzelnen Fußgängers, sondern die Daten aller Fußgänger aus [134]. Bartoli et al. berücksichtigt bei seinem LSTM-Ansatz den spezifischen Museums-Besucher Kontext, welcher in den Trainingsdaten abgebildet ist [135]. Bera et al. werten als zusätzliche Eingangsinformation die Intimdistanz aus, also den Abstand zwischen verschiedenen, sich in eine Richtung bewegendenden Menschen [136]. Fang et al. verfolgen einen ähnlichen Ansatz und sagen hiermit die Bewegungstrajektorie einer Menschengruppe voraus [137].

Insgesamt stellen Muster-basierte Ansätze eine sehr vielversprechende Art der Trajektorienvorhersage dar, erfordern aber die Verfügbarkeit von Trainingsdaten [27].

Plan-basierte Ansätze:

Eine Bewegung wird als rationales Verhalten interpretiert. Die Modellierung der Rationalität, häufig mittels einer Zielfunktion, erlaubt die Berechnung von Trajektorienvorhersagen ausgehend von Messdaten. Die Zielfunktion kann dabei manuell modelliert oder aus Daten gelernt werden. Plan-basierte Ansätze zeichnen sich durch die Berücksichtigung von Kontextinformationen aus, welche als Teil der Zielfunktion abgebildet werden. [27]

Rudenko et al. nutzen eine Modellierung als Markov-Entscheidungsproblem, die Zielfunktion wird dabei maximiert, sobald eine Kette von Entscheidungen zu einer Zielposition führt [138]. Best und Fitch werten mögliche Bewegungsziele aus, um darauf aufbauend dann Bewegungen, welche zur Erreichung der Bewegungsziele führen, vorherzusagen [139]. Karasev et al. nutzen eine semantisch erweiterte Karte, also eine Karte auf der mögliche Zielpositionen markiert sind, um nach einer Bewegungszielvorhersage anschließend die Bewegungstrajektorie vorherzusagen [140]. Vasishta et al. nutzen eine Rasterkarte, bei der Rasterfelder über einen Attraktivitätswert für Fußgänger verfügen und zudem noch Zielpositionen als Points of Interest (POI) markiert sind [141]. Xie et al. zeigen, wie aus aufgezeichneten Bewegungen eine semantische Karte gelernt werden kann [142]. Petkovic et al. nutzen Trajektorienvorhersagen, um Abweichungen vom geplanten Zustand zu detektieren, die Trajektorienvorhersagen werden dabei mittels eines Hidden Markov Modells erstellt [143]. Huang et al. kombinieren eine LSTM-basierte Vorhersage mit einem Partikelfilter, um die Anzahl möglicher Ziele zu reduzieren und anschließend eine Trajektorie zum Ziel vorherzusagen [144]. Bajcsy et al. nutzen Bayes'sche Inferenz, um auf mögliche zukünftige Bewegungszustände zu schließen und nutzen dies, um alle sehr unwahrscheinlichen Bewegungszustände vorherzusagen [144]. Yi et al. nutzen Pfadvorhersage, Zielvorhersage und Personen-individuelle Parameter für Trajektorienvorhersage [145]. Rehder et al. nutzen faltende

neuronalen Netzwerke (CNN) und LSTM-Zellen, um aus Kamerabildern mögliche Bewegungsziele vorherzusagen [20]. Vasquez adressiert die Beschleunigung von Plan-basierten Verfahren mittels der Fast Marching Methode [146].

Plan-basierte Ansätze basieren auf der Annahme, dass durch die Modellierung eines rationalen Verhaltens die Qualität der Trajektorienvorhersage, insbesondere bei Vorhersagen mit weitem Vorhersagehorizont, verbessert wird [27]. Rasouli et al. untersuchen, inwiefern diese Annahme zutrifft und kommen zu dem Ergebnis, dass für Fußgänger die Bewegungsintention um 20% besser vorhergesagt werden kann, wenn neben Kameradaten auch Kontextinformationen wie die Art der Umgebung, Wege, Wetter und Tageszeit mitausgewertet werden kann [147, 148].

Insgesamt stellen Plan-basierte Ansätze eine, gerade für Vorhersagen mit langem Vorhersagehorizont, vielversprechende Möglichkeit zur Trajektorienvorhersage dar. Allerdings muss die Annahme eines rationalen Bewegungsverhaltens erfüllt sein. [27]

Weitere Bereiche des Stands der Wissenschaft bezüglich Trajektorienvorhersage:

Wie dargestellt existieren viele verschiedene Ansätze zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Rudenko et al. stellen den **Atlas Benchmark** vor, hierbei handelt es sich um ein Framework zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit von Trajektorienvorhersageansätzen [149]. Im Gegensatz zum TrajNet++ Benchmark [150] kann bei Atlas die Leistungsfähigkeit von Ansätzen feingranularer untersucht werden [149].

Darüber hinaus stellen **Multi-Modell-basierte Ansätze** eine Möglichkeit für die Verbesserung von Trajektorienvorhersagen dar. Statt eines einzelnen kinematischen Modells werden verschiedene Modelle miteinander kombiniert. Bei Multi-Modell-basierten Ansätzen kommen gemäß Li und Jilkov mehrere Modelle sowie Strategien zum Umgang mit Unsicherheiten, Schätzung von Modellparametern und Auswahl verschiedener Vorhersagen zum Einsatz [151]. Eine Anwendung ist die Kombination von Modellen mit kurzen und langen Vorhersagehorizonten. Li et al. kombinieren hierzu Modelle aus dem Bereich der Bewegungsregression mit Modellen, welche auf Trajektorien-Klassifikation und Zielschätzung basieren. Unhelkar et al. nutzen die Multiple-Predictor System Methode für die Kombination verschiedener Modelle [152].

Eine weitere Art der Verbesserung der Vorhersagen liegt in der besseren Abbildung verschiedener Möglichkeiten beziehungsweise Moden, wie sich die zukünftige Bewegungstrajektorie entwickeln könnte. Hug et al. untersuchen, wie dieser Möglichkeitsraum auch bei der Nutzung von LSTM-basierten Ansätzen berechnet werden kann [153]. Huang et al. benennen verfügbare Frameworks, Datensätze und Evaluations-Metriken für die Weiterentwicklung von **Multimodaler Trajektorienvorhersage** [154].

Insgesamt besteht ein umfangreicher und vielfältiger Stand der Wissenschaft im Bereich der Trajektorienvorhersage. Für die Ermöglichung einer vorausschauenden Routenplanung von mobilen Robotern müssen aber auch entsprechende Daten bezüglich der aktuellen Bewegungstrajektorien von Menschen sowie dem aktuellen Situationskontext in Echtzeit vorliegen, dieser Aspekt wird nachfolgend näher betrachtet.

2.5 Erfassung von Trajektorien und Kontext von Menschen

Für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen, also der Vorhersage von Positionswerten zu bestimmten Zeitpunkten, sind geeignete Eingangsdaten erforderlich. Die im vorherigen Kapitel untersuchten Ansätzen nutzen hierzu entweder eine Menge an zurückliegenden Positionswerten samt den Zeitpunkten, zu welchen die Positionswerte gemessen wurden. Alternativ werden Bewegungszustandsvektoren verwendet, bei denen für den aktuellen Zeitpunkt sowohl Positionswerte, als auch Informationen bezüglich Ausrichtung und Geschwindigkeit hinterlegt werden. Beide Beschreibungsformen lassen sich jeweils in die andere überführen. [27]

Die Lokalisierung von sich bewegenden Menschen erfolgt in der Robotik und im Bereich des autonomen Fahrens relativ zur aktuellen Position des Roboters bzw. Ego-Fahrzeugs. Von den im vorherigen Kapitel vorgestellten Ansätzen fokussieren 22 diese Lokalisierungsmethodik bzw. entsprechende Datensätze, welche auf diese Lokalisierungsmethodik zurückzuführen sind, siehe [20, 98–100, 102–106, 109, 110, 112, 118, 120, 122, 123, 129, 137, 140, 144, 147, 148]. Durch Auswertung der an einem Roboter bzw. autonomen Fahrzeug verbauten Abstandssensoren (z.B. Laserscanner, Ultraschallsensoren, Kameras, etc.) kann die Position von sich bewegenden Menschen relativ zur Roboterposition bestimmt werden. Der eingeschränkte Sichtbereich der verbauten Sensorik erlaubt nur die Positionsbestimmung von Menschen, welche von den Abstandssensoren erfasst werden können. Ansätze der kollektiven Wahrnehmung bei kooperierenden Roboterschwärmen [155] können den Sichtbereich verbessern.

Ebenso wird von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage ein absolutes Positionstracking genutzt, von den im vorherigen Kapitel vorgestellten Ansätzen fokussieren 36 diese Lokalisierungsmethodik bzw. entsprechende Datensätze, welche auf diese Lokalisierungsmethodik zurückzuführen sind, siehe [101, 107, 108, 111, 113–117, 119, 121, 124–128, 130–136, 138, 139, 141–143, 145, 146, 149–154]. Statt relativ zur Roboterposition wird die Position von Menschen direkt durch eine nur für diesen Zweck zuständige Sensorik erfasst. In großer Mehrheit kommen dabei kamerabasierte Systeme zum Einsatz, welche eine Verkehrsfläche aus großer Höhe aus der Vogelperspektive filmen. Aus den Kameradaten werden anschließend mit Zeitstempeln versehen Positionswerte bestimmt.

Im Bereich der Intralogistik und der Produktion besteht ebenfalls ein hoher Bedarf nach Lokalisierungslösungen [33]. Im Fokus steht dabei das Tracking von Bauteilen, Halbzeugen, Werkstücken, Produkten und Werkzeugen [33]. Kamerabasierte Systeme gelten hier allerdings aufgrund arbeitsrechtlicher Regelungen als problematisch, da Kameras die Umgebung sehr präzise erfassen können [33]. Der Rechtsanwalt Carlo Kunz formulierte dazu in einem Interview 2021: „Die Gesetzgebung ist bereits bei Industrie 4.0 angekommen. Die DSGVO, also das maßgebliche Gesetz in Deutschland, das vom Bundesdatenschutzgesetz flankiert wird, ist technikoffen gestaltet. [...] Das Problem ist eher die Rechtsprechung, weil es für viele moderne Anwendungen noch keine Rechtssicherheit gibt. Es gibt das Gesetz und es lässt Spielraum für Interpretation.“ [40, p. 85].

In Tabelle 7 ist die Leistungsfähigkeit unterschiedlicher, in der Industrie angewendeter Lokalisierungslösungen für Intralogistik und Produktion dargestellt. Neben satellitenbasierten Systemen (GNSS, z.B. GPS, Galileo) kann auch mittels der Funktechnologien Bluetooth, WLAN oder Ultra-Breitband (UWB) lokalisiert werden. Ebenso finden auch kamerabasierte Lokalisierungssysteme (u.a. als Optical-RTLS bezeichnet) in der Industrie Anwendung [156]. Aktuell wird zudem an der Realisierung von Lokalisierungslösungen gearbeitet, welche den 5G Mobilfunkstandard einsetzen [34, 157].

Tabelle 8 zeigt die verschiedenen Arten von Kontextinformationen, welche von Ansätzen aus dem Stand der Wissenschaft für die Verbesserung von Trajektorienvorhersagen eingesetzt werden.

Tabelle 7: Leistungsfähigkeit unterschiedlicher Lokalisierungslösungen gemäß [33–36]

	Genauigkeit ^{*)}	Zuverlässigkeit	Skalierbarkeit	Energieverbrauch	Latenz	Kosten ^{**)}
GNSS ^{***)}	100 cm	++	++	-	+	0
GNSS+RTK ^{***)}	1 cm	++	++	-	+	-
Bluetooth	100 cm	-	0	0	--	++
WLAN	100 cm	-	0	0	--	-
UWB-RTLS	10 cm	++	+	++	++	+
Optical-RTLS	5 cm	++	+	++	++	+
5G RTLS ^{****)}	40 cm	0	++	0	++	0

^{*)} unter optimalen Voraussetzungen

^{***)} Funktioniert nur im Außenbereich

^{**) Installations- und Wartungskosten}

^{****)} Noch in der Entwicklung

Tabelle 8: Kontextinformationen für Trajektorienvorhersagen gemäß [27, 147]

Genutzte Kontextinformationen^{#)}	Erläuterung
Straßenbreite	Schmale oder breite Straße
Fußgängerüberwege	Verfügbarkeit von Zebrastreifen, Fußgängerampeln
Verkehrsfluss in der Umgebung	Straße oder Parkplatz
Körperpose	Blickrichtung und Körperhaltung
Personenindividuelle Eigenschaften	Alter, Geschlecht, Bewusstheit über Roboter
Gruppenzugehörigkeit	Zugehörigkeit zu einer zusammenhängenden, sich gemeinsam fortbewegenden Menschengruppe
Hindernisse in der Umgebung und Karte der Umgebung	Hindernisse schränken Bewegungen ein, Fortbewegung erfolgt nicht auf einem Freiraum
Semantische Attribute der Umgebung	Begehbare Flächen in der Umgebung haben eine zusätzliche Bedeutung wie verbotene Zonen, Gehwege, Straßenübergänge oder Points-of-Interest (POI) in der Umgebung stellen mögliche Bewegungsziele dar

^{#)} Ansätze nutzen keine, einzelne oder mehrere der aufgelisteten Kontextinformationen

2.6 Aufzeigen des Forschungsbedarfs

Diese Arbeit adressiert die Verbesserung der AGV-basierten Intralogistik in Lagern und Produktionsumgebungen. Die in Kapitel 2.1 dargelegte Analyse der Intralogistik mit mobilen Robotern hat ergeben, dass für eine bessere Einsetzbarkeit, insbesondere bei Szenarien mit höheren Anforderungen an den Transportdurchsatz, eine Verringerung der benötigten Zeit für die Erfüllung von Aufträgen notwendig ist. Zur Beibehaltung des großen Vorteils der Flexibilität werden dazu keine Lösungen weiterverfolgt, welche den Betrieb von AGV auf abgetrennten Verkehrsflächen beinhalten. Stattdessen soll es durch eine vorausschauende Routenplanung weiterhin möglich sein, dass Menschen und AGV sich Verkehrsflächen teilen und dabei AGV vorausschauend Begegnungen erkennen. Durch eine vorausschauende Routenplanung und die Vermeidung von Bremsungen infolge von Begegnungskonflikten kann dann die benötigte Zeit für die Erfüllung eines Auftrags verringert und somit der Transportdurchsatz erhöht werden.

Für die Routenplanung sind im Bereich der Robotik verschiedene deterministische und heuristische Verfahren nutzbar. Die vertiefte Analyse nach Ansätzen zur Routenplanung in Umgebungen

mit sich bewegenden Menschen ergab, dass hierfür der D* Suchalgorithmus genutzt werden kann. Die vorausschauende Routenplanung benötigt aber Informationen bezüglich der geplanten Bewegungstrajektorien der sich in der Umgebung befindlichen Menschen. Da Menschen autonom agieren und ihre geplanten Bewegungen nicht direkt mit Robotern kommunizieren, besteht hier der Bedarf nach einem Ersatzmechanismus, mit dem mobile Roboter die zukünftige Bewegung von Menschen vorausahnen können. Hierfür werden Trajektorienvorhersagen angewendet.

In Kapitel 2.4 wurde analysiert, welche Ansätze zur Vorhersage menschlicher Bewegungen im Stand der Wissenschaft vorhanden sind. Insgesamt arbeiten viele Forschende an der Verbesserung von diversen Ansätzen zur Trajektorienvorhersage. Die Fokussierung auf die in dieser Arbeit wichtigen Ansätze mit einem langen Vorhersagehorizont im Bereich mehrerer Sekunden schränkt die Anzahl an verfügbaren Ansätzen ein. Es lassen sich gemäß der Klassifikation nach Rudenko et al. [27] die Physik-basierten, Muster-basierten und Plan-basierten Vorhersageansätze unterscheiden.

Die Erstellung einer Vorhersage der Bewegung von Menschen, die zusammen mit AGV in den Produktions- bzw. Lagerbereichen arbeiten, bringt die in Kapitel 1 dargestellten Herausforderungen und davon hergeleiteten Anforderungen an eine Lösung mit sich. Die analysierten Vorhersageansätze wurden in Tabelle 9 hinsichtlich der Anforderungen A1 bis A4 bewertet. Die Analyse hat gezeigt, dass Physik-basierte Ansätze einfach entwickelt werden können, aber bei langen Vorhersagehorizonten schlecht abschneiden. Muster-basierte Verfahren liegen aktuell im Fokus vieler Forschungsgruppen und erzielen sehr gute Vorhersageergebnisse, sofern ausreichend Daten zur Verfügung stehen. Das erschwert insbesondere die Erst- oder Wieder-Inbetriebnahme, wenn noch keine große Datenbasis verfügbar ist. Plan-basierte Ansätze berücksichtigen die Motivation und erzielen damit auch ohne die Verfügbarkeit großer Datenmengen sehr gute Ergebnisse. Allerdings wird die Datenflexibilität zum Problem, da die Bereitstellung von Kontextdaten kompliziert ist. Insgesamt besteht damit eine Lücke im Bereich der Trajektorienvorhersage, welche die Realisierung von vorausschauender Routenplanung für mobile, in der Problemdomäne Intralogistik eingesetzte Roboter nach dem aktuellen Stand der Wissenschaft und Technik verhindert.

Tabelle 9: Bewertung des Stands der Wissenschaft

Ansatztyp	Physik-basiert	Muster-basiert	Plan-basiert
Grundidee	Manuelle Modellierung	Aus Daten lernen	Intentionen vorhersagen
Quellen:	[98–106]	[107–132, 134–137]	[20, 138–148]
	Bewertung, Begründung	Bewertung, Begründung	Bewertung, Begründung
A1: Vorher- sage im Bereich mehrerer Sekunden	○ Lange Vorhersage- horizonte erfor- dern lange gleich- bleibendes Bewe- gungsverhalten	● Mit ausreichend Daten können be- liebig schwierige Trajektorien kor- rekt vorhergesagt werden	● Mit Verständnis der Motivation für eine Bewegung können schwierige Trajek- torien korrekt vor- hergesagt werden.
A2: Datenflexi- bilität zur Laufzeit	◐ Ansätze erfordern stete Verfügbarkeit einfach integrier- barer Datenquelle	◐ Ansätze erfordern stete Verfügbarkeit einfach integrier- barer Datenquelle	○ Ansätze erfordern stete Verfügbarkeit bestimmter Daten- quelle
A3: Vorher- sage auch nach Än- derung der Umgebung	● Physik-basierte Modellierung sehr einfach und über Parameter anpass- bar	◐ Vorhersagemodell wurde für be- stimmte Umge- bung trainiert, Än- derung kann Neu- training erforder- lich machen	● Verständnis der Motivation oft un- abhängig von Um- gebung und über Pa- rameter anpassbar
A4: Vorher- sage ohne große Da- tenbasis möglich	● Keine Daten für Entwicklung eines Physik-basierten Modells notwen- dig, wenn auch sinnvoll für Mo- dellvalidierung	◐ Datenbasis eigent- lich immer benö- tigt, außer ein auf vergleichbaren Da- ten vortrainiertes Modell kann ein- gesetzt werden.	● Keine Daten für Entwicklung eines Plan-basierten Mo- dells notwendig, wenn auch sinnvoll für Modellvalidie- rung

Bewertung ○ = erfüllt die Anforderung nicht

◐ = erfüllt die Anforderung teilweise

● = erfüllt die Anforderung

Die betrachtete Problemstellung wird auch nicht durch Ansätze zur Multi-Modell Vorhersage gelöst, diese fokussieren die Kombination von Modellen mit kurzem Vorhersagehorizont mit solchen mit langem Vorhersagehorizont. Für die betrachtete Problemstellung ist die Leistungsfähigkeit der Modelle im Kurzzeit-Bereich nicht relevant.

Multimodale Trajektorienvorhersagen tragen ebenfalls nicht zur Lösung der Problemstellung bei, statt der Vorhersage einer werden hierbei mehrere mögliche Trajektorien vorhergesagt. Dieser Aspekt stellt aber eine generelle Erweiterungsmöglichkeit für Trajektorienvorhersage dar.

Auch die TrajNet++ und Atlas Benchmarks zur Bewertung der Leistungsfähigkeit verschiedener Ansätze der Trajektorienvorhersage gehen an der Problemstellung vorbei, da hier nur auf Basis von öffentlich verfügbaren Datensätzen der Vergleich der Leistungsfähigkeit adressiert wird, nicht aber die Verbesserung der Einsetzbarkeit.

Für die betrachtete Problemdomäne ist zudem die in Kapitel 2.5 dargestellte Analyse der benötigten Datenquellen im Vergleich zu den in der Problemdomäne verfügbaren Datenquellen relevant. Die Nutzung der an einem mobilen Roboter verbauten Abstandssensoren bieten den Vorteil der einfachen Verfügbarkeit. Der eingeschränkte Sichtbereich behindert aber Trajektorienvorhersagen mit langem Vorhersagehorizont, da nur dann Vorhersagen erstellt werden können, wenn sich Menschen innerhalb des Erfassungsbereichs der Sensorik befinden. Fest installierte Lokalisierungsinfrastruktur kann hingegen jederzeit die Aufgabe der Lokalisierung übernehmen.

Insgesamt gilt: Für die Verbesserung der Interaktion zwischen Menschen und mobilen Robotern besteht ein Mangel an vorausschauendem Roboterverhalten im Sinne der vorausschauenden Vermeidung von Begegnungskonflikten mit Menschen bzw. der Vermeidung von durch Begegnungen an Engstellen verursachten Bremsmanövern. Dies ist zurückzuführen auf einen Mangel an Verständnis für die zukünftige Entwicklung von menschlichen Bewegungstrajektorien. Dabei mangelt es nicht an Ansätzen zur Langzeit-Trajektorienvorhersage. Allerdings erreicht keiner der verfügbaren Ansätze eine vollständige Erfüllung aller Anforderungen A1 bis A4. Es mangelt an Flexibilität im Sinne der Daten- und Vorhersagemodellverfügbarkeit. Nur wenn die richtigen Daten verfügbar sind, kann ein bestimmtes Vorhersagemodell ausgeführt werden. Dabei müssen Daten passen hinsichtlich der verwendeten Datenquellen, der Datenpräzision, der Messfrequenz sowie der Stabilität aller anderen Umgebungsbedingungen wie beispielsweise der Hindernisstrukturen in der Umgebung. Wie in den Herausforderungen H1 bis H5 analysiert und dann in den Anforderungen A1 bis A4 präzisiert, hemmt dies den Einsatz von Trajektorienvorhersage in der adressierten Problemdomäne Intralogistik.

Diese Forschungslücke muss für eine weitere Verbesserung der Interaktion zwischen Menschen und AGV geschlossen werden. Im Sinne der Design Science sind dazu zwei grundlegende Strategien des weiteren Vorgehens möglich: Neuentwurf eines Artefakts oder Kombination bekannter

Artefakte. Vor dem Hintergrund der großen Verfügbarkeit von Artefakten in Form von Trajektorienvorhersageansätzen ist ein Hinzufügen eines von Grund auf neu entwickelten Artefakts zum Kanon der Trajektorienvorhersageansätze nach Ansicht des Autors nicht zielführend. Vielmehr müssen bekannte Artefakte neuartig kombiniert werden, um so eine Erhöhung der Flexibilität im Bereich der Trajektorienvorhersage zu erreichen und die Anwendbarkeit bekannter Artefakte so zu erhöhen, dass ein Einsatz in der Problemdomäne der Intralogistik möglich ist. Statt also der Schaffung einer neuen Vorhersagemethode adressiert diese Arbeit den Entwurf und die Evaluierung einer neuen Methodik zur flexiblen Trajektorienvorhersage. Im Sinne der Design Science stellt dabei die entworfene Methodik ein Artefakt zur Lösung der Problemstellung dar. Hinsichtlich des Aspekts des Mangels an Verknüpfung zwischen den Themen Trajektorienvorhersage und Optimierung der Bewegungstrajektorien von mobilen Robotern wird ebenfalls der Entwurf eines neuen Lösungsartefakts benötigt.

Für diese Arbeit ergibt sich daher nachfolgende Forschungsfrage:

Wie kann eine Methodik aufgebaut sein, welche eine flexible Erstellung von Vorhersagen über die menschlichen Bewegungstrajektorien ermöglicht und auf deren Basis dann die Routenplanung mobiler Roboter optimiert werden kann?

Diese Forschungsfrage wurde ausgehend vom Problem des geringen Transportdurchsatzes mobiler Roboter in der Problemdomäne Intralogistik entwickelt. Wie in den Kapiteln 2.1 bis 2.3 dargestellt, kann der Ansatz einer vorausschauenden Routenplanung den Transportdurchsatz von AGV verbessern. Allerdings wird hierzu die Kenntnis über zukünftige menschliche Bewegungstrajektorien benötigt. Dazu besteht im Bereich Trajektorienvorhersage ein vielfältiger Stand der Wissenschaft, die Analysen in Kapitel 2.4 bis 2.6 haben schließlich zu der hier formulierten Forschungsfrage nach einer Methodik zur flexiblen Erstellung von Trajektorienvorhersagen geführt.

Nachfolgend wird in Kapitel 3 der Kern dieser Arbeit beschrieben, der Entwurf der Lösungsartefakte, welche die identifizierte Forschungslücke schließen können und dabei die Anforderungen A1 bis A5 erfüllen.

3 Modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen für vorausschauende Routenplanung mobiler Roboter

Die in dieser Arbeit erstellte Methodik ermöglicht die flexible Kombination unterschiedlicher Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Dadurch kann zur Laufzeit der jeweils am besten für eine Situation geeignete Vorhersageansatz ausgeführt werden. Die Methodik stellt mobilen Robotern für ihre Routenplanung aktuelle Trajektorienvorhersagen bereit. Sie untergliedert sich in vier Schritte. Zunächst wird analysiert, welche Anforderungen an eine Vorhersage bestehen. Anschließend werden alle für eine Trajektorienvorhersage benötigten Daten erfasst. Hierbei wird zur Laufzeit überprüft, welche Datenquellen zur Verfügung stehen. Mit den erfassten Daten wird dann eine Trajektorienvorhersage erstellt und an den mobilen Roboter übermittelt. Als zusätzlicher vierter Schritt wird die Güte früherer Vorhersagen bewertet. Jeder Schritt der Methodik wird modular und damit wiederverwendbar umgesetzt.

Durch die Kombination mehrerer Vorhersageansätze kann eine datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen sichergestellt werden. Bei jeder Vorhersageerstellung wird geprüft, welche Eingangsdaten aktuell zur Verfügung stehen, um dann den hierfür bestmöglich geeigneten Ansatz auszuführen.

Die Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik hat ergeben, dass für die in dieser Arbeit betrachtete Optimierung der Routenplanung die Aspekte *Trajektorienvorhersage* und *Routenplanung* berücksichtigt werden müssen. Durch das Vorgehen nach der Design Science Research Methodik nach Hevner [60, 61] werden zur Beantwortung der Forschungsfrage Artefakte entworfen. Artefakte können dabei physische Objekte, Zeichnungen, Methoden oder Richtlinien darstellen und zeichnen sich durch ihre Übertragbarkeit auf ähnliche Problemstellungen [62] aus. Anstelle eines einzelnen Artefakts werden in dieser Arbeit zur Lösung der Problemstellung für den Aspekt Trajektorienvorhersage und den Aspekt Routenplanung jeweils ein separates Artefakt, also insgesamt zwei Artefakte, entworfen. In zukünftigen Arbeiten kann jedes dieser beiden Lösungsartefakte einzeln wiederverwendet oder angepasst werden.

Dieses Kapitel umfasst die vollständige Beschreibung des Entwurfs des für die vorliegende Arbeit zentralen **Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen**. Für die Bearbeitung der Problemstellung müssen die drei miteinander verknüpften Sub-Problembereiche „Erfassung von Daten“, „Erstellung von Trajektorienvorhersagen“ und „Nutzung von Trajektorienvorhersagen“ betrachtet werden. Für die leichtere Nachvollziehbarkeit des umfangreichen Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen wird nachfolgend in Abschnitt 3.1 zunächst der Entwurf der

Methodik vorgestellt. Die Methodik untergliedert die Erstellung von Trajektorienvorhersagen in Teilschritte. Jeder Teilschritt kann von einem wiederverwendbaren Modul realisiert werden, daher die Benennung als modulare Methodik. Durch die optionale Nutzung von Kontextinformationen und der flexiblen Ausführung aller oder nur einer Teilmenge der Teilschritte ergibt sich die Eigenschaft der datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Die einzelnen Bestandteile der Methodik bzw. die Teilschritte der Methodik werden in den Abschnitten 3.2 bis 3.5 detailliert dargestellt.

Ebenfalls Teil dieses Kapitels ist die Beschreibung des Entwurfs des **Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter**, dieser wird in Abschnitt 3.6 besprochen.

Schließlich folgt in Abschnitt 3.7 eine Übersicht bezüglich der beim Entwurf der Artefakte getroffenen Entwurfsentscheidungen.

3.1 Entwurf der Methodik

Die Untersuchung des Stands der Wissenschaft lässt sich mit den folgenden Kernaussagen zusammenfassen:

- Die Nutzung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht mobilen Robotern eine vorausschauende Routenplanung. Hierzu ist die Erweiterung der zur Routenplanung eingesetzten Suchalgorithmen notwendig (diskutiert in Kapitel 2.3).
- Der Aspekt der Vorhersage von menschlichen Bewegungstrajektorien mit großem Vorhersagehorizont stellt die Hauptschwierigkeit zum Erreichen der Zielsetzung der Arbeit dar (diskutiert in Kapitel 2.3 und 2.4).
- Es existieren viele Ansätze zur Trajektorienvorhersage (diskutiert in 2.4).
- Muster-basierte und Plan-basierte Vorhersageansätze bieten größere Vorhersagehorizonte als Physik-basierte Ansätze (diskutiert in Kapitel 2.4).
- Es besteht ein Mangel hinsichtlich der Verknüpfung von Vorhersageansätzen mit der Nutzung der Vorhersagen. Es fehlt ein allgemein gut funktionierender Ansatz zur Trajektorienvorhersage, bestehende Ansätze funktionieren jeweils für bestimmte Situationen gut (diskutiert in Kapitel 2.6).

Abbildung 3 stellt das Zielbild der Arbeit dar. Kern der Arbeit ist der in orange dargestellte Aspekt 1: Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen. Hierzu müssen für einen Menschen Positionswerte erfasst werden. Anschließend wird die zukünftige Bewegung des Menschen vorhergesagt, in Abbildung 3 bewegt sich der Mensch voraussichtlich nach oben. Die Nutzung dieser Vorhersage stellt den zweiten betrachteten Aspekt dar. Der in hellblau dargestellte mobile Roboter

plant eine Route zur Zielerreichung, hierbei beachtet er die statischen, in dunkelgrau dargestellten Hindernissen in der Umgebung. Statt der kürzesten Route durch den oberen Gang wählt der Roboter den etwas längeren Weg durch den unteren Gang. Dadurch kommt es zu keinem Begegnungskonflikt mit dem Menschen. Der Roboter muss durch die vorausschauende Routenwahl nicht abbremsen und abwarten, bis sich der Mensch sich wieder entfernt hat. Stattdessen kann der Roboter ohne Begegnung mit konstanter Geschwindigkeit zum Zielpunkt fahren.

Problemdomäne: AGV-basierte Intralogistik

Rahmenbedingungen:

1. AGV und Mensch auf gleicher Verkehrsfläche
2. Für Mensch muss eine Vorhersage der Bewegungstrajektorie erstellt werden
3. AGV nutzt die Vorhersage der Bewegungstrajektorie für vorausschauende Navigation

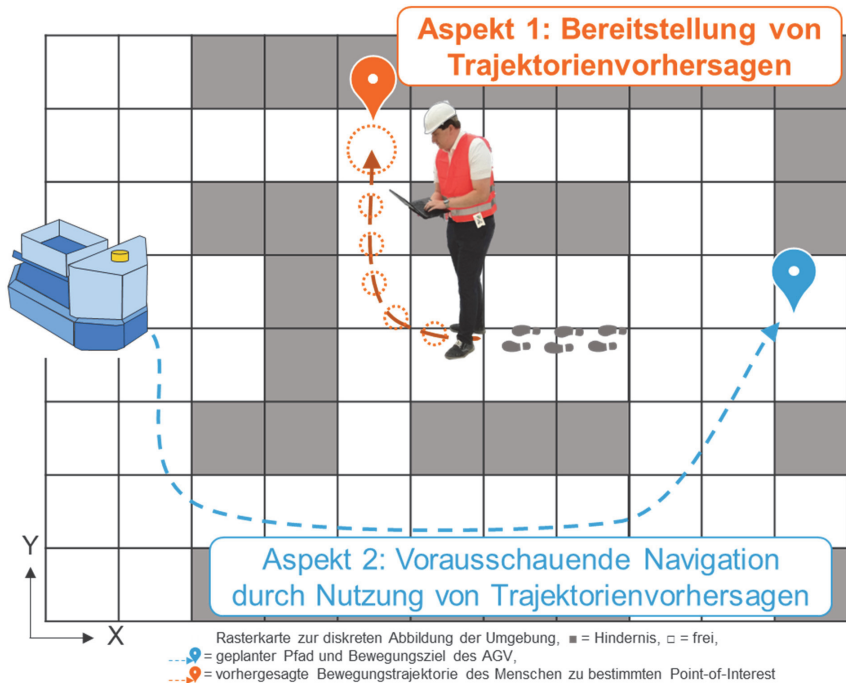


Abbildung 3: Ziel der Arbeit

Für die Erreichung der Zielstellung, Beantwortung der Forschungsfrage und Erfüllung der in Kapitel 1.4 definierten Anforderungen werden die nachfolgend beschriebenen grundsätzlichen Entwurfsentscheidungen getroffen:

Entwurfsentscheidung E1: Fokus auf Vorhersage mit großem Vorhersagehorizont der Bewegungstrajektorie. Für die Erreichung der Zielsetzung müssen Trajektorienvorhersagen bereitgestellt werden, die dann zur Verbesserung der Routenplanung von mobilen Robotern genutzt werden können. Gemäß dem Stand der Wissenschaft und Technik ist die Problematik der Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen herausfordernder als die spätere Nutzung der Trajektorienvorhersagen. Bei der Evaluierung werden beide Aspekte betrachtet, aber das hier in dieser Arbeit beschriebene zentrale Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen fokussiert die Problematik der Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen. Gemäß der Anforderung A1 werden für die Optimierung des Roboter-Verhaltens Trajektorienvorhersagen im Bereich mehrerer Sekunden benötigt, es werden also Vorhersagen mit großem Vorhersagehorizont benötigt. Infolgedessen werden nachfolgend nur solche Ansätze zur Trajektorienvorhersage weiter betrachtet, welche einen Vorhersagehorizont von einer Sekunde oder mehr bieten.

Entwurfsentscheidung E2: Nutzung verschiedener bereits existierender Ansätze statt Entwurf eines neuen Ansatzes zur Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien. Gemäß der Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik der Kernaussage K4 werden bestehende Ansätze zur Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien noch nicht für die Verbesserung der Routenplanung mobiler Roboter genutzt, da bestehende Ansätze nur für bestimmte Situationen gute Vorhersagen liefern können. Zur Erreichung der Zielsetzung und Erfüllung von Anforderung A2 müssen Trajektorienvorhersagen so bereitgestellt werden, dass flexibel die tatsächlich zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Messdaten und Kontextinformationen genutzt werden können und so in vielfältigen Situationen jeweils gute Vorhersagen erreicht werden. Hierfür kann der Entwurf eines neuen Ansatzes, welcher sich von bestehenden Ansätzen durch gesteigerte Flexibilität und Universalität unterscheidet, angestrebt werden. Aufgrund der großen Anzahl an bestehenden Ansätzen ist es aber unwahrscheinlich, ein gänzlich neues Wirkprinzip zu entdecken. Stattdessen konzentriert sich der in dieser Arbeit beschriebene Entwurf auf die Nutzung verschiedener, bereits bestehender Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Hierdurch soll situationsabhängig eine bestmögliche Trajektorienvorhersage erreicht und gleichzeitig die Anforderung A2 bezüglich Flexibilität bei den zur Verfügung stehenden Daten erfüllt werden.

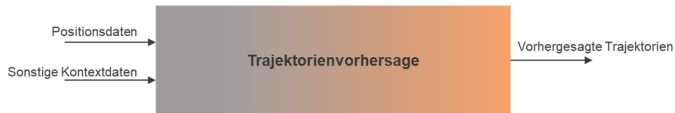
Die beiden Entwurfsentscheidungen E1 und E2 führen zum zentralen Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Das finale Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen wurde in drei Design Zyklen erreicht. Diese werden in den Kapiteln 3.1.1. bis 3.1.3 vorgestellt.

3.1.1 Modulare Methodik zur Trajektorienvorhersage

Ausgehend von Entwurfsentscheidung E2 wurde im Rahmen des ersten Design Cycles untersucht, wie unterschiedliche Ansätze zur Trajektorienvorhersage aufgebaut sind und wo die Schwierigkeiten bezüglich der flexiblen Nutzung bereits verfügbarer Ansätze liegen.

In Abbildung 4 (oben) ist der abstrakte Aufbau jedes Trajektorienvorhersage-Ansatzes dargestellt. Um Trajektorien vorherzusagen, werden Eingangsdaten verarbeitet. Eingangsdaten sind Positionsdaten und weitere sonstige Kontextdaten. Ausgangsdaten sind Trajektorienvorhersagen. Diese vereinfachende Darstellung entspricht der typischen Beschreibung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersagen in der Literatur. Hier findet häufig keine Diskussion der Nutzung von Trajektorienvorhersagen statt. Dabei ist die Erstellung einer Vorhersage nur dann sinnvoll, wenn diese für eine weiterführende Analyse benötigt wird.

Abstrakte Darstellung:



Zielgerichtete Trajektorienvorhersage:

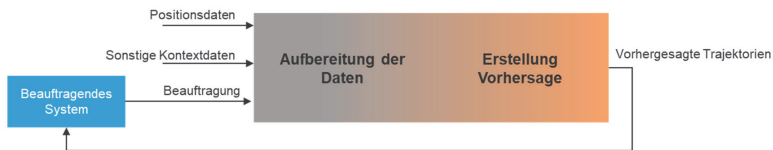


Abbildung 4: Abstrakte und verfeinerte Darstellung von Trajektorienvorhersage

In Abbildung 4 (unten) ist die verfeinerte Darstellung abgebildet, auf welcher das Ergebnis des hier beschriebenen Design Cycles basiert. Es ergeben sich folgende zwei Präzisierungen:

1. **Trajektorienvorhersagen werden für weiterführende Analysen benötigt:** Vorhersagen werden stets für einen übergeordneten Zweck erstellt und hierzu durch ein beauftragendes System angefragt. In dieser Arbeit etwa werden Trajektorienvorhersagen für die Optimierung der Routenplanung von mobilen Robotern benötigt. Mobile Roboter stellen in diesem Fall das beauftragende System dar.
2. **Zur Vorhersageerstellung müssen Eingangsdaten zunächst aufbereitet werden:** Bevor eine Trajektorienvorhersage berechnet werden kann, muss zunächst der aktuellen Bewegungszustands erfasst und aufbereitet werden. Informationen bezüglich der aktuellen Position im Raum, der aktuellen Bewegungsrichtung und -geschwindigkeit sind notwendig für die Vorhersage der zukünftigen Bewegungstrajektorie. Diese Informationen bezüglich des Bewegungszustands werden aus Positionsdaten abgeleitet, Positionsdaten

werden also aufbereitet. Sonstige Kontextinformationen können Karten, Bewegungsmuster und weitere Informationen über die Umgebung darstellen. Die Erstellung von Trajektorienvorhersagen basiert dann auf der Verarbeitung der aufbereiteten Informationen.

Die Vorhersage von Bewegungstrajektorien umfasst, wie in Abbildung 4 abgebildet, Verarbeitungsschritte hinsichtlich der Aufbereitung der Eingangsdaten und der eigentlichen Erstellung der Vorhersage. Kenntnis über den aktuellen Bewegungszustand ist dabei notwendig für jede Trajektorienvorhersage und erfordert geeignete Sensorik zur Erfassung von Positionsdaten. Ansätze zur Trajektorienvorhersage unterscheiden sich hinsichtlich der Anforderungen an Präzision und Umfang der erfassten Positionsdaten. Realisierte Ansätze zur Trajektorienvorhersage umfassen implizit eine eigene Eingangsdatenvorverarbeitung, welche zugeschnitten ist auf die zur Verfügung stehende Sensorik.

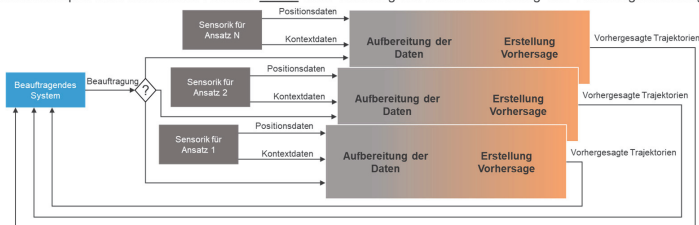
Wie in Abbildung 4 durch den Farbverlauf von grau nach orange dargestellt, gibt es bei realisierten Ansätzen zur Trajektorienvorhersage keine exakten Grenzen zwischen Aufbereitung der Daten und der Erstellung der Vorhersage. Vielmehr werden Messdaten der für Evaluierungszwecke zur Verfügung stehenden Sensorik in Abhängigkeit der Anforderungen des verwendeten Ansatzes aufbereitet. Dies hindert die flexible Nutzung verschiedener Ansätze, es kann nicht stets für die Ausführung eines weiteren Ansatzes eine neue Sensorik verbaut werden, die dann perfekt zum Vorhersageansatz und der dort mit integrierten Datenaufbereitung passt. Für jeden neu betrachteten Ansatz kann im Regelfall nicht eine weitere Sensorik verbaut und ausgewertet werden, die Kosten hierfür wären zu hoch und es besteht die Gefahr, dass sich Sensorik gegenseitig behindert. Stattdessen muss die verfügbare Sensorik bestmöglich verwendet und verschiedene Ansätze zur Trajektorienvorhersage müssen mit einer gemeinsamen Sensorik betrieben werden können.

Dies führt zur Entwurfsentscheidung E3, welche im Sinne der Design Science die erste Iteration des zentralen Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen darstellt: Für eine flexible Trajektorienvorhersage durch Kombination verschiedener Ansätze, werden Systembestandteile zur Datenerfassung von solchen zur Vorhersageberechnung getrennt betrachtet. Dadurch wird es möglich, weitere Ansätze zur Trajektorienvorhersage mit zu betrachten, ohne direkt Anpassungen an der installierten Sensorik vorzunehmen. Die Verknüpfung zwischen den, durch eine Sensorik mit bestimmter Präzision und Umfang erfassten Informationen, mit einem bestimmten Ansatz zur Trajektorienvorhersage, muss aber weiter berücksichtigt werden. Wenn die Daten verschiedener Sensoriken so aufbereitet werden, dass sie die Spezifikation von definierten Schnittstellen erfüllen, so können diese aufbereiteten Daten von verschiedenen Vorhersagealgorithmen genutzt werden. Diese Schnittstellen zwischen Datenvorverarbeitung und Vorhersagealgorithmen müssen dazu explizit über Anforderungen beschrieben und definiert werden. Die Beschreibung der Leistungsfähigkeit einer bestimmten Sensorik samt der nachgeschalteten Datenvorverarbeitung auf der einen Seite, sowie die Beschrei-

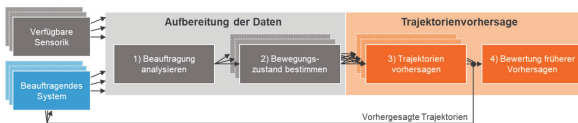
bung der Anforderungen eines Vorhersagealgorithmus an die Sensorik auf der anderen Seite, stellen einen Mehraufwand dar. Dies ist aber die Grundlage für die flexible Kombination verschiedener Ansätze zur Trajektorienvorhersage, da hierdurch eine einfache Wiederverwendbarkeit von Sensorik erzielt werden kann.

Die **Entwurfsentscheidung E3**: Klare Trennung zwischen Schritten der Datenaufbereitung und der Erstellung von Vorhersagen ermöglicht die in Abbildung 5 dargestellte Verbesserung bei der gemeinsamen Nutzung verschiedener Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Ohne eine klare Trennung von Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung können zwar verschiedene Ansätze miteinander kombiniert werden, diese sind aber nicht miteinander verknüpft, alle nutzen eine spezifische Sensorik (Abbildung 5, oben). Demgegenüber kann mit einer klaren Trennung von Datenaufbereitung und Trajektorienvorhersage die zur Verfügung stehende Sensorik wiederverwendet werden (Abbildung 5, unten). Mehraufwände entstehen aber bei der Beschreibung der Schnittstelle zwischen der Spezifikation der Sensorik und den Anforderungen der einzelnen Ansätze. Die klare Trennung zwischen Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung wird weiterverfolgt, da der Aufwand zur Beschreibung von Anforderungen an eine Sensorik einen reinen informationstechnischen Charakter haben, während die Installation zusätzlicher Sensorik mit deutlich mehr Aufwand verbunden ist. Die Entwurfsentscheidung zielt dabei auf die Erfüllung der Anforderung A2 („Flexibilität bei den zur Verfügung stehenden Daten“) und Anforderung A3 („Vorhersage auch nach Änderung der Umgebung“) ab. Nur wenn die Erstellung von Vorhersagen getrennt von den Schritten zur Datenaufbereitung ist, kann Flexibilität hinsichtlich der zur Verfügung stehenden Daten erreicht werden. Wird beispielsweise eine neue Sensortechnologie installiert, so muss im Bereich der Erstellung von Vorhersagen keine Anpassung vorgenommen werden, sofern weiterhin die Mindestanforderungen an die gelieferten Daten erfüllt werden.

Zusammenspiel unterschiedlicher Ansätze **OHNE** klare Trennung von Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung:



Zusammenspiel unterschiedlicher Ansätze **MIT** klarer Trennung von Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung:



→ Die Lösung **MIT** klarer Trennung wird weiterverfolgt

Abbildung 5: Flexible Nutzung mehrerer Trajektorienvorhersageansätze

Die in Abbildung 5 unten dargestellte Nutzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage mit klarer Trennung von Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung setzt sich dabei aus den nachfolgend beschriebenen vier Teilschritten zusammen. Diese Untergliederung repräsentiert die **Entwurfsentscheidung E4: Unterteilung der Erstellung von Trajektorienvorhersagen in vier Teilschritte**. Die Peripherie jedes Ansatzes zur Trajektorienvorhersage ist dabei die verfügbare Sensorik zur Erfassung des Bewegungszustands und von sonstigen Kontextinformationen sowie das beauftragende System. Die vier Teilschritte zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen sind:

Schritt 1) Beauftragung analysieren

Bei der Aufbereitung der Daten muss zunächst die Anfrage des beauftragenden Systems analysiert werden. Für wen wird wie schnell (welche Latenzen sind akzeptabel) und in welcher Qualität und mit welchem Vorhersagehorizont eine Vorhersage benötigt - durch die Analyse dieser Aspekte wird dann der am besten geeignete Trajektorienvorhersageansatz ausgewählt. Dazu wird die Leistungsfähigkeit von Trajektorienvorhersageansätzen abstrakt beschrieben und dann mit den Anforderungen des beauftragenden Systems abgeglichen. Darüber hinaus muss analysiert werden, welche Sensorik aktuell zur Verfügung steht und Daten liefert bzw. liefern kann. Im Zusammenspiel mit der Analyse nach geeigneten Trajektorienvorhersageansätzen wird dann bestimmt, wie in den Schritten 2) und 3) eine Anfrage eines beauftragenden Systems bearbeitet wird. Dies beinhaltet die Bestimmung, welche Daten aufbereitet werden und welcher Ansatz zur Trajektorienvorhersage auf Basis der aufbereiteten Daten dann genutzt wird, um als Ergebnis zur Anfrage eine Trajektorienvorhersage auszugeben.

Schritt 2) Bewegungszustand bestimmen

Kern bei der Aufbereitung der Daten ist die Umwandlung von Sensor-Rohdaten in Bewegungszustands-Daten. Abhängig von der genutzten Sensorik sind hierzu Schritte der Datenfilterung und Dateninterpolation notwendig. Zudem kann durch Kombination von Datenpunkten höherwertige Informationen gewonnen werden. Beispielsweise erfordert jeder Ansatz zur Trajektorienvorhersage die Kenntnis der aktuellen Position in den Ortsdimensionen X und Y. Die die möglichst präzise Bestimmung der aktuellen Position werden zunächst Schritte der Datenfilterung durchgeführt, um Messfehler zu reduzieren. Durch die Interpolation und Kombination mehrerer Positionsdatenpunkte kann dann aus Positionswerten auch die Bewegungsgeschwindigkeit und Bewegungsrichtung bestimmt werden. Mittels weiterführenden Kontext-Informationen können dann weitere Aspekte wie der Bewegungsursprung bestimmt werden. Wie in Abbildung 5 dargestellt, kommen je nach verfügbarer Sensorik mehrere Module im Rahmen von Teilschritt 2) zum Einsatz.

Schritt 3) Trajektorien vorhersagen

Im Anschluss an die Aufbereitung der Daten können dann Trajektorien vorhergesagt werden. Hierbei werden die aufbereiteten Daten und Informationen genutzt. Wie in Abbildung 5 dargestellt, wird auch dieser Schritt durch mehrere alternative Module repräsentiert. Die Nutzung verschiedener Ansätze resultiert dabei aus der Bereitstellung verschiedener Realisierungen zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Abhängig von den Anforderungen des beauftragenden Systems und den zur Verfügung stehenden Daten wird dann der geeignetste Ansatz ausgeführt.

Schritt 4) Bewertung früherer Vorhersagen

Die Beurteilung, welcher Ansatz wann am geeignetsten ist, hängt von mehreren Faktoren ab. Kommen mehrere Ansätze nach Analyse der Anforderungen des beauftragenden Systems sowie der zur Verfügung stehenden Daten noch in Frage, dann wird die Leistungsfähigkeit als weiteres Entscheidungskriterium ausgewertet. Dazu werden fortlaufend die getroffenen Trajektorienvorhersagen (Vorhersage, „Soll-Daten“) mit den tatsächlichen Bewegungstrajektorien („Ist-Daten“) abgeglichen. Dabei handelt es sich um einen der Vorhersage nachfolgenden Schritt. Die erzielte Vorhersagequalität kann dann als Entscheidungskriterium im Rahmen von Teilschritt 1) genutzt werden.

Das Ergebnis dieser ersten Iteration des zentralen Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ist die Untergliederung der Erstellung von Trajektorienvorhersage in vier Schritte. Die Trennung zwischen Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung ermöglicht die flexible Nutzung unterschiedlicher Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Diese Flexibilität ist erforderlich zur Erfüllung der Anforderungen an das Lösungsartefakt. Durch die Untergliederung in modulare Verfahrensschritte wird eine systematische und übertragbare Vorgehensweise bei der Erstellung von Trajektorienvorhersagen erreicht.

3.1.2 Nutzung von Kontextinformationen

Gemäß der Anforderung A1 werden zur Erreichung der Zielstellung Vorhersagen der menschlichen Bewegungstrajektorie im Bereich mehrerer Sekunden benötigt. In der Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik wurde deutlich, dass vor allem Muster-basierte und Plan-basierte Verfahren solche Vorhersagen mit langem Vorhersagehorizont bieten können. Physik-basierte Verfahren haben hingegen ihre Stärken hinsichtlich einer effizienten und schnellen Berechnung von Vorhersagen.

Im Unterschied zu den anderen Ansätzen nutzen Physik-basierte Vorhersageansätze wenige bis keine Informationen bezüglich der aktuellen Situation. Das macht die Berechnung der Vorhersage einfacher, aber gleichzeitig auch blind gegenüber dem Kontext, in welchem die Vorhersage berechnet wird. Bei den aktuellen im Stand der Wissenschaft und Technik bekannten Muster- und

Plan-basierten Ansätzen werden eine oder mehrere der in Tabelle 10 aufgeführten Kontextinformationen ausgewertet und für die Vorhersage berücksichtigt. So werden Karten der Umgebung, dicht zusammenstehende Menschengruppen, interessante Orte in der Umgebung (sogenannte Points-of-Interest, POI), Daten zu vergangenen Bewegungen sowie Informationen zur Körperpose ausgewertet. Dabei besteht ein Zusammenhang zwischen der Güte von Vorhersagen mit weitem Vorhersagehorizont und der zusätzlichen Auswertung von Kontextinformationen. Ansätze, welche neben dem aktuellen Bewegungszustand zusätzlich weitere, mit der Problemstellung verknüpfte Kontextinformationen auswerten, können die zukünftige Bewegungstrajektorie von Menschen besser vorhersagen. [27, 147]

Tabelle 10: Ausgewertete Kontextinformationen gemäß [27, 147]

Ausgewertete Kontextinformation	Sinnvoll für Trajektorienvorhersage, weil:	Verbessert Vorhersage von ...
Karte der Umgebung (Wege, Hindernisse, Straßenbreite, Verkehrsfluss)	Die Karte der Umgebung stellt Weltwissen (allgemeines Wissen) dar. Karten modellieren gleichzeitig die Intention Hindernisse zu meiden bzw. Wegen zu folgen.	Intention
Menschengruppen	Die Annahme, dass Menschengruppen zusammenbleiben wollen, ist Weltwissen. Basierend hierauf kann voneinander beeinflusste Trajektorien besser vorhergesagt werden.	Intention bzw. Wünsche
Points-of-Interest (semantische Attribute der Umgebung)	Interessante Orte in der Umgebung, stellt Weltwissen dar. Basierend hierauf kann Vorhersagen oftmals angesteuerte Bewegungsziele berücksichtigen.	Intention
Vergangene Bewegungen	Ähnliche Bewegungsmuster der Vergangenheit stellt Weltwissen dar. Vorhersagen können dann auf Basis vergangener Trajektorien verbessert werden.	Intention
Menschliche Pose	Das aus Posen auf die aktuelle Bewegungsgeschwindigkeit bzw. die baldige Beschleunigung abgeleitet werden kann, ist Weltwissen. Vorhersagen können Posen berücksichtigen, um baldige Änderungen im Bewegungsverhalten besser abzubilden.	Intention
Personenindividuelle Eigenschaften	Wissen über das Alter, Geschlecht und das Bewusstsein über die Anwesenheit anderer Verkehrsteilnehmer	Wünsche

Dieser Zusammenhang, dass „mehr und besseren Daten und Informationen“ zu besseren Modellen und Vorhersagen führen, wurde im Bereich der menschlichen Verhaltensforschung analysiert. Die Resultierende „Theory of Reasoned Action“ und die Weiterentwicklung hin zur „Theories of Planned Behavior“ [158] stellt noch heute die Basis für die Verhaltensmodellierung von Menschen bei der Mensch-Technik-Interaktion dar. Konkrete Anwendung findet dabei der von Bratman entwickelte Weltwissen-Wünsche-Intentionen(-Aktionen) Ansatz (engl. belief-desire-intention(-action)) [159]. Ausgehend von der Annahme eines rationalen Verhaltens wird hierbei zwischen drei Schichten bei der Verhaltensmodellierung unterschieden. Die mit Sensoren direkt beobachtbaren Aktionen sind dabei wie bei einem Eisberg der sichtbare Teil und werden beeinflusst von den nicht direkt durch Sensoren erfassbaren Intentionen, Wünschen und dem Weltwissen. Unter Weltwissen versteht man dabei allgemeines Wissen über die Umgebung. Wünsche repräsentieren die Motivation für das beobachtete menschliche Verhalten. Intentionen und beobachtbare Aktionen dienen der Umsetzung von Wünschen. Dabei führen Intentionen zu mehreren, aufeinander abgestimmten beobachtbaren Aktionen. Für eine präzise Vorhersage von beobachtbaren Aktionen hilft die Auswertung von Intentionen unter Berücksichtigung von Weltwissen und möglichen Wünschen. Dadurch wird die Motivation für eine Aktion analysiert, dies kann auch automatisiert durch den Einsatz darauf ausgelegter Modelle erfolgen.

Übertragen auf die Problemstellung ist die Vorhersage der menschlichen Bewegung die Vorhersage der beobachtbaren Aktion. Die Intention für eine menschliche Bewegung ist die Erreichung eines bestimmten Bewegungsziels. Zusätzlich können Aspekte wie die Vermeidung von Kollisionen mit Hindernissen auf dem Weg zum Ziel als Intentionen betrachtet werden. Die Kenntnis über Hindernisse stellt wiederum Weltwissen dar. Die Auswertung von Weltwissen und die Modellierung von Intentionen geben Hinweise, warum eine menschliche Bewegung gerade so abläuft wie beobachtet. Demgegenüber modellieren Wünsche, warum es zu Intentionen kommt, warum also ein bestimmtes Bewegungsziel angesteuert wird.

Bei der Analyse der in Tabelle 10 aufgeführten Kontextinformationen vor dem Hintergrund dieses mehrschichtigen Modellierungsverhaltens fällt auf, dass fast alle auf die Verbesserung der Vorhersage durch Berücksichtigung menschlicher Intentionen ausgerichtet sind. Beim Aspekt Menschengruppen kann argumentiert werden, dass es für Mitglieder einer sich gemeinsam bewegenden Gruppe auch um die Modellierung eines Wunsches nach Zusammenschluss handelt, welche dann wiederum die Intention der gemeinsamen Fortbewegung begründet. Auch die Berücksichtigung von personenindividuellen Eigenschaften kann bei der Modellierung von individuellen Wünschen genutzt werden.

Insgesamt wird deutlich, dass für die Erfüllung der Anforderung A1 (Vorhersage im Bereich mehrerer Sekunden) die Nutzung von Kontextinformationen erwogen werden muss. Zur Bildung eines übergeordneten Situationsverständnisses ist es notwendig, Aspekte der Umgebung und des aktuellen Kontextes mit zu betrachten. Die Nutzung solcher Informationen für die Erstellung von

Trajektorienvorhersagen entspricht der Verhaltensmodellierung auf tieferen Modellierungsebenen.

Die Berücksichtigung der Arbeiten zur menschlichen Verhaltensmodellierung in technischen Systemen [158, 159] für die Verfeinerung der im vorangegangenen Entwurfs-Schritt entwickelten Methodik stellt die **Entwurfsentscheidung E5: Nutzung von Kontextinformationen für Verhaltensmodellierung auf Ebene der Intentionen und Wünsche** dar. Konkret sind die Schritte 2 und 3 betroffen. Die Erstellung einer Trajektorienvorhersage ist untergliedert in die Vorhersage von Wünschen, Intentionen und der beobachtbaren Aktion, wobei die beobachtbare Aktion die vorhergesagte Bewegungstrajektorie darstellt. Jeder Ansatz zur Trajektorienvorhersage umfasst die Modellierung auf Modellierungsebene der beobachtbaren Aktionen. Insbesondere Muster- und Plan-basierte Ansätze nutzen die in Tabelle 10 aufgeführten Kontextinformationen, um zusätzlich auf der Ebene der Intentionen die aktuelle Situation analysieren zu können. Die Modellierungsebene der Wünsche wird im Stand der Wissenschaft nur bei den Ansätzen mit Berücksichtigung von sogenanntem Gruppenverhalten genutzt. Jede Vorhersage, unabhängig von der Modellierungsebene, bedingt dabei eine vorherige Datenaufbereitung der Sensordaten und Kontextinformationen. Dabei wird Weltwissen über Kontextinformationen beschrieben. Diese Abweichung der Namensgebung gegenüber den diskutierten Arbeiten im Bereich der Verhaltenspsychologie ist notwendig, da Weltwissen ein Ideal darstellt, welches nicht erreicht werden kann. Stattdessen können reale Systeme einzelne Aspekte ihrer Umgebung erfassen und so den aktuellen Situationskontext mitberücksichtigen.

Um die Schritte 2 und 3 geeignet für die betrachtete Problemdomäne zu erweitern, müssen übertragbare Schritte zur Datenaufbereitung und Trajektorienvorhersage identifiziert werden. Dies stellt die zweite Iteration der in dieser Arbeit entworfenen Methodik dar, das Ergebnis dieser Iteration ist in Abbildung 6 dargestellt und wird nachfolgend erläutert.

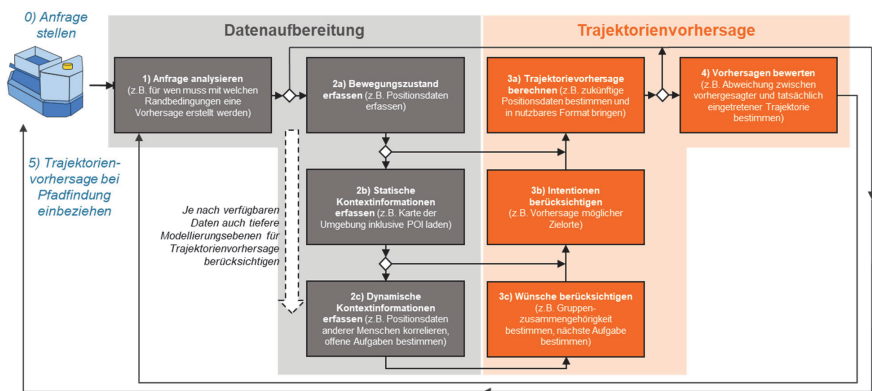


Abbildung 6: Verfeinerte Methodik zur Trajektorienvorhersage

Die in Abbildung 6 dargestellte verfeinerte Methodik präzisiert die Schritte 2 und 3 und untergliedert diese dazu in Teilschritte 2a), 2b), 2c), 3c), 3b) und 3a):

- Kern jedes Ansatzes zur Trajektorienvorhersage ist die Berechnung von Vorhersagen. Die dazu notwendigen Bestandteile werden dem **Schritt 3a)** zugeordnet. Für die Berechnung von Vorhersagen ist die Erfassung des aktuellen Bewegungszustands immer notwendig, entsprechende Bestandteile eines Ansatzes zur Trajektorienvorhersage sind **Schritt 2a)** zugeordnet.
- Nutzt ein Ansatz zusätzliche Elemente zur Berücksichtigung von Intentionen, so sind diese Bestandteile dem **Schritt 3b)** zugeordnet. Intentionen, wie beispielsweise die Bewegung hin zu einem interessanten Ort (sogenannte POI, Points-of-Interest), können durch die Anwendung von statischen Kontextinformationen berücksichtigt werden. Bestandteile, welche der Erfassung von statischen Kontextinformationen gewidmet sind, sind **Schritt 2b)** zugeordnet.
- Nutzt ein Ansatz zusätzliche Elemente zur Berücksichtigung von Wünschen, so sind diese Bestandteile dem **Schritt 3c)** zugeordnet. Das Berücksichtigen von Wünschen, wie beispielsweise das Zusammenbleiben als Gruppe, erfordert die Anwendung von dynamischen Kontextinformationen. Bestandteile, welche der Erfassung von dynamischen Kontextinformationen dienen, sind **Schritt 2c)** zugeordnet.

Kontextinformationen und die Verhaltensmodellierung auf Ebene der Intentionen und Wünsche verbessern die Qualität von Trajektorienvorhersagen. Ansätze, welche sowohl Wünsche als auch Intentionen berücksichtigen, benötigen, im Vergleich zu einfacheren Ansätzen, entsprechende zusätzliche Schritte der Datenaufbereitung und Trajektorienvorhersage. Durch die Untergliederung der Schritte 2 und 3 in die Subschritte 2a), 2b), 2c), 3c), 3b), 3a) bleibt der modulare Charakter der Methodik bestehen. Durch die Verfeinerung der Schritte 2 und 3 wird die Wiederverwendung von Modulen zur Erfassung und Verarbeitung von Kontextinformationen ermöglicht. Analog zur ersten Iteration besteht weiterhin das Problem der Begrenztheit der nutzbaren Sensorik. Durch die Untergliederung in verfeinerte Schritte können realisierte Ansätze zur Trajektorienvorhersage gemeinsam die den Schritten 2b), 2c), 3c) und 3b) zugeordneten Bestandteile zur Aufbereitung und Verarbeitung von Kontextinformationen nutzen. Durch die Auftrennung in mehrere Schritte werden monolithische Realisierungen vermieden und eine modulare Struktur geschaffen.

3.1.3 Datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen durch Modularität und Serviceorientierung

Ein wichtiger Bestandteil der Design Science Forschungsmethodik ist ein Abgleich der entworfenen Artefakte mit den Gegebenheiten innerhalb der betrachteten Problemdomäne [60, 61]. Hierüber wird sichergestellt, dass die entworfenen Artefakte einen relevanten Beitrag zur Verbesserung beitragen.

In den beiden vorangegangenen Design-Zyklen wurde Trajektorienvorhersage in modulare Einzelschritte untergliedert, es entstand die modulare Methodik zur Trajektorienvorhersage. Für die Erstellung von Vorhersagen werden Daten benötigt. Herausfordernd hierbei ist die Bereitstellung dieser Daten. Während Daten bezüglich des aktuellen Bewegungszustand notwendig sind für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen, helfen Informationen bezüglich des aktuellen Kontextes bei der Verbesserung der Vorhersagequalität. Die Erfassbarkeit des aktuellen Kontextes ist in der Problemdomäne nicht selbstverständlich. In Tabelle 11 sind die von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage genutzten Datenquellen für Kontextinformationen aufgeführt und hinsichtlich der Erfassbarkeit bewertet.

Wie beschrieben ist die Nutzung von Kontextinformationen sinnvoll für die Verbesserung der Qualität von Trajektorienvorhersagen. Gleichzeitig zeigt die in Tabelle 11 dokumentierte Analyse der Erfassbarkeit, dass Kontextinformationen nicht immer verfügbar sind. Daher muss die entworfene modulare Methodik zur Trajektorienvorhersage um den Aspekt der sensitiven Datennutzung erweitert werden. Die Methodik muss zur Laufzeit mit der (Nicht-)Verfügbarkeit von Kontextinformationen umgehen können.

Tabelle 11: Erfassbarkeit von Kontextinformationen in der Problemdomäne Intralogistik

Ausgewertete Kontextinformation	Erfassbarkeit	Begründung
Karte der Umgebung	Hoch	Mobile Roboter benötigen auf jeden Fall eine Karte der Umgebung, diese Roboter-Karte kann auch für Trajektorienvorhersage genutzt werden. Alternativ können Gebäudepläne genutzt werden.
Menschengruppen	Hoch	Die Erfassung von Bewegungszustands-Daten ist notwendig für Trajektorienvorhersagen, infolgedessen können auch eng zusammenstehende Gruppen erfasst werden. ABER: In Fertigung / Lager eher selten, dass große Gruppen sich gemeinsam bewegen, in anderen Problemdomänen sinnvoller als bei der betrachteten.
Points-of-Interest	Mittel	Die Positionen von POI können manuell auf einer Karte eingetragen werden, alternativ können durch Analyse von aufgezeichneten Bewegungsdaten die Positionen von POI auch automatisiert bestimmt werden.
Vergangene Bewegungen	Mittel	Die Erfassung und Auswertung von Bewegungsdaten ist notwendig für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen, infolgedessen können Daten auch für spätere Analysen gespeichert werden. Speicherung muss datenschutzkonform ablaufen, daher Erfassbarkeit nur mit mittel bewertet.
Menschliche Pose	Niedrig	Erfassung der menschlichen Pose erfordert eine Erfassung der Arme und Beine (meist via Kamera), Einsatz von Kameras in der betrachteten Problemdomäne zunehmend akzeptiert, aber immer noch schwierig.
Nächste Aufgabe	Niedrig	Daten bezüglich der aktuellen Aufgaben im Bereich Fertigung/Lager liegen digitalisiert vor, Erfassung erfordert zusätzlichen Datenzugriff, dies aber leicht umsetzbar [64]. Aufgaben lassen sich schwerer als Positionswerte anonymisieren und Datenschutz in Deutschland sehr wichtig, daher Erfassbarkeit nur mit niedrig bewertet. Datenschutzkonformes Vorgehen benötigt.

In diesem weiteren Design Zyklus wird daher die Methodik so erweitert, dass die zuvor definierten Schritte flexibel miteinander verknüpft und die Vorhersageerstellung entsprechend gesteuert wird. In Abbildung 7 ist die aus **Entwurfsentscheidung E6: Erweiterung der Methodik um Aspekte der sensitiven Datennutzung** resultierende modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen dargestellt.

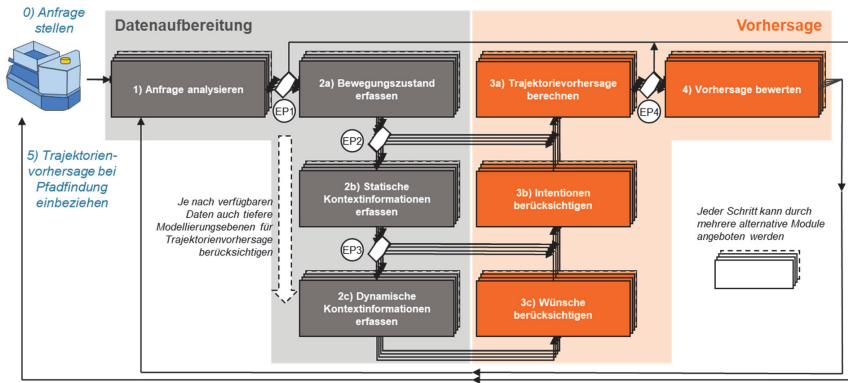


Abbildung 7: Modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen

Mit diesem Design-Zyklus werden, wie in Abbildung 7 dargestellt, die Entscheidungspunkte EP1 bis EP4 eingeführt, an denen in die Folgeschritte verzweigt wird. Zwischen Schritt 1) und Schritt 2a) wird entschieden, ob eine Trajektorienvorhersage erstellt werden kann. Basis zu dieser Entscheidung liefert die Analyse der Anfrage nach einer Trajektorienvorhersage und das Vorhandensein der für Schritt 2 notwendigen Daten. Nach Schritt 2a) kann es entweder direkt mit Schritt 3a) weitergehen, sofern weitere Daten nicht verfügbar sind. Wenn hingegen Kartendaten und Informationen bezüglich Points-of-Interest vorliegen, kann nach Schritt 2a) dann Schritt 2b) folgen. Liegen darüber hinaus Informationen bezüglich der aktuellen Aufgaben vor, so kann nach Schritt 2b) noch Schritt 2c) folgen. Ein weiterer Entscheidungspunkt befindet sich zwischen Schritt 3a) und Schritt 4). Die Bewertung der Vorhersage kann, muss aber nicht durchgeführt werden.

Mit der Einführung von Entscheidungspunkten, also der Auflösung einer stets gleichbleibenden Abfolge der Verarbeitungsschritte, müssen zwei Teilprobleme gelöst werden:

Einerseits müssen geeignete **Voraussetzungen** definiert werden. In den Entscheidungspunkten EP1 bis EP4 bestimmen die jeweiligen Voraussetzungen darüber, welche weitergehenden Verarbeitungsschritte ausgeführt werden können. Es werden dazu die dreizehn in Tabelle 12 dargestellten Voraussetzungen V1.1 bis V4.2 definiert. Dabei müssen an Entscheidungspunkt EP1 fünf Voraussetzungen abgeprüft werden, an EP2 und EP3 jeweils drei und an EP4 zwei. Über die an den Entscheidungspunkten ausgewerteten Voraussetzungen wird die flexible Ausführung der Methodik-Schritte gesteuert. Auf Basis der Entscheidungskriterien wird geprüft, ob die für die Durchführung eines bestimmten Schrittes notwendigen Daten als auch die notwendigen Module verfügbar sind. Eine Sonderrolle nimmt der erste Entscheidungspunkt ein, hier fließen in die Entscheidung zudem noch die Anforderungen des beauftragenden Systems hinsichtlich tolerierbarer Berechnungs-Latenzen und Vorhersage-Qualität mit ein.

Tabelle 12: Abzuprüfende Voraussetzungen an den Entscheidungspunkten

Entscheidungs- punkt	Voraussetzungen
EP1	V1.1 Verfügbarkeit von aktuellen und vergangenen Positionsdaten V1.2 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Datenaufbereitung V1.3 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Vorhersageerstellung V1.4 Auftragspezifische Anforderungen für Berechnungs-Latenzen V1.5 Auftragspezifische Anforderungen für Vorhersage-Qualität
EP2	V2.1 Verfügbarkeit von aktuellen Kartendaten V2.2 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Datenaufbereitung V2.3 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Vorhersageerstellung
EP3	V3.1 Verfügbarkeit von aktuellen Daten bezüglich Aufgaben V3.2 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Datenaufbereitung V3.3 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Vorhersageerstellung
EP4	V4.1 Verfügbarkeit von zukünftigen Positionsdaten V4.2 Verfügbarkeit von geeigneten Modulen zur Vorhersagebewertung

Andererseits muss auch die **Flexibilität in der Ausführungsreihenfolge** durch die IT-Architektur der Steuerung unterstützt werden. Um den Aspekt der sensitiven Datennutzung zu unterstützen, müssen die einzelnen Schritte modular im Sinne einer Austauschbarkeit und Kapselung von Funktionalität zusammenfügbar sein. Für die Steuerung eines solchen modular aufgebauten Gesamtsystems kommen gemäß [160] die in Tabelle 13 aufgeführten und diskutierten Ansätze in Frage. Die aufgeführten Ansätze stellen dabei bekannte Artefakte im Sinne der Design-Science dar, die im Entwurf neuer Lösungsartefakte, wie etwa der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen, genutzt werden können [60, 61].

Tabelle 13: Ansätze zur Steuerung modularer Software (angelehnt an Tabelle 1 aus [160])

Koordinierungsansatz	Echtzeitfähigkeit, Berechnungs-Latenzen	Heterogenität	Flexibilität zur Laufzeit	Anpassbarkeit, Erweiterbarkeit
Statische Koordination [keine Flexibilität]	++	0	-	-
Software-Agenten	0	++	++	++
Micro-Services	0	0	+	0
Serviceorientierte Architektur (SOA)	+	++	++	++

Der in Tabelle 13 dargestellte Vergleich ergibt, dass das bekannte, weit verbreitete Artefakt des Paradigma der serviceorientierten Architektur (SOA) am besten die verschiedenen Aspekte zur flexiblen Steuerung modularer Software abbildet. Die Echtzeitfähigkeit wird bei dieser Form der

dynamischen Koordinierung nur als gut bewertet und wird in der Evaluierung der Arbeit betrachtet. Insgesamt wird aber die Nutzung des Artefakts SOA-Paradigma weiterverfolgt und dieses bildet die Grundlage für den Entwurf einer geeigneten IT-Architektur.

Das SOA-Paradigma definiert drei Grundbestandteile: (Interne) Auftragsrepräsentation, Dienste (engl. Service) und zentrale Infrastrukturelementen. Die zentrale Infrastruktur umfasst dabei einen zentralen Speicher zum Datenaustausch und das Dienstverzeichnis. Für die Erstellung von Trajektorien ist der Ablauf gemäß dem SOA-Paradigma folgendermaßen: Das beauftragende System interagiert mit der Auftragsrepräsentation. Von dort werden dann mithilfe des Dienstverzeichnisses geeignete Dienste zur Bearbeitung des Auftrags identifiziert. Jeder Dienst ist dabei einem der Schritte 2a), 2b), 2c), 3c), 3b), 3a) oder 4) der modularen Methodik zugeordnet. Nachdem alle für die Auftragsbearbeitung notwendigen Dienste ausgeführt wurden, wird eine fertige Trajektorienvorhersage an das beauftragende System gesendet. Das Ergebnis des Entwurfs der IT-Infrastruktur ist in Abbildung 8 dargestellt.

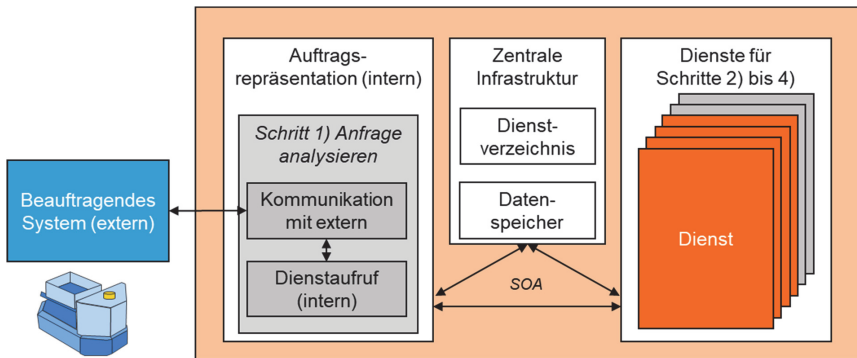


Abbildung 8: SOA-Paradigma zur flexiblen Koordinierung aller beteiligten Dienste

In diesem dritten Design-Zyklus wird das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen erweitert um den Aspekt der sensitiven Datennutzung. Kontextinformationen helfen bessere Vorhersagen von Bewegungstrajektorien zu erzielen. Allerdings sind Kontextinformationen nicht immer in gleichem Ausmaß verfügbar. Die Methodik wurde dahingehend flexibilisiert und es wurde unter Nutzung des Artefakts Serviceorientierte Architektur (SOA) eine passende IT-Architektur entworfen.

Für eine der modularen Methodik entsprechenden Umsetzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage werden diese zunächst in einzelne Module unterteilt. Die Module werden anschließend als Dienste realisiert, welche im Dienstverzeichnis aufgeführt und über definierte Schnittstellen aufgerufen werden können. Bei der Realisierung eines weiteren Ansatzes zur Trajektorienvorhersage kann zunächst geprüft werden, ob bestehende Dienste wiederverwendet werden können.

Die in den Kapiteln 3.1.1, 3.1.2 und 3.1.3 beschriebenen drei Design-Zyklen führen zum Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen, dieses Artefakt stellt den Kern dieser Arbeit dar. In den nachfolgenden Kapiteln werden die Bestandteile des Lösungsartefakts detailliert beschrieben.

3.2 Analyse von Anfragen nach Trajektorienvorhersagen

Im Kapitel 3.1 wurde die in Abbildung 7 dargestellte modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen vorgestellt. Nachfolgend wird Schritt 1 der Methodik, die Analyse von Anfragen nach Trajektorienvorhersage, detailliert besprochen.

Ziel der Arbeit ist die Ermöglichung eines vorausschauenden Verhaltens mobiler Roboter durch den Einsatz von Trajektorienvorhersagen. Es existieren sehr viele Ansätze zur Trajektorienvorhersage, welche in bestimmten Situationen die besten Ergebnisse liefern. Statt des Entwurfs eines gänzlich neuen, universell einsetzbaren, sehr guten Ansatzes zur Trajektorienvorhersage wird in dieser Arbeit das flexible Zusammenwirken verschiedener Ansätze fokussiert. Dadurch wird es möglich, existierende und damit erprobte Ansätze einzusetzen. Zur Laufzeit muss dann aber entschieden werden, welcher Ansatz am besten geeignet ist und für die Erstellung einer Trajektorienvorhersage eingesetzt werden soll. Diese Entscheidung für einen bestimmten Ansatz wird in Schritt 1 der in dieser Arbeit entworfenen Methodik durchgeführt. Maßgeblichen Einfluss auf die Auswahl eines geeigneten Ansatzes haben folgende zwei Faktoren:

1) Welche Ansätze für Trajektorienvorhersagen sind aktuell ausführbar?

Das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen zielt auf die Nutzung verschiedener Ansätze mit dem Ziel, dass abhängig von der aktuellen Situation der am besten geeignete Ansatz ausgewählt werden kann. Es wird angenommen, dass stets mehrere Ansätze zur Trajektorienvorhersage (bestehen jeweils aus mehreren Diensten) realisiert sind. Ob ein bestimmter Ansatz zur Trajektorienvorhersage aktuell ausführbar ist, hängt davon ab, ob alle dazu benötigten Dienste ausgeführt werden können. Dienste wiederum können nur dann ausgeführt werden, wenn alle benötigten Eingangsdaten aktuell zur Verfügung stehen. Kann beispielsweise ein bestimmter Sensor nicht genutzt werden, so ist auch der entsprechende Dienst zur Sensordatenaufbereitung nicht ausführbar.

2) Welche Anforderungen hat das beauftragende System?

Die Erstellung von Trajektorienvorhersagen hat keinen Selbstzweck, die Vorhersageerstellung ist nur ein Zwischenschritt für die Ermöglichung eines vorausschauenden Roboterhaltens. In dieser Arbeit stellen AGV das beauftragende System dar, diese mobilen

Roboter benötigen die Trajektorienvorhersagen. Durch die Nutzung verschiedener Ansätze wird es möglich, den jeweils besten für eine bestimmten Situation auszuwählen. Ansätze zur Trajektorienvorhersage unterscheiden sich dabei nicht nur in funktionalen Aspekten, also ob ein Ansatz grundsätzlich in der Lage ist, für einen bestimmten Bereich eine Vorhersage zu erstellen. Vielmehr unterscheiden sich Ansätze auch in nicht-funktionalen Aspekten, etwa dem Zeitverhalten oder der Vorhersagequalität bei früheren Berechnungen von Trajektorienvorhersagen. Diese nicht-funktionalen Aspekte sollen ebenfalls in der Bestimmung des am besten zu einer Beauftragung passenden Ansatzes berücksichtigt werden.

Die Entscheidung, welcher Ansatz am besten zu einer Beauftragung passt, hängt demnach von funktionalen und nicht-funktionalen Aspekten ab. In Tabelle 14 sind alle Auswahlaspekte aufgelistet, welche im Rahmen von Schritt 1 berücksichtigt werden. Dabei wird deutlich, dass insbesondere der nicht-funktionale Aspekt des Zeitverhaltens nur mit Kenntnis über die Anforderungen des beauftragenden Systems entschieden werden kann. Aufgrund des Zusammenhangs zwischen Vorhersagequalität und der zusätzlichen Auswertung von Kontextinformationen gilt, dass Ansätze umso präziser Vorhersagen liefern können, je mehr Kontextinformationen ausgewertet werden. Diese zusätzlichen Auswertungen bedeuten aber komplexere Algorithmen und damit eine längere Berechnungszeit. Wenn ein mobiler Roboter in bestimmten Situationen nun aber sehr schnell eine Trajektorienvorhersage benötigt, dann müssen sich entsprechend die Auswahlkriterien zu Gunsten von sehr schnell rechnenden Ansätzen verschieben. Insgesamt führt dies zur **Entwurfsentscheidung E7: Berücksichtigung der Anforderungen des beauftragenden Systems** bei der Auswahl des am besten geeigneten Ansatzes. Statt der reinen Auswahl eines geeigneten Ansatzes umfasst daher Schritt 1 vielmehr die Analyse der Anfrage nach einer Trajektorienvorhersage. Dabei werden die in Tabelle 14 aufgeführten Auswahlaspekte berücksichtigt.

Schritt 1 ist innerhalb der Methodik dem Bereich der Datenaufbereitung zugeordnet. Hierbei werden die Daten der Anfrage des beauftragenden Systems sowie Daten über die aktuell zur Verfügung stehenden Ansätze und Eingangsdaten aufbereitet und ausgewertet, bevor es zu einer Entscheidung kommt, welcher Ansatz für die Berechnung einer Trajektorienvorhersage ausgewählt wird. Abhängig von dieser Entscheidung werden dann die weiteren Schritte der Datenaufbereitung sowie der Trajektorienvorhersage ausgeführt. Dabei können Schritt 1 der Methodik auch mehrere Module zugeordnet sein. Dadurch kann die Analyse von Anfragen unterschiedlich ausgeführt werden. Gründe hierfür können beispielsweise angepasste Schnittstellen für verschiedene beauftragende Systeme sein.

Tabelle 14: Auswahlaspekte des am besten geeigneten Ansatzes zur Trajektorienvorhersage

Auswahlaspekt	Warum notwendig
Verfügbarkeit der Dienste eines Ansatzes	Durch die modulare Aufteilung der vormals monolithischen Ansätze in viele wiederverwendbare Teile muss vor der Auswahl eines Ansatzes geprüft werden, ob alle notwendigen Dienste ausführbar sind. Dieser Schritt beinhaltet dabei implizit auch die Überprüfung, ob alle benötigten Datenquellen aktuell genutzt werden können, andernfalls sind die entsprechenden Dienste zur Datenaufbereitung nicht ausführbar.
Vorhersagehorizont	Je nach Ansatz unterschiedlich, über wie viele Sekunden die zukünftige Bewegung von Menschen vorhergesagt werden können.
Benötigte Berechnungszeit	Insbesondere Ansätze, welchen viele Kontextinformationen verarbeiten, erfordern umfangreichere Verarbeitungsschritte, was die Berechnungszeit verlängern kann.
Vorhersagequalität	Insbesondere Ansätze, welche viele Kontextinformationen verarbeiten, können präzisere Trajektorienvorhersagen berechnen.

Module, welche innerhalb der Methodik dem Schritt 1 (Anfrage analysieren) zugeordnet sind, nutzen die in Tabelle 14 aufgeführten Aspekte zur Auswahl geeigneter Dienste zur weiteren Datenaufbereitung und Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Die Ein- und Ausgänge von diesen Modulen sind in Abbildung 9 dargestellt.

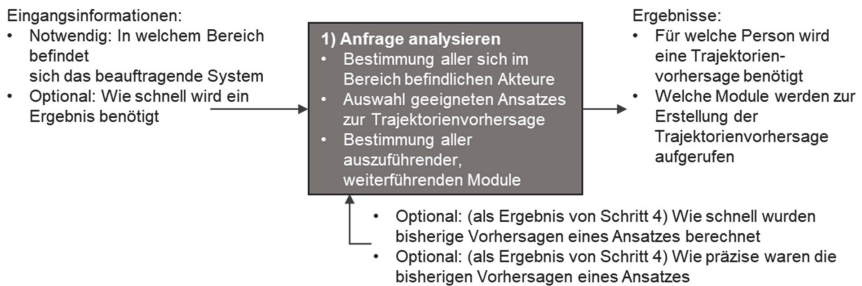


Abbildung 9: Ein- und Ausgänge von Schritt 1) „Anfrage analysieren“

3.3 Aufbereitung von Sensordaten

In diesem Kapitel werden die Methodik-Schritte 2a) bis 2c) der Datenaufbereitung detailliert besprochen. Ohne Einschränkung der Übertragbarkeit des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen werden dabei auch Sensor-Technologien diskutiert und ausgewählt.

3.3.1 Erfassung des Bewegungszustands mit UWB-RTLS

Die Bestimmung der aktuellen Position, der Bewegungsrichtung und der Bewegungsgeschwindigkeit eines Menschen ist die Grundlage für jede Erstellung einer Trajektorienvorhersage und wird als Bewegungszustand einer Person bezeichnet. Alternativ kann der Bewegungszustand auch als eine Bewegungstrajektorie, also als eine zeitliche Abfolge des aktuellen und der vergangenen Positionswerte beschrieben werden. Hieraus können dann ebenfalls die aktuelle Position und Geschwindigkeit in X- und Y-Richtung abgeleitet werden. Liegen keine Daten bezüglich des aktuellen Bewegungszustands vor, so kann auch keine Aussage über die zukünftige Bewegungstrajektorie getroffen werden. Eine Trajektorie ist dabei eine zeitliche Abfolge an Positionswerten. Sowohl aufgezeichnete (Vergangenheit) als auch vorhergesagte (Zukunft) Bewegungen können als Trajektorie abgebildet werden. Über eine Trajektorie wird beschrieben, zu welchem Zeitpunkt sich eine Person an einer bestimmten Position im Raum befindet.

Module, welche der Bestimmung des aktuellen Bewegungszustands dienen, werden innerhalb der Methodik zur Trajektorienvorhersage dem Schritt 2a) zugeordnet. Diese Module verarbeiten dabei die in Abbildung 10 dargestellten Eingangsdaten und kapseln die benötigten Sensorschnittstellen zur Ermittlung des Bewegungszustands. Als Ergebnis für die nachfolgenden Schritte werden aufbereitete Bewegungszustandsdaten bereitgestellt.

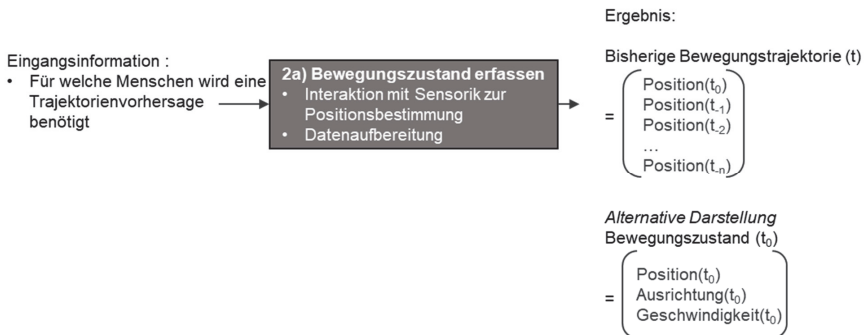


Abbildung 10: Ein- und Ausgänge von Schritt 2a) „Bewegungszustand erfassen“

Zur Bestimmung des aktuellen Bewegungszustands wird die Bestimmung der aktuellen Position im Raum benötigt. Hierzu existiert eine Vielzahl an Technologien, diese wurden bereits in Kapitel 2.5 vorgestellt und diskutiert. Ansätze zur Trajektorienvorhersage setzen auf relative oder externe Positionierungslösungen. Entweder wird die Position von Menschen relativ zur aktuellen Position des Roboters bestimmt. Hierzu wird die an einem Roboter verbaute Sensorik entsprechend ausgewertet. Alternativ wird eine vom Roboter unabhängige, externe Sensorik genutzt, welche absolut die Positionen von Menschen in der Umgebung erfassen kann. Häufig handelt es sich um Kameras, die fest installiert einen bestimmten Teil der Verkehrsfläche überwachen und mit entsprechender Auswertesoftware dann Positionswerte für alle Menschen berechnen können. Im Bereich der Intralogistik sind Kamera-basierte Lösungen noch nicht weit verbreitet. Stattdessen ist die Nutzung von Ultra-Breitband-basierten Echtzeit-Lokalisierungssystemen (engl. Ultra-wideband Real-Time Locating Systems, UWB-RTLS) üblich. Diese eignen sich auch für die Zwecke der Trajektorienvorhersage und stellen den in der betrachteten Problemdomäne verfügbaren Stand der Technik und damit, im Sinne der Design Science, ein bekanntes, wiederverwendbares Artefakt dar [60, 61]. Daher wird die **Entwurfsentscheidung E8: Einsatz von externen UWB-basierten Real-Time Locating Systemen zur Positionsbestimmung** getroffen. Diese Entscheidung basiert auf den nachfolgend aufgeführten Kriterien:

- Ausreichend präzise Echtzeit-Lokalisierung auch in Innenräumen möglich
- Hohe Mess-Dynamik mit mehreren Messungen pro Sekunde
- Die aktuelle Position von Menschen kann immer zuverlässig erfasst werden
- Relativ weit verbreitet in Industrie, Datenschutz-konformer Umgang bereits demonstrierbar

Die Auswahl dieser Technologie stellt keine Einschränkung der Übertragbarkeit des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen dar, da durch die Etablierung von technologieunabhängigen Lokalisierungsstandards wie etwa omlox¹ ein einfacher Austausch der verwendeten Technologie zur Positionsbestimmung zukünftig möglich ist [33]. Darüber hinaus wird durch den modularen Aufbau der Methodik sichergestellt, dass zusätzliche Sensortechnologien mit geringem Aufwand auch nachträglich integriert und genutzt werden können. So können Schritt 2a) auch mehrere Module zugeordnet sein, wenn beispielsweise mehrere Sensor-Technologien installiert und genutzt werden. Dieser Aspekt wird auch in der Evaluierung untersucht.

¹ <https://omlox.com/>, offener Ortungsstandard für Echtzeit-Ortungslösungen

3.3.2 Erfassung von statischen Kontextinformationen aus Karten

Die Kenntnis des aktuellen Bewegungszustands ist notwendig für die Vorhersage der zukünftigen Bewegungstrajektorie. Darüber hinaus spielen Kontextinformationen eine wichtige Rolle für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen mit weitem Vorhersagehorizont. Hierbei wird zwischen eher unveränderlichen, also statischen, und veränderlichen, dynamischen Kontextinformationen unterschieden. Bei der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen werden Module, welche der Erfassung statischer Kontextinformationen dienen, dem Schritt 2b) zugeordnet.

In Tabelle 15 ist dargestellt, wie sich die von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage genutzten Kontextinformationen als statisch bzw. dynamisch klassifizieren.

Tabelle 15: Statische und dynamische Kontextinformationen

Kontextinformation	Wie häufig ändert sich die Information?	Statisch oder Dynamisch?
Karte der Umgebung	Selten: Muss nach einer Änderung der Umgebung angepasst werden.	Statisch
Menschengruppen	Situationsspezifisch: Nur wenn gleichzeitig das gleiche Ziel angesteuert wird, kommt es zu einer Bewegung als Gruppe.	Dynamisch
Points-of-Interest	Selten oder situationsspezifisch: Interessante Orte vorwiegend stabil, Anpassung nach Änderung des Prozesses notwendig.	Statisch (vorwiegend)
Vergangene Bewegungen	Selten oder situationsspezifisch: Laufwege vorwiegend stabil.	Statisch (vorwiegend)
Menschliche Pose	Situationsspezifisch: Abhängig von Bewegungsgeschwindigkeit, Grad der Ablenkung, Verkehrssituation.	Dynamisch
Nächste Aufgabe	Situationsspezifisch: Abhängig vom Prozess	Dynamisch

Bei der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen werden Module, welche der Erfassung statischer Kontextinformationen dienen, dem Schritt 2b) zugeordnet. Diese verfügen über die in Abbildung 11 dargestellten Ein- und Ausgänge.

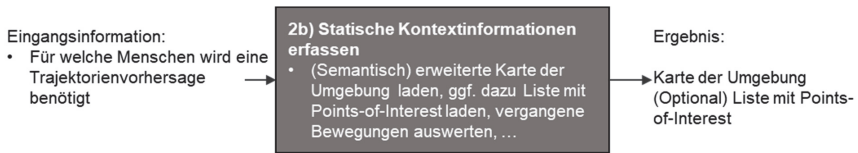


Abbildung 11: Ein- und Ausgänge von Schritt 2b) „Statische Kontextinformationen erfassen“

Bei Schritt 2b) wird für den Menschen, für den eine Trajektorienvorhersage benötigt wird, eine entsprechende Karte der Umgebung sowie die interessanten Orte auf der Karte, die sogenannten Points-of-Interest (POI) geladen. Diese Aktivitäten sind dem Bereich der Datenaufbereitung zugeordnet, da hierbei noch keinerlei Vorhersage geschieht. Vielmehr ist für das Laden der Karte und der POI eine Interaktion mit verschiedenen Schnittstellen zur Datenbereitstellung notwendig. Gegebenenfalls müssen Daten erst zu Karteninformationen verarbeitet werden. Die Kombination aus einer Karte, welche allgemeine Informationen über Hindernisse in der Umgebung beinhaltet, sowie POI, welche interessante Orte in der Umgebung beschreiben, wird dabei auch als semantisch-erweiterte Karte bezeichnet, die nachfolgende Abbildung 12 zeigt beispielhaft die Darstellung einer solchen Karte. Neben der Information bezüglich frei verfügbaren Verkehrsflächen sind auch interessante Orte verzeichnet.

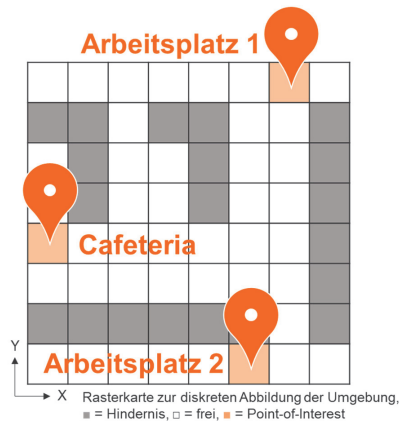


Abbildung 12: Beispiel einer semantisch-erweiterten Karte

Durch den modularen Charakter der Methodik können Schritt 2b) auch mehrere Module zugeordnet sein, welche abhängig von der Situation dann ausgeführt werden. So können besondere Vorkommnisse wie beispielsweise ein Feueralarm es notwendig machen, dass eine andere Karte genutzt wird und sich auch die Liste mit POI reduziert. Trotzdem handelt es sich dabei um statische Kontextinformationen, da die Karteninformation an sich keinen ständigen Veränderungen unterliegt und nur nach einem Umbau der Umgebung angepasst werden muss.

3.3.3 Erfassung von dynamischen Kontextinformationen aus Kalendern

In Tabelle 15 sind die von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage ausgewerteten Kontextinformationen aufgelistet und als statische oder dynamische klassifiziert. Module, welche Schritt 2c) zugeordnet sind, dienen der Erfassung von dynamischen Kontextinformationen. Diese verfügen über die in Abbildung 13 dargestellten Ein- und Ausgänge.

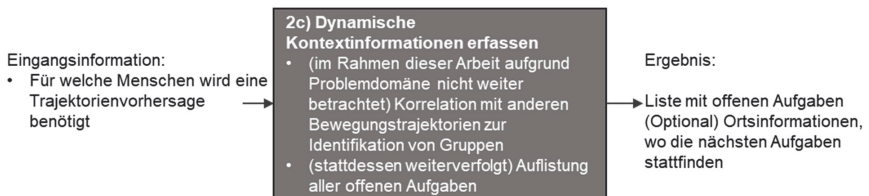


Abbildung 13: Ein- und Ausgänge Schritt 2c) „Dynamische Kontextinformationen erfassen“

Bei Schritt 2c) werden ausgehend von der Information, für wen eine Trajektorienvorhersage benötigt wird, die dynamischen Kontextinformationen erfasst. Diese Aktivitäten sind dem Bereich der Datenaufbereitung zugeordnet, da hierbei noch keinerlei Vorhersage geschieht. In Abhängigkeit von dem in Schritt 1 ausgewählten Ansatz zur Trajektorienvorhersage müssen dann entsprechende Kontextinformationen bereitgestellt werden. Hierbei ist eine große Vielfalt bezüglich Art und Inhalt von Kontextinformationen möglich. Kontextinformationen bilden einen Teil des Weltwissens ab und sehr viele unterschiedliche Informationsquellen können dabei hilfreich sein, Bewegungstrajektorien zu erklären bzw. die Motivation für eine bestimmte Bewegung zu modellieren und korrekt vorherzusagen. Durch den modularen Charakter der Methodik können Schritt 2c) auch mehrere Module zugeordnet sein, welche abhängig von der Situation dann ausgeführt werden.

Auch wenn viele Quellen für Kontextinformationen in Frage kommen, so ist doch eine Fokussierung auf Kontextinformationen sinnvoll, die einen großen Einfluss auf die beobachteten Bewegungen von Menschen in der Problemdomäne Intralogistik haben. In Tabelle 16 sind hierzu verschiedene konkrete dynamische Kontextinformationen aufgeführt und es wird deren Relevanz für die in dieser Arbeit betrachteten Problemdomäne diskutiert. Bei der betrachteten Problemdomäne gehen die Menschen, für die eine Trajektorienvorhersage benötigt wird, ihrem Beruf nach. Es wird daher ein rationales Bewegungsverhalten im beruflichen Kontext angenommen. Im Stand der Wissenschaft hingegen werden meist Trajektorienvorhersagen für anonyme Passanten auf öffentlichen Plätzen fokussiert.

Tabelle 16: Bewertung der Relevanz dynamischer Kontextinformationen

Dynamische Kontextinformation	Relevanz für betrachtete Problemdomäne	Kommentar
Menschengruppen: Menschen bewegen sich gerne als Gruppe fort. Der Stand der Wissenschaft widmet sich der Modellierung von Gruppenverhalten.	<i>Niedrig</i> , zwar zur Beschreibung auf öffentlichen Plätzen mit vielen Menschen in privaten Kontext sehr relevant, aber Menschengruppen während der Arbeit nur beim gemeinsamen Arbeitsantritt bzw. Beendigung der Arbeit üblich.	Im Stand der Wissenschaft breit diskutiert, in dieser Arbeit aber nicht weiterverfolgt, da Relevanz für beruflichen Kontext niedrig.
Menschliche Pose: Die Körperhaltung deutet auf Geschwindigkeitsänderung hin. Der Stand der Wissenschaft widmet sich der Ableitung von Handlungen auf Basis der Pose.	<i>Niedrig</i> , Pose vor allem für Vorhersagen mit kurzem Vorhersagehorizont sehr wichtig, erfordern zudem zwingend den Einsatz von Kameras oder sonstiger Spezialsensoren.	Im Stand der Wissenschaft breit diskutiert, in dieser Arbeit aber nicht weiterverfolgt, da Relevanz für Vorhersagen mit großem Vorhersagehorizont niedrig.
Offene Aufgaben: Die nächste Bewegung hängt davon ab, was es aktuell zu tun gibt	Hoch , im beruflichen Kontext trifft die Annahme eines rationalen Verhaltens zu. Zudem liegen in der Problemdomäne entsprechende Aufgabendaten bereits in digitalisierter Form vor [64], können direkt genutzt werden.	Im Stand der Wissenschaft bisher wenig diskutiert, da nur für beruflichen Kontext relevant, wird weiterverfolgt, da genau dieser berufliche Kontext zutrifft.
Besondere Umgebungsbedingung: Unangenehme Faktoren wie Lärm oder Hitze haben einen Einfluss auf den gewählten Weg zum Ziel.	<i>Niedrig</i> , da Einfluss auf Gesamtverhalten gering oder leichter über Anpassung der Karte (statische Kontextinformationen) modellierbar.	Im Stand der Wissenschaft wenig diskutiert, wird nicht weiterverfolgt, da geringer Einfluss.
Besondere Ereignisse: Feueralarm, „Eiswagen-fährt-auf-den-Hof“, etc. führen zu Bewegungen.	<i>Niedrig</i> , da Spezial-Ereignisse selten vorkommen oder alternativ als regelmäßige, offene Aufgabe modellierbar.	Im Stand der Wissenschaft wenig diskutiert, wird nicht weiterverfolgt, da geringer Einfluss.

Die in Tabelle 16 dargestellte Bewertung führt zur **Entwurfsentscheidung E9: Fokus auf den Aspekt offene Aufgaben bei der Erfassung dynamischer Kontextinformationen**. Diese Entwurfsentscheidung betrifft insbesondere Schritt 3c), schränkt aber die Übertragbarkeit der Methodik nicht ein. Vielmehr wird hierüber ein für die Problemdomäne spezifischer zusätzlicher Beitrag auf dem Gebiet der Trajektorienvorhersage erzielt. Für den Einsatz der Methodik in einer anderen Problemdomäne, bei der die Betrachtung von Aufgaben und die Annahme eines rationalen Verhaltens nicht zutreffen, können Module zur Behandlung von den in Tabelle 16 als mit niedriger Relevanz bewerteten Aspekten bei Schritte 2c) und 3c) hinzugefügt werden.

Die Bestimmung der nächsten Aufgabe als Basis für die Modellierung der Wünsche erfordert die dynamische Erfassung des aktuellen Kontextes. Dabei kann die nächste Aufgabe wie in Abbildung 14 verdeutlicht entweder direkt oder indirekt bestimmt werden. Bei der direkten Erfassung durch die Abfrage der Aufgaben bzw. des Aufgabenkalenders eines Werkers ist die Vorhersage der nächsten Aufgabe trivial, allerdings müssen dazu personenbezogene (Kalender-)Daten verarbeitet werden. Bei der indirekten Erfassung werden die über das aktuelle Produktionsgeschehen vorliegenden Daten ausgewertet und daraus mögliche nächste Aufgaben abgeleitet. Dies kann etwa über die Auswertungen von Daten von Manufacturing-Execution-Systemen (MES) oder Warehouse-Management-Systemen (WMS) erfolgen [64].



Dynamische Kontextinformation aus Kalendern zur Vorhersage des nächsten Bewegungsziels:

Direkt via Kalender einer Person:
Abfrage des Kalenders zur Vorhersage des nächsten Bewegungsziels.

Indirekt via Kalender des Produktionssystems (z.B. Anschluss MES):
Analyse des aktuellen Produktionsgeschehens und Bestimmung offener Aufgaben, um hiervon auf Bewegungsziele der anwesenden Personen schließen zu können

Abbildung 14: Dynamische Kontextinformationen direkt und indirekt aus Kalendern ableiten

3.4 Erstellung von Trajektorienvorhersagen

Dem Bereich Trajektorienvorhersage sind die Teilschritte 3c), 3b), 3a) und 4) zugeordnet und werden nachfolgend erläutert. Zur leichteren Nachvollziehbarkeit startet die Beschreibung der Teilschritte bei Schritt 3c), also ausgehend von der tiefsten Modellierungsebene. Dabei folgt Schritt 3c) in der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen dem zuvor beschriebenen Schritt 2c) nach. Zum Abschluss dieses Kapitels wird anhand von repräsentativen Beispielen aus den Bereichen der Physik-basierten, Muster-basierten und Plan-basierten Vorhersageansätzen die Aufteilung von Teilfunktionen auf die verschiedenen Teilschritte und der Ablauf der modularen Methodik aufgezeigt.

3.4.1 Auswertung dynamischer Kontextinformationen

Die modulare Methodik teilt die Erstellung der Trajektorienvorhersage in mehrere Schritte auf. Hierüber wird es möglich, verschiedene Ansätze zur Trajektorienvorhersage so abzubilden, dass Module zur Datenerfassung, Datenaufbereitung und Datenanalyse leicht wiederverwendet werden können. Dabei stellt Schritt 3c), die Auswertung von dynamischen Kontextinformationen, die im Rahmen dieser Arbeit betrachtete tiefste Modellierungsebene dar und wird im Datenaufbereitungsschritt 2c) vorbereitet. Basierend auf der Entwurfsentscheidung E9 wird in dieser Arbeit nur die Auswertung offener Aufgaben fokussiert.

Module, welche dem Vorhersageschritt 3c) zugeordnet sind, werten dynamische Kontextinformationen aus und erstellen daraus eine Vorhersage der nächsten Aufgabe eines Menschen. Das Wissen um die mögliche nächste Aufgabe wiederum stellt in der betrachteten Problemdomäne einen starken Hinweis auf das nächste Bewegungsziel dar. Diese Information ist hilfreich für die Erstellung präziser Trajektorienvorhersagen. Solche, dem Schritt 3c) zugeordneten Module verfügen über die in Abbildung 15 dargestellten Ein- und Ausgänge.

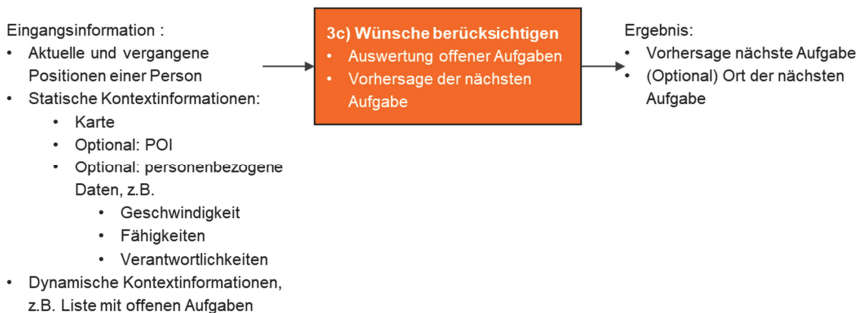


Abbildung 15: Ein- und Ausgänge von Schritt 3c) „Wünsche berücksichtigen“

Schritt 3c) stellt einen Vorbereitungsschritt der eigentlichen Berechnung der Trajektorienvorhersage dar. Durch die Nutzung dynamischer Kontextinformationen zur Vorhersage der nächsten Aufgabe lässt sich die Trajektorienvorhersage bei Plan-basierten Vorhersageansätzen verbessern, da sich der Möglichkeitsraum, hinsichtlich wohin sich eine Person als Nächstes bewegt, einschränken lässt. Statt also jede mögliche Bewegungsrichtung in Betracht ziehen zu müssen, ist mit Kenntnis der nächsten Aufgabe eine deutlich zuverlässigere Vorhersage möglich. Dies ist insbesondere bei den für diese Arbeit benötigten Langzeit-Trajektorienvorhersagen relevant. Allerdings muss beachtet werden, dass durch Auswertung dynamischer Kontextinformationen nur eine Vorhersage der nächsten Aufgabe erreicht werden kann.

Die Vorhersage der nächsten Aufgabe einer Person ist trivial, wenn hierzu der personenbezogene Kalender analysiert werden kann und der Kalender aktuell und vollständig ist. In diesem Fall

bildet der Kalender alle geplanten Tätigkeiten einer Person ab. Durch den Zugriff auf personenbezogene Kalenderinformationen kann direkt durch Auswertung des Startzeitpunkts der nächsten Aufgabe und der Ortsinformation, wo die nächste Aufgabe stattfindet, eine umfassende und sichere Vorhersage erstellt werden. Schwierigkeiten liegen im Bereich der Realisierung im vorherigen Schritt 2c) hinsichtlich der Einwilligung zur Nutzung von personenbezogenen Kalenderinformationen für die Zwecke der Trajektorienvorhersage sowie der Vollständigkeit von personenbezogenen Kalendern.

Die Vorhersage der nächsten Aufgabe einer Person kann auch indirekt durch Analyse des Kalenders des Produktionssystems durchgeführt werden. Durch die Digitalisierung von Arbeitsabläufen ist in den Bereichen der Produktion und Lagerhaltung die Nutzung von Manufacturing Execution Systemen (MES) bzw. Warehouse Management Systemen (WES) verbreitet. Solche Systeme bieten auch eine Auflistung aller geplanter, offener Aufgaben. Hieraus kann dann wiederum bestimmt werden, welche Person voraussichtlich als nächstes welche Aufgabe übernimmt. Dies erfordert die Auswertung von zusätzlichen Aspekten und es können, sofern verfügbar, personenbezogene Daten hinsichtlich der personenindividuellen Qualifikation oder der Verantwortlichkeiten für bestimmte Aufgaben genutzt werden. Alternativ können durch die Analyse der aktuellen Position des Werkers sowie der Positionen im Raum, an denen bestimmten Aufgaben erledigt werden müssen, Rückschlüsse gezogen werden, welche Aufgabe vermutlich als nächstes bearbeitet wird. Für solche Analysen sind semantisch-erweiterte Karten notwendig, welche neben Informationen bezüglich Hindernisstrukturen auch die Zielorte zur Durchführung bestimmter Aufgaben enthalten. In der betrachteten Problemdomäne lässt sich das realisieren, indem die Ortspositionen von Arbeitsplätzen und Fertigungszellen erfasst und bei der Erstellung von Trajektorienvorhersagen mit ausgewertet werden. Eine vertiefte Diskussion bietet hierzu [64].

3.4.2 Auswertung statischer Kontextinformationen

Die Auswertung von statischen Kontextinformationen in Schritt 3b) zur Vorhersage der nächsten Zielposition repräsentiert eine mittlere Modellierungsebene. Diese wird im Datenaufbereitungsschritt 2b) vorbereitet. Zusätzlich können auch Ergebnisse aus Schritt 3c) genutzt werden. Module, welche dem Vorhersageschritt 3b) zugeordnet sind, verfügen über die in Abbildung 16 dargestellten Ein- und Ausgänge. Ziele bei der Auswertung statischer Kontextinformationen können sich je nach verfügbaren Eingangsdaten unterscheiden. So kann es für die Berücksichtigung von Intentionen bereits ausreichen, wenn eine einfache Karte der Umgebung berücksichtigt wird. Eine bessere Vorhersage von Zielorten gelingt, wenn eine semantisch-erweiterte Karte genutzt werden kann. Diese ordnet besonderen Orten auf der Karte eine eigene Bedeutung zu, solche Points-of-Interest stellen dabei häufig dann auch Zielorte für menschliche Bewegungen dar. Eine sehr präzise Vorhersage des nächsten Zielorts ist durch Nutzung des Wissens um die nächste Aufgabe einer Person möglich.

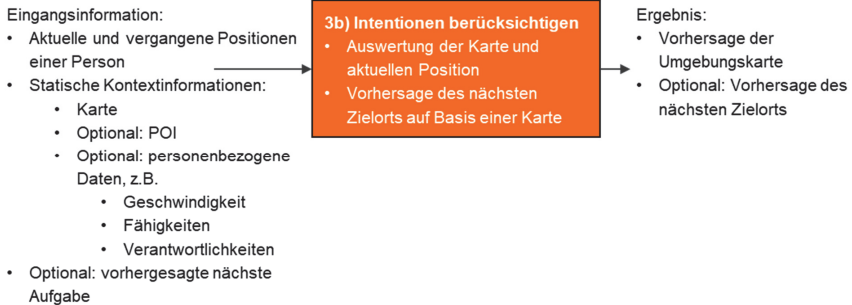


Abbildung 16: Ein- und Ausgänge von Schritt 3b) „Intentionen berücksichtigen“

Wie Schritt 3c) stellt auch Schritt 3b) einen Vorbereitungsschritt der eigentlichen Berechnung der Trajektorienvorhersage dar. Durch die Nutzung statischer Kontextinformationen lässt sich die Trajektorienvorhersage verbessern [27]. Insbesondere von der Kenntnis der in der Umgebung befindlichen Hindernisse, also durch die Bereitstellung einer geeigneten Karte, profitieren Trajektorienvorhersagen.

Die Berücksichtigung von Intentionen kann unterschiedliche Komplexitätsgrade beinhalten. Ist eine aktuelle Karte verfügbar, so ist die Vorhersage der Umgebungskarte trivial. Ist keine Karte der Umgebung bekannt, kann eine leere, hindernisfreie Umgebung angenommen werden oder es können historische Daten analysiert werden, um hieraus auf mögliche Hindernisstrukturen schließen zu können. Komplizierter ist die semantische Erweiterung der Karte. Dabei können im einfachsten Fall alle für eine Karte hinterlegten Points-of-Interest übernommen werden. Da die Points-of-Interest häufig die Zielpunkte für menschliche Bewegungen darstellen, kann so auch die Vorhersage des nächsten Zielorts erfolgen. Beispielsweise kann die aktuelle Bewegungsrichtung einen Hinweis auf den aktuell angesteuerten Zielort geben. Eine hohe Anzahl an POI oder dicht beieinander liegenden POI erschweren eine solche Analyse. Die Berücksichtigung weiterer Kontextinformationen, insbesondere der Analysen der nächsten Aufgabe von Personen, ermöglichen dann eine Vorhersage des nächsten POI. Eine entscheidende Rolle hierbei spielen die Ergebnisse aus Schritt 3c). Mithilfe der Kenntnis der nächsten Aufgabe können, je nach gewählter Modellierung, beispielsweise die POI allein auf die nächste Aufgabe als Zielort eingeschränkt werden.

3.4.3 Berechnung von Trajektorienvorhersagen

Die eigentliche Berechnung der Trajektorienvorhersage erfolgt in Schritt 3a). Erst hier wird das Bewegungsverhalten vorhergesagt und die zukünftige Trajektorie, also eine Abfolge von mit Zeit-

stempeln versehenen Positionswerten, berechnet. Dieser Schritt 3a) wird nach den Datenaufbereitungsschritten 2a) *Bewegungszustand erfassen*, 2b) *Statische Kontextinformationen erfassen* und 2c) *Dynamische Kontextinformationen erfassen* sowie den Vorhersage-Vorbereitungsschritten 3c) *Wünsche berücksichtigen* und 3b) *Intentionen berücksichtigen* durchgeführt. Je nach ausgewähltem Ansatz müssen dabei nicht alle Schritte durchlaufen werden, nur wenn auch statische und dynamische Kontextinformationen verarbeitet werden, werden Module der Schritte 2b), 2c), 3c) und 3b) benötigt.

Module, welche dem Schritt 3a) zugeordnet sind, verfügen über die in Abbildung 17 dargestellten Ein- und Ausgänge.

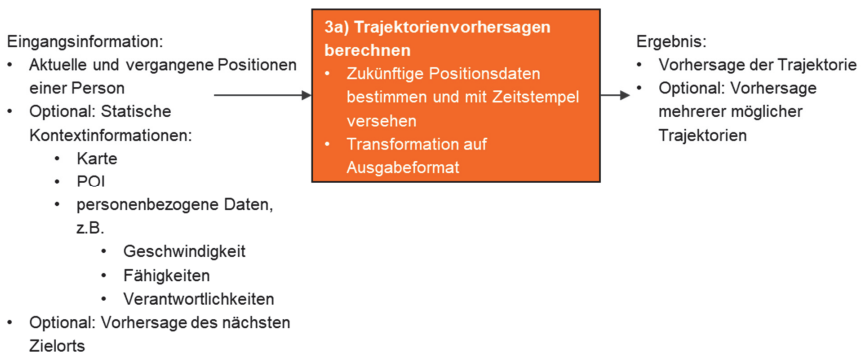


Abbildung 17: Ein- und Ausgänge von Schritt 3a) „Trajektorienvorhersage berechnen“

Die Erläuterung des Aspekts, wie Trajektorienvorhersagen in Schritt 3a) berechnet werden, wird nachfolgend am Beispiel jeweils eines Vertreters des Physik-basierten, des Muster-basierten und des Plan-basierten Vorhersageansatzes beschrieben. Hierbei handelt es sich um die **Entwurfsentscheidung E10: Fokus auf Konstante-Geschwindigkeit Ansatz, CNN-basierte Trajektorienvorhersage und Forward-Planning Ansatz als Vertreter für Physik-basierte, Muster-basierte und Plan-basierte Vorhersage**. Dabei wird für jeden Ansatz gezeigt, wie die Berechnung der Trajektorienvorhersage funktioniert und wie die Aufteilung der notwendigen Bestandteile auf die Schritte 2a), 2b), 2c), 3c), und 3a) durchgeführt wird.

3.4.3.1 Physik-basierte Vorhersage nach dem Konstante-Geschwindigkeit Ansatz

Aktuelle Physik-basierte Ansätze zur Trajektorienvorhersage basieren entweder auf der Annahme einer konstanten Geschwindigkeit oder der Annahme einer konstanten Beschleunigung oder der Annahme einer konstanten Drehbewegung. [27] Für die in dieser Arbeit betrachteten Problemdomäne bewegen sich Menschen in Produktionsbereichen oder Lagerhallen. Daher wird als beispielhafter Vertreter der Physik-basierten Ansätze der Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz gewählt.

Bei diesem Ansatz wird der aktuelle Positionsvektor $\vec{P}(t_0)$ (Position in X- und Y-Dimension) und der aktuelle Bewegungsgeschwindigkeitsvektor $\vec{v}(t_0)$ (Geschwindigkeit in X- und Y-Richtung) genutzt, um gemäß der Formel (3.1) zukünftige Positionsvektoren $\vec{P}(t)$ zu bestimmen. Damit können lediglich begonnen Bewegungen in die Zukunft linear verlängert werden. Es handelt sich um einen sehr einfachen und effizienten Ansatz zur Trajektorienvorhersage. In Umgebungen, in denen lineare Bewegungen dominieren, kann dieser Ansatz aber auch Vorhersagen mit einem Vorhersagehorizont im Bereich mehrerer Sekunden liefern.

$$\vec{P}(t) = \vec{P}(t_0) + \vec{v}(t_0) \cdot t \quad (3.1)$$

Für die Anwendung des Konstanten-Geschwindigkeit Ansatzes zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen wird der aktuellen Bewegungszustand benötigt. Weitere Kontextinformationen werden nicht benötigt. Infolgedessen wird für eine Umsetzung im Rahmen der modularen Methodik in zwei Module aufgeteilt. Das Modul zur Bestimmung des aktuellen Bewegungszustands wird dem Datenaufbereitungsschritt 2a) *Bewegungszustand erfassen* zugeordnet. Das Modul zur Berechnung der vorhergesagten Trajektorie ist Schritt 3a) *Trajektorienvorhersage berechnen* zugeordnet. Wenn in Schritt 1) *Anfrage analysieren* der Methodik der Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz für die Erstellung der Trajektorienvorhersage ausgewählt wird, so werden anschließend diese beiden, den Schritten 2a) und 3a) zugeordneten Module ausgeführt. Weitere Module werden in diesem Fall nicht benötigt und daher auch nicht ausgeführt.

Möchte man die Vorhersagen mit dem Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz verbessern, kann man diesen um die Nutzung von Kontextinformationen erweitern. Nachfolgend werden zwei beispielhafte Erweiterungen vorgestellt.

Eine mögliche Erweiterung des Konstante-Geschwindigkeit-Ansatzes stellt die Plausibilisierung auf Basis von Karteninformationen dar. Um solche statischen Kontextinformationen zu erhalten müssen zusätzliche, den Schritten 2b) *Statische Kontextinformationen erfassen* und 3b) *Intentionen berücksichtigen* zugeordnete Module realisiert und ausgeführt werden. Mithilfe einer Karte kann abgeglichen werden, ob die vorhergesagte Trajektorie sinnvoll ist oder ab wann die Vorhersage ein aufgrund von Hindernissen unmögliches Bewegungsverhalten beinhaltet.

Ebenso ist es möglich, mithilfe von dynamischen Kontextinformationen die Eingangsdaten zu plausibilisieren. Durch die Berücksichtigung der Vorhersagen der nächsten Aufgabe kann überprüft werden, ob zum aktuellen Zeitpunkt überhaupt eine Bewegung wahrscheinlich ist oder ob es sich bei der festgestellten aktuellen Bewegungsgeschwindigkeit eher um Messrauschen handelt. Für eine solche Plausibilisierung müssten zusätzliche, den Schritten 2c) *Dynamische Kontextinformationen erfassen* und 3c) *Wünsche berücksichtigen* zugeordnete Module realisiert und ausgeführt werden. Durch Kenntnis des Kalenders einer Person kann etwa analysiert werden, ob aktuell

eine Positionsänderung wahrscheinlich ist oder ob zunächst für längere Zeit einer Tätigkeit an einem definierten Ort nachgegangen wird.

3.4.3.2 Muster-basierte Vorhersage mittels CNN

Für Muster-basierte Vorhersagen werden im Stand der Wissenschaft vor allem Modelle eingesetzt, die auf sequenziellen Long Short-Term Memory (LSTM) oder nichtsequenziellen Convolutional Neural Networks (CNN) basieren. Für die Auswahl eines bestimmten Ansatzes musste die Datenverfügbarkeit berücksichtigt werden. So wird der Bewegungszustand mittels eines Real-Time Locating Systems erfasst, Informationen über die Körperpose stehen nicht zur Verfügung. Mit dieser Anforderung können die Modelle 2D-CNN [119], IA-TCNN [120, 121], Tra2Tra [127] (LSTM-basiert), und SR-LSTM [128] umgehen. Es wurde in einem zweiten Schritt die in der Literatur dokumentierte Vorhersagegüte ausgewertet. Für die genannten Modelle liegen jeweils Werte für die Vorhersagegüte in Form der mittleren Abweichung (Average Displacement Error, ADE) für die Datensätze ETH [96] und UCY [97] vor. Zum Zeitpunkt der Auswahl des 2D-CNN Ansatzes Anfang des Jahres 2022 war der Stand der Wissenschaft, dass CNN-basierte Ansätze bessere Vorhersagen liefern. Die letztliche Auswahl des 2D-CNN Modells erfolgte dann auf Basis der erzielten Vorhersagegüte für gefilterte ETH- und UCY-Daten. Da in dieser Arbeit sich bewegende Menschen, die ihrem Beruf nachgehen, im Fokus stehen, wurden beim ETH und UCY Datensatz Trajektorien, die keine Bewegung beinhalten, ausgefiltert und für Training und Modellevaluierung nicht mehr berücksichtigt. Hierbei zeigte dann das 2D-CNN die bester Vorhersageleistung.

Die auf Basis des 2D-CNN Ansatzes realisierte CNN-basierte Trajektorienvorhersage setzt auf ein fertig trainiertes, faltendes Neuronales Netzwerk (engl. Convolutional-Neural-Network, CNN). Dabei werden an die Eingangsschicht des CNN vergangene Positionswerte angelegt, um an der Ausgangsschicht dann Positionswerte der vorhergesagten Trajektorie zu erhalten. Die Verfügbarkeit und Qualität von Trainingsdaten ist dabei entscheidend für die Qualität der Vorhersageergebnisse. Der Einsatz des CNN nach der Trainingsphase gestaltet sich wenig komplex.

Für eine Umsetzung im Rahmen der modularen Methodik werden zwei Module benötigt. Das Modul zur Bestimmung des aktuellen Bewegungszustands ist dem Datenaufbereitungsschritt *2a) Bewegungszustand erfassen* zugeordnet. Da alle Ansätze zur Trajektorienvorhersage ein solches Modul benötigen, ist die Wahrscheinlichkeit sehr hoch, dass hierfür kein neues Modul realisiert werden muss, sondern direkt ein vorhandenes Modul wiederverwendet werden kann. Das Modul zur Ausführung des CNN ist wiederum dem Schritt *3a) Trajektorienvorhersage berechnen* zugeordnet. Wenn in Schritt *1) Anfrage analysieren* der Methodik der CNN-basierte Ansatz ausgewählt wird, so werden anschließend diese beiden den Schritten 2a) und 3a) zugeordneten Module ausgeführt.

Möchte man die Vorhersagen mit dem CNN-basierten Ansatz verbessern, kann man diesen um die Nutzung von Kontextinformationen erweitern. Statische und dynamische Kontextinformationen helfen, die Qualität der Trajektorienvorhersage zu verbessern. Ansätze, welche die Anwendung neuronaler Netze mit der Auswertung von Karteninformationen oder Gruppeninformationen (oftmals als Social Forces bezeichnet) kombinieren, können im Rahmen der Methodik durch das Hinzufügen weiterer Verarbeitungsmodule in den Schritten 2b), 2c), 3c) und 3b) umgesetzt werden.

3.4.3.3 Plan-basierte Vorhersage nach dem Forward-Planning Ansatz

Beim Forward-Planning Ansatz wird ein zielgerichtetes, rationales Bewegungsverhalten angenommen. Bewegungen dienen der Erreichung eines bestimmten Ziels. Diese Annahme passt für den betrachteten Problembereich Intralogistik in Produktions- und Lagerbereichen, Menschen gehen hier ihrem Beruf nach und bewegen sich dazu zielgerichtet und rational.

In der einfachsten Form benötigt Forward-Planning neben der Information über die aktuelle Position eines Menschen zusätzlich noch eine semantisch-erweiterte Karte der Umgebung. Mithilfe eines Wegsuchalgorithmus werden dann ausgehend von der aktuellen Position alle kürzesten Routen zu allen auf der Karte hinterlegten interessanten Orte, sogenannten Points-of-Interest (POI) berechnet. Dabei werden alle POI als mögliche Zielpositionen angenommen. Für die betrachtete Problemdomäne können beispielsweise Arbeitsstationen, Arbeitsplätze in Fertigungszellen oder Ein- und Ausgänge als POI definiert werden. Alle berechneten Routen werden dann als eigenständige Trajektorienvorhersage ausgegeben. Eine erste einfache Erweiterung stellt die Plausibilisierung mittels der aktuellen Bewegungsrichtung dar. So kann die Anzahl berechneter Trajektorienvorhersagen reduziert werden, wenn nur POI als mögliche Ziele berücksichtigt werden, für deren Erreichung eine Bewegung in die aktuelle Bewegungsrichtung notwendig wäre.

Für die Umsetzung wird wieder ein dem Schritt 2a) *Bewegungszustand erfassen* zugeordnetes Modul benötigt. Zudem müssen statische Kontextinformationen geladen und interpretiert werden, bevor es zur eigentlichen Trajektorienvorhersage kommt. Daher werden auch entsprechende Module der Schritte 2b) *Statische Kontextinformationen erfassen* zum Laden der Umgebungskarte und POI und 3b) *Intentionen berücksichtigen* zur Vorhersage der als Zielorte anzunehmenden POI benötigt. Das Modul zur Berechnung der kürzesten Wege zu allen Zielorten ist wiederum dem Schritt 3a) *Trajektorienvorhersage berechnen* zugeordnet. Wenn in Schritt 1) *Anfrage analysieren* der Methodik der Forward-Planning Ansatz ausgewählt wird, so werden anschließend Module der Schritte 2a), 2b), 3b) und 3a) ausgeführt.

Für eine noch bessere Modellierung der für eine Bewegung ursächlichen Motivation können weitere Kontextinformationen genutzt werden. Da bei Forward-Planning die POI als Bewegungsziele

interpretiert werden, sind Erweiterungen interessant, welche dabei unterstützen sinnvolle Bewegungsziele zu identifizieren. Durch die Analyse offener Aufgaben kann das nächste Bewegungsziel identifiziert werden. Dies funktioniert gut in der betrachteten Problemdomäne, da Menschen hier ihrem Beruf nachgehen und dabei Aufgaben abarbeiten. Offene Aufgaben sind dynamische Kontextinformationen. Diese Erweiterung benötigt Module der Schritte 2c) *Dynamische Kontextinformationen erfassen* und 3c) *Wünsche berücksichtigen*. Forward-Planning mit Berücksichtigung von statischen und dynamischen Kontextinformationen beinhaltet die in Abbildung 18 dargestellten Schritte zur Erstellung einer Trajektorienvorhersage

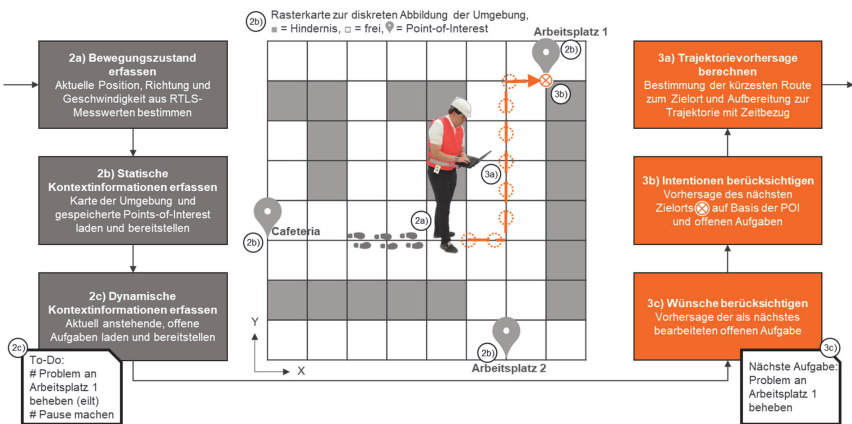


Abbildung 18: Trajektorienvorhersage mit Forward-Planning Ansatz

3.5 Bewertung von Vorhersagen

Die dem Schritt 3a) *Trajektorienvorhersage berechnen* zugeordneten Module erstellen eine Vorhersage, welche dann dem beauftragenden System zur Verfügung gestellt wird. Die modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen zeichnet sich dadurch aus, dass verschiedene Ansätze zur Trajektorienvorhersage leicht integriert und genutzt werden können. Dabei werden in Schritt 1) die Anforderungen des beauftragenden Systems analysiert und anschließend der am besten geeignete Ansatz ausgewählt. Zur Erstellung der Trajektorienvorhersage werden dann alle Module beziehungsweise die durch die Module bereitgestellten Dienste des Ansatzes ausgeführt. Die vier Kriterien zur Auswahl eines Ansatzes in Schritt 1) *Anfrage analysieren* sind die Verfügbarkeit, der Vorhersagehorizont, die benötigte Berechnungszeit und die Vorhersagequalität. Die Aktualisierung der Bewertung der benötigten Berechnungszeit und der Vorhersagequalität ist dabei Gegenstand des abschließenden Schritts 4) *Vorhersage bewerten*. Dies stellt die **Entwurfsentscheidung E11: Bewertung der Leistungsfähigkeit von Ansätzen zur**

Trajektorienvorhersage hinsichtlich Vorhersagehorizont, benötigter Berechnungszeit und Vorhersagequalität dar:

- Vorhersagehorizont: Jeder Ansatz zur Trajektorienvorhersage muss mit einer Angabe bezüglich des damit möglichen zeitlichen Abstands, für den eine Vorhersage über die Bewegung eines Menschen erstellt wird, versehen werden. Ein Vorhersagehorizont von beispielsweise 4,8 Sekunden bedeutet, dass die Vorhersage die zukünftige Bewegung in den nächsten 4,8 Sekunden beschreibt. Diese Angabe wird während der Umsetzung des Ansatzes als Parameter hinterlegt.
- Benötigte Berechnungszeit: Die Zeitdauer, die für die Bereitstellung einer Trajektorienvorhersage an das beauftragende System benötigt wird, dient als wichtiges Auswahlkriterium, wenn sehr schnell eine Trajektorienvorhersage benötigt wird. In Schritt 4) werden dazu fortlaufend die benötigten Berechnungszeiten bestimmt und gemittelt.
- Vorhersagequalität: Die Güte einer vorhergesagten Trajektorie kann über den mittleren Fehler der Vorhersage gegenüber der tatsächlich eingetretenen Bewegungstrajektorie ausgedrückt werden. In Schritt 4) wird dazu eine vorhergesagte Trajektorie mit der tatsächlich eingetretenen Bewegungstrajektorie verglichen und die mittlere euklidische Distanz bestimmt (engl. Average Displacement Error, ADE).

Die Ausführung von dem Schritt 4) zugeordneten Modulen erfolgt nach der Auslieferung einer fertig berechneten Trajektorienvorhersage an das beauftragende System. Module, welche dem Schritt 4) zugeordnet sind, verfügen über die in Abbildung 19 dargestellten Ein- und Ausgänge.

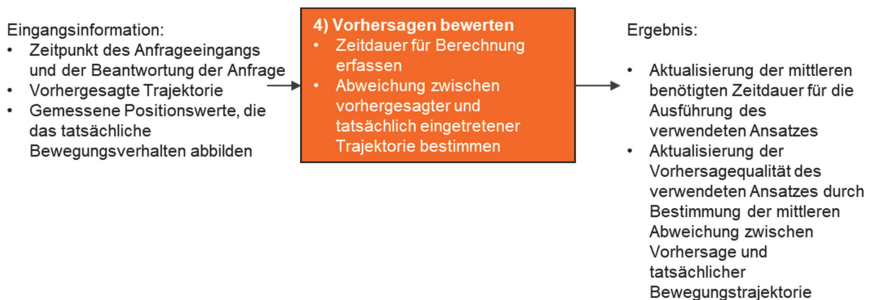


Abbildung 19: Ein- und Ausgänge von Schritt 4) „Vorhersage bewerten“

3.6 Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter durch Nutzung von Trajektorienvorhersagen

Ziel der Arbeit ist die Ermöglichung der Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien, auf Basis derer mobile, für die Intralogistik eingesetzte Roboter vorausschauend navigieren können. Durch die Kenntnis der zukünftigen Bewegung von Menschen können mobile Roboter vorausschauend agieren. Dazu müssen Trajektorienvorhersagen in der Routenplanung des Roboters berücksichtigt werden.

Das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen stellt die benötigten Vorhersagen bereit. In diesem Kapitel wird das weitere Lösungsartefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter vorgestellt, dieses Artefakt nutzt die erstellten Trajektorienvorhersagen zur Optimierung der Routenplanung.

Die Analyse des Stands der Wissenschaft und Technik lässt sich wie folgt zusammenfassen: Trajektorienvorhersagen können die vorausschauende Routenplanung für mobile Roboter in der Intralogistik ermöglichen. Die Nutzung von Trajektorienvorhersagen erfordert die Erweiterung der zur Routenplanung eingesetzten Suchalgorithmen.

Bei heutigen auf dem Markt befindlichen mobilen Robotern kommen Suchalgorithmen wie Dijkstra oder A* zum Einsatz. Dabei wird die Karte der Umgebung als Graph bestehend aus Knoten und mit Kosten versehenen Kanten modelliert. Die Suchalgorithmen analysieren dann diesen Graphen mit dem Ziel der Identifikation einer Abfolge von Knoten und Kanten, mit denen von einem vorgegebenen Startknoten aus mit minimalen Kosten der vorgegebene Zielknoten erreicht werden kann. Bei Dijkstra oder A* enthält dieser Graph allerdings nur Kanten mit konstanten Kosten, es können also nur statische Hindernisse abgebildet werden.

Dies führt zur **Entwurfsentscheidung E12: Nutzung des D* Suchalgorithmus für die Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter durch Nutzung von Trajektorienvorhersagen**. Der D* Suchalgorithmus stellt im Sinne der Design Science [60, 61] ein bekanntes Artefakt dar, welches für die Nutzung im entworfenen Lösungsartefakt angepasst wird. D* erweitert A* um die Möglichkeit, bei jedem Explorationsschritt eine andere Karte der Umgebung mit anderen Kantengewichten zu nutzen. Um vorhergesagte Bewegungstrajektorien von Menschen bei der Routenplanung zu berücksichtigen, müssen diese Vorhersagen in zeitabhängige Karten übersetzt werden. Bei diesen zeitabhängigen Karten haben Kanten, die im Bereich statischer Hindernisse liegen, weiterhin stets die gleichen, hohen Kosten und werden vom Suchalgorithmus nicht ausgewählt. Kanten, auf denen sich zu einem bestimmten Zeitpunkt gemäß der Trajektorienvorhersage ein Mensch befindet, haben ebenfalls hohe Kosten. Allerdings haben solche Kanten wieder niedrige Kosten, sobald der Mensch sich voraussichtlich an einer anderen Ortsposition befindet. Für die

Routenplanung wird der D* Algorithmus genutzt und für jeden Zeitschritt wird eine die zum Zeitschritt passende Karte geladen, in der jeweils statische Hindernisse als auch die vorhergesagte Ortsposition des Menschen abgebildet sind. Der D* Algorithmus bestimmt dann die optimierte Route von der Start- zur Zielposition, bei der sowohl statische Hindernisse als auch die von Menschen eingenommenen Ortspositionen umfahren werden.

Für die Umsetzung der vorausschauenden Routenplanung mit dem D* Suchalgorithmus ist eine geeignete Einstellung der Parameter bei den nachfolgend diskutierten Aspekten notwendig:

- 1 **Granularität von Knoten und Kanten zur Abbildung der Umgebung:** Voraussetzung für jede Wegfindung ist die Abbildung der Umgebung. Der D* Suchalgorithmus kann einen Graphen aus Knoten und Kanten durchsuchen, folglich muss die Umgebung für die Anwendung von D* als Graph abgebildet sein. Für die diskrete Abbildung der Umgebung kommen als Ausgangsbasis für Suchalgorithmen häufig Rasterkarten zum Einsatz. Eine Rasterkarte besteht aus Knoten, die in einem definierten, stets gleichen Abstand zu den Nachbarknoten positioniert sind und über Kanten mit allen benachbarten Knoten verbunden sind. Freie Flächen werden über niedrige, Hindernisse über hohe Kantenkosten modelliert. Die Anzahl und Dichte von Knoten und Kanten beeinflussen die Modellierungsgenauigkeit und den Berechnungsaufwand bei der Routenplanung. Je mehr Knoten und Kanten die Umgebung abbilden, desto präziser können Hindernisse dargestellt werden, aber auch desto länger kann die Ausführung von Suchalgorithmen dauern, da mehr Knoten und Kanten analysiert werden müssen.
- 2 **Dynamische Anpassung der Kosten für eine einzelne Kante oder für mehrere umgebende Kanten:** Eine Trajektorienvorhersage definiert für zukünftige Zeitpunkte jeweils eine zukünftige Aufenthaltsposition. Diese Position kann dann so interpretiert werden, dass für zukünftige Zeitpunkte immer genau eine Kante als durch den Menschen belegt gilt. Aufgrund der Unsicherheit von Trajektorienvorhersagen, sowie des Aspekts des menschlichen Unbehagens bei Verletzung der sozialen Distanz, ist bei einer feinen Granularität von Knoten und Kanten auch die Anhebung von Kosten für die benachbarten Kanten sinnvoll. Dadurch kann erreicht werden, dass mobile Roboter nicht zu dicht an Menschen vorbeifahren, sondern vorausschauend größere Abstände einplanen. Wird beispielsweise die tolerierbare minimale soziale Distanz mit einem Meter gewählt, so macht es Sinn die Kosten für die belegte Kante als auch die Kosten aller umgebenen Kanten zu erhöhen. Dadurch kann erreicht werden, dass Engstellen durch einen Menschen komplett blockiert werden und Roboter vorausschauend eine alternative Route wählen. Die tolerierbare minimale soziale Distanz ist dabei abhängig von der Roboter-Größe und der Roboter-Geschwindigkeit [161]. Um menschliches Unbehagen zu vermeiden, müssen große, schnelle Roboter mehr soziale Distanz einhalten als kleine, langsame Roboter.

- 3 **Bestimmung der Kosten für durch autonome Einheiten belegte Kanten:** Die Kosten für voraussichtlich durch Menschen belegte Kanten können so gewählt werden, dass mobile Roboter diese stets meiden. Hierüber kann eingestellt werden, welche Umwege von mobilen Robotern in Kauf genommen werden, um eine Begegnung mit Menschen zu vermeiden.

Für die Nutzung von Trajektorienvorhersagen müssen mobile Roboter über eine Routenplanung verfügen, welche automatisiert Trajektorienvorhersagen anfragt, diese in zeitabhängige Karte der Umgebung integriert und anschließend den D* Suchalgorithmus auf Basis der zeitabhängigen Karten durchführt. Es ergeben sich die in Abbildung 20 dargestellten Ein- und Ausgänge für die Routenplanung mobiler Roboter.

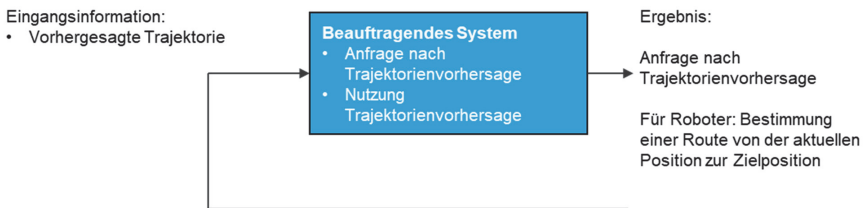


Abbildung 20: Ein- und Ausgänge für das „Befragende System“

Bezogen auf die modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen repräsentiert die Routenplanung mobiler Roboter das beauftragende System, welches Trajektorienvorhersagen anfragt. Diese Anfragen können zeitgesteuert und ereignisgesteuert erfolgen. Für die Ermöglichung einer vorausschauenden Routenplanung wird die Entwurfsentscheidung E13: Fokus auf ereignisgesteuerte Anfragen nach Trajektorienvorhersage getroffen, da mobile Roboter nur im Falle eines neuen Transportauftrags auch Informationen bezüglich der aktuellen Blockierung von Verkehrswegen durch Menschen benötigen.

3.7 Überblick zu Entwurfsentscheidungen

In diesem Kapitel wurde zunächst das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen vorgestellt. Anschließend wurde die Nutzung der Trajektorienvorhersagen durch mobile Roboter diskutiert, hierzu wurde das Lösungsartefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter vorgestellt. Die in Kapitel 2.6 gestellte Forschungsfrage bezüglich des Aufbaus einer Methodik, welche eine flexible Vorhersage der Bewegungstrajektorien von Menschen ermöglicht und auf deren Basis dann die Routenplanung mobiler Roboter optimiert werden kann, wird durch die gemeinsame Nutzung dieser beiden Lösungsartefakte beantwortet. Bei der Erstellung der Lösungsartefakte wurden dabei die in Tabelle 17 dargestellten Entwurfsentscheidungen getroffen.

Das in diesem Kapitel vorgestellte Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht die vorausschauende Routenplanung für mobile Roboter. Kernbestandteil ist dabei die Schaffung einer modularen Struktur für die flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Der Entwurf der Methodik erfolgte dabei in drei Design Cycles, neben der Modularität werden auch Aspekte der Nutzung von Kontextinformationen und der datensensitiven Erstellung von Vorhersagen berücksichtigt.

Das Lösungsartefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter nutzt Trajektorienvorhersagen und basiert auf der Anwendung des D* Suchalgorithmus, bei dem neben statischen auch dynamische Hindernisse bei der Routenplanung berücksichtigt werden.

Tabelle 17: Entwurfsentscheidungen

Nr.	Entwurfsentscheidung
E1	Fokus auf Vorhersage mit großem Vorhersagehorizont der Bewegungstrajektorie
E2	Nutzung verschiedener bereits existierender Ansätze statt Entwurf eines neuen Ansatzes zur Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien
E3	Klare Trennung zwischen Schritten der Datenaufbereitung und der Erstellung von Vorhersagen
E4	Unterteilung der Erstellung von Trajektorienvorhersagen in vier Teilschritte
E5	Nutzung von Kontextinformationen für Verhaltensmodellierung auf Ebene der Intentionen und Wünsche
E6	Erweiterung der Methodik um Aspekte der sensitiven Datennutzung
E7	Berücksichtigung der Anforderungen des beauftragenden Systems
E8	Einsatz von externen UWB-basierten Real-Time Locating Systemen zur Positionsbestimmung
E9	Fokus auf den Aspekt offene Aufgaben bei der Erfassung dynamischer Kontextinformationen
E10	Fokus auf Konstante-Geschwindigkeit Ansatz, CNN-basierte Trajektorienvorhersage und Forward-Planning Ansatz als Vertreter für Physik-basierte, Muster-basierte und Plan-basierte Vorhersage
E11	Bewertung der Leistungsfähigkeit von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage hinsichtlich Vorhersagehorizont, benötigter Berechnungszeit und Vorhersagequalität
E12	Nutzung des D* Suchalgorithmus für die Optimierung der Routenplanung mobiler Roboter durch Nutzung von Trajektorienvorhersagen
E13	Fokus auf ereignisgesteuerte Anfragen nach Trajektorienvorhersage

4 Realisierung der Artefakte für Routenplanung und Trajektorienvorhersage

In dieser Arbeit wurde nach der Design Science Research Methodik nach Hevner [60, 61] vorgegangen. Es wird eine Verbesserung des Transportdurchsatzes mobiler Roboter in der Intralogistik angestrebt, hierzu wurden zwei Lösungsartefakte entworfen. Zum Zwecke der Demonstration und Evaluierung gemäß [62] werden diese zwei Lösungsartefakte als prototypische Realisierung umgesetzt.

Nachfolgend wird zunächst in Kapitel 4.1 die Realisierung des **Lösungsartefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter** vorgestellt. Dieses Lösungsartefakt optimiert die Routenplanung für mobile Roboter und benötigt hierzu die Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen.

In Kapitel 4.2 folgt die Darstellung der Realisierung des **Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen**. Dieses Lösungsartefakt dient der Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen. Für die Realisierung der notwendigen Infrastruktur werden die bekannten Artefakte „Webapplikation“ und „Serviceorientierte Architektur“ angepasst und genutzt. Die Erfassung der aktuellen Position einer Person wird über das bekannte Artefakt „Real-Time Locating System“ realisiert. Die Nutzung von Kontextinformationen wird durch das in [64] beschriebene Artefakt ermöglicht. Schließlich werden für die datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen gemäß der modularen Methodik jeweils ein bestehendes, bekanntes Artefakte der physik-, Muster- und Plan-basierten Trajektorienvorhersagen angepasst. In Kapitel 4.3 folgt die Diskussion der Skalierbarkeit.

4.1 Routenplanung mobiler Roboter mit D* Suchalgorithmus

In diesem Kapitel wird die Realisierung des Lösungsartefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter beschrieben. Im Kontext des weiteren Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen wird dies als beauftragenden Systems bezeichnet. In dieser Arbeit stellen mobile Roboter die Nutzer von Trajektorienvorhersagen dar. Durch die Berücksichtigung der vorhergesagten Bewegungstrajektorien von Menschen bei der Routenplanung können Begegnungskonflikte vorausschauend vermieden werden.

Basis für diese Routenplanung ist der D* Suchalgorithmus, welcher auf zeitabhängigen Karten der Umgebung die optimale Route zwischen der aktuellen Position des Roboters und der Zielposition bestimmt. Die zeitabhängigen Karten werden als Rasterkarten realisiert, für die gilt: Ist für eine bestimmte Position im Raum zu einem bestimmten Zeitpunkt vorhergesagt, dass sich dort

ein Mensch aufhalten wird, so werden dieser Kante für diesen bestimmten Zeitpunkt höhere Kosten zugewiesen und der Suchalgorithmus meidet diese Kante. Hierüber werden die vorhergesagten Bewegungstrajektorien der Menschen auf den zeitabhängigen Rasterkarten abgebildet.

Für die Evaluierung wird eine Evaluierungsplattform benötigt. Mobile Roboter, die für die Intra-logistik eingesetzt werden, bestehen aus einer Hardware, welche durch Software gesteuert wird. In dieser Arbeit liegt der Fokus auf der Steuersoftware. Die Steuerung mobile Roboter ist wenig standardisiert, es existieren viele proprietäre Betriebssysteme und Steuersoftware. Das Robot Operating System (ROS) ist eine Sammlung von Open Source Werkzeugen und Bibliotheken zur Steuerung von Robotern. Aufgrund der äußerst umfangreichen Codesammlung und industrie-freundlichen Apache 2.0 Lizenz bieten Anbieter mobiler Roboter zunehmend eine ROS-Schnittstelle an oder die gesamte Steuerung der Roboter ist mit ROS realisiert. Neben Robotern für Bildungszwecke stellen auch Anbieter kommerziell eingesetzter Roboter wie ABB, Clearpath oder Fanuc entsprechende Bibliotheken bereit. Für weitere Anbieter wie KUKA oder Boston Dynamics bestehend wiederum Adapter-Pakete, um die Roboter dieser Anbieter mittels ROS steuern zu können. [72]

Die vorausschauenden Routenplanung wird aufgrund der Anwendbarkeit für viele Roboter für das Robot Operating System (ROS) realisiert. Ohne Beschränkung der Übertragbarkeit wird der am IAS verfügbare FESTO Robotino 3 Premium für die Evaluierung eingesetzt. Dieser wird über ROS gesteuert und kann daher gegen andere Roboter, welche ROS unterstützen, ausgetauscht werden. Der FESTO Robotino 3 Premium verfügt über einen omnidirektionalen Antrieb und für die Umgebungserfassung werden Infrarotsensoren (Nahbereich) und ein 2D Laserscanner (erfasst Umgebung in Fahrtrichtung) eingesetzt. Abbildung 21 zeigt den genutzten Roboter in der Einsatzumgebung, die Evaluierungsszenarien wurden in der Forschungsfabrik ARENA2036 [162] durchgeführt.



Abbildung 21: Evaluierungsplattform Robotino in der Einsatzumgebung ARENA2036 [162]

Das Verhalten des Roboters bezüglich der Kollisionsvermeidung mit Menschen, die sich auf wenige Dezimeter dem Roboter genähert haben, ändert sich durch die Berücksichtigung von Trajektorienvorhersagen nicht. Aus Sicherheitsgründen muss ein Roboter bei solchen Begegnungen mit Menschen immer anhalten oder die Geschwindigkeit stark reduzieren. Die in dieser Arbeit betrachteten Trajektorienvorhersagen ermöglichen die vorausschauenden Routenplanung für den Fall, dass die am Roboter verbaute Sensorik den Menschen noch gar nicht erfassen kann bzw. diese noch sehr weit entfernt ist und noch keinen direkten Einfluss auf die Navigation des Roboters haben. Ausgehend von dieser Annahme betreffen die Anpassungen an der Steuerungssoftware des Roboters ausschließlich die für die Routenplanung zuständigen Bestandteile.

Die Routenplanung bei ROS erfolgt durch den ROS Navigation Stack. Der Navigation Stack beinhaltet dabei sowohl die Software für die globale Routenplanung als auch Software für die korrekte, lokale Ausführung einer geplanten Route. Hierzu wird im Rahmen des ROS Navigation Stacks die globale Routenplanung (`global_planner`) von der lokalen Bewegungsplanung (`local_planner`) unterschieden. Während die globale Routenplanung zu Beginn eines neuen Auftrags ausgeführt wird, kümmert sich die lokale Bewegungsplanung dann um die Ausführung einer geplanten Route, also das tatsächliche Steuern des Roboters. [73]

Zur Umsetzung der vorausschauenden Routenplanung wurde der D* Algorithmus für ROS realisiert. Die vorausschauende Routenplanung wird dem Wirkungsbereich des globalen Routenplanners zugeordnet, nur der `global_planner` des ROS Navigation Stack wird angepasst. Der `global_planner` wird für die Umsetzung des D* Algorithmus ersetzt und beinhaltet folgende Hauptfunktionen:

- `initialize`: Initialisiert die zeitabhängigen Rasterkarten und ruft die Realisierung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen auf, um eine aktuelle Trajektorienvorhersage zu erhalten. Hierbei wird zunächst eine Rasterkarte mit statischen Hindernissen („statische-Karte“) erzeugt. Anschließend Erzeugung der Rasterkarten für jeden Zeitschritt („Zeitschritt-Karte“), diese basiert auf der statischen-Karte sowie der für einen bestimmten Zeitpunkt vorhergesagten Position des Menschen.
- `makePlan`: Routenplanung durch Anwendung des D* Suchalgorithmus, für jeden Zeitschritt wird die jeweilige Zeitschritt-Karte geladen und für die Auswertung genutzt.

In dieser Arbeit wird ROS Version 1 Noetic Ninjemys verwendet, welche 2020 erschien und bis 2025 Support erhält [72].

4.2 Realisierung der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen als Webapplikation

Für die Demonstration und Evaluierung des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen werden die bekannten Artefakte „Service-orientierten Architektur“ und „Webapplikation“ genutzt. Für die Realisierung der Methodik als Webapplikation dient das Framework Django [163] als Basis.

4.2.1 Infrastruktur für Modularität und sensitive Datennutzung

4.2.1.1 Realisierung als Webapplikation

Die Realisierung des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen erfordert die Implementierung von interoperabler, modular aufgebauter Software. Die realisierte Software muss interne und externe Schnittstellen bereitstellen und nutzen:

- Interne Schnittstellen bestehen zwischen den Modulen, welche jeweils verschiedene Funktionalitäten bereitstellen und sich einem der Schritte des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen zuordnen lassen. Das Lösungsartefakt sieht dabei eine Untergliederung in die Schritte 1), 2a), 2b), 2c), 3c), 3b), 3a) und 4) vor. Die wichtigste Anforderung hinsichtlich der internen Schnittstellen stellt die Möglichkeit zur modularen Strukturierung gemäß dem Paradigma der serviceorientierten Architekturen (SOA) dar.
- Externe Schnittstellen bestehen beim Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen einerseits zur verwendeten Sensorik und andererseits zum Lösungsartefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter. Konkret bedeutet das, dass die realisierte Software mit dem mobilen Roboter (beauftragendes System) sowie der Sensorik zur Erfassung von Positionsdaten und Kontextinformationen interagieren muss.

Durch die Umsetzung gemäß dem SOA-Paradigma und dem Datenaustausch mit diversen externen Systemen, ist die realisierte Software geprägt von Maschine-zu-Maschine Kommunikation. Daher bietet sich eine Realisierung als Webapplikation an. Zur Unterstützung bei der Implementierung ist es zudem vorteilhaft, ein geeignetes Framework zu verwenden, welches bei der Realisierung der Schnittstellen unterstützt. Die Realisierung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen nutzt hierfür das Framework Django

[163]. Die Nutzung dieses Frameworks bietet die in Tabelle 18 dargestellten Vor- und Nachteile. Die Entscheidung für die Realisierung als Webapplikation und die Auswahl des Django Frameworks für die Realisierung stellen dabei keine Beschränkung der Übertragbarkeit der Realisierung des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen dar, sondern beschreiben lediglich eine Möglichkeit der Umsetzung.

Tabelle 18: Vor- und Nachteile bei Nutzung Django Framework gemäß [163]

Django Bewertung
+ Unterstützt modularen Aufbau durch Organisation in Apps und Objektorientierung.
+ Bietet leichte Anbindbarkeit an REST, MQTT, TCP/IP und vielen weiteren Schnittstellen.
+ Basiert auf Python und vereinfacht dadurch die Einbindung von Muster-basierten Vorhersagen. Python ist weit verbreitet bei der Realisierung von datenintensiven Anwendungen des maschinellen Lernens.
+ Unterstützt die plattformunabhängige, zügige Umsetzung sicherer Webapplikationen. Dazu wird ein Großteil von Hintergrundfunktionalitäten (z.B. Anbindung von Datenbanken) bereits durch das Framework abgedeckt und Nutzer des Frameworks können sich auf die eigentlichen Anwendungen konzentrieren.
+ Hat eine für Webframeworks hohe Performance und ist hoch skalierbar, wird beispielsweise für die Realisierung von Instagram, einem sozialen Netzwerk mit Millionen Nutzerinnen und Nutzern, eingesetzt.
– Leistungsfähigkeit hinsichtlich Latenzen eher schlechter als bei einer Desktopanwendung. Bei Desktopanwendung wären dafür die Entwicklungsaufwände höher, Framework nimmt hier viel Arbeit ab.

Für die Realisierung bedeutet der Einsatz des Django Frameworks, dass die benötigten Module des Artefakts als eigenständige Django-Apps umgesetzt werden. Die Bezeichnung als Apps ist dabei eine Eigentümlichkeit des Django Frameworks. Als zentraler Datenspeicher für den Datenaustausch zwischen den Django-Apps wird eine Datenbank genutzt. Standardmäßig nutzt Django die lokal ausgeführte SQLite Datenbank. Diese wurde für die Realisierung des Artefakts durch eine PostgreSQL Datenbank ersetzt. Dabei wird die PostgreSQL Datenbank in der Cloud betrieben, um die parallele Entwicklung von Django-Apps von verschiedenen Endgeräten aus zu vereinfachen. Da das Django Framework die Nutzung von Datenbanken stark abstrahiert und vereinfacht, ergeben sich aus dem Wechsel der Datenbank aber keine sonstigen Auswirkungen auf die Realisierung.

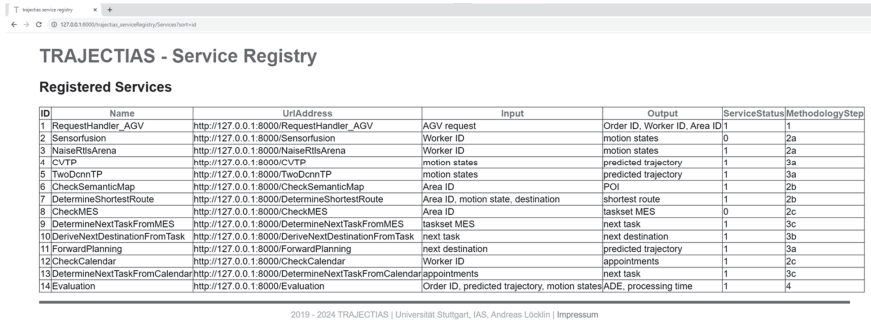
4.2.1.2 Realisierung der SOA-Infrastruktur

Zur Ermöglichung der sensitiven Datennutzung wird ein modularer Aufbau und die Umsetzung des SOA-Paradigmas benötigt. Beim SOA-Paradigma werden *Auftragsrepräsentation*, *Dienste* und *Zentrale Infrastruktur* getrennt betrachtet.

- Bei Modulen, die Schritt 1) *Anfrage analysieren* der Methodik zugeordnet sind, handelt es sich um Module der *Auftragsrepräsentation*. Diese übernehmen die Kommunikation mit dem beauftragenden System, die Umsetzung ist im Kapitel 4.2.2 beschrieben.
- Bei Modulen, die Aufgaben zur Datenaufbereitung und Vorhersageerstellung übernehmen und damit einem der Methodik-Schritten 2a), 2b), 2c), 3c), 3b), 3a) und 4) zugeordnet sind, handelt es sich um *Dienste*. Alle Module der Datenaufbereitung und Trajektorienvorhersage werden als Dienste umgesetzt und in den Kapiteln 4.2.3 und 4.2.4 beschrieben.
- Für eine funktionsfähige SOA werden darüber hinaus weitere Infrastrukturelemente benötigt. Als *Zentrale Infrastruktur* muss ein *Datenspeicher* verfügbar sein, damit einzelne Dienste Daten austauschen können, dieser Aufgabenbereich wird durch die PostgreSQL-Datenbank abgedeckt. Zudem wird ein *Dienstverzeichnis* benötigt, welches alle aktiven Dienste listet und bei Anfragen durch das beauftragende System vermitteln kann. Dieses Dienstverzeichnis wurde als eigenständige Django App realisiert und wird nachfolgend in Kapitel 4.2.1.3 beschrieben. Jeder Dienst zur Datenaufbereitung oder Trajektorienvorhersage ist als eigenständige Django App realisiert und registriert sich am Dienstverzeichnis bzw. meldet sich dort ab, je nachdem, ob ein Dienst zur Verfügung steht oder nicht.

4.2.1.3 Realisierung des zentralen Infrastrukturelements Dienstverzeichnis

Die Funktionalität eines SOA-Dienstverzeichnisses ist die Auflistung aller aktuell zur Verfügung stehenden und damit ausführbaren Dienste. Diese Funktionalität ist als Datenbanktabelle realisiert, in dem alle zur Verfügung stehenden Django-Apps aufgelistet sind. Jede im Dienstverzeichnis aufgeführte Django-App kapselt dabei ein Softwaremodul, welches einem der Methodik-Schritte 2) bis 4) zugeordnet werden kann. Für einen besseren Überblick über die realisierten Module, ist auch die Django-App der Auftragsrepräsentation (Schritt 1) der Methodik) im Dienstverzeichnis aufgeführt. Abbildung 22 zeigt die Einträge des Dienstverzeichnisses. Für jeden Dienst wird der Name, Informationen bezüglich der Schnittstelle, der aktuelle Status und die Zuordnung zu einem der Methodik-Schritte gespeichert.



ID	Name	UriAddress	Input	Output	ServiceStatus	MethodologyStep
1	RequestHandler_AGV	http://127.0.0.1:8000/RequestHandler_AGV	AGV request	Order ID, Worker ID, Area ID	1	1
2	Sensorfusion	http://127.0.0.1:8000/Sensorfusion	Worker ID	motion states	0	2a
3	NaiseRtsArena	http://127.0.0.1:8000/NaiseRtsArena	Worker ID	motion states	1	2a
4	CVTP	http://127.0.0.1:8000/CVTP	motion states	predicted trajectory	1	3a
5	TwoDConnTP	http://127.0.0.1:8000/TwoDConnTP	motion states	predicted trajectory	1	3a
6	CheckSemanticMap	http://127.0.0.1:8000/CheckSemanticMap	Area ID	POI	1	2b
7	DetermineShortestRoute	http://127.0.0.1:8000/DetermineShortestRoute	Area ID, motion state, destination	shortest route	1	2b
8	CheckMES	http://127.0.0.1:8000/CheckMES	Area ID	taskset MES	0	2c
9	DetermineNextTaskFromMES	http://127.0.0.1:8000/DetermineNextTaskFromMES	taskset MES	next task	1	3c
10	DeriveNextDestinationFromTask	http://127.0.0.1:8000/DeriveNextDestinationFromTask	next task	next destination	1	3b
11	ForwardPlanning	http://127.0.0.1:8000/ForwardPlanning	next destination	predicted trajectory	1	3a
12	CheckCalendar	http://127.0.0.1:8000/CheckCalendar	Worker ID	appointments	1	2c
13	DetermineNextTaskFromCalendar	http://127.0.0.1:8000/DetermineNextTaskFromCalendar	appointments	next task	1	3c
14	Evaluation	http://127.0.0.1:8000/Evaluation	Order ID, predicted trajectory, motion states	ADE, processing time	1	4

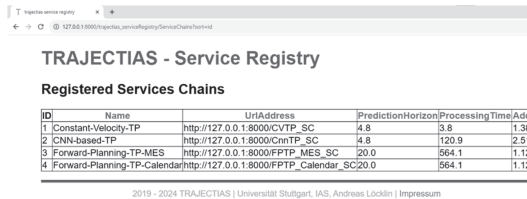
2019 - 2024 TRAJECTIAS | Universität Stuttgart, IAS, Andreas Locklin | Impressum

Abbildung 22: Dienstverzeichnis der als Trajectias benannten prototypischen Realisierung

Für die Erstellung einer Trajektorienvorhersage sind durch den modularen Aufbau mehrere Dienste involviert. Gegenüber der monolithischen Umsetzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage erleichtert diese Modularität die Wiederverwendung von Teilfunktionen. Bei einer Erweiterung, etwa durch das Hinzufügen eines weiteren Ansatzes zur Trajektorienvorhersage, kann von bereits bestehenden Teilfunktionen profitiert werden. So muss beispielsweise nicht stets aufs Neue die Anbindung an die Sensorik zur Bestimmung von Positionsdaten realisiert werden, stattdessen können bereits bestehende Module genutzt werden. Dadurch sinkt die benötigte Zeit zur Umsetzung neuer Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Je mehr Ansätze zur Trajektorienvorhersage verfügbar sind, desto besser kann die Vorhersagequalität ausfallen. Verschiedene Ansätze können in unterschiedlichen Situationen besonders gut funktionieren. Bei einer gemeinsamen Nutzung mehrerer Ansätze kann eine Ergänzung der Stärken verschiedener Ansätze erreicht werden.

Allerdings steigt durch diese Modularität auch der Aufwand zur Konfiguration. So sind die Kernbestandteile der Ansätze zur Trajektorienvorhersage die Module, welche dem Schritt 3a) zugeordnet sind. Ob ein solches Modul ausgeführt werden kann, hängt davon ab, ob alle benötigten Eingangsdaten erfasst, aufbereitet und interpretiert werden können, also ob alle benötigten Dienste bzw. Softwaremodule der Schritte 2a), 2b), 2c), 3c) und 3b) ausgeführt werden können. Aufgrund möglicher Einschränkungen hinsichtlich der Verfügbarkeit von Daten, insbesondere von personenbezogenen Daten, ist eine erst zur Laufzeit durchgeführte, vorwärts gerichtete Auswahl von Diensten nicht zielführend. Beispielsweise ist es unnötig, Berechnungszeit für die Aufbereitung von Kontextinformationen aufzuwenden, wenn anschließend kein Dienst ausgeführt werden kann, der die aufbereiteten Informationen auch nutzt. Stattdessen muss direkt bei der Anfragebearbeitung geprüft werden, welche Dienste bei dieser Anfrage theoretisch ausgeführt werden können und welche Dienste so zusammenwirken, dass schließlich eine Trajektorienvorhersage berechnet werden kann.

Um dies zu unterstützen, werden zusammenhängende Dienst-Ketten definiert. Hierbei handelt es sich um zusammenhängende Dienste der Schritte 2a), 2b), 2c), 3c), 3b) und 3c), die gemeinsam ausgeführt werden müssen, um gemäß einem bestimmten Ansatz eine Trajektorienvorhersage erstellen zu können. Diese Dienst-Ketten werden ebenfalls über ein Datenbankmodell verwaltet und bei der Anfragebearbeitung in Schritt 1) der Methodik berücksichtigt. Mittels dem in Abbildung 22 dargestellten zentralen Dienstverzeichnis kann stets geprüft werden, ob alle Dienste einer Dienst-Kette noch verfügbar sind. Dienst-Ketten werden dabei manuell definiert, eine Erweiterung hin zu einer automatisierten, selbst-adaptiven Definition von Dienst-Ketten ist möglich, aber nicht umgesetzt. Abbildung 23 zeigt die Einträge des Datenbankmodells zur Verwaltung der Dienst-Ketten. Für jede Dienst-Kette wird der Name, Information zur Schnittstelle und die Bewertungskriterien Vorhersagehorizont (in Sekunden), benötigte Berechnungszeit (in Millisekunden) und Vorhersagequalität (als Average Displacement Error, ADE in Meter) gespeichert.



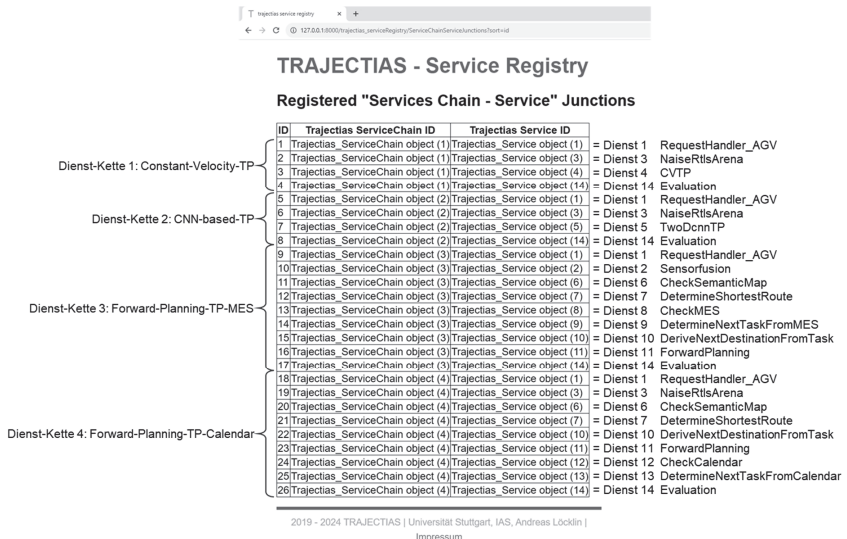
TRAJECTIAS - Service Registry

Registered Services Chains

ID	Name	URIAddress	PredictionHorizon	ProcessingTime	Ade
1	Constant-Velocity-TP	http://127.0.0.1:8000/CVTP_SC	4.8	3.8	1.38
2	CNN-based-TP	http://127.0.0.1:8000/CnnTP_SC	4.8	120.9	2.51
3	Forward-Planning-TP-MES	http://127.0.0.1:8000/FPTP_MES_SC	20.0	564.1	1.12
4	Forward-Planning-TP-Calendar	http://127.0.0.1:8000/FPTP_Calendar_SC	20.0	564.1	1.12

2019 - 2024 TRAJECTIAS | Universität Stuttgart, IAS, Andreas Lücklin | Impressum

Abbildung 23: Verwaltung der realisierten Dienst-Ketten



TRAJECTIAS - Service Registry

Registered "Services Chain - Service" Junctions

ID	Trajectias ServiceChain ID	Trajectias Service ID	
Dienst-Kette 1: Constant-Velocity-TP	1 Trajectias_ServiceChain object (1)	Trajectias_Service object (1)	= Dienst 1 RequestHandler_AGV
	2 Trajectias_ServiceChain object (1)	Trajectias_Service object (3)	= Dienst 3 NaiseRtIsArena
	3 Trajectias_ServiceChain object (1)	Trajectias_Service object (4)	= Dienst 4 CVTP
	4 Trajectias_ServiceChain object (1)	Trajectias_Service object (14)	= Dienst 14 Evaluation
Dienst-Kette 2: CNN-based-TP	5 Trajectias_ServiceChain object (2)	Trajectias_Service object (1)	= Dienst 1 RequestHandler_AGV
	6 Trajectias_ServiceChain object (2)	Trajectias_Service object (3)	= Dienst 3 NaiseRtIsArena
	7 Trajectias_ServiceChain object (2)	Trajectias_Service object (5)	= Dienst 5 TwoDnnTP
	8 Trajectias_ServiceChain object (2)	Trajectias_Service object (14)	= Dienst 14 Evaluation
Dienst-Kette 3: Forward-Planning-TP-MES	9 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (1)	= Dienst 1 RequestHandler_AGV
	10 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (2)	= Dienst 2 Sensorfusion
	11 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (6)	= Dienst 6 CheckSemanticMap
	12 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (7)	= Dienst 7 DetermineShortestRoute
	13 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (8)	= Dienst 8 CheckMES
	14 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (9)	= Dienst 9 DetermineNextTaskFromMES
Dienst-Kette 4: Forward-Planning-TP-Calendar	15 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (10)	= Dienst 10 DeriveNextDestinationFromTask
	16 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (11)	= Dienst 11 ForwardPlanning
	17 Trajectias_ServiceChain object (3)	Trajectias_Service object (14)	= Dienst 14 Evaluation
	18 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (1)	= Dienst 1 RequestHandler_AGV
	19 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (3)	= Dienst 3 NaiseRtIsArena
	20 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (6)	= Dienst 6 CheckSemanticMap
	21 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (7)	= Dienst 7 DetermineShortestRoute
	22 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (10)	= Dienst 10 DeriveNextDestinationFromTask
	23 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (11)	= Dienst 11 ForwardPlanning
	24 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (12)	= Dienst 12 CheckCalendar
	25 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (13)	= Dienst 13 DetermineNextTaskFromCalendar
	26 Trajectias_ServiceChain object (4)	Trajectias_Service object (14)	= Dienst 14 Evaluation

2019 - 2024 TRAJECTIAS | Universität Stuttgart, IAS, Andreas Lücklin | Impressum

Abbildung 24: Verwaltung der Verknüpfungen zwischen Diensten und Dienst-Ketten

Die Verknüpfung von Dienst-Ketten mit Diensten entspricht einer n zu m Beziehung. So umfasst eine Dienst-Kette mehrere Dienste. Ein Dienst kann dabei mehreren Dienst-Ketten zugeordnet sein. Für die Verwaltung dieser n zu m Beziehung wird das in Abbildung 24 dargestellte Datenbankmodell eingesetzt, dieses speichert lediglich, zu welcher Dienstkette welche Dienste gehören.

4.2.2 Analyse von Anfragen und Schnittstelle zum beauftragenden System

Schritt 1 der modularen Methodik umfasst die Bereitstellung einer Schnittstelle, mittels derer Trajektorienvorhersagen angefordert werden können, sowie die Analyse der darüber gestellten Anfragen. Es ist möglich, diese Funktionalitäten durch mehrere Module anzubieten. Beispielsweise können so die für verschiedene beauftragende Systeme zur Verfügung gestellten Schnittstellen als jeweils eigenständige Module umgesetzt werden.

Für die Evaluierung wird Schritt 1 über das Modul „RequestHandler_AGV“ realisiert, welches eine http-basierte Schnittstelle bietet. Diese Schnittstelle wird durch das beauftragende System, konkret durch den global_planner der ROS-basierten Robotersteuerung, aufgerufen. Es folgt die Analyse der Anfrage und die Erstellung der Trajektorienvorhersage. Nach erfolgter Vorhersage der Trajektorie wird diese als JSON-Datei an das beauftragende System zurückgesendet.

Bei der Verarbeitung einer Anfrage müssen die in Tabelle 19 dargestellten Aspekte analysiert werden. Für die anschließende Auswahl einer verfügbaren Dienst-Kette werden der Vorhersagehorizont, die Berechnungsdauer und die Vorhersagequalität als Auswahlkriterien genutzt.

Tabelle 19: Analyse von Anfragen

Aspekt der Analyse	Vorgehen	Ergebnis
Für welche Menschen wird eine Trajektorienvorhersage benötigt?	Datenbankzugriff für Auswertung, welche Personen sich aktuell in der gleichen Produktions- bzw. Lagerhalle befinden wie der Roboter.	Identifikation aller Menschen, für die eine Trajektorienvorhersage erstellt werden muss.
Welche Ansätze zur Trajektorienvorhersage stehen zur Verfügung?	Datenbankzugriff für Auswertung, welche Dienst-Ketten verfügbar sind.	Liste aller verfügbarer Dienst-Ketten.
Nach welchem Ansatz soll eine Trajektorienvorhersage berechnet werden?	Analyse der Anforderungen des beauftragenden Systems.	Auswahl einer verfügbaren Dienst-Kette.

Module, welche Schritt 1 realisieren, kapseln die Kommunikation mit dem beauftragenden System und dienen im Rahmen der umgesetzten SOA-Infrastruktur als Auftragsrepräsentation.

Nach der automatisierten Auswahl einer Dienst-Kette auf Basis der analysierten Anforderungen übernehmen daher die Module den weiteren Aufruf aller benötigten Dienste zur Berechnung der Trajektorienvorhersage und senden die vorhergesagte Trajektorie als JSON-Datei an das beauftragende System zurück. Abbildung 25 zeigt das Aktivitätsdiagramm des Moduls „RequestHandler_AGV“. Die Aktivität wird gestartet und beendet durch die Interaktion mit dem global_planner der ROS-basierten Robotersteuerung (beauftragendem System)

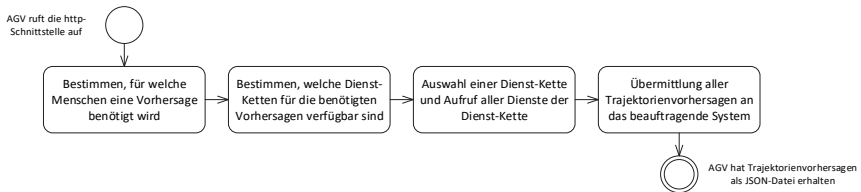


Abbildung 25: Aktivitätsablauf des Moduls RequestHandler_AGV

4.2.3 Modulare Umsetzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage

Für die prototypische Umsetzung des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ist die Realisierung verschiedener Softwaremodule notwendig. Abbildung 26 zeigt, für welchen Schritt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen welche Softwaremodule umgesetzt wurden. Die Schritte 2a), 2b), 2c), 3c), 3b) und 3a) ermöglichen die modulare Umsetzung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage. Die Schritte 2a), 2b) und 2c) dienen dabei der Datenaufbereitung, Schritte 3c), 3b) und 3a) der Berechnung der Trajektorienvorhersage. Für die Realisierung wird das Django-Framework eingesetzt. Neben der Realisierung der Module als Django-Apps ist darüber hinaus die bereits diskutierte Realisierung der zentralen Infrastrukturelemente „Datenspeicher“ und „Dienstverzeichnis“ notwendig. Das beauftragende System ist der mobile Roboter. Der „global-planner“ Teil der Steuersoftware des mobilen Roboters fragt die Trajektorienvorhersagen an und berücksichtigt diese anschließend bei der Routenplanung.

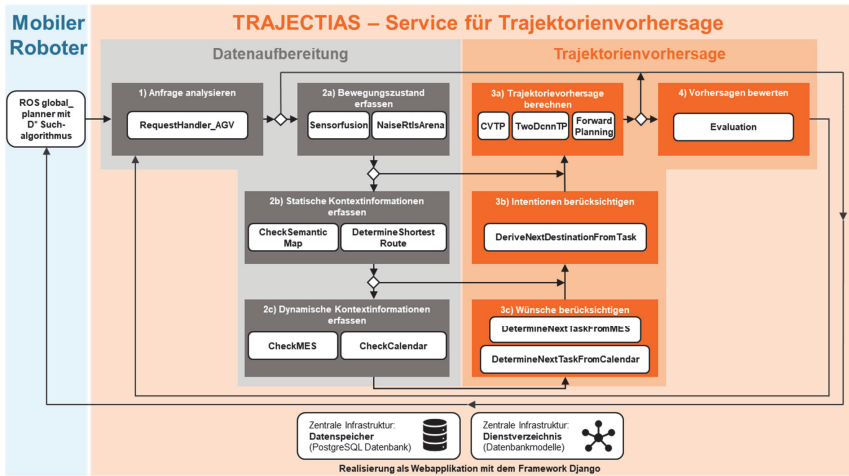


Abbildung 26: Module zur Realisierung der verschiedenen Methodik-Schritte

4.2.3.1 Schnittstelle zum Real-Time Locating System

Für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen ist die Kenntnis der aktuellen und vergangenen Positionswerte nötig. Im Rahmen des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur Trajektorienvorhersage stellt die Erfassung des aktuellen Bewegungszustands den Schritt 2a) dar. Ohne Beschränkung der Übertragbarkeit des Lösungsartefakts werden die Positionsdaten von einem Ultra-Wideband-basierten Real-Time Locating System (UWB-RTLS) bezogen.

Solche Systeme sind typisch für die betrachtete Problemdomäne und entsprechen dem Stand der Technik. Für die Realisierung wird das kommerziell erhältliche NAISE UWB-RTLS [164] genutzt, dieses bietet eine für UWB-RTLS typische Genauigkeit im Bereich von 10 bis 30 cm [33] und erlaubt die durchgängige Datenerfassung mit 2 bis 4 Hz Messfrequenz, also jede Sekunde werden 2 bis 4 Positionswerte für jeden RTLS-Tag ausgegeben. Die akku-betriebenen, wenige Zentimeter großen RTLS-Tags werden bei der Evaluierung vom Menschen getragen und erfassen dadurch dessen Position. Abbildung 27 zeigt die involvierten Systembestandteile zur Erfassung der Positionswerte.

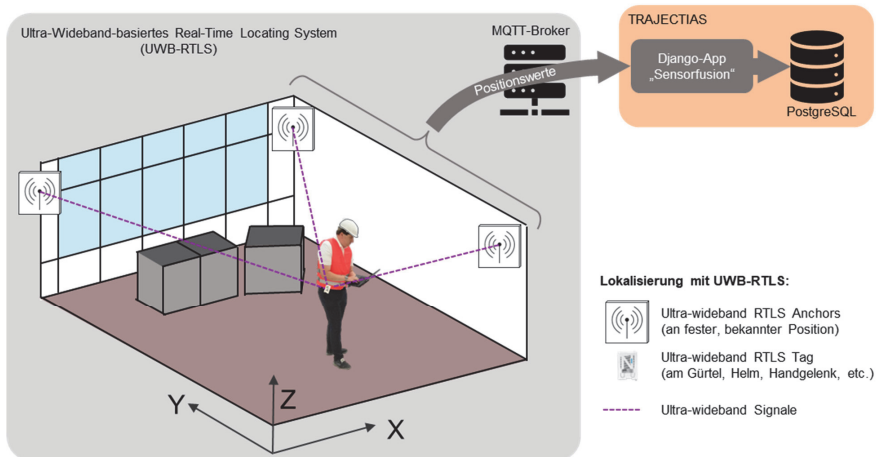


Abbildung 27: Erfassung der Position des Menschen mittels UWB-RTLS

Die dem Methodik-Schritt 2a) zugeordneten Django-Apps „Sensorfusion“ und „NaiseRtIsArena“ kommunizieren mit dem UWB-RTLS über MQTT. Bei MQTT handelt es sich um ein weit verbreitetes Kommunikationsprotokoll aus dem Bereich des Internets der Dinge. Eine Besonderheit stellt die „Veröffentlichen / Abonnieren“ Architektur (eng. Publish / Subscribe) dar. Das UWB-RTLS veröffentlicht die neu bestimmten Positionswerte und die Django-Apps „Sensorfusion“ und „NaiseRtIsArena“ abonnieren diese Aktualisierungen. Sowohl UWB-RTLS als auch die Django-Apps kommunizieren dabei mit dem zentralen MQTT-Broker. Dieser nimmt Aktualisierungen entgegen und verteilt diese an alle Abonnenten. Die Django-App „Sensorfusion“ wird für die Nutzung des im IAS-Labor installierten UWB-RTLS benötigt, bei der Evaluierung in der ARENA2036 wurde die App „NaiseRtIsArena“ eingesetzt.

In der Django-App selbst werden Positionswerte auf Basis vorheriger Positionswerte zunächst gefiltert und geglättet. Dadurch können schlechte Messungen aussortiert werden. Damit andere Module auf die Positionswerte zugreifen können, werden diese anschließend im zentralen, gemeinsamen Datenspeicher hinterlegt. Beim mittels einer PostgreSQL-Datenbank realisierten Datenspeicher handelt es sich um ein Element der SOA-Infrastruktur.

4.2.3.2 Schnittstellen zur Erfassung von Kontextinformationen

Die Präzision von Trajektorienvorhersagen kann durch die Erfassung und Auswertung von Kontextinformationen gesteigert werden. Eine Bewegung kann umso besser vorhergesagt werden, je mehr die Motivation, die zu dieser Bewegung führt, bekannt ist.

Bei Kontextinformationen wird zwischen statischen und dynamischen Kontextinformationen unterschieden. Statische Kontextinformationen ändern sich selten, die Aktualisierung statischer Kontextinformationen muss nicht automatisiert erfolgen. Das für Schritt 2b) realisierte Modul „CheckSemanticMap“ dient lediglich der Überprüfung, ob Karteninformationen zur Verfügung stehen. Dabei wird auch überprüft, ob für eine bestimmte Karte auch interessante Orte, sogenannte Points-of-Interest (POI) hinterlegt sind. Die Aktualisierung einer hinterlegten Karte ist nicht automatisiert und erfordert die manuelle Anpassung der in einer Datenbank hinterlegten Karte und POI.

Eine Sonderrolle nimmt das Modul „DetermineShortestRoute“ ein. Bei der Trajektorienvorhersage nach dem Forward-Planning Ansatz müssen zu allen möglichen Zielorten ausgehend von der aktuellen Position eines Menschen jeweils die kürzesten Routen berechnet werden. Das Modul „DetermineShortestRoute“ kapselt diese Teilfunktion und kann sehr schnell, innerhalb weniger Millisekunden auf einer Karte die kürzeste Route zwischen zwei Punkten berechnen. Hierzu wird die Karte der Umgebung nicht in der zentralen relationalen PostgreSQL Datenbank gespeichert, sondern in einer Graphdatenbank Neo4j. Diese ermöglicht die Speicherung von Knoten- und Kanten-Informationen und damit der Speicherung von Rasterkarten der Umgebung. Die Berechnung der kürzesten Route zwischen zwei Knoten erfolgt dann mittels des direkt in Neo4j umgesetzten „A* Shortest Path“ Suchalgorithmus [165]. Die Fähigkeit zur möglichst schnellen Berechnung von kürzesten Routen wird benötigt, um die Berechnungszeiten für Trajektorienvorhersagen nach dem Forward-Planning Ansatz zu verkürzen. Das Modul „DetermineShortestRoute“ übernimmt die dazu notwendige Interaktion mit der Neo4j Graphdatenbank. Die Neo4j Graphdatenbank beinhaltet die Rasterkarte der Umgebung und damit eine statische Kontextinformation. Daher ist das Modul „DetermineShortestRoute“ dem Schritt 2b) zugeordnet.

Im Vergleich zu statischen Kontextinformationen ändern sich dynamische Kontextinformationen ständig, daher muss die Erfassung automatisiert erfolgen. Die realisierten Module „CheckMES“ und „CheckCalendar“ sind dem Methodik-Schritt 2c) zugeordnet. Beide Module unterstützen beim Forward-Planning Vorhersageansatz. Dabei wird angenommen, dass offene bzw. nächste Aufgaben einen starken Hinweis auf das nächste Ziel einer Bewegung geben. Die beiden Module übernehmen die Kommunikation mit dem Manufacturing Execution System (MES) bzw. dem Kalender einer Person. Konkret ermöglichen die Module das Auslesen von Aufgaben aus dem FESTO MES4 und dem Auslesen von Terminen aus einem Google Kalender. Sowohl FESTO MES4 als auch der Google Kalender stellen gängige Vertreter von MES- bzw. Kalenderanbietern dar.

4.2.3.3 Umsetzung des Konstante-Geschwindigkeit Ansatzes

Als Vertreter für die Klasse der Physik-basierten Trajektorienvorhersage wird der Constant-Velocity-Ansatz [27] umgesetzt. Dieser Ansatz basiert auf der Annahme der gleichbleibenden Energie und Impulserhaltung, also der Annahme, dass die aktuelle Bewegungsgeschwindigkeit und Bewegungsrichtung beibehalten werden. Dieser Ansatz kann lineare Bewegungen vorhersagen, Kurven können nicht vorhergesagt werden. Die in Abbildung 28 dargestellte Szene wurde bei der Evaluierung aufgezeichnet und stellt eine für die Anwendung des Constant-Velocity-Ansatzes geeignete Situation dar. Der Mensch geht einen langen Gang entlang, kann also dort nicht abbiegen. Die Annahme eines linearen Bewegungsverhaltens mit gleichbleibender Geschwindigkeit funktioniert dann sehr gut. Die mittels Constant-Velocity-Ansatz vorhergesagten Positionswerte sind in dieser Situation eine gute Vorhersage der zukünftigen Bewegungen des Menschen.



Abbildung 28: Lineare Bewegung, Anwendung Constant-Velocity-Trajektorienvorhersage

Dieser Ansatz kann als Dienst-Kette „Constant-Velocity-TP“ aufgerufen werden. Für die Umsetzung dieses Ansatzes werden Module für folgende Teilfunktionalitäten benötigt:

- Modul „RequestHandler_AGV“ zur Kommunikation mit dem beauftragenden System (siehe vorheriges Kapitel 4.2.2)
- Modul „Sensorfusion“ zur Erfassung der Positionsdaten (siehe vorheriges Kapitel 4.2.3.1)
- Modul „CVTP“ zur Vorhersage der Bewegungstrajektorie auf Basis des Constant-Velocity Ansatzes

Das realisierte „CVTP“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3a) zugeordnet. Die zukünftige Bewegung wird als lineare Bewegung modelliert. Als Bewegungsrichtung und Bewegungsgeschwindigkeit wird angenommen, dass die aktuelle Richtung und Geschwindigkeit beibehalten werden. Die Schätzung der Richtung und Geschwindigkeit ist daher sehr wichtig. Da die zur Verfügung stehenden Positionsmesswerte des UWB-RTLS nur eine Genauigkeit im Bereich 10-30cm aufweisen, wird ein Kalman-Filter für eine verbesserte Zustandsschätzung eingesetzt.

4.2.3.4 Umsetzung der CNN-basierten Trajektorienvorhersage

Als Vertreter der Klasse der Muster-basierten Trajektorienvorhersage wird der von Zamboni et al. entwickelte 2D-CNN Ansatz [119] umgesetzt. Kern ist ein auf vergleichbaren Daten trainiertes Convolutional Neural Network (dt. faltendes neuronales Netzwerk).

Dieser Ansatz kann als Dienst-Kette „CNN-based-TP“ aufgerufen werden. Für die Umsetzung dieses Ansatzes werden Module für folgende Teilfunktionalitäten benötigt:

- Modul „RequestHandler_AGV“ zur Kommunikation mit dem beauftragenden System (siehe vorheriges Kapitel 4.2.2)
- Modul „Sensorfusion“ zur Erfassung der Positionsdaten (siehe vorheriges Kapitel 4.2.3.1)
- Modul „TwoDcnnTP“ zur Vorhersage der Bewegungstrajektorie mittels 2D-CNN

Das realisierte „TwoDcnnTP“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3a) zugeordnet. Es beinhaltet das fertig trainierte 2D-CNN. Beim Aufruf dieses Moduls werden aktuelle Positionswerte aus der PostgreSQL Datenbank gelesen und an die Eingangsschicht des CNN angelegt. Die Trajektorienvorhersage liegt dann an der Ausgangsschicht des CNN an. Für das initiale Training des CNN liegen in der betrachteten Problemdomäne keine ausreichend großen Datensätze vor. Stattdessen werden die in Tabelle 20 beschriebenen öffentlich verfügbaren Datensätze genutzt. Diese Datensätze umfassen Szenen, in denen sich Fußgänger im öffentlichen Raum bewegen. Es dominieren dabei Szenen von Freiflächen ohne Hindernisse, die Fußgänger bewegen sich meist linear. Dies stellt eine Einschränkung der aktuellen Realisierung des „TwoDcnnTP“ Moduls dar.

Tabelle 20: UCY- und ETH-Datensatz

Datensatz	Beschreibung	Quelle
ETH	Positionsdaten extrahiert aus Kamerabildern, welche verschiedene öffentliche Plätze an der ETH-Zürich aus der Vogelperspektive zeigen	[96]
UCY	Positionsdaten extrahiert aus Kamerabildern, welche verschiedene öffentliche Plätze aus der Vogelperspektive zeigen	[97]

4.2.3.5 Umsetzung des Forward-Planning Ansatzes

Als Vertreter für die Klasse der Plan-basierten Trajektorienvorhersage wird der Forward-Planning-Ansatz umgesetzt. Dieser Ansatz basiert auf der Annahme, dass die Vorhersage des nächsten Zielorts entscheidend ist für eine gute Trajektorienvorhersage [27]. Die Bereitstellung der eigentlichen Trajektorie basiert auf der Berechnung einer gültigen Route von der aktuellen Position zum vorhergesagten Zielort. Dabei wird angenommen, dass Menschen sich rational verhalten und die kürzeste Route zum Zielort wählen. Mit dieser Art der Trajektorienvorhersage können auch sehr komplizierte Bewegungen mit vielen Kurven und Abzweigungen vorhergesagt werden.

Dieser Ansatz kann über die Dienst-Ketten „Forward-Planning-TP-MES“ und „Forward-Planning-TP-Calendar“ aufgerufen werden. Für die Umsetzung dieses Ansatzes werden Module für folgende Teilfunktionalitäten benötigt:

- Modul „RequestHandler_AGV“ zur Kommunikation mit dem beauftragenden System (siehe vorheriges Kapitel 4.2.2)
- Modul „Sensorfusion“ zur Erfassung der Positionsdaten (siehe vorheriges Kapitel 4.2.3.1)
- Module „CheckSemanticMap“ und „DetermineShortestRoute“ zur Nutzung der semantisch erweiterten Karte der Umgebung (siehe vorheriges Kapitel 4.2.3.2)
- Modul „CheckMES“ oder „CheckCalendar“ zum Auslesen dynamischer Kontextinformationen bezüglich offener Aufgaben oder nächster Termine (siehe vorheriges Kapitel 4.2.3.2)
- Modul „DetermineNextTaskFromMES“ oder „DetermineNextTaskFromCalendar“ zur Vorhersage der nächsten Aufgabe eines Menschen auf Basis der aktuell offenen Aufgaben oder auf Basis des Kalenders des Menschen
- Modul „DeriveNextDestinationFromTask“ zur Vorhersage des nächsten Bewegungsziels eines Menschen
- Modul „ForwardPlanning“ zur Vorhersage der Bewegungstrajektorie

Insgesamt ergibt sich der in Abbildung 29 dargestellte Aktivitätsablauf bei der Durchführung des Forward-Planning Ansatzes. Die nächste Aufgabe kann dabei sowohl über MES- als auch über Kalender-Daten vorhergesagt werden.

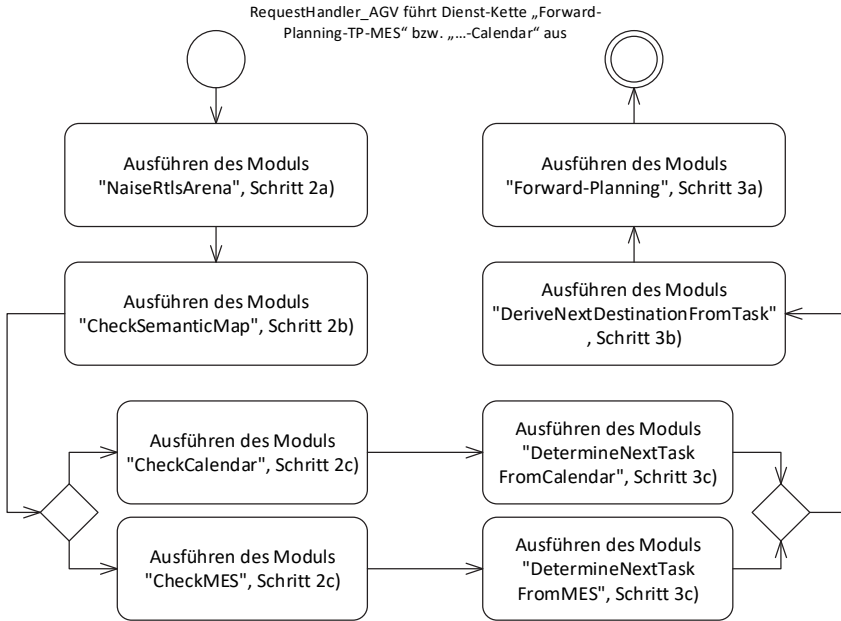


Abbildung 29: Aktivitätsdiagramm bei Ausführung der Forward-Planning Dienst-Ketten

Nachfolgend werden die Module „DetermineNextTaskFromMES“, „DetermineNextTaskFromCalendar“, „DeriveNextDestinationFromTask“ und „ForwardPlanning“ erläutert.

Das realisierte „DetermineNextTaskFromMES“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3c) zugeordnet. Nach Abfrage der offenen Aufgaben vom Manufacturing Execution System (MES) wird in diesem Schritt vorhergesagt, welche der offenen Aufgaben ein Mensch als nächstes angeht. Hierzu wird auch die Qualifizierung für bestimmte Aufgabentypen berücksichtigt. Eine umfassende Darstellung dieses Ansatzes liefern Löcklin et al. in [64].

Das realisierte „DetermineNextTaskFromCalendar“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3c) zugeordnet. Dieses Modul nutzt den Terminkalender eines Menschen für die Vorhersage der nächsten Aufgabe. Dabei handelt es sich um eine direkt auf den Kalender gestützte Vorhersage der nächsten Aufgabe. Die indirekte, über die offenen Aufgaben erfolgende Vorhersage des Moduls „DetermineNextTaskFromMES“ ist schwieriger, hat aber Vorteile bezüglich des zum Betrieb notwendigen Aufwands. Basiert die Vorhersage auf dem Kalender, so müssen alle Menschen über gepflegte Kalender verfügen. Bei der MES-basierten Vorhersage hingegen müssen nur die offenen Aufgaben, die im Produktionsgeschehen oder in der Lagerhaltung anstehen, gepflegt werden.

Das realisierte „DeriveNextDestinationFromTask“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3b) zugeordnet. In diesem Modul werden Informationen bezüglich der nächsten Aufgabe eines Menschen und Informationen bezüglich interessanter Orte in der Umgebung (Points-of-Interest, POI) ausgewertet. Aus diesen Informationen wird dann das nächste Bewegungsziel eines Menschen abgeleitet.

Das realisierte „ForwardPlanning“ Modul ist dem Methodik-Schritt 3a) zugeordnet und führt die Vorhersage der Bewegungstrajektorie durch. Dazu wird zu jedem vorhergesagten Bewegungsziel die kürzeste Route berechnet. Startpunkt für die Berechnung der kürzesten Route ist dabei die aktuelle Ortsposition des Menschen. Für die Berechnung der kürzesten Route kommt das bereits diskutierte Modul „DetermineShortestRoute“ zum Einsatz.

4.2.4 Modul zur Bewertung

Zur Unterstützung der Auswahl von geeigneten Ansätzen zur Trajektorienvorhersage wird die Qualität von berechneten Vorhersagen bewertet. Das hierfür realisierte Modul „Evaluation“ ist dabei Schritt 4) der Methodik zugeordnet. Es analysiert die benötigte Berechnungszeit, die für die Bereitstellung einer Trajektorienvorhersage benötigt wurde. Zudem wird der Average Displacement Error (ADE) ausgewertet.

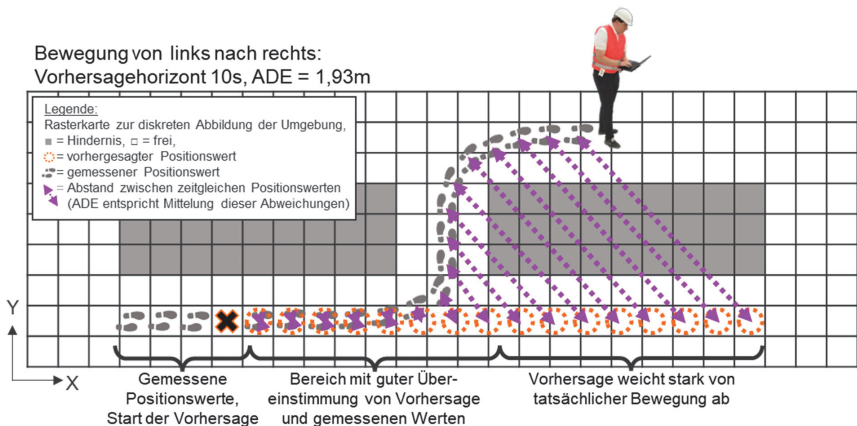


Abbildung 30: ADE-Bestimmung bei Vorhersage einer linearen Bewegung

Abbildung 30 zeigt beispielhaft die Bestimmung des ADE für eine Bewegung von links nach rechts. Es wurde eine lineare Bewegung vorhergesagt. Tatsächlich hat sich der Mensch aber nicht linear bewegt und ist an der Kreuzung abgebogen. Für die Bestimmung der Güte dieser Vorhersage wird der euklidische Abstand zwischen zeitgleichen vorhergesagten Positionswerten und tatsächlich gemessenen Positionswerten bestimmt. In Abbildung 30 sind diese Abstände im ersten

Teil der Vorhersage noch gut, später auf der rechten Seite ergeben sich deutliche Abweichungen zwischen vorhergesagten und gemessenen Punkten. Diese Analyse des ADE kann zeitverzögert angefertigt werden. So müssen für einen Vorhersagehorizont von 10s nach Erstellung der Vorhersage für weitere 10s die tatsächlichen Positionswerte gemessen werden. Anschließend kann dann der ADE bestimmt werden. Das realisierte Modul „Evaluation“ kann einfache Interpolationsoperationen durchführen, um stets zeitgleiche Positionswerte miteinander vergleichen zu können.

4.3 Diskussion der Skalierbarkeit

Im nachfolgenden Kapitel 5 werden das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen und das Lösungsartefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter gegenüber den Anforderungen und der Zielstellung evaluiert. Hierbei wird auch die Vorhersagequalität und das Potenzial vorausschauender Routenplanung analysiert. Vorab werden in diesem Kapitel aber Aspekte der Realisierung diskutiert mit besonderem Fokus auf die Skalierbarkeit und Einsetzbarkeit im industriellen Umfeld.

Bei den Evaluierungsszenarien kam ein AGV zum Einsatz, welches an das realisierte Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen pro Szenario eine Anfrage über die Erstellung einer Vorhersage für einen Menschen stellt. Die Evaluierung wurde in der Forschungsfabrik ARENA2036 [162] durchgeführt. Für die Nachbildung von Szenarien stand dort eine 19,5m auf 35,2m große Freifläche (entspricht knapp 700m²) zur Verfügung. Die Skalierung auf einen größeren Einsatzbereich von mehr als 700m² stellt für die Trajektorienvorhersage kein Problem dar. Hierzu müsste die neue Umgebung als Rasterkarte sowohl der Steuerungssoftware des Roboters als auch der Umsetzung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen bereitgestellt werden. Durch die Unterstützung des Moduls „ForwardPlanning“ bei der Routenplanung mittels des Moduls „DetermineShortestRoute“ sind auch deutlich längere Routenberechnungen kein Problem. Das Modul „DetermineShortestRoute“ ist durch die Anbindung der Graphdatenbank Neo4j auch für die gleichzeitige Abarbeitung von sehr viele Anfragen gerüstet. Allerdings kann die Dauer der Routenberechnung auf Seite der in ROS realisierten AGV-Steuerung bei sehr großen Einsatzbereichen stark ansteigen.

Bei der Evaluierung wurde das in der ARENA2036 verbaute NAISe UWB-RTLS genutzt. Dieses verfügt über einen über WLAN erreichbaren MQTT-Broker, welcher als Schnittstelle fungiert. Die Software für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen wurde auf einem Windows-Laptop ausgeführt. Die Versorgung von mehreren Robotern mit Trajektorienvorhersagen ist ebenfalls möglich. Durch die Realisierung als Webapplikation lässt sich das Artefakt der modularen Me-

thodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen von mehreren Clients gleichzeitig aus erreichen. Wenn die Rechenleistung des für die Ausführung eingesetzten Windows-Laptop nicht reicht, so kann die Webapplikation auch auf einen Edge- oder Cloud-Server ausgelagert werden. Bei einem kommerziellen Einsatz ermöglicht dies auch die Einführung von Software-as-a-Service Geschäftsmodellen.

Als mobiler Roboter wird ein FESTO Robotino 3 Premium genutzt. Für die Steuerung dieses Roboters wurde ein weiterer Linux-PC mit installiertem ROS eingesetzt. Die Berücksichtigung mehrerer Trajektorienvorhersagen bei der vorausschauenden Routenplanung ist bei der aktuellen Realisierung des D* Suchalgorithmus nicht möglich. Kommerzielle Anbieter von AGV fokussieren aktuell verstärkt die Einbindung und Nutzung von Flottenmanagement-Software. Bei der gemeinsamen Betrachtung mehrerer Roboter als Flotte erscheint es realistisch, die Routenplanung der Roboter und damit auch die Berücksichtigung vorhergesagter Bewegungstrajektorien als übergeordnete Funktionalität des Flottenmanagements auszuführen. In diesem Fall ist es vorteilhaft, eine Multi-Agenten Pfadfindung einzusetzen, bei der die Routen aller Roboter miteinander abgestimmt werden. Im Zuge einer solchen Realisierung wäre es auch denkbar, Trajektorienvorhersagen als geplante Route eines an der Multi-Agenten Pfadfindung beteiligten Agenten zu behandeln. Insgesamt ermöglicht die Realisierung des D* Suchalgorithmus die Evaluierung der Potenziale vorausschauender Routenplanung. Die Berücksichtigung vorhergesagter Trajektorien bei Roboter-Flotten würde voraussichtlich aber keine Skalierung der D* Suchalgorithmus, sondern die Nutzung anderen Technologien aus dem Bereich der Multi-Agenten Pfadfindung mit sich bringen.

In diesem Kapitel wurden die Realisierung des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter und die Realisierung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen beschrieben. Die modulare Methodik wurde dabei als Webapplikation umgesetzt, welche intern nach dem Paradigma der serviceorientierten Architektur organisiert ist. Die Webapplikation ist modular aufgebaut und die Module lassen sich bei der Umsetzung weiterer Trajektorienvorhersageansätze wiederverwenden. Mobile Roboter mit angepasster, vorausschauender Routenplanung stellen die Nutzer der Webapplikation dar und können hierüber neue Trajektorienvorhersagen erhalten, um diese dann bei der vorausschauenden Routenplanung zu berücksichtigen.

5 Evaluierung der Methodik und der vorausschauenden Routenplanung

In diesem Kapitel wird die Eignung der beiden in dieser Arbeit entworfenen Artefakte, des **Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen** und des **Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter**, zur Erfüllung der in Kapitel 1.3 hergeleiteten Zielsetzung und Anforderungen diskutiert.

5.1 Strukturierung und Rahmenbedingungen der Evaluierung

Ziel dieser Arbeit ist die Verbesserung der Effizienz von Intralogistik mit AGV unter Beibehaltung der Flexibilität. AGV können sehr flexibel in bestehende Produktions- und Kommissionier-Prozesse eingebunden werden, bieten aber nur einen geringen Transportdurchsatz. Der gewählte Ansatz zur Verbesserung der Effizienz ist die Ermöglichung einer vorausschauenden Routenplanung von AGV mittels der Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen von menschlichen Werkern. Dabei existieren sehr viele Ansätze zu Trajektorienvorhersage mit jeweils unterschiedlichen Stärken und Schwächen. Das in dieser Arbeit beschriebene Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht die situationsabhängige Nutzung verschiedener Ansätze zur Trajektorienvorhersage.

Die Evaluierung adressiert verschiedene Aspekte und setzt sich aus mehreren Teilen zusammen. Es wird untersucht, wie präzise, modular und datensensitiv die zukünftige Bewegungstrajektorie menschlicher Werker vorhergesagt werden kann. Des Weiteren wird die Effizienz einer vorausschauenden Routenplanung untersucht. Dabei gilt:

- Für die Evaluierung der Güte, Modularität und sensitiven Datennutzung vorhergesagter Bewegungstrajektorien von Menschen werden Szenarien sowie Metriken zur Beurteilung der Güte von Trajektorienvorhersagen benötigt. Die „**Vorhersageszenarien**“ müssen Bewegungsdaten von Menschen beinhalten.
- Für die Evaluierung der möglichen Effizienzgewinne durch vorausschauende Routenplanung werden Szenarien und Metriken zur Beurteilung der Transporteffizienz benötigt. Die „**Routenplanungsszenarien**“ müssen Bewegungsdaten von Menschen und mobilen Robotern beinhalten.
- Die Evaluierung wird anhand der Vorhersageszenarien und Routenplanungsszenarien durchgeführt, Dazu müssen diese Szenarien die adressierte Problemdomäne der Produktion und Lagerhaltung widerspiegeln.

Die vorliegende Arbeit lässt sich dem Transfer von im Stand der Wissenschaft bekannten Methoden der Trajektorienvorhersage hin zur praktischen Anwendung zuordnen. Bezogen auf das zur

Technologie-Bewertung dienende Technology Readiness Level wird für die Evaluierung ein Versuchsaufbau im Labor angestrebt, das entspricht einem Technology Readiness Level von vier [166]. Ohne Beschränkung der Übertragbarkeit des Lösungsartefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen wird für die Evaluierung angenommen, dass stets nur für einen Menschen eine Trajektorienvorhersage berechnet werden muss. Die Evaluierung wurde unter folgenden Rahmenbedingungen durchgeführt:

- Bei der Evaluierung konnte eine 19,5 auf 35,2 Meter, also knapp 700 Quadratmeter große Freifläche genutzt werden, welche sich in der Forschungsfabrik ARENA2036 [162] befindet.
- Auf der Freifläche wurden 80 Trennwände (Aluminium-Platten, 1,5m breit, 1,2m hoch, 0,03m tief) für die Nachbildung realistischer Grundrisse aufgestellt.
- Für die Lokalisierung von Menschen kommt das Ultrabreitband-basierte NAISe Real-Time Locating System [164] zum Einsatz.
- Für die Vorhersageszenarien wurden die Bewegungsdaten von einem Menschen erfasst und analysiert.
- Für die Routenplanungsszenarien wurden die Bewegungsdaten von je einem Menschen und einem Roboter erfasst und analysiert werden.
- Als Roboter wird der FESTO Robotino 3 Premium als Evaluierungsplattform genutzt.

5.2 Entwurf von Evaluierungsszenarien

Die für die Evaluierung benötigten „Vorhersageszenarien“ und „Routenplanungsszenarien“ müssen die adressierte Problemdomäne der Produktion und Lagerhaltung widerspiegeln. Für den Entwurf der Szenarien wurden drei wesentliche Szenario-Dimensionen identifiziert:

1. Abbildung unterschiedlicher Grundrisse inklusive Variation der dazu passenden Bewegungen vom Menschen und Roboter
2. Abbildung unterschiedlicher Begegnungssituationen, sogenannte Konfliktarten, zwischen dem Menschen und Roboter
3. Variation der einfachen Verfügbarkeit alternativer Routen bzw. effizienter, nicht zu langer Umwege, mit Hilfe derer ein Roboter einen Begegnungskonflikt vermeiden kann.

Nachfolgend werden die drei Szenario-Dimensionen detailliert vorgestellt.

Produktionsbereiche und Lagerhallen im Grundriss nachbilden:

Da für die Bewegung von Menschen in Produktionsbereichen und Lagerhallen die Struktur und der Grundriss eine große Rolle spielen, muss zunächst festgelegt werden, wie die Freifläche über die Installation von Hindernisstrukturen die adressierte Problemdomäne widerspiegeln kann.

Für den angestrebten Technology Readiness Level von vier ist die Schaffung von begehbaren und nicht begehbaren Abschnitten durch die Installation von Hindernisstrukturen ausreichend. Übertragbare Arten von Grundrissen für die Strukturierung von Produktionsbereichen oder Lagerhallen sind im Bereich der Produktion die Fließproduktion und die Matrixproduktion [167–169]. Im Bereich der Kommissionierung wird zwischen Lagern mit Kopfganglayout und Zentralganglayout unterschieden [169–171].

Für die Evaluierungsszenarien werden zwei Arten von Grundrissen weiterverfolgt:

1. Grundriss ähnlich zu Lager mit Kopfganglayout.
2. Grundriss ähnlich zu Matrixproduktion oder Zentralganglayout, nachfolgend als Werkstätten-Fertigungs-Grundriss bezeichnet.

Grundrisse, welche eine Fließproduktion abbilden, werden nicht weiterverfolgt. Grund hierfür ist der sehr hohe Grad der Optimierung der Produktion und die einheitliche Fließrichtung von Waren und Produktion. Hierfür wird angenommen, dass eine vorausschauende Routenplanung keine weitere Verbesserung der Effizienz bietet. Stattdessen ist es realistischer, getrennte Verkehrsflächen von Menschen und AGV zu definieren.

Ebenso wird der Grundriss einer Freifläche ohne jegliche Hindernisse nicht weiterverfolgt. Auch hier wird angenommen, dass eine vorausschauende Routenplanung keine weitere Verbesserung der Effizienz bietet.

Abbildung 31 zeigt die bei der Evaluierung in der ARENA2036 aufgebauten und genutzten Grundrisse. Der Kopfgang-Grundriss ist geprägt von 10,5 Meter langen und 1,5 Meter breiten Gängen. Insgesamt werden dazu mittels der Trennwände fünf zusammenhängende Hindernisstrukturen gebildet. Der Werkstätten-Fertigungs-Grundriss umfasst 10 Hindernisstrukturen. Es verfügt über einen 13,5 Meter langen und 1,5 Meter breiten zentralen Gang. Für beide Grundrisse werden pro Gang zwei Points-of-Interest (POI) definiert, welche als Start- und Zielpositionen für die Bewegungen des Menschen und des Roboters dienen.

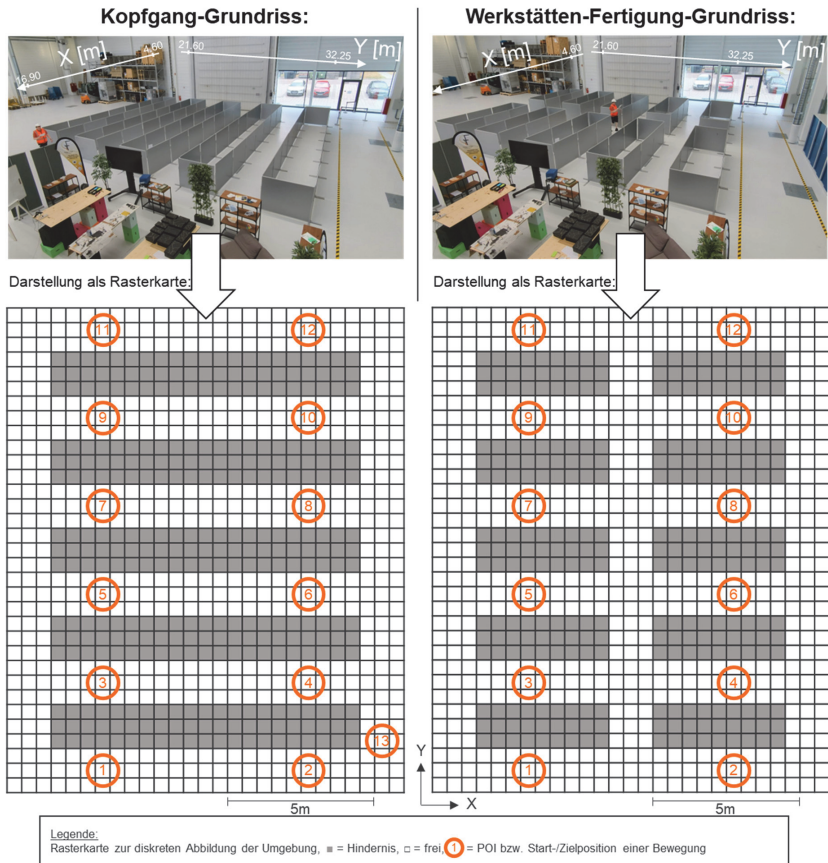


Abbildung 31: Kopfgang-Grundriss und Werkstätten-Fertigungs-Grundriss in ARENA2036

Begegnungskonfliktarten zwischen Menschen und mobilem Roboter

Die Routenplanungsszenarien dienen der Analyse möglicher Effizienzgewinne bei AGV durch vorausschauende Routenplanung. Der Fokus der Evaluierung liegt auf Szenarien, bei denen Begegnungskonflikte zwischen dem mobilen Roboter und dem Menschen auftreten können. Eine Untersuchung von Konfliktarten für AGV bieten Xu [172] und Zhang et al. [173]. Bei den Routenplanungsszenarien können drei Konfliktarten unterschieden werden. Bei der Verfolgung wird der Roboter von einem Menschen verfolgt und überholt. Bei der Begegnung bewegen sich Mensch und Roboter aufeinander zu. Und beim Kreuzungskonflikt kreuzen sich die Bewegungen vom Menschen und Roboter. Alle diese Konfliktarten werden durch die Routenplanungsszenarien abgedeckt.

Verfügbarkeit effizienter Alternativrouten

Als weitere Dimension beim Entwurf der Evaluierungsszenarien dient die Verfügbarkeit von effizienten Alternativrouten. In den genutzten Layouts kann aufgrund der ausreichenden Ganggröße ein Begegnungskonflikt zwischen Roboter und Mensch auch dadurch gelöst werden, dass der Roboter der kürzesten Route folgt und dann abbremst und abwartet, bis der Mensch sich um den Roboter herumbewegt hat. Es wird angenommen, dass durch diese Steuerstrategie keine Gefährdung des Menschen verursacht wird. Ein solches Abbremsen und Abwarten verschlechtert die Durchschnittsgeschwindigkeit und den Transportdurchsatz des Roboters. Da bei einer vorausschauenden Routenplanung des Roboters aber von der kürzesten Route abgewichen werden muss, um einen Konflikt zu umfahren, geht auch hierbei Zeit verloren. Ein großer Effizienzgewinn durch die vorausschauende Routenplanung stellt sich dann ein, wenn diese Umwege nur etwas länger sind als die kürzeste Route. Beim Entwurf wird darauf geachtet, dass bei den Routenplanungsszenarien sowohl kurze als auch lange Umwege nötig werden, um einen Konflikt zu vermeiden. Hierüber kann evaluiert werden, ob sich die Konfliktvermeidung immer lohnt oder ob hierdurch zu große Umwege in Kauf genommen werden und es besser gewesen wäre, einfach der kürzesten Route zu folgen und den Begegnungskonflikt zuzulassen.

Evaluierung auf Basis von 22 Vorhersage- und 12 Routenplanungsszenarien:

Unter Berücksichtigung der Rahmenbedingungen und der identifizierten Dimensionen wurden anschließend Evaluierungsszenarien entworfen. Insgesamt wurden auf der zur Verfügung stehenden Freifläche zwei unterschiedliche Grundrisse erstellt. Pro Grundriss wurden dann Bewegungsaufgaben definiert. Diese wurden durch einen Menschen und einen Roboter ausgeführt. Hierbei wurde darauf geachtet, dass bei den Bewegungsaufgaben die am Roboter verbaute Sensorik (Laserscanner, Infrarotsensoren) den Menschen zu Beginn nicht erfassen kann. Die Wahl einer alternativen Route basiert daher stets auf der erfolgreichen Auswertung der vorhergesagten Trajektorie und nicht auf der frühzeitigen Detektion des Menschen durch die am Roboter verbaute Sensorik.

Abbildung 32 zeigt die abstraktere Darstellung der Szenarien Beschreibung, welche jeweils einen Grundriss (Kopfgang oder Werkstätten-Fertigung) und Bewegungsaufgaben umfasst. Bewegungsaufgaben für Menschen sind dabei in orange dargestellt, die für Roboter in hellblau. Violette Bereiche kennzeichnen Begegnungskonflikte zwischen Roboter und Mensch, sollte der Roboter der kürzesten Route folgen.

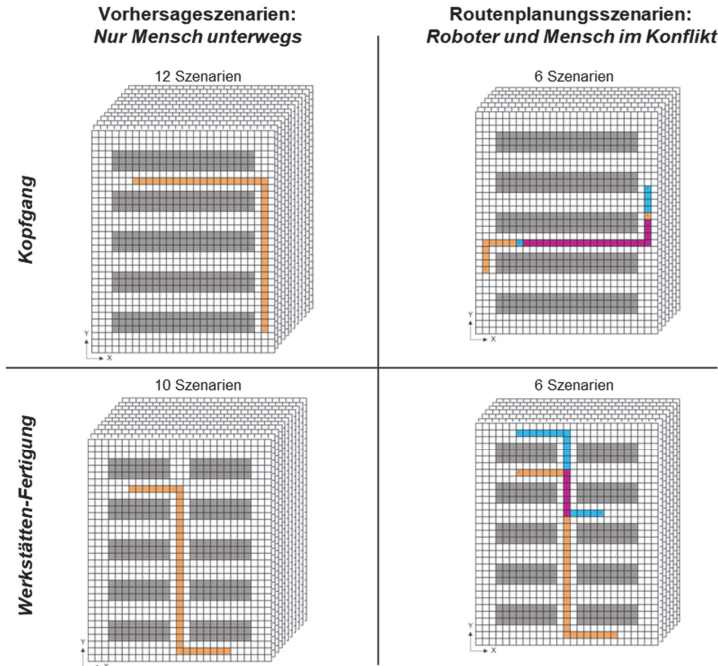


Abbildung 32: Evaluierung mit 22 Vorhersage- und 12 Routenplanungsszenarien

Für die Evaluierung der Güte, Modularität und sensitiven Datennutzung vorhergesagter Trajektorien wurden die Bewegungsdaten des Menschen aufgezeichnet. Diese dienen sowohl als Eingangswerte für die Trajektorienvorhersage als auch für die Bewertung der Güte einer getroffenen Vorhersage. Hierzu wird eine vorhergesagte Trajektorie mit der tatsächlich eingetretenen Trajektorie verglichen. Für den Vergleich wird die euklidische Distanz berechnet und die mittlere Abweichung bestimmt (engl. Average Displacement Error, ADE).

Für die Evaluierung der möglichen Effizienzgewinne durch vorausschauende Routenplanung wurden die Bewegungsdaten des Menschen und des Roboters aufgezeichnet. Die Beurteilung der Transporteffizienz erfolgt durch den Vergleich der vom Roboter benötigten Zeit für die Zielerreichung, wenn dieser die Information der vorhergesagten Trajektorie des Menschen erhält oder nicht erhält. Zusätzlich wurde die Distanz zwischen Roboter und Mensch ausgewertet, diese gibt einen Hinweis darauf, ob ein Begegnungskonflikt vermieden werden konnte oder ob es zu einer Begegnung kam.

5.3 Erfüllung der Anforderung

Ansätze zur Trajektorienvorhersage unterscheiden sich in ihrer Leistungsfähigkeit und ihrem Bedarf nach Trainingsdaten, Berechnungszeit und Kontextinformationen. Jeder Ansatz zur Trajektorienvorhersagen funktioniert in bestimmten Situationen sehr gut, in anderen Situationen wird hingegen keine gute Vorhersageleistung erreicht. Die in dieser Arbeit erstellte modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht die gemeinsame Nutzung verschiedener Ansätze zur Trajektorienvorhersage. Dadurch kann abhängig von den zu einem Zeitpunkt geltenden Rahmenbedingungen der bestmögliche Ansatz zur Trajektorienvorhersage genutzt werden. Durch den modularen Aufbau und die Unterstützung der Datenaufbereitung sowie der Verarbeitung von Kontextdaten wird die einfache Einbindung von Ansätzen zur Trajektorienvorhersage ermöglicht. Im Folgenden wird die Erfüllung der zu Beginn in Kapitel 1.3 aufgestellten Anforderungen A1 bis A5 diskutiert.

5.3.1 Trajektorienvorhersage im Bereich mehrerer Sekunden (A1)

Anforderung 1 (A1) betrifft die Vorhersagehorizonte der Trajektorienvorhersageansätze. Für die Erreichung der Zielsetzung einer vorausschauenden Routenplanung für AGV werden Vorhersagen benötigt, welche mindestens die Bewegung eines Menschen in den nächsten Sekunden umfassen. Mit den realisierten Trajektorienvorhersageansätzen konnte diese Anforderung erfüllt werden, diese bieten einen Vorhersagehorizont von mindestens 4,8 Sekunden. Die nachfolgenden Abbildungen zeigen die Leistungsfähigkeit der unterschiedlichen Ansätze bei unterschiedlichen Vorhersagehorizonten. Die Leistungsfähigkeit wird dabei über den Average Displacement Error (ADE) ausgedrückt, also der mittleren euklidischen Distanz zwischen Punkten der vorhergesagten Trajektorie und der tatsächlichen Bewegung des Menschen. Je kleiner diese Distanz ist, desto besser stimmt die Vorhersage mit der tatsächlichen Bewegung überein.

Abbildung 33 zeigt für die 22 Vorhersageszenarien den jeweils erreichten ADE von:

- Physik-basierten Vorhersage mit Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz
- Plan-basierten Vorhersage mit Forward-Planning-Ansatz
- Muster-basierten Vorhersage mittels Convolutional-Neural Network-Ansatz (CNN)

Die 22 Vorhersageszenarien setzten sich dabei zusammen aus 12 Szenarien mit Kopfgang-Grundriss (K1-K12) und 10 Szenarien mit Werkstätten-Fertigungs-Grundriss (W1-W10). Es wurde der ADE ausgewertet für einen Vorhersagehorizont von 4,8 Sekunden. Diese Auswertung wurde für größere Vorhersagehorizonte von 10 Sekunden und 20 Sekunden wiederholt, die Ergebnisse sind in Abbildung 34 und Abbildung 35 dargestellt.

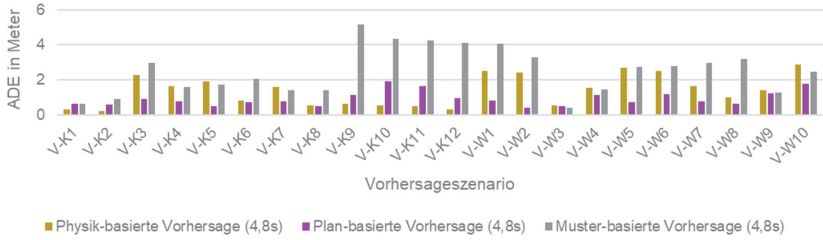


Abbildung 33: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 4,8 Sekunden

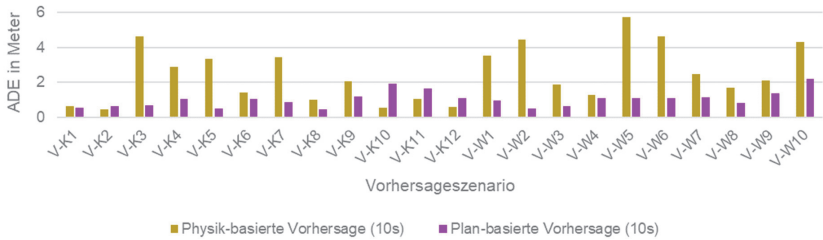


Abbildung 34: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 10 Sekunden

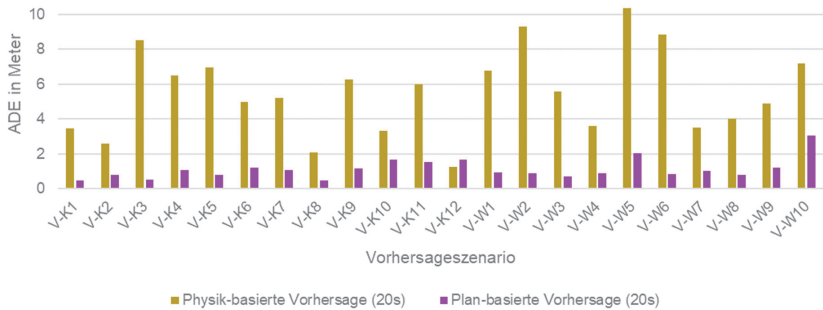


Abbildung 35: ADE der Vorhersageansätze in Meter, Vorhersagehorizont 20 Sekunden

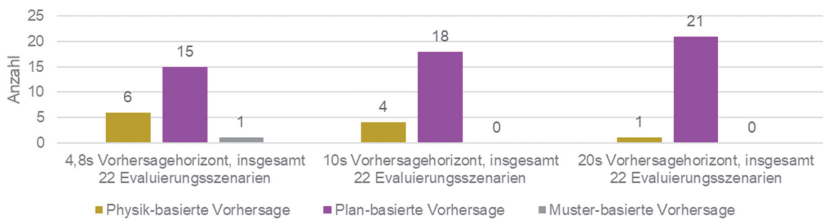


Abbildung 36: Anzahl, wie häufig ein Ansatz die beste Vorhersage liefern konnte

Die realisierte Plan-basierte Vorhersage mittels Convolutional-Neural Network (CNN) liefert Vorhersagen mit einem maximalen Vorhersagehorizont von 4,8 Sekunden. Grund hierfür sind die zur Verfügung stehenden Trainingsdaten. Für das Training des CNN werden große Datenmengen benötigt. Daher wurden die öffentlich verfügbaren Datensätze ETH [96] und UCY [97] genutzt. Diese bilden aber nur sehr kurze Bewegungstrajektorien ab, weshalb das CNN nur auf die Ausgabe von Vorhersagen mit einem Horizont von 4,8 Sekunden trainiert werden konnte. Abbildung 33 zeigt, dass die Leistungsfähigkeit des realisierten CNN-basierten Ansatzes im Vergleich zu den anderen Ansätzen meist schlechter ist. Der CNN-basierte Ansatz hat oft den höchsten ADE-Wert, also die höchste Abweichung zwischen Vorhersage und tatsächlicher Bewegung. Das verwundert, da es sich bei Trajektorienvorhersage um ein Regressionsproblem handelt und mit ausreichend Trainingsdaten ein Datenbasierter-Ansatz die besten Ergebnisse liefern sollte. Aber auch dies hängt mit den unzureichenden Trainingsdaten zusammen. Zwar sind die öffentlich verfügbaren Datensätze sehr umfangreich (ETH- und UCY-Datensatz umfassen 225 Megabyte), bilden aber auch viele Situationen ab, bei denen Fußgänger stehen und sich nicht bewegen. Die zur Evaluierung verwendeten Vorhersageszenarien bilden hingegen zielgerichtete Bewegungen in einer für Intralogistik typischen Umgebung ab. Für eine Verbesserung der Muster-basierten Vorhersage werden daher noch mehr solcher Trainingsdaten benötigt. Trotzdem gibt es Szenarien, bei denen schon jetzt die Muster-basierte Vorhersage sehr gute Ergebnisse liefert. Für das Vorhersageszenario W3 (siehe Abbildung 33, W3 ist das dritte Vorhersageszenario mit Werkstätten-Fertigungs-Grundriss) erreicht die Muster-basierte Vorhersage sogar das beste Vorhersageergebnis.

Die realisierte Plan-basierte Vorhersage nach Forward-Planning-Ansatz nutzt Kontext-Informationen und erreicht für alle drei untersuchten Vorhersagehorizonte stets niedrige ADE-Werte. Für die Evaluierung wird angenommen, dass die Vorhersage des nächsten Zielorts auf Basis des Terminkalenders des Menschen korrekt ist. Ausgehend hiervon wird dann die Rasterkarte der Umgebung genutzt, um die kürzeste Route von der aktuellen Position des Menschen zur Zielposition zu berechnen und als Trajektorienvorhersage zu nutzen. Dadurch lassen sich, anders als bei den anderen Ansätzen, auch Kurven korrekt vorhersagen. Dies ist bei den Vorhersageszenarien mit Werkstätten-Fertigungs-Grundriss von Vorteil, also dann, wenn keine langen Gänge dominieren, sondern es viele Kreuzungen gibt. Abbildung 36 zeigt, wie häufig die verschiedenen Ansätze für die durchgeführten Vorhersageszenarien jeweils die beste Vorhersage liefern konnten. Die Plan-basierte Vorhersage liefert häufig den niedrigsten, besten ADE-Wert.

Die realisierte Physik-basierte Vorhersage mit dem Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz erreicht niedrige ADE-Werte für einen Vorhersagehorizont von 4,8 Sekunden (Abbildung 33). Bei den größeren Horizonten von 10 und 20 Sekunden (Abbildung 34 und Abbildung 35) kommt es teilweise zu großen Abweichungen zwischen der Vorhersage und der tatsächlichen Bewegung.

Es gilt: Die Anforderung A1 „Trajektorienvorhersage im Bereich mehrerer Sekunden“ wird erfüllt. Dem beauftragenden System können Vorhersage der menschlichen Bewegung im Bereich mehrerer Sekunden bereitgestellt werden.

5.3.2 Flexibilität bei den zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und Unterstützung heterogener Sensoren (A2)

Die modulare Struktur der Methodik ermöglicht die datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen, indem das zentrale Dienstverzeichnis abspeichert, welche Dienstketten aktuell zur Verfügung stehen. Für die vier realisierten Dienstketten „Constant-Velocity-TP“, „CNN-based-TP“, „Forward-Planning-TP-MES“ und „Forward-Planning-TP-Calendar“ (siehe auch Abbildung 23 in Kapitel 4.2.1.3) wird beim Start der Software geprüft, ob alle für die Ausführung der Dienstketten benötigten Dienste verfügbar sind. Ist ein Dienst nicht im Dienstverzeichnis registriert, so wird automatisch auch die Dienstkette deaktiviert. Die Dienstkette kann wieder aktiviert werden, sobald alle benötigten Dienste wieder verfügbar sind. Bei der Durchführung der 22 Vorhersageszenarien in der ARENA2036 konnte kein Manufacturing-Execution-System (MES) genutzt werden, dieses ist nur im Labor am IAS verfügbar. Daher war die Dienstkette „Forward-Planning-TP-MES“ bei der Evaluierung in der ARENA2036 nicht ausführbar.

Die Methodik trennt die Datenaufbereitung von der Vorhersageerstellung. Dadurch können sowohl weitere Datenquellen samt der sensorspezifischen Realisierung von Schnittstellen erschlossen, als auch weitere Module zur Trajektorienvorhersage einfach hinzugefügt werden.

Bei den Vorhersageansätzen wurde die Physik-basierte Vorhersage nach der Plan-basierten und der Muster-basierten Vorhersage realisiert. Dadurch waren bereits für alle Methodik-Schritte entsprechende Dienste realisiert und es musste lediglich das Modul „CVTP“ umgesetzt werden. Dementsprechend konnte die Physik-basierte Vorhersage mit knapp 300 zusätzlichen Code-Zeilen realisiert werden. Gemäß der COCOMO-Methode [174] für Aufwandabschätzung entspricht die Erstellung von 300 Code-Zeilen je nach Komplexität einem Aufwand von 0,7 bis 1 Personenmonaten.

Schnittstellen zur Sensorik mussten bei der Evaluierung angepasst werden. So wurde ein Großteil der realisierten Module im Labor des IAS entwickelt. Das Labor ist knapp 50 Quadratmeter groß und aktuelle Positionsdaten können über das Modul „Sensorfusion“ aufbereitet werden. Die Vorhersage- und Routenplanungsszenarien wurden aber in der ARENA2036 durchgeführt, da hier eine Fläche von 700 Quadratmetern genutzt werden konnte. Sowohl im Labor als auch in der ARENA2036 ist das Real-Time Locating System der Firma NAISe verbaut, allerdings in unterschiedlichen Entwicklungsstufen. Damit Trajektorienvorhersagen auch in der ARENA2036 berechnet werden konnten, wird statt „Sensorfusion“ das Modul „NaiseRtIsArena“ verwendet. Im Rahmen des EUREKA-Verbundprojekts „Echtzeit-Positionierungssysteme in der Produktion“

(BMBF-Förderkennzeichen 01DS19039B, 01.08.2019 bis 31.07.2022) wurde zudem das Sunstone-RTLS [175] in der ARENA2036 installiert und kann ebenfalls für die Erfassung von Positionsdaten genutzt werden.

Für die Nutzung des Forward-Planning Ansatzes in der ARENA2036 mussten ebenfalls die Module zur Vorhersage der nächsten Aufgabe angepasst werden. Im Labor des IAS ist eine FESTO CP-Factory zur Nachbildung von Produktionsabläufen installiert. Diese Anlage wird durch das FESTO MES4 gesteuert. Im Labor kann daher die Vorhersage der nächsten Aufgabe auf Basis der im Manufacturing Execution System (MES) hinterlegten offenen Aufgaben erfolgen. In der ARENA2036 hingegen besteht kein Zugriff auf das MES. Für die Vorhersage der nächsten Aufgabe wird stattdessen der Google-Kalender des Menschen ausgewertet. Durch die modulare Struktur konnten große Teile des Forward-Planning-Ansatzes unverändert weiter genutzt werden. Lediglich die Dienste „CheckMES“ und „DetermineNextTaskFromMES“ wurden durch die Dienste „CheckCalendar“ und „DetermineNextTaskFromCalendar“ ersetzt.

Es gilt: Die Anforderung A2 „Flexibilität bei den zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und Unterstützung heterogener Sensoren“ wird erfüllt. Die modulare Struktur der Methodik ermöglicht Flexibilität bei der zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten und unterstützt bei der Nutzung heterogener Sensoren.

5.3.3 Vorhersage auch nach Änderung der Umgebung (A3)

Die Methodik unterstützt die Nutzung von Physik-, Muster- und Plan-basierten Ansätzen zur Trajektorienvorhersage. Für die betrachtete Problemdomäne ist es wichtig, dass Ansätze möglichst schnell geänderte Hindernisstrukturen in der Umgebung berücksichtigen und sich daran anpassen lassen.

Bei Ansätzen, die keine Karte der Umgebung als Kontextinformationen nutzen, werden Hindernisstrukturen in der Umgebung nicht oder nur indirekt berücksichtigt. Die Physik-basierte Vorhersage nach dem Konstante-Geschwindigkeit-Ansatz berücksichtigt keine Information über die Umgebung und ist auch nach Umgebungsänderungen weiterhin einsetzbar, sagt aber immer eine lineare Bewegung voraus.

Muster-basierte Vorhersagen stellen einen Sonderfall dar. Bilden die Trainingsdaten eines zur Vorhersage eingesetzten neuronalen Netzwerks nur lineare Bewegungen ab, so wird das fertig trainierte Modell ebenfalls nur lineare Bewegungen vorhersagen. Meist bilden die Trainingsdaten auch nicht-lineare Bewegungen ab, diese können dann ebenfalls vorhergesagt werden. Nicht-lineare-Bewegungen werden meist durch Hindernisse verursacht. Mit ausreichend Trainingsdaten können Muster-basierte Verfahren auch in komplizierten Umgebungen präzise Bewegungen vor-

hersagen. Bei geänderten Hindernisstrukturen kann es vorkommen, dass ein vormals gut funktionierendes Modell nur noch schlecht funktioniert. In diesem Fall müssen erneut Trainingsdaten, welche Bewegungen innerhalb der neuen Umgebung abbilden, aufgezeichnet werden und für das erneute Training des Modells genutzt werden. Hindernisstrukturen werden hierbei indirekt berücksichtigt und es ist keine schnelle Anpassung an Änderungen in der Umgebung möglich.

Plan-basierte Vorhersagen nutzen die Karte der Umgebung als Kontextinformation. Kommt es zu einer Änderung der Hindernisstrukturen, so muss auch die für Vorhersagezwecke eingesetzte Karte aktualisiert werden. Für die Ausführung des realisierten Forward-Planning Ansatz wird eine Rasterkarte benötigt, welche die Umgebung in einem 0,5 Meter Raster diskret abbildet. Diese Rasterkarte wird als Graph aus Knoten und Kanten in einer Neo4j Graphdatenbank gespeichert. Die Karte kann manuell durch Anpassung der gespeicherten Knoten und Kanten Informationen verändert werden. Die manuelle Erstellung der Karten für die genutzten Kopfgang- und Werkstätten-Fertigungs-Grundrisse dauerte nur wenige Minuten. Alternativ können solche Rasterkarten auch automatisiert auf Basis der vom mobilen Roboter genutzten Umgebungskarte erstellt werden. Hierzu wird die im Roboter durch SLAM-Algorithmen erzeugte Karte automatisiert in eine für Trajektorienvorhersagen nutzbare Rasterkarte übersetzt und abgespeichert. Auf diesem Weg wurde die Karte des IAS-Labors erstellt.

Es gilt: Die Anforderung A3 „Vorhersage auch nach Änderung der Umgebung“ wird erfüllt. Insbesondere mit der Plan-basierten Vorhersage und dem realisierten Forward-Planning Ansatz kann schnell auf geänderte Umgebungen reagiert werden. Hierzu muss lediglich die Rasterkarte der Umgebung angepasst oder ausgetauscht werden.

5.3.4 Vorhersage auch ohne große Datenbasis möglich (A4)

Die Verfügbarkeit von aufgezeichneten Bewegungsdaten ist wichtig, um bereits vor Inbetriebnahme überprüfen zu können, wie gut die Vorhersagen realisierter Ansätze sind. Aber auch gänzlich ohne Vergleichsdaten ist der Einsatz der Physik-basierten und Plan-basierten Vorhersage möglich. Die Physik-basierte Vorhersage nutzt ein manuell entworfenes Bewegungsmodell und kann gänzlich ohne verfügbare Datenbasis entwickelt und genutzt werden. Die Plan-basierte Vorhersage benötigt lediglich eine Rasterkarte der Umgebung, aber keine aufgezeichneten Bewegungsdaten.

Muster-basierte Vorhersagen können bei ausreichend Trainingsdaten sehr gut ausfallen. Da hierzu eingesetzte Modelle mittels maschinellen Lernens aus aufgezeichneten Bewegungsdaten entwickelt werden, wird eine Datenbasis unbedingt benötigt. Steht keine ausreichend große Datenbasis zur Verfügung, so können stattdessen öffentlich verfügbare Datensätze genutzt werden. Der realisierte CNN-basierte Ansatz wurde auf den öffentlich verfügbaren Datensätzen ETH und UCY

trainiert. Wie in Kapitel 5.3.1 diskutiert, sind die damit erzielten Ergebnisse bei den Vorhersageszenarien aber schlechter als die der Physik- und Plan-basierten Vorhersage.

Es gilt: Die Anforderung A4 „Vorhersage auch ohne große Datenbasis möglich“ wird erfüllt. Die Physik- und Plan-basierte Vorhersage kommen auch ohne Datenbasis aus. Die Muster-basierte Vorhersage hingegen ist auf eine Datenbasis angewiesen.

5.3.5 Routenplanung mit dynamischen Hindernissen (A5)

Damit mobile Roboter das Wissen um die zukünftige Bewegung von Menschen nutzen können, muss die Robotersteuerung erweitert werden. Konkret wurde die Routenplanung mobiler Roboter erweitert, sodass diese Trajektorienvorhersagen berücksichtigen kann. Bei dem realisierten D* Suchalgorithmus werden die Trajektorienvorhersagen von Menschen als dynamische Hindernisse interpretiert und vorausschauend umfahren. Der Roboter versucht dabei einen Mindestabstand von einem Meter zur vorhergesagten Position des Menschen zu wahren. Dieser Einstellparameter ist abgestimmt auf die verwendeten Kopfgang- und Werkstätten-Fertigungs-Grundrisse. Der Roboter kann damit an einem Menschen, der sich in einem Gang aufhält, nicht vorbeifahren, da der Gang nur eine Breite von 1,5 Meter besitzt.

Für die Evaluierung der vorausschauenden Routenplanung werden die 12 Routenplanungsszenarien durchgeführt. Alle Szenarien beinhalten Bewegungsaufgaben in Form einer definierten Start- und Zielposition für einen Menschen und einen Roboter. Bei jeder Ausführung wird die Zeit gemessen, die der Roboter zur Erreichung der Zielposition benötigt. Szenarien werden jeweils dreifach ausgeführt:

- 1) **Kürzeste Route:** Nur der mobile Roboter führt allein die im Szenario definierte Bewegungsaufgabe aus. Der Roboter fährt auf der kürzesten Route von der Start- zur Zielposition. Diese erste Ausführung dient der Normierung der gemessenen Fahrzeiten.
- 2) **Kürzeste Route mit Begegnungskonflikt:** Sowohl der mobile Roboter als auch der Mensch führen die im Szenario definierten Bewegungsaufgaben aus. Der mobile Roboter erhält keine Trajektorienvorhersage und wählt daher die kürzeste Route zur Erreichung der Zielposition. Es kommt zu einem Begegnungskonflikt zwischen dem Menschen und dem Roboter, der Roboter muss dabei anhalten.
- 3) **Vorausschauende Routenplanung:** Sowohl der mobile Roboter als auch der Mensch führen die im Szenario definierten Bewegungsaufgaben aus. Der mobile Roboter erhält die Trajektorienvorhersage und berücksichtigt diese bei der Routenplanung. Der Roboter wählt eine alternative Route, um den Begegnungskonflikt mit dem Menschen vorausschauend zu umfahren. Der Roboter muss daher auf seiner Route nicht anhalten.

Die Ausführung der kürzesten Route mit Begegnungskonflikt und die vorausschauende Routenplanung sind beispielhaft in Abbildung 37 dargestellt. Das Routenplanungsszenario definiert Start- und Zielposition für Mensch und Roboter. Bei der ersten Ausführung ist der Roboter noch alleine unterwegs, diese Ausführung dient der Messung der benötigten Fahrzeit für den Fall, dass kein Mensch unterwegs ist. Anschließend wird das Szenario erneut zweimal ausgeführt, dabei erhält der Roboter zunächst keine Trajektorienvorhersage und wählt deshalb wieder die kürzeste Route, es kommt zum Begegnungskonflikt. Bei der dritten Ausführung erhält und berücksichtigt der Roboter die vorausgesagte Bewegungstrajektorie und fährt daher einen Umweg. Wie in Abbildung 37 dargestellt, fährt der Roboter im benachbarten Gang und kann dadurch den Begegnungskonflikt vermeiden.

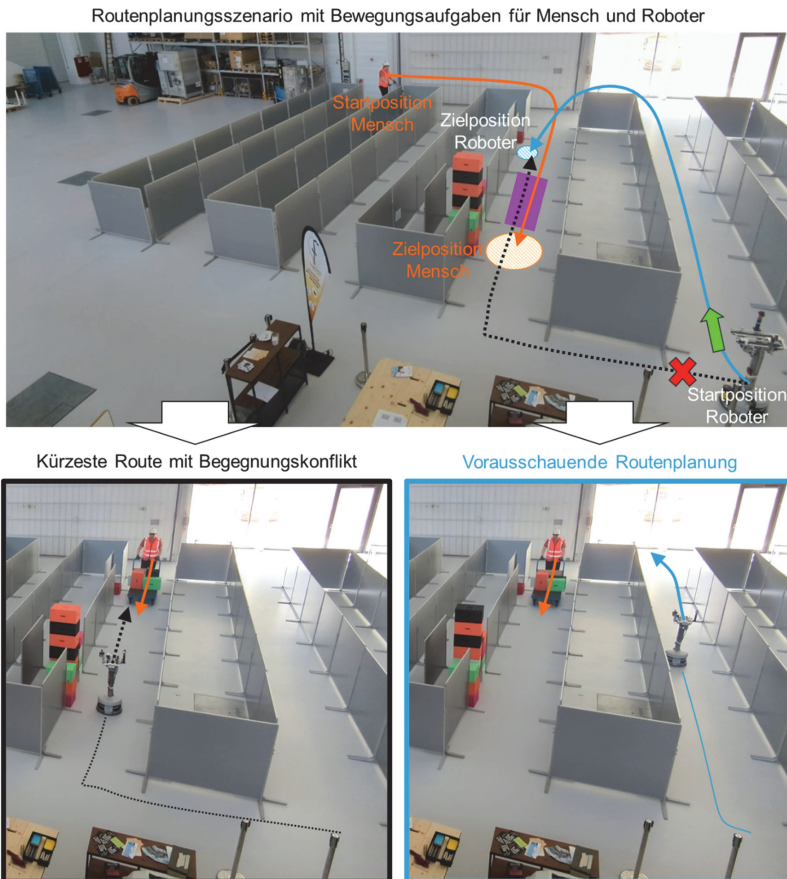


Abbildung 37: Routenplanungsszenario wird in der ARENA2036 mehrfach ausgeführt

Abbildung 38 zeigt die Ergebnisse für die durchgeführten 12 Routenplanungsszenarien. Die der Nummerierung vorgestellten Buchstaben K und W kennzeichnen, welche Szenarien auf dem Kopfgang- und dem Werkstätten-Fertigungs-Grundriss durchgeführt wurden. In schwarz wird die benötigte Zeitdauer bei Ausführung „Kürzeste Route mit Begegnungskonflikt“ und in blau die benötigte Zeitdauer bei Ausführung „Vorausschauende Routenplanung“ dargestellt. Die Zeitdauern sind für eine bessere Vergleichbarkeit zwischen den Szenarien jeweils normiert, 100% entsprechen dabei der für Ausführung „Kürzeste Route“ benötigten Fahrzeit. Alle Messwerte sind größer als 100%, da die Fahrdauer durch den Begegnungskonflikt bzw. die Wahl einer alternativen stets länger ist, als bei der für die Normierung genutzten Ausführung „Kürzeste Route“.

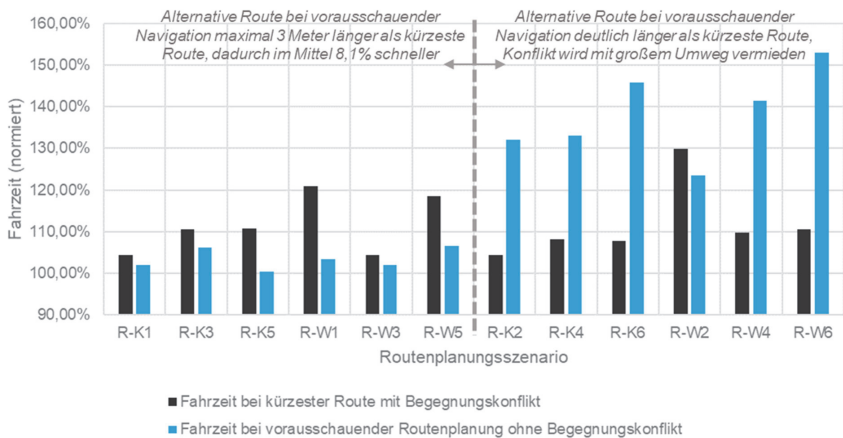


Abbildung 38: Fahrzeit ohne (schwarz) und mit (blau) vorausschauender Routenplanung

Bei der in Abbildung 38 dargestellten Fahrzeit gilt: Für Szenarien mit ungerader Nummerierung wird durch die Nutzung der vorausschauenden Routenplanung eine Zeitersparnis erreicht. Die Wahl der alternativen Route führt zu einer schnelleren Zielerreichung. Im Mittel über alle Szenarien erreicht der Roboter das Ziel nun 8,1% schneller. Bei diesen Szenarien ist eine günstige Alternativroute verfügbar, mit der ein Begegnungskonflikt mit dem Menschen vorausschauend vermieden werden kann, welche aber kaum länger ist als die kürzeste Route. Bei den Szenarien mit gerade Nummerierung handelt es sich um eine Adaption, bei der die Alternativrouten mindestens 3 Meter länger sind als die kürzeste Route. Auch bei diesen Szenarien muss der Roboter bei der Wahl der kürzesten Route aufgrund des Begegnungskonflikts mit dem Menschen anhalten und abwarten bis der Mensch vorbei ist. Der Roboter hat einen Durchmesser von 0,52 Meter und blockiert damit nicht vollständig die 1,5 Meter breiten Gänge. Daher kann der Mensch den Begegnungskonflikt auflösen und am Roboter vorbeigehen. Durch das Abbremsen und Anhalten verliert der Roboter Zeit. Trotzdem erreicht der Roboter bei diesen Szenarien das Ziel schneller,

als wenn er vorausschauend den Begegnungskonflikt durch die Wahl einer alternativen Route vermeidet. Das zeigt, dass die mögliche Zeitersparnis abhängig ist von der durch Begegnungskonflikte ausgelösten Verzögerung sowie der Verfügbarkeit kurzer Alternativrouten.

Für die Beurteilung der Erfüllung von Anforderung 5 wurde zudem ausgewertet, ob der mobile Roboter erfolgreich durch vorausschauende Routenplanung den Begegnungskonflikt vermeiden konnte. In allen 12 Routenplanungsszenarien war dies der Fall, Abbildung 39 zeigt die minimalen Abstände zwischen Roboter und Mensch. Dazu wurde die Position des Menschen und des Roboters bei jeder Szenarien Ausführung mittels dem auch für die Trajektorienvorhersage eingesetzten Real-Time Locating System (RTLS)² durchgehend erfasst. Aufgrund der Messgenauigkeit von 0,5 Meter und einer Messwiederholfrequenz von 1 bis 2 Hz des RTLS wurde für die Bestimmung des minimalen Abstands eine Mittelung der gemessenen Abstände für ein Zeitfenster von vier Sekunden (im Falle einer Begegnung bedeutet das zwei Sekunden vor der Begegnung bis zwei Sekunden nach der Begegnung) vorgenommen. Wenn der Roboter der kürzesten Route folgt, liegt im Mittel über alle Szenarien der minimale Abstand zwischen Menschen und Roboter bei 1,1 Meter. Wenn der Roboter hingegen die Trajektorienvorhersage erhält und berücksichtigt, liegt über alle Szenarien der minimale Abstand im Mittel bei 3,5 Meter. Kleine Abstände bedeuten dabei, dass es zu einem Begegnungskonflikt zwischen dem Menschen und dem Roboter gekommen ist. In allen Szenarien konnte der Roboter durch die vorausschauende Routenplanung die Abstände zum Mensch vergrößern.

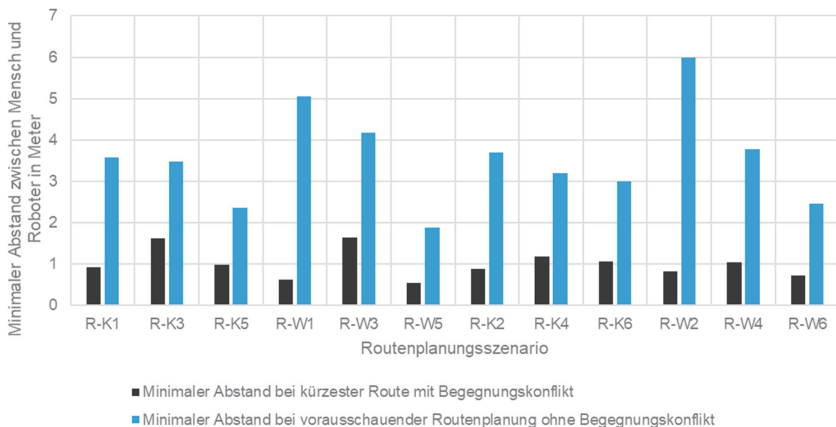


Abbildung 39: Abstände ohne (schwarz) und mit vorausschauender Routenplanung (blau)

² Ultra-Breitbandbasiertes RTLS des Anbieters NAISe GmbH, <https://naise.eu/>.

Es gilt: Die Anforderung A5 „Routenplanung mit dynamischen Hindernissen“ wird erfüllt. Durch den realisierten D* Suchalgorithmus kann der mobile Roboter vorausschauend auf die vorhergesagte Bewegung des Menschen reagieren. Begegnungskonflikte werden durch die Wahl einer alternativen Route vermieden.

5.4 Abgleich mit Zielsetzung und Diskussion der Ergebnisse

Die Zielsetzung der Arbeit ist die Vorhersage menschlicher Bewegungstrajektorien, auf Basis derer mobile, für Intralogistik eingesetzte Roboter vorausschauend navigieren können. In diesem Kapitel werden nachfolgend die beiden Aspekte „vorausschauend navigieren“ und „Trajektorienvorhersage“ diskutiert.

5.4.1 Vorausschauende Routenplanung, höherer Transportdurchsatz

Die Evaluierung bezüglich Anforderung A5 hat gezeigt, dass Roboter den eingehaltenen Abstand zum Menschen vergrößern können (siehe Abbildung 39). Bezüglich der benötigten Fahrzeit, die der Roboter zur Zielerreichung benötigt, gilt, dass der sinnvolle Einsatz von vorausschauender Routenplanung von mehreren Parametern abhängt. Es konnte gezeigt werden, dass vorausschauende Routenplanung die benötigte Zeit zur Zielerreichung senken kann (Abbildung 38, linke Seite). Werden allerdings zu große Umwege gefahren, ist der Roboter langsamer, als wenn er die Kollision in Kauf nimmt (Abbildung 38, rechte Seite). Es muss daher abgewogen werden, wann vorausschauende Routenplanung eingesetzt werden soll. Dies ist von verschiedenen Rahmenbedingungen abhängig. In den Routenplanungsszenarien mit einer Gangbreite von 1,5 Meter kam es bei einer Begegnung zwischen Menschen und dem 0,52 Meter im Durchmesser messenden, langsam operierenden FESTO Robotino 3 Roboter nur zu einer leichten Behinderung des Menschen und der Roboter musste nur kurz anhalten. In diesem Fall kann die benötigte Fahrzeit und damit der Transportdurchsatz des Roboters durch vorausschauende Routenplanung nur dann verbessert werden, wenn für die Vermeidung von Begegnungskonflikten nur kleine Umwege notwendig werden. Bei Umwegen von länger als drei Meter wäre es hingegen sinnvoller, einfach der kürzesten Route zu folgen und bei der Begegnung mit einem Menschen kurz anzuhalten. Damit vorausschauende Routenplanung auch dann sinnvoll ist, wenn die Vermeidung von Begegnungen längere Umwege bedeutet, ist abhängig von den folgenden Parametern:

- **Blockierung statt Begegnung:** Bei einer Umgebung mit sehr engen Gängen bzw. dem Einsatz eines größeren Roboters droht bei einer Begegnung eine gegenseitige Blockierung. Wenn zur Auflösung dieser Blockierung dann erst rückwärts bis zur nächsten Kreuzung rangiert werden muss, dann ist vorausschauende Routenplanung noch wirkungsvoller.

- **Geschwindigkeitsanpassung:** Der eingesetzte FESTO Robotino 3 Roboter bewegt sich mit maximal 0,7 Meter pro Sekunde und ist so ausgelegt, dass er abrupt stehen bleibt, wenn sich ein Mensch auf circa einen Meter nähert. Bei AGV mit höherer Fahrgeschwindigkeit ist es häufig aufgrund des Transportguts oder des Eigengewichts nicht möglich, abrupt stehen zu bleiben. Durch zu schnelle Beschleunigung kann ein AGV umkippen bzw. schwere AGV können nicht abrupt anhalten. Daher werden die Abstände zu Hindernissen im Fahrweg mittels Laserscanner vermessen und es werden Abstandszonen definiert, für die jeweils Geschwindigkeitslimits gelten. Bei schnell fahrenden AGV ist die vorausschauende Routenplanung noch wirkungsvoller, durch die Vermeidung von Begegnungen mit Menschen kann immer mit der höchsten Geschwindigkeit gefahren werden.
- **Sicherheitsaspekte:** Die enge Zusammenarbeit mit Robotern kann bei einem Versagen der Sicherheitsmechanismen gefährlich sein oder zumindest von Menschen als bedrohlich wahrgenommen werden. Abhängig vom Gefährdungspotenzial eines Roboters ist vorausschauende Routenplanung wirkungsvoll, um durch die präventive Vermeidung von Begegnungen zwischen Menschen und Robotern die tatsächliche Sicherheit bzw. die von Menschen empfundene Sicherheit zu erhöhen.

Insgesamt gilt, dass durch vorausschauende Routenplanung die Fahrzeit verkürzt und der Transportdurchsatz von AGV verbessert werden kann.

5.4.2 Flexible Vorhersage der Bewegungstrajektorie von Menschen

Grundlage für die vorausschauende Routenplanung sind die bereitgestellten Trajektorienvorhersagen. Diese Routenplanung berücksichtigt die zukünftige Bewegung von Menschen. Die Erstellung dieser Trajektorienvorhersagen ist herausfordernd. Im Stand der Wissenschaft und Technik sind viele unterschiedliche Ansätze zur Trajektorienvorhersage bekannt, diese erfüllen aber nicht die gestellten Anforderungen nach Vorhersagen im Bereich mehrerer Sekunden (A1) mit Flexibilität bei den zur Laufzeit zur Verfügung stehenden Daten (A2), wobei die Vorhersageerstellung auch nach Änderung der Umgebung (A3) und ohne große Datenbasis (A4) möglich sein soll.

Das vorgestellte Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen erfüllt alle diese Anforderungen. Physik-, Muster- und Plan-basierte Verfahren bieten Vorhersagen im Bereich mehrerer Sekunden (Abbildung 33). Je nach Szenario liefert entweder die Physik-, Muster- oder Plan-basierte Vorhersage das beste Ergebnis. Um eine bestmögliche Vorhersage zu erhalten ist es daher nicht sinnvoll, nur ein Vorhersageverfahren zu nutzen. Stattdessen bietet das Lösungsartefakt die Möglichkeit, verschiedene Ansätze für die Trajektorienvorhersage einzusetzen. Durch die modulare Struktur und Trennung der Datenaufbereitung von der Vorhersageerstellung wird dabei die Wiederverwendung von Modulen und damit das einfache Hinzufügen weiterer Ansätze zur Trajektorienvorhersage unterstützt.

Die realisierte Muster-basierte Vorhersage schneidet zwar am schlechtesten ab (Abbildung 33), das ist aber durch den Mangel an geeigneten, die Problemdomäne Intralogistik abbildenden Trainingsdaten zu erklären. Mit ausreichend Daten ist davon auszugehen, dass die Muster-basierte Vorhersage die besten Ergebnisse liefert, da Trajektorienvorhersage ein Regressionsproblem darstellt und Verfahren des maschinellen Lernens hierfür sehr gut geeignet sind. Gleichzeitig zeigen Muster-basierte Verfahren keine große Flexibilität hinsichtlich Änderungen der Umgebung (A3). Zudem ist die Nichtverfügbarkeit einer Datenbasis (A4) typisch für den Einsatz in einem industriellen Umfeld. Daher ist das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen, welche verschiedene Ansätze unterstützt, auch dann notwendig, wenn mit Muster-basierten Vorhersagen sehr gute Ergebnisse erzielt werden können.

Die Plan-basierte Vorhersage nach dem Forward-Planning Ansatz hat am häufigsten die beste Vorhersage liefern können und unterstützt dabei auch sehr weite Vorhersagehorizonte (Abbildung 33 bis Abbildung 35). Die Plan-basierte Vorhersage nutzt dabei Kontextinformationen, um eine möglichst präzise Vorhersage der Motivation für eine Bewegung zu erreichen. Ausgehend von der vorhergesagten Motivation kann die beobachtbare Aktion der Bewegung vorhergesagt werden. Die realisierten Forward-Planning Ansätze nutzen dabei als statische Kontextinformation die Karte der Umgebung. Nach einer Änderung der Umgebung (A3) muss diese ausgetauscht werden. Zudem werden dynamische Kontextinformationen bezüglich des nächsten Termins eines Menschen oder der offenen Aufgaben im Produktionsgeschehen genutzt. Die Nutzung dieser Kontextinformationen ist nicht selbstverständlich und personenbezogene Daten dürfen nur datenschutzkonform und nach Zustimmung genutzt werden. Daher ist die alleinige Nutzung der Plan-basierten Vorhersage nicht sinnvoll und das Lösungsartefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen wird benötigt. Hier kann zur Laufzeit auf die zur Verfügung stehenden Datenquellen zugegriffen werden bzw. es kann automatisiert darauf reagiert werden, wenn Datenquellen nicht verfügbar sind.

Die Physik-basierte Vorhersage stellt eine einfache Art der Vorhersage und gute Ergänzung der anderen Ansätze dar. Zwar können damit nur einfache, lineare Bewegungen vorhergesagt werden. Für die Problemdomäne der Intralogistik mit den sehr strukturiert aufgebauten Umgebungen nach Kopfgang- und Werkstätten-Fertigungs-Grundriss können damit auch gute Ergebnisse erzielt werden. Darüber kann die Physik-basierte Vorhersage sehr schnell berechnet werden und ist daher immer dann eine gute Option, wenn das beauftragende System besonders schnell eine Vorhersage benötigt. Abbildung 40 zeigt die mittleren Berechnungsdauern von Physik-, Plan- und Muster-basierter Vorhersage. Während Physik- und Muster-basierte Vorhersagen mit 3,8 und 120,9 Millisekunden sehr schnell berechnet werden können, dauert die Berechnung von Plan-basierten Vorhersagen knapp über eine halbe Sekunde. Je nach Anforderung des beauftragenden Systems hinsichtlich der Berechnungszeit ist es daher vorteilhaft, neben Ansätzen mit niedrigem Vorhersagefehler auch schnell ausführbare Ansätze zu integrieren. Die gemessenen Berechnungszeiten lassen

sich durch weitere Optimierungen verbessern, für die betrachtete Problemdomäne stellen die gemessenen Berechnungszeiten aber kein Problem dar, die Vorhersagen werden schnell genug bereitgestellt. Der in Abbildung 40 ablesbare Trend ist übertragbar: Da bei der Plan-basierter Vorhersage sehr viele Schnittstellen aufgerufen werden, ist hier die Berechnungszeit stets länger als bei der hoch optimierten Plan- oder Muster-basierten Vorhersagen.

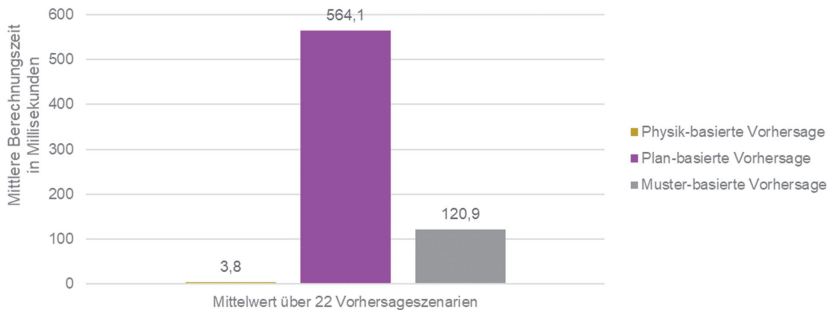


Abbildung 40: Mittlere Berechnungszeit für die Erstellung einer Trajektorienvorhersage

Insgesamt gilt, dass das Artefakt der modulare Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen die Bereitstellung von Trajektorienvorhersagen für mobile, in der Intra-logistik eingesetzte Roboter ermöglicht.

5.4.3 Mehrwerte der Lösungsartefakte

In dieser Arbeit wurden zur Erreichung der in Kapitel 1.3 diskutierten Zielsetzung und der Erfüllung der Anforderung A1 bis A5 zwei Artefakte gemäß der Design-Science Forschungsmethodik nach Hevner entworfen, prototypisch realisiert, demonstriert und evaluiert [60–62].

Das **Artefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter** dient der Vermeidung von Begegnungskonflikten mit Menschen. Mittels Anpassung des bekannten Artefakts des D* Suchalgorithmus kann die Steuersoftware mobiler Roboter neben statischen Hindernissen auch die vorhergesagten Bewegungen dynamischer Hindernisse bei der Routenplanung berücksichtigen. Für eine vorausschauende Routenplanung werden Vorhersagen über die Bewegungstrajektorien von Menschen benötigt. Das Artefakt ermöglicht den in Tabelle 21 aufgeführten Mehrwert der Verbesserung des Transportdurchsatzes von AGV. Vorausschauende Routenplanung ist hilfreich, wenn gegenseitige Blockierungen aufgrund eingeschränkter Verkehrsflächen drohen. Mittels vorausschauender Routenplanung können daher auch Verkehrsflächen und damit der Flächenbedarf von Produktions- und Lagerstätten verringert werden, dieser Aspekt wird in dieser Arbeit nicht untersucht. Ebenso denkbar, aber in dieser Arbeit nicht untersucht, ist die

Möglichkeit der Erhöhung der Arbeitsgeschwindigkeit von Robotern. Die Arbeitsgeschwindigkeit beeinflusst die tatsächliche Sicherheit und die von Menschen empfundene Sicherheit. Für die Sicherstellung ausreichend kurzer Abbremswege muss eine angepasste Arbeitsgeschwindigkeit gewählt werden. Vorausschauende Routenplanung unterstützt das Voraussehen von gefährlichen Situationen. Dadurch könnte eine erhöhte Arbeitsgeschwindigkeit immer dann zum Einsatz kommen, wenn sich keine Menschen in der Nähe befinden.

Tabelle 21: Mehrwerte der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter

Mehrwert	Erläuterung
Transportdurchsatz von AGV verbessern	Wenn möglich werden Begegnungskonflikte mit Menschen durch die Berücksichtigung von vorhergesagten Bewegungstrajektorien vermieden. Dadurch Vermeidung von Bremsmanövern und Reduzierung der für die Erreichung eines Zielorts benötigten Zeit.

Das **Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen** stellt den Kern der Arbeit dar und ermöglicht die flexible Bereitstellung von Vorhersagen über die Bewegungstrajektorien von Menschen. Hiermit können verschiedene Ansätze zur Trajektorienvorhersage flexibel miteinander genutzt werden. Das Lösungsartefakt unterstützt dazu die Wiederverwendung und die einfache Integration weiterer Ansätze. Hierzu wird der Vorgang der Erstellung einer Vorhersage in Teilschritte untergliedert, jeder Teilschritt kann über ein eigenständiges, wiederverwendbares Modul realisiert werden. Durch die optionale Nutzung von Kontextinformationen zur Verbesserung der Vorhersage und der flexiblen Ausführung aller oder nur einer Teilmenge der Teilschritte ergibt sich die Eigenschaft der datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen. Je nach verfügbaren Eingangsdaten können unterschiedliche Ansätze zur Erstellung von Trajektorienvorhersagen genutzt werden. Zur Ermöglichung dieser Flexibilität bei der Vorhersageerstellung nutzt das Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen die bekannten Artefakte Webapplikation und serviceorientierte Architektur. Die Artefakte der Webapplikation und der serviceorientierten Architektur werden dazu angepasst. Des Weiteren werden die bekannten Artefakte Real-Time Locating System zur Erfassung des Bewegungszustands, das in [64] beschriebene Artefakt der Nutzung von Kontextinformationen sowie die bekannten Artefakte bezüglich unterschiedlicher Ansätze zur Trajektorienvorhersage wiederverwendet und angepasst. Es ergeben sich die in Tabelle 22 dargestellten Mehrwerte.

Die weitere Verbesserung der Vorhersagegüte von Trajektorienvorhersagen steht dabei nicht Fokus dieser Arbeit. Im Stand der Wissenschaft mangelt es nicht an Ansätzen zur Langzeit-Trajektorienvorhersage und die damit erreichbare Vorhersagegüte ist für die Problemdomäne Intralogistik gemäß der durchgeführten Evaluation ausreichend. Allerdings erreicht keiner der bislang verfügbaren Ansätze eine vollständige Erfüllung aller Anforderungen A1 bis A4, es mangelt an Flexibilität. Nur wenn die richtigen Daten verfügbar sind, kann ein bestimmter Ansatz ausgeführt werden. Dieser Umstand behindert die Anwendung von Trajektorienvorhersagen in der Problemdomäne Intralogistik. Das Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen adressiert diese Forschungslücke und ermöglicht die flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen durch Nutzung des jeweils in einer Situation am besten geeigneten Ansatzes zur Trajektorienvorhersage. Neue Ansätze mit einer verbesserten Vorhersagegüte können aber aufgrund der modularen Struktur des Lösungsartefakts mit wenig Aufwand hinzugefügt werden. Die Erstellung eines umfangreichen Datensatzes zur Verbesserung der Musterbasierten Vorhersagen, die Umsetzung zusätzliche Schritte der Plausibilisierung auf Basis von Umgebungskarten zur Verbesserung von Physik-basierten Vorhersagen oder die Nutzung weiterer Kontextinformationen stellen sinnvolle Möglichkeiten zur Verbesserung der Trajektorienvorhersagen dar und können in weiterführenden, die Verbesserung der Vorhersagegüte adressierenden Arbeiten untersucht werden.

Tabelle 22: Mehrwerte der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen

Mehrwert	Erläuterung
Trajektorienvorhersagen mittels verschiedener Ansätze erstellen	Durch modularen Aufbau und flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen durch Anwendung des Paradigma der serviceorientierten können für unterschiedliche Situationen unterschiedliche Ansätze zur Trajektorienvorhersage eingesetzt werden.
Automatisierte Auswahl des am besten geeigneten Ansatzes zur Laufzeit	Berücksichtigung der Vorhersagegüte und Datenverfügbarkeit zur Laufzeit bei der Auswahl eines Ansatzes und Evaluierung der Vorhersagegüte zur Laufzeit.
Einfache Integration neuer Vorhersageansätze	Ansätze können zur Laufzeit durch den modularen Aufbau (Wiederverwendung von Modulen) und die flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen (Paradigma der serviceorientierten Architektur) einfach integriert oder entfernt werden.
Unterstützung heterogener Sensoren	Sensoren können zur Laufzeit durch den modularen Aufbau (Wiederverwendung von Modulen) und die flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen (Paradigma der serviceorientierten Architektur) einfach integriert oder entfernt werden.
Aufrechterhaltung der Funktion auch bei sich ändernder Umgebung	Wenn durch geänderte Rahmenbedingungen der bisher am besten geeignete Ansatz nicht mehr ausführbar ist bzw. schlechtere Vorhersagen liefert, wird automatisch und datensensitiv ein anderer Ansatz ausgewählt.

6 Schlussbetrachtung

In diesem Kapitel wird neben einer Zusammenfassung der Ergebnisse dieser Arbeit ein Ausblick auf potenziell weiterführende Forschungsaktivitäten gegeben.

6.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Für die Automatisierung von Intralogistikprozessen sind mobile Roboter eine flexible und einfach zu integrierende Lösungsmöglichkeit. Solche Fahrerlosen Transportfahrzeuge (FTF, engl. Automated Guided Vehicles, AGV) haben aber einen vergleichsweise geringen Transportdurchsatz. Für die Erhöhung dieses Transportdurchsatzes muss die durchschnittliche Zeit, die für das Erreichen eines Ziels benötigt wird, reduziert werden. Eine Möglichkeit hierzu ist die Vermeidung von Begegnungen zwischen mobilen Robotern und sich bewegenden Menschen und den dadurch verursachten Bremsmanövern und Verzögerungen. Die Arbeit untersucht dazu den Ansatz einer vorausschauenden Routenplanung unter Nutzung von Vorhersagen menschlicher Bewegungstrajektorien.

In dieser Arbeit wurde nach der Design Science Research Methodik nach Hevner [60, 61] vorgegangen. Kern der Arbeit ist dabei der Entwurf, die Demonstration und Evaluierung des **Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen**. Grundlage hierfür ist die Analyse der Problemstellung und des Stands der Wissenschaft und Technik. Hierbei wurde die Forschungslücke hinsichtlich der Ermöglichung der flexiblen Erstellung von Trajektorienvorhersagen identifiziert. Die Analyse der Problemstellung hat ergeben, dass bestehende Ansätze zur Berücksichtigung dynamischer Hindernisse bei der Routenplanung mobiler Roboter eine digitale Schnittstelle aller Verkehrsteilnehmer voraussetzen. Allerdings teilen sich AGV die Verkehrsfläche mit Menschen und diese verfügen über keine digitale Schnittstelle zur vollautomatisierten Kommunikation ihrer geplanten Bewegungstrajektorie. Stattdessen können aus Beobachtungen automatisiert Vorhersagen über zukünftige Bewegungstrajektorien von Menschen erstellt werden. Solche Trajektorienvorhersagen können dann bei der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter berücksichtigt werden. Für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen existieren wiederum eine Vielzahl an Ansätzen, diese funktionieren aber jeweils nur in bestimmten Situationen besonders gut.

Das in dieser Arbeit erstellte Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen ermöglicht die flexible Erstellung von Trajektorienvorhersagen auch unter den Herausforderungen der fehlenden Trainingsdaten und der häufigen Änderung der Umgebung. Dazu wird die Erstellung von Trajektorienvorhersagen modularisiert und es werden verschiedene Ansätze für die Erstellung von Trajektorienvorhersagen integriert. Besonderer Schwerpunkt liegt dabei auf der Einbindung und Nutzung von Kontextinformationen. Während Daten

bezüglich der aktuellen Position und Bewegung essentiell sind für Trajektorienvorhersagen, verbessern Kontextinformationen die Qualität von Trajektorienvorhersagen. So kann unter der Berücksichtigung von Karteninformationen und Informationen bezüglich des nächsten Zielorts die Trajektorienvorhersage ausgehend von der vorhergesagten Motivation einer Bewegung erfolgen. Dies ermöglicht eine Steigerung der Präzision, da eine korrekt erkannte Motivation für eine Bewegung weniger anfällig für kurzzeitige Messstörungen ist. Allerdings handelt es sich bei Kontextinformationen häufig um personenbezogene Daten, welche nicht selbstverständlich zur Verfügung stehen. Die entwickelte Methodik erlaubt die datensensitive Erstellung von Trajektorienvorhersagen, also dass abhängig von der Verfügbarkeit von Daten der am besten geeignete Ansatz ausgewählt wird. So werden zur Laufzeit die aktuell zur Verfügung stehenden Daten und Kontextinformationen analysiert. Zudem wird bei der Auswahl eines Ansatzes die erwartete Vorhersagegüte berücksichtigt.

Für die Demonstration und Evaluierung wurde das Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen als Webapplikation realisiert. Hierzu kam das Framework Django zum Einsatz. Die Modularisierung wurde dabei über die Realisierung der Bestandteile als jeweils separate Django Apps unter der Berücksichtigung des Paradigmas der serviceorientierten Architektur umgesetzt.

Zur Erreichung der Zielsetzung eines gesteigerten Transportdurchsatzes mobiler Roboter und damit der Erhöhung der Effizienz von AGV in der Intralogistik reicht das Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen nicht aus, es fehlt noch die Betrachtung der Nutzung von Trajektorienvorhersagen durch AGV. Hierzu wurde in dieser Arbeit das **Artefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter** erstellt. Dieses nutzt die Information der vorhergesagten Bewegungstrajektorien von Menschen für die Berechnung von Routen, welche mögliche Begegnungen mit Menschen vorausschauend reduzieren und damit ein mögliches Abbremsen des Roboters bei Begegnungen mit Menschen verhindert. Damit wird es mobilen Robotern ermöglicht, zur Zielerreichung die potenziell schnellste Route zu wählen, anstatt, wie im bisherigen Stand der Technik, stets die kürzeste Route zu wählen. Für die Demonstration und Evaluierung des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter wurde eine auf dem D* Suchalgorithmus basierende vorausschauende Routenplanung für das Robotic-Operating System (ROS) implementiert.

Die Evaluierung der beiden erstellten Artefakte erfolgte anhand von Szenarien in der Forschungsfabrik ARENA2036 und zeigt die Verbesserung des Transportdurchsatzes von AGV. Hierzu wurden Evaluierungsszenarien entworfen und auf einer knapp 700 Quadratmeter großen Fläche aufgebaut und durchgeführt. Die Realisierung des Artefakts der modularen Methodik zur datensensitiven Trajektorienvorhersage ermöglicht die Berechnung von Vorhersagen der menschlichen Bewegungstrajektorie im Bereich mehrerer Sekunden. Die Realisierung des Artefakts der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter nutzt diese Vorhersagen und kann damit die für

die Zielerreichung benötigte Fahrzeit immer dann reduzieren, wenn kein allzu großer Umweg für die Vermeidung eines Begegnungskonflikts nötig wird. Zudem kann der Abstand zwischen Mensch und Roboter vergrößert werden. Insgesamt werden die Anforderungen A1 bis A5 nach „Trajektorienvorhersagen im Bereich mehrerer Sekunden“, „Flexibilität bezüglich der verfügbaren Daten“, „Vorhersage auch nach Änderungen der Umgebung“ und „Vorhersage ohne große Datenbasis“ sowie die „Routenplanung unter Berücksichtigung dynamischer Hindernisse“ erfüllt. Das Ziel einer vorausschauenden Navigation mobiler Roboter konnte erreicht werden und die vorliegende Arbeit führt zur Verbesserung des Transportdurchsatzes von AGV.

6.2 Ausblick auf weiterführende Forschungsaktivitäten

In dieser Arbeit wurde die Nutzung von Trajektorienvorhersagen für AGV-basierte Intralogistik untersucht. Der Aspekt der **Skalierbarkeit** wurde aber nicht vertieft betrachtet. Das entstandene **Artefakt der modularen Methodik zur datensensitiven Erstellung von Trajektorienvorhersagen** ist skalierbar. Die Realisierung als Webapplikation erlaubt die Erhöhung der Anzahl der Menschen, für die eine Trajektorienvorhersage erstellt werden kann. Bei der Evaluierung wurden aber immer nur Trajektorienvorhersagen für einen einzelnen Menschen angefragt.

Für die Verbesserung der **Vorhersagequalität** kann die Berücksichtigung des im Stand der Wissenschaft häufig als „**Social Forces**“ [27] bezeichneten menschlichen Gruppenverhaltens untersucht werden. Auch die Vorhersage der Motivation auf Basis offener Aufgaben kann noch weiter verbessert werden. Wenn eine offene Aufgabe gemäß einer anderen Vorhersage bereits von anderen Menschen übernommen wird, so ist es unwahrscheinlich, dass sich weitere Menschen um die Erledigung derselben offenen Aufgabe kümmern. Insgesamt bietet das Feld der **Kontextinformationen** ein großes Forschungsfeld für die weitere Verbesserung von Trajektorienvorhersagen. Durch die Hinzunahme weiterer Kontextinformationen oder die Einbindung von **Digitalen Zwillingen der Menschen** [176, 177] können Motivationen präziser nachvollzogen werden.

Für das **Artefakt der vorausschauenden Routenplanung für mobile Roboter** wurde der Aspekt der **Skalierbarkeit** ebenso nicht vertieft betrachtet. Hier würde eine Untersuchung der Skalierbarkeit die Erprobung mit **Roboterschwärmen** bedeuten. Die in der Arbeit entstandene vorausschauende Routenplanung könnte mit Ansätzen aus dem Bereich der **Multi-Agenten Pfadfindung** [48] kombiniert werden.

Für die **Vorbereitung einer kommerziellen Nutzung** muss das **Technology Readiness Level** (TLR) weiter erhöht werden. Die in der Arbeit entstandenen Realisierungen der Artefakte erreichen ein TLR von vier. Im Zuge dieser weiteren Erhöhung kann dann auch ein für die Problemdomäne passender Trainingsdatensatz für die bessere Anwendbarkeit von Muster-basierten Vorhersagen erstellt werden.

Da die Erstellung und Nutzung von Trajektorienvorhersagen einen technischen Mehraufwand hinsichtlich Berechnung und Kommunikation darstellt, ist zudem eine weiterführende Untersuchung von dezentralen und zentralen (**Cloud**-)Ansätzen zur Erstellung der Trajektorienvorhersagen und zur vorausschauenden Routenplanung von Robotern sinnvoll. Die aktuelle Realisierung der beiden Artefakte stellt eine dezentrale Edge-Realisierung dar, bei der die Trajektorienvorhersagen auf einem lokalen Computer berechnet werden und von dort an den Steuercomputer des Roboters gesendet werden. Die Portierung der vorausschauenden Routenplanung als Cloud-Anwendung erfordert schnelle Kommunikation zwischen Cloud-Server und Roboter, beispielsweise via **5G** [37], und ermöglicht **Software-as-a-Service** Dienstleistungen für kommerzielle Nutzung. Bei einem Versuchsaufbau in Einsatzumgebung bzw. einem Prototyp im mehrjährigen Einsatz kann neben der in dieser Arbeit untersuchten vorausschauenden Routenplanung zur Vermeidung von Begegnungskonflikten auch die vorausschauende **Erhöhung der Fahrgeschwindigkeit** untersucht werden. Die Fahrgeschwindigkeit mobiler Roboter basiert auf Anforderungen der Betriebssicherheit. Durch eine erweiterte, ganzheitliche Erfassung der Umgebung könnten diese Sicherheitsanforderungen aber neu gefasst werden. Hierzu würde sich eine begleitende Diskussion von Sicherheits- und Anwendungsexperten aus Forschung und Industrie anbieten, um neue Richtlinien für den Betrieb mobiler Roboter zu erarbeiten. Erste Arbeiten zur situationsabhängigen Risikobewertung zeigen, wie gleichbleibend hohe Sicherheit bei einer gleichzeitigen situationsabhängigen Erhöhung der Arbeitsgeschwindigkeit erreicht werden können [178–180].

Eine weitere mögliche Vertiefungsrichtung stellt die **Senkung von Herstellkosten von AGV** dar [67]. Aktuell werden teure Laserscanner für den sicheren Betrieb von AGV benötigt. Vorausschauende Routenplanung mobiler Roboter kann die Einhaltung von Sicherheitsabständen zu Menschen erleichtern. Dies könnte dazu genutzt werden, teure Laserscanner gegen günstigere Sensorik auszutauschen. Aber auch hierfür müssten Sicherheitsanforderungen diskutiert und neu gefasst werden.

Begriffsverzeichnis

Automated Guided Vehicle³ (AGV): „Fahrerlose Transportfahrzeuge (FTF) sind flurgebundene Fördermittel mit eigenem Fährantrieb, die automatisch gesteuert und berührungslos geführt werden. Sie dienen dem Materialtransport, und zwar zum Ziehen und/oder Tragen von Fördergut mit aktiven oder passiven Lastaufnahmemitteln.“ [181, p. 7] FTF werden im Englischen als Automated Guided Vehicle (AGV) bezeichnet. [181] International wird teilweise unterschieden zwischen spurgebundenen AGV und spurungebundenen AMR, Autonomous Mobile Robots – im deutschen Sprachgebrauch [33] und in dieser Arbeit wird aber auf diese Unterscheidung verzichtet und nur die Bezeichnungen mobiler Roboter und AGV verwendet. Damit sind stets mobile Roboter gemeint, die sich durch die Fähigkeit der selbstständigen Navigation ohne festinstallierte Spuren auszeichnen.

Automated Guided Vehicle Systems² (AGVS): „Fahrerlose Transportsysteme (FTS) sind innerbetriebliche, flurgebundene Fördersysteme mit automatisch gesteuerten Fahrzeugen, deren primäre Aufgabe der Materialtransport, nicht aber der Personentransport ist.“ [181, p. 6]. FTS werden im Englischen als Automated Guided Vehicle Systems (AGVS) bezeichnet. [181]

Bewegungszustand: Vektor, der den Zeitstempel, die Position im Raum, die Bewegungsrichtung und die Bewegungsgeschwindigkeit umfasst. [27]

Clustering²: Bestimmung von Gruppen, denen jeweils ähnliche Objekte zugeordnet werden. [182]

Datensensitiv: Automatisierte Auswertung einer Bedingung bevor eine Operation durchgeführt wird. [183] Hier: Automatisierte Erkennung der zur Laufzeit verfügbaren Sensordaten bevor anschließend die Trajektorienvorhersage erstellt wird.

Django: Framework² zur Entwicklung von Webapplikationen nach dem Model-View-Controller² Ansatz, bietet Unterstützung für die Einbindung von relationalen Datenbanken. [163]

Flottenmanager: Software zur Steuerung von mehreren AGV mit Fokus auf Vergabe von Transportaufträgen und Durchsetzung von Verkehrsregeln. [184]

Intentionsvorhersage: Vorhersage der Motivation oder Ziels einer Bewegung. [88]

³ Für eine bessere Verständlichkeit des Textes wird teilweise auf eine Übersetzung englischer Fachbegriffe verzichtet.

Intralogistik: „Logistische Prozesse vom Wareneingang über die Produktionsversorgung bis hin zum Warenausgang“. [69, p. 7]

Konflikt: Das Ziel von Multi-Agenten Pfadfindung ist die Vermeidung von Kollisionen durch die Erreichung einer konfliktfreien Lösung. Konflikte bzw. Begegnungskonflikte bezeichnen dabei Situationen, bei denen sich die (bisher) geplanten Routen gegenseitig behindern. [50]

Kontext: Informationen bezüglich der Betriebsumgebung. [185]

Maschinelles Lernen: Automatisiertes Herleiten von Zusammenhängen aus Daten zur Lösung eines Problems. [186]

Multi-Agenten Pfadfindung: Routenplanung für mehrere Roboter mit dem Ziel der Bestimmung von Routen, die gleichzeitig ausgeführt werden können, ohne dass die Roboter kollidieren. [50]

Navigation: Beinhaltet die Routenplanung unter Berücksichtigung von Informationen über die Umgebung (auch als globale Routenplanung bezeichnet) und die Eigenlokalisierung und Bewegungssteuerung zur Erreichung des Ziels unter Befolgung der zuvor bestimmten Route (auch als lokale Bewegungsplanung bezeichnet). [80]

Neo4j: Software zur Erstellung und Verwaltung von Graphdatenbanken. [187]

Neuronales Netz: Selbst organisierendes System für maschinelles Lernen. [188]

Point-of-Interest: Punkte in der Umgebung, die von besonderem Interesse sind und daher häufig den Zielort einer Bewegung darstellen. [141]

Raster-Karte: Diskrete Abbildung der Umgebung durch ein Belegtheitsgitter, bei dem jede Rasterzelle die Information enthält, ob diese befahrbar ist. [189]

Rekonfiguration: Umbau oder Anpassung eines Produktionssystems infolge von geänderten Anforderungen oder neu hinzugekommenen bzw. nicht mehr verfügbaren Produktionskomponenten. [190]

Roboterschwarm: Verbund mehrerer Roboter, welche durch Koordination ein gemeinsames Ziel erreichen können, etwa die Befriedigung aller offenen Intralogistikaufträge. Abgrenzung zum Begriff Roboterflotte, hierbei führen mehrere Roboter die gleiche Aufgabe in unterschiedlichen Umgebungen aus. [191]

Route: Ortspunkte im Operationsraum, die ein Roboter oder ein Mensch ansteuern muss, um eine zugewiesene Zielposition erreichen zu können, geometrische Beschreibung der Bewegung. [192]

Routenplanung: Nutzung einer Abbildung der Umgebung und Bestimmung einer Route zwischen einer Start- und einer Zielposition durch die Anwendung eines Suchalgorithmus. [78]

Routenzug (engl. Tugger train): Für Intralogistik eingesetzter Zug bestehend aus einer Zugmaschine und mehreren daran angehängten Materialträgern. [12]

Serviceorientierte Architektur (SOA): Paradigma zur Koordination verteilter Systeme, welches im Zuge von Industrie 4.0 im Bereich der Automatisierungstechnik angewendet wird. Systemmodule werden als Dienste (engl. Service) interpretiert, die Bearbeitung eines Auftrags erfolgt durch die Ausführung der dazu benötigten Dienste. [193]

SLAM-Algorithmus: Abgleich der erfassten Umgebung mit einer abgespeicherten Karte zur Eigenlokalisierung sowie der Aktualisierung der abgespeicherten Karte. [76]

Suchalgorithmus: Dient der Bestimmung der kürzesten Route zwischen einem Start- und einem Zielknoten. Weit verbreitete Vertreter in der Robotik sind **Dijkstra** Algorithmus, **A*** Algorithmus (verbesserte Recheneffizienz), **Theta*** Algorithmus (beliebige Kurvenwinkel). In dieser Arbeit wird der **D*** Algorithmus genutzt (Berücksichtigung von Änderungen der Karte während der Routenplanung). [78]

Trajektorie: Bewegungsrouten mit Zeitbezug, zum Beispiel in Form der Angabe von Zeitstempeln, Geschwindigkeiten und/oder Beschleunigungen an jedem Punkt. [192]

Trajektorienvorhersage: Vorhersage der zukünftigen Trajektorie sich bewegendender Objekte. [27]

Vorhersagehorizont: Zeitlicher Abstand, für den eine Vorhersage über die Bewegung eines Objekts erstellt wird. [21, 29]

Webapplikation: Software, die nach dem Client-Server Prinzip arbeitet. Die Ausführung der Software erfolgt auf dem Server. Clients fordern die Softwareausführung an und erhalten die Ergebnisse. [163]

Literaturverzeichnis

- [1] M. Weyrich, *Industrielle Automatisierungs- und Informationstechnik: IT-Architekturen, Kommunikation und Software zur Systemgestaltung*, 1. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; Imprint Springer Vieweg, 2023.
- [2] R. D'Andrea, "Human–Robot Collaboration: The Future of Smart Warehousing," in *Future of Business and Finance, Disrupting Logistics*, C. Wurst und L. Graf, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2021, S. 149–162.
- [3] A. Bozkurt, R. Weiner, I. Rusch, und R. Schulz, "Exploring the Requirements and Challenges in Production Logistics for Different Sectors of the Manufacturing Industry," in *Lecture Notes in Mechanical Engineering, Towards Sustainable Customization: Bridging Smart Products and Manufacturing Systems*, A.-L. Andersen et al., Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2022, S. 475–482.
- [4] L. Liu, F. Guo, Z. Zou, und V. G. Duffy, "Application, Development and Future Opportunities of Collaborative Robots (Cobots) in Manufacturing: A Literature Review," *International Journal of Human–Computer Interaction*, S. 1–18, 2022, DOI: 10.1080/10447318.2022.2041907.
- [5] M. B. Alatise und G. P. Hancke, "A Review on Challenges of Autonomous Mobile Robot and Sensor Fusion Methods," *IEEE Access*, Bd. 8, S. 39830–39846, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2975643.
- [6] J. Fottner, D. Clauer, F. Hormes, M. Freitag, T. Beinke, L. Overmeyer, und S. Gottwald et al., "Autonomous Systems in Intralogistics – State of the Art and Future Research Challenges," *Bundesvereinigung Logistik (BVL)*, 2021, DOI: 10.23773/2021_2.
- [7] R. a. M. Ltd, *Automated Guided Vehicle (AGV) Market - Growth, Trends, COVID-19 Impact, and Forecasts (2021 - 2026)*. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.researchandmarkets.com/reports/4771829/automated-guided-vehicle-agv-market-growth> (zuletzt geprüft am 24.08.2021).
- [8] Mordor Intelligence, *Europe Automated Guided Vehicle Market | 2021 - 26 | Industry Share, Size, Growth - Mordor Intelligence*. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/europe-automated-guided-vehicles-market> (zuletzt geprüft am 24.08.2021).
- [9] M. Raineri, S. Perri, und C. Lo Guarino Bianco, "Safety and efficiency management in LGV operated warehouses," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Bd. 57, S. 73–85, 2019, DOI: 10.1016/j.rcim.2018.11.003.
- [10] N. Schmidtke, E. Glistau, und F. Behrendt, "Magdeburg Logistics Model - The Smart Logistics Zone as a Concept for Enabling Logistics 4.0 Technologies," *Advanced Logistic Systems - Theory and Practice*, Bd. 13, Nr. 1, S. 7–16, 2019, DOI: 10.32971/als.2019.007.
- [11] M.-S. Kim, S.-C. Oh, E. H. Chang, J. W. Wells, J. Arinez, und Y. J. Jang, "Performance Evaluation of Conveyor-Less Matrix Assembly System Using Simulation and Mathematical Models," in *Volume 2B: Advanced Manufacturing*, Columbus, Ohio, USA, 2022, DOI: 10.1115/IMECE2022-94996.
- [12] mk technology group, "AGV or classic conveyor technology?: White Paper," 2020.
- [13] R. Griemert und P. Römisch, *Fördertechnik*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018.
- [14] P. Kleen, J. Albrecht, J. Jasperneite, und D. Richter, "Funktionale Sicherheit von autonomen Transportsystemen in flexiblen I4.0 Fertigungsumgebungen," in *Informatik aktuell, Echtzeit und Sicherheit: Echtzeit 2018 : Fachtagung des gemeinsamen Fachausschusses Echtzeitsysteme von Gesellschaft für Informatik e.V. (GI)*,

- VDI/VDE-Gesellschaft für Mess- und Automatisierungstechnik (GMA) und Informationstechnischer Gesellschaft im VDE (ITG), Boppard, 15. und 16. November 2018, H. Unger, Hrsg., Berlin: Springer Vieweg, 2018, S. 11–20.
- [15] M. Fernandez Carmona, T. Parekh, und M. Hanheide, “Making the Case for Human-Aware Navigation in Warehouses,” in *Lecture Notes in Computer Science, Towards Autonomous Robotic Systems*, K. Althoefer, J. Konstantinova, und K. Zhang, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2019, S. 449–453.
 - [16] S. H. Park, B. Kim, C. M. Kang, C. C. Chung, und J. W. Choi, “Sequence-to-Sequence Prediction of Vehicle Trajectory via LSTM Encoder-Decoder Architecture,” in *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Changshu, 62018, S. 1672–1678, DOI: 10.1109/IVS.2018.8500658.
 - [17] F. Altche und A. de La Fortelle, “An LSTM network for highway trajectory prediction,” in *IEEE ITSC 2017: 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems : Mielparque Yokohama in Yokohama, Kanagawa, Japan, October 16-19, 2017*, Yokohama, 2017, S. 353–359, DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317913.
 - [18] B. Kim, C. M. Kang, J. Kim, S. H. Lee, C. C. Chung, und J. W. Choi, “Probabilistic vehicle trajectory prediction over occupancy grid map via recurrent neural network,” in *IEEE ITSC 2017: 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems : Mielparque Yokohama in Yokohama, Kanagawa, Japan, October 16-19, 2017*, Yokohama, 2017, S. 399–404, DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317943.
 - [19] C. G. Keller und D. M. Gavrila, “Will the Pedestrian Cross? A Study on Pedestrian Path Prediction,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 15, Nr. 2, S. 494–506, 2014, DOI: 10.1109/TITS.2013.2280766.
 - [20] E. Rehder, F. Wirth, M. Lauer, und C. Stiller, “Pedestrian Prediction by Planning Using Deep Neural Networks,” in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA): 21-25 May 2018*, Brisbane, QLD, 2018, S. 1–5, DOI: 10.1109/ICRA.2018.8460203.
 - [21] D. Ridel, E. Rehder, M. Lauer, C. Stiller, und D. Wolf, “A Literature Review on the Prediction of Pedestrian Behavior in Urban Scenarios,” in *2018 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference: November 4-7, Maui, Hawaii*, Maui, HI, 2018, S. 3105–3112, DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569415.
 - [22] M. Meghiani, Y. Luo, Q. H. Ho, P. Cai, S. Verma, D. Rus, und D. Hsu, “Context and Intention Aware Planning for Urban Driving,” in *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Macau, China, 2019, S. 2891–2898, DOI: 10.1109/IROS40897.2019.8967873.
 - [23] F. Camara, N. Bellotto, S. Cosar, F. Weber, D. Nathanael, M. Althoff, und J. Wu *et al.*, “Pedestrian Models for Autonomous Driving Part II: High-Level Models of Human Behavior,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 22, Nr. 9, S. 5453–5472, 2021, DOI: 10.1109/TITS.2020.3006767.
 - [24] M. Kloock, L. Kragl, J. Maczjewski, B. Alrifae, und S. Kowalewski, “Distributed Model Predictive Pose Control of Multiple Nonholonomic Vehicles,” in *2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV 2019): Paris, France 9-12 June 2019*, Paris, France, 2019, S. 1620–1625, DOI: 10.1109/IVS.2019.8813980.
 - [25] F. Schloz, T. Kriehn, R. Schulz, und M. Fittinghoff, “Entwicklung einer KI-basierten Reihenfolgestrategie für Hochregallager mit autonomen Fahrzeugen,” 2019.
 - [26] M. Schranz, M. Umlauf, M. Sende, und W. Elmenreich, “Swarm Robotic Behaviors and Current Applications,” *Frontiers in robotics and AI*, Bd. 7, S. 36, 2020, DOI: 10.3389/frobt.2020.00036.
 - [27] A. Rudenko, L. Palmieri, M. Herman, K. M. Kitani, D. M. Gavrila, und K. O. Arras, “Human motion trajectory prediction: a survey,” *The International Journal of Robotics Research*, Bd. 39, Nr. 8, S. 895–935, 2020, DOI: 10.1177/0278364920917446.
 - [28] H. Schiefer und F. Schiefer, *Statistik für Ingenieure*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018.
 - [29] B. Siciliano und O. Khatib, *Springer Handbook of Robotics*. Cham: Springer International Publishing, 2016.

- [30] S. F. Chik, C. F. Yeong, E. L. Su, T. Y. Lim, Y. Subramaniam, und P. J. Chin, "A review of social-aware navigation frameworks for service robot in dynamic human environments," *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, Bd. 8, Nr. 11, S. 41–50, 2016.
- [31] M. Gulzar, Y. Muhammad, und N. Muhammad, "A Survey on Motion Prediction of Pedestrians and Vehicles for Autonomous Driving," *IEEE Access*, Bd. 9, S. 137957–137969, 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3118224.
- [32] L. Blumhardt-Ziegler, D. Korte, S. Blum, R. Kamath, V. Snagowski, und R. Schulz, "Environment perception for mobile robots – using artificial intelligence for irregularity detection," *ISR Europe 2022 - 54th International Symposium on Robotics*, 2022. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.vde-verlag.de/proceedings-de/455891013.html>
- [33] A. Löcklin, K. Przybysz-Herz, T. Ruppert, R. Libert, L. Jakab, N. Jazdi, und M. Weyrich, "Tailored digitization with real-time locating systems," *atp magazin*, Bd. 63, Nr. 03, S. 76–83, 2021, DOI: 10.17560/atp.v63i03.2550.
- [34] H. Vietz, A. Löcklin, H. Ben Haj Ammar, und M. Weyrich, "Deep learning-based 5G indoor positioning in a manufacturing environment," in *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Stuttgart, Germany, 2022, S. 1–4, DOI: 10.1109/ETFA52439.2022.9921635.
- [35] S. Thiede, P. Ghafoorpoor, B. P. Sullivan, S. Bienia, M. Demes, und K. Dröder, "Potentials and technical implications of tag based and AI enabled optical real-time location systems (RTLs) for manufacturing use cases," *CIRP Annals*, Bd. 71, Nr. 1, S. 401–404, 2022, DOI: 10.1016/j.cirp.2022.04.023.
- [36] M. Bauer, *Vermessung und Ortung mit Satelliten: Globale Navigationssatellitensysteme (GNSS) und andere satellitengestützte Navigationssysteme*, 7. Aufl. Berlin, Offenbach: Wichmann, 2018.
- [37] E. A. Oyekanlu, A. C. Smith, W. P. Thomas, G. Mulroy, D. Hitesh, M. Ramsey, und D. J. Kuhn *et al.*, "A Review of Recent Advances in Automated Guided Vehicle Technologies: Integration Challenges and Research Areas for 5G-Based Smart Manufacturing Applications," *IEEE Access*, Bd. 8, S. 202312–202353, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3035729.
- [38] M. Indri, F. Sibona, und P. David Cen Cheng, "Sensor data fusion for smart AMRs in human-shared industrial workspaces," in *Proceedings, IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society: Convention Center, Lisbon, Portugal, 14 - 17 October, 2019*, Lisbon, Portugal, 2019, S. 738–743, DOI: 10.1109/IECON.2019.8927622.
- [39] P. Office, *Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung) (Freund): DSGVO*.
- [40] C. Kunz, "Am schlimmsten ist es, gar nichts zu tun (Interview)," *atp magazin*, Nr. 03, S. 84–85, 2021.
- [41] L. Ribas-Xirgo, J. M. Moreno-Villafranca, und I. F. Chaile, "On using automated guided vehicles instead of conveyors," in *2013 IEEE 18th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA)*, Cagliari, Italy, 2013, S. 1–4, DOI: 10.1109/ETFA.2013.6648101.
- [42] P.-E. Dossou, P. Torregrossa, und T. Martinez, "Industry 4.0 concepts and lean manufacturing implementation for optimizing a company logistics flows," *Procedia Computer Science*, Bd. 200, S. 358–367, 2022, DOI: 10.1016/j.procs.2022.01.234.
- [43] G. Fragapane, D. Ivanov, M. Peron, F. Sgarbossa, und J. O. Strandhagen, "Increasing flexibility and productivity in Industry 4.0 production networks with autonomous mobile robots and smart intralogistics," *Annals of Operations Research*, Bd. 308, 1-2, S. 125–143, 2022, DOI: 10.1007/s10479-020-03526-7.

- [44] M. Müller, T. Müller, B. Ashtari Talkhestani, P. Marks, N. Jazdi, und M. Weyrich, “Industrial autonomous systems: a survey on definitions, characteristics and abilities,” *at - Automatisierungstechnik*, Bd. 69, Nr. 1, S. 3–13, 2021, DOI: 10.1515/auto-2020-0131.
- [45] N. Jazdi, B. Ashtari Talkhestani, B. Maschler, und M. Weyrich, “Realization of AI-enhanced industrial automation systems using intelligent Digital Twins,” *Procedia CIRP*, Bd. 97, S. 396–400, 2021, DOI: 10.1016/j.procir.2020.05.257.
- [46] B. Maschler, D. White, und M. Weyrich, “Anwendungsfälle und Methoden der künstlichen Intelligenz in der anwendungsorientierten Forschung im Kontext von Industrie 4.0,” 2020.
- [47] C. Rammer, “Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz: Ergebnisse einer Befragung von jungen und mittelständischen unternehmen in Deutschland,” Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi), 2021.
- [48] W. Honig, S. Kiesel, A. Tinka, J. W. Durham, und N. Ayanian, “Persistent and Robust Execution of MAPF Schedules in Warehouses,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, Bd. 4, Nr. 2, S. 1125–1131, 2019, DOI: 10.1109/LRA.2019.2894217.
- [49] M. Krä, L. Vogt, V. Spannagl, und J. Schilp, “Multi-agent path planning: comparison of different behaviors in the case of collisions,” in *Annals of Scientific Society for Assembly, Handling and Industrial Robotics*, T. Schüppstuhl, K. Tracht, und D. Henrich, Hrsg., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2020, S. 217–227.
- [50] R. Stern, N. Sturtevant, A. Felner, S. Koenig, H. Ma, T. Walker, und J. Li *et al.*, “Multi-Agent Pathfinding: Definitions, Variants, and Benchmarks,” *Proceedings of the International Symposium on Combinatorial Search*, Bd. 10, Nr. 1, S. 151–158, 2019, DOI: 10.1609/socs.v10i1.18510.
- [51] E. Colangelo, S. Hartleif, T. Kroger, und T. Bauernhansl, “A Service-Oriented Approach for the Cognitive Factory — A Position Paper,” in *2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*, Okinawa, Japan, 2019, S. 540–542, DOI: 10.1109/ICAIIIC.2019.8668990.
- [52] A. Hanna, K. Bengtsson, P.-L. Gotvall, und M. Ekstrom, “Towards safe human robot collaboration - Risk assessment of intelligent automation,” in *25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Vienna, Austria, 2020, S. 424–431, DOI: 10.1109/ETFA46521.2020.9212127.
- [53] A. A. Malik und A. Bilberg, “Human centered Lean automation in assembly,” *Procedia CIRP*, Bd. 81, S. 659–664, 2019, DOI: 10.1016/j.procir.2019.03.172.
- [54] Á. Segura, H. V. Diez, I. Barandiaran, A. Arbelaz, H. Álvarez, B. Simões, und J. Posada *et al.*, “Visual computing technologies to support the Operator 4.0,” *Computers & Industrial Engineering*, Bd. 139, S. 105550, 2020, DOI: 10.1016/j.cie.2018.11.060.
- [55] D. Romero und J. Stahre, “Towards The Resilient Operator 5.0: The Future of Work in Smart Resilient Manufacturing Systems,” *Procedia CIRP*, Bd. 104, S. 1089–1094, 2021, DOI: 10.1016/j.procir.2021.11.183.
- [56] F. Bauder, D. Korte, K. Rapp, R. Schumacher, R. Senninger, R. Trabold, und G. Ullrich, “Fahrerlose Transportsysteme - Leitfaden Sicherheit: VDI-Statusreport März 2020,” 2020.
- [57] T.-A. Tran, T. Ruppert, G. Eigner, und J. Abonyi, “Retrofitting-Based Development of Brownfield Industry 4.0 and Industry 5.0 Solutions,” *IEEE Access*, Bd. 10, S. 64348–64374, 2022, DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3182491.
- [58] M. Müller, T. Ruppert, N. Jazdi, und M. Weyrich, “Self-improving situation awareness for human–robot-collaboration using intelligent Digital Twin,” *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2023, DOI: 10.1007/s10845-023-02138-9.

- [59] B. Gladysz, T.-A. Tran, D. Romero, T. van Erp, J. Abonyi, und T. Ruppert, "Current development on the Operator 4.0 and transition towards the Operator 5.0: A systematic literature review in light of Industry 5.0," *Journal of Manufacturing Systems*, Bd. 70, S. 160–185, 2023, DOI: 10.1016/j.jmsy.2023.07.008.
- [60] Hevner, March, Park, und Ram, "Design Science in Information Systems Research," *MIS Quarterly*, Bd. 28, Nr. 1, S. 75, 2004, DOI: 10.2307/25148625.
- [61] S. Gregor und A. R. Hevner, "Positioning and Presenting Design Science Research for Maximum Impact," *MIS Quarterly*, Bd. 37, Nr. 2, S. 337–355, 2013. [Online]. Verfügbar unter: <http://www.jstor.org/stable/43825912>
- [62] P. Johannesson und E. Perjons, *An Introduction to Design Science*. Cham: Springer International Publishing, 2021.
- [63] R. J. Wieringa, *Design Science Methodology for Information Systems and Software Engineering*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [64] A. Löcklin, F. Dettinger, M. Artelt, N. Jazdi, und M. Weyrich, "Trajectory Prediction of Workers to Improve AGV and AMR Operation based on the Manufacturing Schedule," *Procedia CIRP*, Bd. 107, S. 283–288, 2022, DOI: 10.1016/j.procir.2022.04.046.
- [65] Robotics & Automation News, *Why you're looking at AGV / AMR technology all wrong*. [Online]. Verfügbar unter: <https://roboticsandautomationnews.com/2021/08/03/why-youre-looking-at-agv-amr-technology-all-wrong/44504/> (zuletzt geprüft am 24.08.2021).
- [66] R. Noortwyck, T. Jung, N. Jazdi, R. Schulz, und M. Weyrich, "Rekonfiguration von Intralogistiksystemen mit Hilfe von Simulation unter Einbeziehung von Umfeldbedingungen – Potenzialanalyse," *Logistics Journal*, Proceedings, Vol. 2019., 2019, DOI: 10.2195/lj_Proc_noortwyck_de_201912_01.
- [67] C. C. Brenner, A. Enssle, R. Schulz, und N. Parspour, "Navigation method utilizing floor-integrated inductive power supply modules for omnidirectional AGVs," *Forschung im Ingenieurwesen*, 2022, DOI: 10.1007/s10010-022-00605-y.
- [68] A. Bozkurt, C. Fries, T. Tasci, U. Leberle, D. Kessler, M. Joos, und M. Hagg *et al.*, *Cyber-Physical-Systems for Fluid Manufacturing Systems*: Hannover : publish-Ing, 2023.
- [69] VDA 5050, *Schnittstelle zur Kommunikation zwischen Fahrerlosen Transportfahrzeugen (FTF) und einer Steuerung*, Version 2.0.0 : Januar 2022.
- [70] *Präzise auf Kurs in die autonome Produktion*. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.faulhaber.com/de/motion/autonomes-transportsystem/#q=Autonomous%20Navigation%20%E2%80%93%20With%20Millimeter%20Precision> (zuletzt geprüft am 29.06.2023).
- [71] T. Ruppert, A. Löcklin, D. Romero, und J. Abonyi, "Intelligent Collaborative Manufacturing Space for Augmenting Human Workers in Semi-Automated Manufacturing Systems," in *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Stuttgart, Germany, 2022, S. 1–7, DOI: 10.1109/ETFA52439.2022.9921427.
- [72] Open Robotics, "ROS - Robotic Operating System: ROS Noetic Ninjemys," 2020.
- [73] Open Robotics, "ROS - Setup and Configuration of the Navigation Stack on a Robot," 2018.
- [74] A. Filotheou, E. Tsaoulas, A. Dimitriou, A. Symeonidis, und L. Petrou, "Quantitative and Qualitative Evaluation of ROS-Enabled Local and Global Planners in 2D Static Environments," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, Bd. 98, 3–4, S. 567–601, 2020, DOI: 10.1007/s10846-019-01086-y.

- [75] D. Feng, L. Deng, T. Sun, H. Liu, H. Zhang, und Y. Zhao, "Local Path Planning Based on an Improved Dynamic Window Approach in ROS," in *Advances in Intelligent Systems and Computing, The 10th International Conference on Computer Engineering and Networks*, Q. Liu, X. Liu, T. Shen, und X. Qiu, Hrsg., Singapore: Springer Singapore, 2021, S. 1164–1171.
- [76] H. Bavlé, J. L. Sanchez-Lopez, C. Cimarelli, A. Tourani, und H. Voos, "From SLAM to Situational Awareness: Challenges and Survey," *Sensors*, Bd. 23, Nr. 10, S. 4849, 2023, DOI: 10.3390/s23104849.
- [77] A. S. H. H. V. Injarapu und S. K. Gawre, "A survey of autonomous mobile robot path planning approaches," in *2017 International Conference on Recent Innovations in Signal processing and Embedded Systems (RISE)*, Bhopal, 102017, S. 624–628, DOI: 10.1109/RISE.2017.8378228.
- [78] K. Karur, N. Sharma, C. Dharmatti, und J. E. Siegel, "A Survey of Path Planning Algorithms for Mobile Robots," *Vehicles*, Bd. 3, Nr. 3, S. 448–468, 2021, DOI: 10.3390/vehicles3030027.
- [79] J. Hvězda, M. Kulich, und L. Přeucil, "Improved Discrete RRT for Coordinated Multi-robot Planning," in *ICINCO 2018: Proceedings of the 15th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics : Porto, Portugal, July 29-31, 2018*, Porto, Portugal, 2018, S. 181–189, DOI: 10.5220/0006865901810189.
- [80] A. Pandey, "Mobile Robot Navigation and Obstacle Avoidance Techniques: A Review," *International Robotics & Automation Journal*, Bd. 2, Nr. 3, 2017, DOI: 10.15406/iratj.2017.02.00023.
- [81] A. Pandey, A. K. Kashyap, D. R. Parhi, und B. K. Patle, "Autonomous mobile robot navigation between static and dynamic obstacles using multiple ANFIS architecture," *World Journal of Engineering*, Bd. 16, Nr. 2, S. 275–286, 2019, DOI: 10.1108/WJE-03-2018-0092.
- [82] H. Cheng, Q. Zhu, Z. Liu, T. Xu, und L. Lin, "Decentralized navigation of multiple agents based on ORCA and model predictive control," in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, BC, 92017, S. 3446–3451, DOI: 10.1109/IROS.2017.8206184.
- [83] M. Phillips und M. Likhachev, "SIPP: Safe interval path planning for dynamic environments," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, China, 2011, S. 5628–5635, DOI: 10.1109/ICRA.2011.5980306.
- [84] T. Kruse, A. K. Pandey, R. Alami, und A. Kirsch, "Human-aware robot navigation: A survey," *Robotics and Autonomous Systems*, Bd. 61, Nr. 12, S. 1726–1743, 2013, DOI: 10.1016/j.robot.2013.05.007.
- [85] P. A. Lasota und J. A. Shah, "A multiple-predictor approach to human motion prediction," in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Singapore, Singapore, 2017, S. 2300–2307, DOI: 10.1109/ICRA.2017.7989265.
- [86] C. Mavrogiannis, F. Baldini, A. Wang, D. Zhao, P. Trautman, A. Steinfeld, und J. Oh, "Core Challenges of Social Robot Navigation: A Survey," *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, Bd. 12, Nr. 3, S. 1–39, 2023, DOI: 10.1145/3583741.
- [87] R. Möller, A. Furnari, S. Battiato, A. Härmä, und G. M. Farinella, "A survey on human-aware robot navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, Bd. 145, S. 103837, 2021, DOI: 10.1016/j.robot.2021.103837.
- [88] C. Zhang und C. Berger, "Pedestrian Behavior Prediction Using Deep Learning Methods for Urban Scenarios: A Review," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, S. 1–23, 2023, DOI: 10.1109/TITS.2023.3281393.
- [89] R. Greer, N. Deo, und M. Trivedi, "Trajectory Prediction in Autonomous Driving With a Lane Heading Auxiliary Loss," *IEEE Robotics and Automation Letters*, Bd. 6, Nr. 3, S. 4907–4914, 2021, DOI: 10.1109/LRA.2021.3068919.

- [90] I. Gomes und D. Wolf, *A Review on Intention-aware and Interaction-aware Trajectory Prediction for Autonomous Vehicles*, 2022.
- [91] Z. Ding und H. Zhao, "Incorporating Driving Knowledge in Deep Learning Based Vehicle Trajectory Prediction: A Survey," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, S. 1–20, 2023, DOI: 10.1109/TIV.2023.3266446.
- [92] Y. Huang, J. Du, Z. Yang, Z. Zhou, L. Zhang, und H. Chen, "A Survey on Trajectory-Prediction Methods for Autonomous Driving," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 7, Nr. 3, S. 652–674, 2022, DOI: 10.1109/TIV.2022.3167103.
- [93] S. Kolekar, S. Gite, B. Pradhan, und K. Kotecha, "Behavior Prediction of Traffic Actors for Intelligent Vehicle Using Artificial Intelligence Techniques: A Review," *IEEE Access*, Bd. 9, S. 135034–135058, 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3116303.
- [94] V. Murino, M. Cristani, S. Shah, und S. Savarese, Hrsg., *Group and Crowd Behavior for Computer Vision*. Saint Louis: Elsevier Science, 2017.
- [95] A. Nadembega, T. Taleb, und A. Hafid, "A Destination Prediction Model based on historical data, contextual knowledge and spatial conceptual maps," in *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Ottawa, Canada, 2012, S. 1416–1420, DOI: 10.1109/ICC.2012.6364145.
- [96] S. Pellegrini, A. Ess, K. Schindler, und L. van Gool, "You'll never walk alone: Modeling social behavior for multi-target tracking," in *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, Kyoto, 2009, S. 261–268, DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459260.
- [97] A. Lerner, Y. Chrysanthou, und D. Lischinski, "Crowds by Example," *Computer Graphics Forum*, Bd. 26, Nr. 3, S. 655–664, 2007, DOI: 10.1111/j.1467-8659.2007.01089.x.
- [98] C. Liu und J. K. Hedrick, "Model predictive control-based target search and tracking using autonomous mobile robot with limited sensing domain," in *2017 American Control Conference (ACC)*, Seattle, WA, USA, 2017, S. 2937–2942, DOI: 10.23919/ACC.2017.7963397.
- [99] C. Chinag und C. Ding, "Robot navigation in dynamic environments using fuzzy logic and trajectory prediction table," in *International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications (iFUZZY2014)*, Kaohsiung, Taiwan, 2014, S. 99–104, DOI: 10.1109/iFUZZY.2014.7091240.
- [100] B. Gopalakrishnan, A. K. Singh, und K. Krishna, "Time scaled collision cone based trajectory optimization approach for reactive planning in dynamic environments," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, IL, USA, 2014, S. 4169–4176, DOI: 10.1109/IROS.2014.6943150.
- [101] A. Shahidi, K. Peitsch, S. Klimmek, M. Hüsing, und B. Corves, "Real-Time Motion-Planning in Dynamic Environments via Enhanced Velocity Obstacle," in *Springer Proceedings in Advanced Robotics*, v.15, *Advances in Robot Kinematics 2020*, J. Lenarčič und B. Siciliano, Hrsg., Cham: Springer, 2020, S. 158–165.
- [102] C. Park, J. Pan, und D. Manocha, "ITOMP: Incremental Trajectory Optimization for Real-Time Replanning in Dynamic Environments," *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, Bd. 22, Nr. 1, 2012. [Online]. Verfügbar unter: <https://ojs.aaai.org/index.php/ICAPS/article/view/13513>
- [103] C. Park, J. Pan, und D. Manocha, "Real-time optimization-based planning in dynamic environments using GPUs," in *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, Germany, 2013, S. 4090–4097, DOI: 10.1109/ICRA.2013.6631154.
- [104] I. Nishitani, T. Matsumura, M. Ozawa, A. Yorozu, und M. Takahashi, "Human-centered X–Y–T space path planning for mobile robot in dynamic environments," *Robotics and Autonomous Systems*, Bd. 66, S. 18–26, 2015, DOI: 10.1016/j.robot.2014.12.018.

- [105]D. Zardykhan, P. Svamy, M. Hoffmann, E. Shahriari, und S. Haddadin, “Collision Preventing Phase-Progress Control for Velocity Adaptation in Human-Robot Collaboration,” in *IEEE-RAS 19th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, 2019, S. 266–273, DOI: 10.1109/Humanoids43949.2019.9035065.
- [106]A. Mogelmoose, M. M. Trivedi, und T. B. Moeslund, “Trajectory analysis and prediction for improved pedestrian safety: Integrated framework and evaluations,” in *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seoul, 2015, S. 330–335, DOI: 10.1109/IVS.2015.7225707.
- [107]Z. Chen, D. C. K. Ngai, und N. H. C. Yung, “Pedestrian Behavior Prediction based on Motion Patterns for Vehicle-to-Pedestrian Collision Avoidance,” in *2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Beijing, China, 2008, S. 316–321, DOI: 10.1109/ITSC.2008.4732644.
- [108]D. Ellis, E. Sommerlade, und I. Reid, “Modelling pedestrian trajectory patterns with Gaussian processes,” in *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops*, Kyoto, Japan, 2009, S. 1229–1234, DOI: 10.1109/ICCVW.2009.5457470.
- [109]R. Quintero, J. Almeida, D. F. Llorca, und M. A. Sotelo, “Pedestrian path prediction using body language traits,” in *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, MI, USA, 62014, S. 317–323, DOI: 10.1109/IVS.2014.6856498.
- [110]R. Quintero Minguez, I. Parra Alonso, D. Fernandez-Llorca, und M. A. Sotelo, “Pedestrian Path, Pose, and Intention Prediction Through Gaussian Process Dynamical Models and Pedestrian Activity Recognition,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 20, Nr. 5, S. 1803–1814, 2019, DOI: 10.1109/TITS.2018.2836305.
- [111]Y. Chen, M. Liu, S.-Y. Liu, J. Miller, und J. P. How, “Predictive Modeling of Pedestrian Motion Patterns with Bayesian Nonparametrics,” in *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, San Diego, California, USA, 2016, DOI: 10.2514/6.2016-1861.
- [112]M. Bennewitz, W. Burgard, G. Cielniak, und S. Thrun, “Learning Motion Patterns of People for Compliant Robot Motion,” *The International Journal of Robotics Research*, Bd. 24, Nr. 1, S. 31–48, 2005, DOI: 10.1177/0278364904048962.
- [113]A. Bera, S. Kim, T. Randhavane, S. Pratapa, und D. Manocha, “GLMP- realtime pedestrian path prediction using global and local movement patterns,” in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, 2016, S. 5528–5535, DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487768.
- [114]H. Liu und L. Wang, “Human motion prediction for human-robot collaboration,” *Journal of Manufacturing Systems*, Bd. 44, S. 287–294, 2017, DOI: 10.1016/j.jmsy.2017.04.009.
- [115]Z. Wang, P. Jensfelt, und J. Folkesson, “Building a human behavior map from local observations,” in *2016 25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, 2016, S. 64–70.
- [116]D. Ridel, N. Deo, D. Wolf, und M. Trivedi, “Scene Compliant Trajectory Forecast With Agent-Centric Spatio-Temporal Grids,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, Bd. 5, Nr. 2, S. 2816–2823, 2020, DOI: 10.1109/LRA.2020.2974393.
- [117]L. Ballan, F. Castaldo, A. Alahi, F. Palmieri, und S. Savarese, “Knowledge Transfer for Scene-Specific Motion Prediction,” in *Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision – ECCV 2016*, B. Leibe, J. Matas, N. Sebe, und M. Welling, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2016, S. 697–713.
- [118]A. Jain, S. Casas, R. Liao, Y. Xiong, S. Feng, S. Segal, und R. Urtasun, “Discrete Residual Flow for Probabilistic Pedestrian Behavior Prediction,” in *Proceedings of the Conference on Robot Learning*, 2020, Bd. 100, S. 407–419.

- [119] S. Zamboni, Z. T. Kefato, S. Girdzijauskas, C. Norén, und L. Dal Col, “Pedestrian trajectory prediction with convolutional neural networks,” *Pattern Recognition*, Bd. 121, S. 108252, 2022, DOI: 10.1016/j.patcog.2021.108252.
- [120] N. Radwan, W. Burgard, und A. Valada, “Multimodal interaction-aware motion prediction for autonomous street crossing,” *The International Journal of Robotics Research*, Bd. 39, Nr. 13, S. 1567–1598, 2020, DOI: 10.1177/0278364920961809.
- [121] Radwan, Noha, and Wolfram Burgard, “Effective Interaction-aware Trajectory Prediction using Temporal Convolutional Neural Networks,” *Proceedings of the Workshop on Crowd Navigation: Current Challenges and New Paradigms for Safe Robot Navigation in Dense Crowds at IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018.
- [122] J. S. Park und D. Manocha, “HMPO: Human Motion Prediction in Occluded Environments for Safe Motion Planning,” May. 2020, arXiv: 2006.00424v1.
- [123] K. Saleh, M. Hossny, und S. Nahavandi, “Intent Prediction of Pedestrians via Motion Trajectories Using Stacked Recurrent Neural Networks,” *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 3, Nr. 4, S. 414–424, 2018, DOI: 10.1109/TIV.2018.2873901.
- [124] H. Xue, D. Q. Huynh, und M. Reynolds, “Bi-Prediction: Pedestrian Trajectory Prediction Based on Bidirectional LSTM Classification,” in *2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, Sydney, NSW, 2017, S. 1–8, DOI: 10.1109/DICTA.2017.8227412.
- [125] H. Xue, D. Q. Huynh, und M. Reynolds, “SS-LSTM: A Hierarchical LSTM Model for Pedestrian Trajectory Prediction,” in *2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, Lake Tahoe, NV, 2018, S. 1186–1194, DOI: 10.1109/WACV.2018.00135.
- [126] H. Xue, Q. Du Huynh, und M. Reynolds, “PoPPL: Pedestrian Trajectory Prediction by LSTM With Automatic Route Class Clustering,” *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, Bd. 32, Nr. 1, S. 77–90, 2021, DOI: 10.1109/TNNLS.2020.2975837.
- [127] Y. Xu, D. Ren, M. Li, Y. Chen, M. Fan, und H. Xia, “Tra2Tra: Trajectory-to-Trajectory Prediction With a Global Social Spatial-Temporal Attentive Neural Network,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, Bd. 6, Nr. 2, S. 1574–1581, 2021, DOI: 10.1109/LRA.2021.3057326.
- [128] P. Zhang, W. Ouyang, P. Zhang, J. Xue, und N. Zheng, “SR-LSTM: State Refinement for LSTM Towards Pedestrian Trajectory Prediction,” in *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Long Beach, CA, USA, 2019, S. 12077–12086, DOI: 10.1109/CVPR.2019.01236.
- [129] L. Sun, Z. Yan, S. M. Mellado, M. Hanheide, und T. Duckett, “3DOF Pedestrian Trajectory Prediction Learned from Long-Term Autonomous Mobile Robot Deployment Data,” in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA): 21-25 May 2018*, Brisbane, QLD, 2018, S. 1–7, DOI: 10.1109/ICRA.2018.8461228.
- [130] I. Hasan, F. Setti, T. Tsesselis, A. Del Bue, F. Galasso, und M. Cristani, “MX-LSTM: Mixing Tracklets and Vislets to Jointly Forecast Trajectories and Head Poses,” in *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, UT, 2018, S. 6067–6076, DOI: 10.1109/CVPR.2018.00635.
- [131] T. van der Heiden, N. S. Nagaraja, C. Weiss, und E. Gavves, “SafeCritic: Collision-Aware Trajectory Prediction,” Oct. 2019, arXiv: 1910.06673v1.
- [132] A. Gupta, J. Johnson, L. Fei-Fei, S. Savarese, und A. Alahi, “Social GAN: Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks,” in *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, UT, 2018, S. 2255–2264, DOI: 10.1109/CVPR.2018.00240.

- [133] J. Amirian, B. Zhang, F. V. Castro, J. J. Baldelomar, J.-B. Hayet, and J. Pettr , “OpenTraj: Assessing Prediction Complexity in Human Trajectories Datasets,” in *Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision – ACCV 2020*, H. Ishikawa, C.-L. Liu, T. Pajdla, and J. Shi, Hrsg., Cham: Springer International Publishing, 2021, S. 566–582.
- [134] A. Alahi, K. Goel, V. Ramanathan, A. Robicquet, L. Fei-Fei, and S. Savarese, “Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces,” in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, S. 961–971, DOI: 10.1109/CVPR.2016.110.
- [135] F. Bartoli, G. Lisanti, L. Ballan, and A. Del Bimbo, “Context-Aware Trajectory Prediction,” in *2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR): 20-24 Aug. 2018*, Beijing, 2018, S. 1941–1946, DOI: 10.1109/ICPR.2018.8545447.
- [136] A. Bera, T. Randhavane, R. Prinja, and D. Manocha, “SocioSense: Robot navigation amongst pedestrians with social and psychological constraints,” in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, BC, 2017, S. 7018–7025, DOI: 10.1109/IROS.2017.8206628.
- [137] F. Fang, M. Shi, K. Qian, B. Zhou, and Y. Gan, “A human-aware navigation method for social robot based on multi-layer cost map,” *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, Bd. 4, Nr. 3, S. 308–318, 2020, DOI: 10.1007/s41315-020-00125-4.
- [138] A. Rudenko, L. Palmieri, and K. O. Arras, “Predictive planning for a mobile robot in human environments,” Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Workshop on AI Planning and Robotics, 2017.
- [139] G. Best und R. Fitch, “Bayesian intention inference for trajectory prediction with an unknown goal destination,” in *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Hamburg, Germany, 2015, S. 5817–5823, DOI: 10.1109/IROS.2015.7354203.
- [140] V. Karasev, A. Ayvaci, B. Heisele, and S. Soatto, “Intent-aware long-term prediction of pedestrian motion,” in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, 2016, S. 2543–2549, DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487409.
- [141] P. Vasishta, D. Vaufreydaz, and A. Spalanzani, “Natural vision based method for predicting pedestrian behaviour in urban environments,” in *IEEE ITSC 2017: 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems : Mielparque Yokohama in Yokohama, Kanagawa, Japan, October 16-19, 2017*, Yokohama, 2017, S. 1–6, DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317848.
- [142] D. Xie, S. Todorovic, and S.-C. Zhu, “Inferring “Dark Matter” and “Dark Energy” from Videos,” in *2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, Sydney, Australia, 2013, S. 2224–2231, DOI: 10.1109/ICCV.2013.277.
- [143] T. Petkovic, J. Hvezda, T. Rybecky, I. Markovic, M. Kulich, L. Preucil, and I. Petrovic, “Human Intention Recognition for Human Aware Planning in Integrated Warehouse Systems,” in *28th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, Saint-Rapha l, France, 2020, S. 586–591, DOI: 10.1109/MED48518.2020.9183266.
- [144] S.-Y. Chung und H.-P. Huang, “A mobile robot that understands pedestrian spatial behaviors,” in *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Taipei, 2010, S. 5861–5866, DOI: 10.1109/IROS.2010.5649718.
- [145] S. Yi, H. Li, und X. Wang, “Pedestrian Behavior Modeling From Stationary Crowds With Applications to Intelligent Surveillance,” *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, Bd. 25, Nr. 9, S. 4354–4368, 2016, DOI: 10.1109/TIP.2016.2590322.

- [146]D. Vasquez, “Novel planning-based algorithms for human motion prediction,” in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, 2016, S. 3317–3322, DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487505.
- [147]A. Rasouli, I. Kotseruba, und J. K. Tsotsos, “Are They Going to Cross? A Benchmark Dataset and Baseline for Pedestrian Crosswalk Behavior,” in *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, Venice, Italy, 102017, S. 206–213, DOI: 10.1109/ICCVW.2017.33.
- [148]A. Rasouli, I. Kotseruba, T. Kunic, und J. Tsotsos, “PIE: A Large-Scale Dataset and Models for Pedestrian Intention Estimation and Trajectory Prediction,” in *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, Korea (South), 102019, S. 6261–6270, DOI: 10.1109/ICCV.2019.00636.
- [149]A. Rudenko, L. Palmieri, W. Huang, A. J. Lilienthal, und K. O. Arras, “The Atlas Benchmark: an Automated Evaluation Framework for Human Motion Prediction,” in *2022 31st IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, Napoli, Italy, 2022, S. 636–643, DOI: 10.1109/RO-MAN53752.2022.9900656.
- [150]P. Kothari, S. Kreiss, und A. Alahi, “Human Trajectory Forecasting in Crowds: A Deep Learning Perspective,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 23, Nr. 7, S. 7386–7400, 2022, DOI: 10.1109/TITS.2021.3069362.
- [151]X. R. Li und V. P. Jilkov, “Survey of maneuvering target tracking. part v: multiple-model methods,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Bd. 41, Nr. 4, S. 1255–1321, 2005, DOI: 10.1109/TAES.2005.1561886.
- [152]V. V. Unhelkar, P. A. Lasota, Q. Tyroller, R.-D. Buhai, L. Marceau, B. Deml, und J. A. Shah, “Human-Aware Robotic Assistant for Collaborative Assembly: Integrating Human Motion Prediction With Planning in Time,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, Bd. 3, Nr. 3, S. 2394–2401, 2018, DOI: 10.1109/LRA.2018.2812906.
- [153]R. Hug, S. Becker, W. Hubner, und M. Arens, “Particle-based Pedestrian Path Prediction using LSTM-MDL Models,” in *2018 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference: November 4-7, Maui, Hawaii, Maui, HI*, 2018, S. 2684–2691, DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569478.
- [154]R. Huang, H. Xue, M. Pagnucco, F. Salim, und Y. Song, “Multimodal Trajectory Prediction: A Survey,” Feb. 2023, arXiv: 2302.10463v1.
- [155]F. A. Schiegg, I. Llatser, D. Bischoff, und G. Volk, “Collective Perception: A Safety Perspective,” *Sensors (Basel, Switzerland)*, Bd. 21, Nr. 1, 2020, DOI: 10.3390/s21010159.
- [156]M. Demes und S. Bienia, *sentics GmbH: Reinvent your safety*. [Online]. Verfügbar unter: <https://sentics.de/> (zuletzt geprüft am 29.06.2023).
- [157]H. Vietz, M. Hirth, S. Baum, und M. Weyrich, “Synthetic Data Generation for improving Deep Learning-based 5G Indoor Positioning,” in *2023 IEEE 28th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Sinaia, Romania, 2023, S. 1–7, DOI: 10.1109/ETFA54631.2023.10275437.
- [158]M. S. Hagger, “The Reasoned Action Approach and the Theories of Reasoned Action and Planned Behavior,” in *Psychology*, M. S. Hagger, Hrsg.: Oxford University Press, 2019.
- [159]A. Herzig, E. Lorini, L. Perrussel, und Z. Xiao, “BDI Logics for BDI Architectures: Old Problems, New Perspectives,” *KI - Künstliche Intelligenz*, Bd. 31, Nr. 1, S. 73–83, 2017, DOI: 10.1007/s13218-016-0457-5.
- [160]J.-P. Schmidt, T. Müller, und M. Weyrich, “Einsatz einer service-orientierten Architektur zur Orchestrierung eines dezentralen Intralogistiksystems,” in *Springer Reference Technik, Handbuch Industrie 4.0*, M. ten Hompel, B. Vogel-Heuser, und T. Bauernhansl, Hrsg., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2020, S. 1–28.

- [161] B. Leichtmann und V. Nitsch, “How much distance do humans keep toward robots? Literature review, meta-analysis, and theoretical considerations on personal space in human-robot interaction,” *Journal of Environmental Psychology*, Bd. 68, S. 101386, 2020, DOI: 10.1016/j.jenvp.2019.101386.
- [162] ARENA2036 e.V., *ARENA2036: Der Forschungscampus*. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.arena2036.de/de/> (zuletzt geprüft am 11.07.2023).
- [163] D. Rubio, *Beginning Django*. Berkeley, CA: Apress, 2017.
- [164] NAISE GmbH, *NAISE Tracking*. [Online]. Verfügbar unter: <https://naise.eu/> (zuletzt geprüft am 30.08.2023).
- [165] Neo4J Inc., *neo4j - A* Shortest Path*. [Online]. Verfügbar unter: <https://neo4j.com/docs/graph-data-science/current/algorithms/astar/> (zuletzt geprüft am 30.08.2023).
- [166] Europäische Kommission, “Horizon 2020 - Work programme 2014-2015: Annex G: Technology readiness Levels (TRL),”
- [167] W. Kern, *Modulare Produktion*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021.
- [168] F. Klug, *Logistikmanagement in der Automobilindustrie*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2018.
- [169] H.-C. Pfohl, *Logistiksysteme*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2018.
- [170] M. ten Hompel, V. Sadowsky, und M. Beck, *Kommissionierung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [171] M. ten Hompel, T. Schmidt, und J. Dregger, Hrsg., *Materialflusssysteme: Förder- und Lagertechnik*, 4. Aufl. Berlin: Springer Vieweg, 2018.
- [172] W. Xu, “Path Planning for Multi-AGV Systems based on Two-Stage Scheduling,” *International Journal of Performability Engineering*, 2017, DOI: 10.23940/ijpe.17.08.p16.13471357.
- [173] Z. Zhang, Q. Guo, J. Chen, und P. Yuan, “Collision-Free Route Planning for Multiple AGVs in an Automated Warehouse Based on Collision Classification,” *IEEE Access*, Bd. 6, S. 26022–26035, 2018, DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2819199.
- [174] I. Sommerville, *Software Engineering*, 10. Aufl. Hallbergmoos: Pearson, 2018.
- [175] Sunstone-RTLS Kft., *Sunstone-RTLS*. [Online]. Verfügbar unter: <https://sunstone-rtls.com/> (zuletzt geprüft am 14.09.2023).
- [176] A. Löcklin, T. Jung, N. Jazdi, T. Ruppert, und M. Weyrich, “Architecture of a Human-Digital Twin as Common Interface for Operator 4.0 Applications,” *Procedia CIRP*, Bd. 104, S. 458–463, 2021, DOI: 10.1016/j.procir.2021.11.077.
- [177] E. Montini, N. Bonomi, F. Daniele, A. Bettoni, P. Pedrazzoli, E. Carpanzano, und P. Rocco, “7. The Human-Digital Twin in the manufacturing industry: current perspectives and a glimpse of future,” in *Becoming a Platform in Europe: On the Governance of the Collaborative Economy*, J. Soldatos und D. Kyriazis, Hrsg.: Now Publishers, 2021.
- [178] M. Muller, N. Jazdi, und M. Weyrich, “Towards Situative Risk Assessment for Industrial Mobile Robots,” in *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Stuttgart, Germany, 2022, S. 1–8, DOI: 10.1109/ETFA52439.2022.9921440.
- [179] P. Grimmeisen, A. Karimov, M. A. Diaconeasa, und A. Morozov, “Demonstration of a Limited Scope Probabilistic Risk Assessment for Autonomous Warehouse Robots With OpenPRA,” in *Volume 13: Safety Engineering, Risk, and Reliability Analysis; Research Posters*, Virtual, Online, 2021, DOI: 10.1115/IMECE2021-69998.

- [180] P. Grimmeisen, R. Golwalkar, Y. Ma, und A. Morozov, “Automated and Continuous Risk Assessment for ROS-Based Software-Defined Robotic Systems,” in *2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Auckland, New Zealand, 2023, S. 1–7, DOI: 10.1109/CASE56687.2023.10260416.
- [181] VDI-Richtlinie 2510, *Fahrerlose Transportsysteme (FTS)*, Oktober 2005.
- [182] J. Bell, *Machine Learning: Hands-on for developers and technical professionals*. Indianapolis: John Wiley & Sons, 2014.
- [183] M. L. Scott, *Programming language pragmatics*. Amsterdam, Boston, Heidelberg, London, New York, Oxford, Paris, San Diego, San Francisco, Singapore, Sydney, Tokyo: Morgan Kaufmann/Elsevier, 2016.
- [184] Q. R. Lia, Z. Dydek, und D. Theobald, “Why interoperability is critical to the warehouse of the future,” *ISR Europe 2022 - 54th International Symposium on Robotics*, 2022.
- [185] N. Sahlab, D. Braun, C. Köhler, N. Jazdi, und M. Weyrich, “Extending the Intelligent Digital Twin with a context modeling service: A decision support use case,” *Procedia CIRP*, Bd. 107, S. 463–468, 2022, DOI: 10.1016/j.procir.2022.05.009.
- [186] R. Kohavi und F. Provost, “Glossary of terms,” *Machine Learning*, Bd. 30, 2/3, S. 271–274, 1998, DOI: 10.1023/A:1017181826899.
- [187] S. Hoberman und D. Fauth, *Neo4j Data Modeling*. Sedona, USA: Technics Publications, 2023.
- [188] VDI, “VDI-Statusreport Künstliche Intelligenz,” Oct. 2018.
- [189] A. Nüchter, “Semantische dreidimensionale Karten für autonome mobile Roboter,” Dissertation, Institut für Informatik III, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 2006. Accessed: Oct. 18 2021.
- [190] T. Müller, S. Kamm, A. Löcklin, D. White, M. Mellinger, N. Jazdi, und M. Weyrich, “Architecture and knowledge modelling for self-organized reconfiguration management of cyber-physical production systems,” *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, S. 1–22, 2022, DOI: 10.1080/0951192X.2022.2121425.
- [191] R. Hoque, L. Y. Chen, S. Sharma, K. Dharmarajan, B. Thananjeyan, P. Abbeel, und K. Goldberg, “Fleet-Dagger: Interactive Robot Fleet Learning with Scalable Human Supervision,” *Proceedings of Machine Learning Research*, Nr. 205, S. 368–380, 2023.
- [192] B. Siciliano, L. Sciacivico, L. Villani, und G. Oriolo, “Trajectory Planning,” in *Robotics: Modelling, Planning and Control*, London: Springer London, 2009, S. 161–189.
- [193] J.-P. Schmidt, T. Müller, und M. Weyrich, “Methodology for the model driven development of service oriented plant controls,” *Procedia CIRP*, Bd. 67, S. 173–178, 2018, DOI: 10.1016/j.procir.2017.12.195.